

ХАРЬКОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА им. П. ВАСИЛЕНКО

На правах рукописи

ЛЯШЕНКО СЕРГЕЙ АЛЕКСЕЕВИЧ

УДК 681.51: 664.1

АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ  
ОТДЕЛЕНИЯМИ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ  
НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

Специальность: 05.13.07 – «автоматизация процессов управления»

Диссертация на соискание научной степени  
доктора технических наук

Научный консультант:  
Руденко Олег Григорьевич  
доктор технических наук

Харьков - 2015

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	7
РАЗДЕЛ 1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМЫ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	17
1.1. Актуальность рассматриваемой проблемы.....	17
1.2. Компьютерная автоматизация свеклосахарных заводов.....	19
1.2.1. Анализ существующих АСУ ТП сахарного производства.....	19
1.2.2. Автоматизация технологических процессов производства сахара на основе SCADA TRACE MODE .....	23
1.2.3. Проблема сопряжения программируемых логических контроллеров при интеграции локальных систем автоматизации управления технологическими процессами сахарного производства.....	26
1.3. Анализ современных направлений теории управления и особенности применения интеллектуального подхода.....	29
1.3.1. Анализ особенностей систем адаптивного управления.....	29
1.3.2. Анализ математических моделей ОУ.....	32
1.3.3. Особенности интеллектуальных нейросетевых технологий.....	39
1.4. Искусственные нейронные сети, применяемые для решения задач идентификации, управления и прогнозирования.....	43
1.4.1. Многослойный перцептрон (МСП).....	43
1.4.2. Радиально - базисная сеть (РБС).....	44
1.4.3. Обобщенно – регрессионная сеть (ОРС).....	47
1.4.4. Динамические ИНС.....	47
1.5. Анализ алгоритмов обучения ИНС.....	48
1.5.1. Алгоритм обратного распространения ошибки.....	50
1.5.2. Метод Ньютона.....	52
1.5.3. Метод Левенберга-Марквардта.....	52
1.5.4. Квазиньютоновские методы.....	53
1.5.5. Методы сопряженных градиентов.....	55

1.5.6. Рекуррентные методы наименьших квадратов.....	56
1.6. Постановка заданий для исследований.....	57
Выводы по разделу 1.....	58
<b>РАЗДЕЛ 2. КОНЦЕПЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ</b>	
<b>ТП САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА.....</b>	
2.1. Общая характеристика производства сахара.....	60
2.2. Локальные технологические процессы производства сахара как объекты управления.....	65
2.2.1. Анализ основных этапов производства в диффузионном отделении....	65
2.2.2. Анализ процесса очистки диффузионного сока.....	71
2.2.3. Анализ процесса выпаривания дефекованого сока.....	77
2.2.4. Анализ основных технологических процессов при кристаллизации....	80
2.3. Особенности систем автоматизации отделений сахарного производства .....	83
2.4. Выбор критериев управления ТП сахарного производства.....	87
2.4.1. Технические критерии оптимизации.....	88
2.4.2. Экономические критерии оптимизации сахарного производства... ..	92
2.4.3. Определение критериальной связи между основными показателями работы оборудования.....	94
Выводы по разделу 2.....	98
<b>РАЗДЕЛ 3 АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ТП НА ОСНОВЕ</b>	
<b>ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЕЙ.....</b>	
3.1. Построение стационарных статистических линейных моделей.....	100
3.2. Построение стационарных линейных регрессионных моделей технологических процессов сахарного производства.....	108
3.2.1. Регрессионные модели диффузионного аппарата.....	108
3.2.2. Регрессионные модели оборудования в сокоочистительном отделении.....	114
3.2.3. Регрессионные модели многокорпусной выпарной установки.....	117
3.2.4. Регрессионные модели оборудования в кристаллизационном отделении сахарного завода.....	120

3.3. Динамические математические модели ТП сахарного производства.....	123
3.3.1. Принципы построения динамических математических моделей ТП сахарного производства.....	123
3.3.2. Математические модели диффузионного аппарата.....	126
3.3.3. Построение линейризованных математических моделей сокоочистительного оборудования.....	129
3.3.4. Математические модели многокорпусной выпарной установки.....	138
3.3.5. Математические модели вакуум-аппаратов кристаллизационного отделения.....	140
3.4. Синтез систем управления на основе линейных динамических моделей.....	143
3.5. Управление динамическим объектом с помощью статической модели.....	148
3.6. Синтез системы адаптивного управления технологическими процессами.....	153
3.6.1. Особенности функционирования систем адаптивного управления.....	153
3.6.2. Разработка и исследование алгоритма ускоренной идентификации.....	155
3.6.3. Синтез адаптивной системы управления с идентификатором.....	162
Выводы по разделу 3.....	169
<b>РАЗДЕЛ 4. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА..</b>	
4.1. Нейросетевые модели нелинейных объектов.....	171
4.2. Нейросетевая реализация модели Вольтерра.....	176
4.3. Нейросетевая реализация модели Гаммерштейна.....	179
4.3.1. Реализация модели Гаммерштейна на основе радиально-базисной сети....	179
4.3.2. Нейросетевые модели Гаммерштейна объектов со многими входами...	183
4.3.3. Нейросетевая реализация аддитивной модели Гаммерштейна.....	183
4.3.4. Нейросетевая реализация мультипликативной модели Гаммерштейна.....	189
4.4. Моделирование объектов.....	194
4.4.1. Исследование алгоритмов нейроидентификации.....	194
4.4.2. Построение нейросетевых моделей ТП.....	206
Выводы по разделу 4.....	207

РАЗДЕЛ 5. СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СТРАТЕГИЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ.....	209
5.1. Схемы нейросетевого управления.....	209
5.1.1. Прямые и не прямые методы нейросетевого управления.....	209
5.1.2. Последовательная схема нейроуправления.....	212
5.1.3. Схема обратного распространения во времени.....	215
5.1.4. Параллельное нейроуправление.....	218
5.1.5. Прямое адаптивное нейроуправление.....	219
5.2. Управление с самонастройкой.....	221
5.2.1. Нейроуправление с самонастройкой для ПИД-регулятора на базе МСП...222	
5.2.2. Синтез нейросетевого ПИД – регулятора на базе РБС.....	226
5.2.3. Синтез предикторного ПИД – нейрорегулятора.....	229
5.3. Решение задачи прогнозирования на основе динамического многослойного персептрона.....	232
5.4. Моделирование работы нейрорегуляторов.....	238
5.4.1. Моделирование работы нейрорегулятора на базе МСП.....	238
5.4.2. Моделирование работы нейросетевого ПИД – контроллера.....	243
5.4.3. Моделирование интеллектуальной системы управления с нейроконтроллером, нейроэмулятором и эталонной моделью.....	246
5.4.4. Моделирование работы нейросетевого регулятора NARMA – L2.....	250
5.4.5. Моделирование управления с предсказанием.....	257
Выводы по разделу 5.....	265
РАЗДЕЛ 6. ОРГАНИЗАЦИЯ ИНФОРМАЦИОННОГО И ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ТРЕНАЖЕРА.....	268
6.1. Алгоритм обучения на тренажере.....	269
6.2. Организация информационного обеспечения имитационной обучающей модели.....	277
6.2.1. Выбор нейроэмуляторов.....	278

6.2.2. Анализ основных симуляторов ИНС.....	280
6.2.3. Принципы организации программно-информационного обеспечения имитационной обучающей модели.....	282
6.3. Программно-алгоритмическое обеспечение модульного тренажера.....	287
6.4. Состав и схема взаимодействия программных средств имитационной обучающей модели.....	292
6.5. Общие принципы и структурная схема управления станциями главного корпуса Кириковского сахарного завода.....	297
6.6. Экономическое обоснование создания АСУ ТП в ООО «Кириковский сахарный завод».....	299
6.6.1. Основные данные для расчета экономической эффективности.....	299
6.6.2. Техничко-экономические показатели работы завода.....	300
6.6.3. Себестоимость продукции.....	301
6.6.4. Производственные и ценовые соотношения за исследуемый период....	302
6.6.5. Расчет основных показателей экономической эффективности от внедрения инженерных разработок.....	303
Выводы по разделу 6.....	305
ВЫВОДЫ.....	307
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ.....	310
ПРИЛОЖЕНИЕ.....	339
СОДЕРЖАНИЕ ПРИЛОЖЕНИЙ.....	340

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы.** Сахарное производство является одним из наиболее сложных и энергозатратных. Условия высокой конкуренции современной действительности на первый план выводят такие показатели, как качество, энергопотребление, себестоимость и диктуют необходимость применения самых последних достижений технологии, теплотехники, организации сахарного производства [1-3].

Автоматизация сахарной промышленности обеспечивает качественную, эффективную работу всех технологических участков сахарного завода только посредством комплексного подхода к решению данной задачи [4,5].

Как правило, автоматизация различных объектов на каждом из сахарных заводов производилась не одновременно, а поэтапно в разные периоды времени, порой даже в различные десятилетия. В итоге, на современном этапе, сахарные заводы зачастую характеризуются наличием разобщенных, не взаимодействующих между собой, разнородных автоматизированных и информационных систем, оснащенных технической базой от различных производителей [6].

Известно, что в настоящее время большинство существующих промышленных систем автоматизированного управления реализовано на основе пропорциональных (П), интегральных (И) и дифференциальных (Д) регуляторов или их комбинаций, в частности, ПИ- и ПИД-регуляторов [7-10].

Факторами, обусловившими широкое распространение ПИД-регуляторов, стали простота их структуры и высокая надежность. Однако, несмотря на достоинства, ПИД-регуляторам присущ ряд недостатков, что явилось причиной развития адаптивного управления, основная идея которого состоит в изменении параметров регулятора в зависимости от критерия оптимальности замкнутой системы.

Системы управления с ПИД - регуляторами, а также адаптивные системы принято относить к традиционным системам управления. Основные недостатки адаптивных систем, разработанных согласно традиционным принципам, состоят в том, что большинство алгоритмов адаптации получены при условии отсутствия неконтролируемых возмущающих воздействий и при возможности определения всех

параметров объекта в процессе идентификации. Кроме того, практически все алгоритмы адаптации работоспособны лишь, если выполняется гипотеза квазистационарности объекта управления (ОУ). Следует также заметить, что существующие алгоритмы адаптации достаточно сложны в реализации, а процесс адаптации часто занимает неприемлемо продолжительно время.

Учитывая многомерность исследуемых ТП, их разнотипность, нестационарность характеристик и неполноту технологической информации на всех уровнях управления для поддержки принятия решений операторами, диспетчерами, технологами и др. и повышения качества принимаемых ими решений необходимо применение интеллектуального подхода.

В отличие от традиционных, интеллектуальные системы управления за счет использования отдельных математических моделей умственной деятельности человека, при соблюдении некоторых условий, позволяют эффективно решать такие задачи. Нейросетевые системы управления – это системы управления, в которых используется архитектура искусственных нейронных сетей (ИНС) и их способность к обучению [11-16]. ИНС являются весьма многообещающей альтернативой классическим методам идентификации и управления нелинейными системами.

В настоящее время известно достаточно большое число разработок и практических реализаций интеллектуальных систем управления ТП как за рубежом [17-19], так и в Украине [20-26]. В то же время следует отметить, что именно в сахарной промышленности попыток использования технологий искусственного интеллекта еще достаточно мало. Например, в этом направлении известны лишь работы Еременко Ю. И., Жбановой Н. Ю. в России, Ладанюка А. П., Пархоменко И. И., Прокопенко Т. О., Кишенько В. Д. в Украине и др.

Учитывая все отмеченные факторы, можно утверждать, что проблема использования технологий искусственного интеллекта для оптимизации сахарного производства является сравнительно новой и достаточно актуальной. В частности, это касается возможности применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для адаптивного управления ТП производства сахара.

**Связь работы с научными программами, планами, темами.** Тема диссертационной работы и полученные результаты соответствуют проблематике госбюджетных, хоздоговорных тем, а также тем выполненных за собственные средства в Харьковском национальном техническом университете сельского хозяйства им. П. Василенка.

Диссертационная работа выполнена в рамках научно-исследовательских работ: «Розроблення гнучких технологічних процесів діагностування та відновлення деталей сільськогосподарської техніки на ремонтних підприємствах АПК» (розділи «Моделювання і прогнозування технічного стану сільськогосподарської техніки на основі використання штучних нейронних мереж», «Аналіз нейромережевих систем при обробці інформації про технічний стан сільськогосподарської техніки» та «Моделювання роботи вузлів сільськогосподарської техніки в системі «Людина – машина»») (№ ГР 0105U007212, 2005-2006 гг.); «Розробка нових енергозберігаючих екологічно-безпечних технологій і функціонально-стабільних машино-технологічних систем та організаційно-нормативних заходів, які підвищують ефективність механізованого виробництва сільськогосподарської продукції, поліпшують охорону праці та забезпечують збереження біоресурсів, покращення природокористування» (№ ГР 0109U006633, 2009-2014 гг.); «Визначення експлуатаційних властивостей функціональної стабільності мобільних сільськогосподарських агрегатів за критеріями їх керованості» (№ ГР 0112U004602, 2012-2014 гг.); «Дослідження, наукове обґрунтування і впровадження конкурентоспроможних, ресурсозберігаючих технологій, способів реновації, нових матеріалів і технічних засобів для інноваційного розвитку» (№ ГР 0109U000362, 2009–2015 гг.), где автор был соисполнителем, а также «Дослідження та розробка методів обробки даних в автоматичних системах управління технологічними процесами аграрного промислового комплексу на основі нових інформаційних технологій» (№ ГР 0106U013137, 2006-2008 гг.) и «Розробка математичного, програмного та технічного забезпечення АСУ ТП при виробництві цукрової продукції» (№ ГР 0108U001352, 2008, 2009 гг.), где автор был руководителем научно-исследовательской работы.

**Цель и задачи исследования.** Целью диссертационной работы является решение актуальной научно-прикладной проблемы создания теоретических основ автоматизации процессов управления технологическими линиями сахарного производства, функционирующими в условиях существенной текущей неопределенности, на основе нейросетевого подхода, с целью повышения качества и уровня автоматизации производства.

Для достижения поставленной цели в работе решались следующие задачи:

- анализ современного состояния проблемы автоматизированного управления технологическими процессами сахарного производства;

- разработка методов синтеза моделей технологических процессов сахарного производства на основе адаптивного подхода;

- синтез методов адаптивной идентификации и построения моделей, предназначенных для работы в контурах автоматизированной системы управления технологическими процессами сахарного производства, с целью регулирования управляющих параметров ТП и поддержания требуемого качества выходных параметров процессов;

- разработка методов и алгоритмов интеллектуального управления применительно к процессам сахарного производства с учетом различных типов возмущений, действующих на объекты управления;

- разработка методов прогнозирования хода технологических процессов сахарного производства с применением нейросетевого подхода, предназначенных для выработки эффективных управляющих сигналов и позволяющих повысить качество конечного продукта;

- усовершенствование организации информационного и программного обеспечения автоматизированной системы микроконтроллерного управления технологическими процессами сахарного производства на основе предложенных методов и моделей;

- экспериментальное исследование свойств и характеристик разработанных методов, а также разработка рекомендаций по их применению при решении практических задач автоматизации ТП сахарного производства;

- разработка принципов построения и структуры компьютерного тренажера для подготовки операторов ТП сахарного производства.

*Объект исследования* – процессы автоматизированного адаптивного управления технологическими процессами сахарного производства.

*Предмет исследования* – модели и методы управления технологическими отделениями сахарного производства на основе нейросетевого подхода.

*Методы исследования:* методы теории эксперимента, позволившие провести статистический анализ и получить статистические характеристики исследуемых процессов; методы теории систем управления, позволившие синтезировать структуры адаптивных систем автоматизированного управления технологическими процессами сахарного производства; методы теории идентификации, на основе которых были синтезированы настраиваемые модели рассматриваемых объектов управления; методы построения искусственных нейронных сетей, позволившие предложить процедуры интеллектуальной идентификации и управления технологическими процессами сахарного производства; методы имитационного моделирования, позволившие подтвердить эффективность полученных результатов и разработать рекомендации по их практическому использованию в перерабатывающей отрасли сельскохозяйственного производства.

**Научная новизна результатов диссертационной работы** заключается в решении проблемы повышения уровня автоматизации процессов управления ТП сахарного производства, функционирующими в условиях существенной текущей неопределенности, на основе применения адаптивного и интеллектуального подходов путём создания новых и усовершенствования существующих методов построения математических моделей и регуляторов.

В рамках решения этой задачи получены следующие научные результаты:

– впервые предложен метод синтеза моделей ТП сахарного производства на основе адаптивного подхода с учётом нестационарности рассматриваемых процессов, который автоматически настраивает параметры моделей, что позволяет упростить их структуру, повысить уровень обобщения и увеличить скорость работы системы управления;

– впервые предложен метод построения нейромоделей ТП, описываемых нелинейными разностными или дифференциальными уравнениями, который на основе статических ИНС прямого распространения автоматически, по выборке данных, строит модель, адекватно отражающую свойства объекта, что позволяет повысить эффективность процесса управления и уровень достоверности прогнозирования хода ТП;

– впервые предложен метод синтеза нейросетевого и нейросетевого предикторного ПИД-регуляторов, в которых на основе разработанного алгоритма управления в автоматическом режиме определяются параметры этих регуляторов, что позволяет упростить их реализацию и повысить эффективность управления;

– впервые предложена нейросетевая модель прогнозирования хода ТП на основе динамического персептрона, позволяющая более адекватно отражать динамические свойства исследуемых ТП, что способствует повышению точности прогнозирования;

– усовершенствован рекуррентный метод построения нестационарной регрессионной модели, предназначенный для работы в контуре идентификации адаптивной системы управления в условиях, когда параметры объекта изменяются во времени, а полезные сигналы измеряются с помехами;

– усовершенствована организация информационного и программного обеспечения компьютерного тренажера за счет использования предлагаемых методов при построении блоков управления, оптимизации и синтеза моделей ТП, позволяющая моделировать различные технологические режимы и обеспечивающая повышение эффективности подготовки операторов ТП сахарного производства;

– получил дальнейшее развитие метод управления динамическими объектами с помощью их статических моделей, что позволяет упростить процесс построения обобщенной модели и ее использования при оптимизации режимов работы отделений сахарного производства;

– получили дальнейшее развитие нейросетевые методы построения традиционных нелинейных моделей Винера и Гаммерштейна, которые усовершенствованы путём применения ИНС прямого распространения с использованием простых про-

цедур обучения, что позволяет увеличить уровень автоматизации и скорость процесса построения моделей, а также улучшить их интерпретируемость;

– получили дальнейшее развитие адаптивные модели нестационарных ТП сахарного производства, которые модифицированы путём использования для их построения рекуррентных алгоритмов, обладающих повышенной скоростью сходимости, что позволяет сократить время построения математических моделей управляемых процессов;

**Практическое значение полученных результатов.** Предложенные в работе методы и модели синтеза позволяют решать задачи контроля и автоматизированного управления динамическими нестационарными процессами, характерными для ТП сахарного производства, в условиях отсутствия полной информации о статистических свойствах внешних возмущений. В практических приложениях диссертационной работы приведены результаты моделирования и экспериментального исследования режимов работы системы адаптивного управления. Экспериментальные исследования, проведенные на производственных участках ООО “Кириковский сахарный завод” подтверждают основные положения, выносимые на защиту.

Синтезированные в диссертации структуры, модели и алгоритмы могут быть использованы при разработке систем управления непрерывными объектами, а также при создании тренажерных систем для профессиональной подготовки операторов, осуществляющих управление различными объектами.

Решены вопросы улучшения условий и безопасности труда операторов, позволяющих повысить эффективность сахарного производства на рассматриваемых производственных участках.

Материалы данной работы положены в основу учебных курсов «Автоматизация производственных процессов», «Нейросистемы и сети», «Безопасность производственных процессов» в Харьковском национальном техническом университете сельского хозяйства им. П. Василенко (акт внедрения 14.01.2014 г.).

Результаты диссертационной работы были использованы при разработке АСУ ТП диффузии, дефекосатурации, выпаривания и кристаллизации в ООО “Кириковский сахарный завод” (акты внедрения от 24.12.2009 г. и от 28.12.2009 г.), ООО

«Сельскохозяйственное предприятие «Белый колодец»» (акт внедрения от 16.01.2014 г.), ОДО «Новоивановский сахарный завод» (акт внедрения от 25.03.2015 г.). Кроме того была внедрена методика проведения интеллектуальной идентификации параметров технологических процессов сахарного производства на основе нейросетевого подхода в ООО «Кириковский сахарный завод» (акт внедрения от 29.12.2009 г.), ООО «Сельскохозяйственное предприятие «Белый колодец»» (акт внедрения от 17.01.2014 г.), ОДО «Новоивановский сахарный завод» (акт внедрения от 25.03.2015 г.).

**Личный вклад соискателя.** Все основные результаты получены соискателем самостоятельно. В статьях, написанных в соавторстве, соискателю принадлежит: в [4] – выбор оптимальных сечений трубопроводов на сахарном заводе; в [88] – расчет оптимизационных параметров работы оборудования диффузионного отделения; в [94] – обобщенная математическая модель, описывающая взаимосвязь между основными показателями производства; в [100] – определение оптимальных режимов работы ВУ; в [106] – критериальное уравнение связи основных показателей теплотехнических процессов; в [109] – упрощение моделей управления ТП; в [130] – модель преддефекатора; в [131] – подход к построению моделей тепло-массообменных процессов для оборудования в сокоочистительном отделении; в [132] – идея линеаризации математических моделей ТП сокоочистительного отделения; в [134] – подход к линеаризации математических моделей аппаратов технологических систем; в [144] – оценка ошибки при использовании статичной модели управления для динамического объекта; в [145] – оценка потерь при управлении линейным динамическим объектом с помощью статической модели; в [149] – модификация рекуррентного алгоритма МНК; в [162] – применение ортонормированных базисных функций для уменьшения числа идентифицируемых параметров нелинейной модели Вольтера; в [163] – процедура обучения сети, представляющая собой градиентный алгоритм минимизации квадратичного функционала от ошибки идентификации; в [171] – нейросетевой подход к построению нелинейной динамической модели Гаммерштейна; в [173] – процедура обучения нейросети с помощью модифицированного алгоритма Уидроу-Хоффа; в [206] – алгоритм управления ТП на основе нейросетевой модели;

в [207] – принцип построения нейросетевой модели нелинейного объекта с помощью радиально-базисной сети; в [214] – метод получения нестационарной модели ТП; в [229] – синтез нейросетевого ПИД-регулятора для нелинейного объекта; в [230] – нейросетевой подход для синтеза АСУ ТП сахарного производства; в [239] – применение РБС с разными базисными функциями и их кусочно-линейной аппроксимацией для нейросетевого управления; в [246] – формирование клиент-серверной архитектуры Web-SCADA системы; в [248] – оптимизация ввода лабораторных данных в АСУ ТП сахарного завода; в [252] – идея использования упрощенных моделей в тренажерной системе; в [253] – конфигурация программных модулей в тренажере для операторов АСУ ТП; в [254] – разработка структуры компьютерного тренажера.

**Апробация результатов диссертации.** Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научно-технических конференциях, симпозиумах, форумах и семинарах: «Теория и техника передачи, приёма и обработки информации» (Харьков-Туапсе, 2003); «Сучасні проблеми землеробської механіки» (Харків, 2003); «Технічний прогрес в АПК» (Харків, 2004, 2005, 2006, 2008, 2010, 2011, 2012, 2013); «Современные информационные и электронные технологии» "СИЭТ-2005", "СИЭТ-2006" (Одесса, 2005, 2006); «Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій» "ISDMIT 2006" (Євпаторія, 2006); «Глобальные информационные системы. Проблемы и тенденции развития» (Харьков-Туапсе, 2006); «Современные информационные системы. Проблемы и тенденции развития» (Харьков-Туапсе, 2007); «Проблемы информатики моделирования» (Харьков, 2007); «Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України» (Харків, 2007, 2008); «Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій» (Запоріжжя, 2008); «Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития» (Харьков, 2008); «ENERGIA 2009» (Симферополь-Люблин-Луганск-Львов); «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними комплексами» (Київ, 2009); «Автоматизация: проблемы, идеи, решения» (Севастополь, 2010, 2011, 2012, 2013); «Сучасні напрями розвитку інформаційно -комунікаційних технологій та засобів управління» (Харків-Київ, 2010; Ки-

їв-Харків, 2011; Полтава-Баку-Белгород-Кіровоград-Харків, 2014); «Інформаційні технології в навігації і управлінні: стан та перспективи розвитку». (Київ, 2010, 2011); «Молодежь и сельскохозяйственная техника в 21-м веке» (Харьков, 2011); «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» (Євпаторія, 2010); «Информатика, математическое моделирование, экономика» Смоленск, 2013, 2014).

**Публикации.** Основные положения и результаты диссертации опубликованы в 58 печатных работах, из них 34 статьи, из которых 32 статьи в научных специализированных изданиях Украины по техническим наукам (14 одиночных), 7 статей в изданиях, входящих в международные наукометрические базы и 4 статьи в зарубежных научных специализированных изданиях, 2 статьи в других изданиях и 24 публикации в сборниках трудов научных конференций, форумов и семинаров.

# РАЗДЕЛ 1

## АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМЫ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ИССЛЕДОВАНИЯ

### 1.1 Актуальность рассматриваемой проблемы

Сахарное производство является одним из наиболее сложных и энергозатратных. Условия высокой конкуренции современной действительности на первый план выводят такие показатели, как качество, энергопотребление, себестоимость. Такие условия диктуют необходимость применения самых современных научных достижений в среде автоматизации технологий сахарного производства [27].

Автоматизация сахарной промышленности обеспечивает качественную, эффективную работу всех технологических участков сахарного завода только посредством комплексного подхода к решению данной задачи. Одной из основных проблем создания АСУ ТП сахарной промышленности является стабилизация потоко-транспортной линии основного продукта сахарной технологии, а также поддержание оптимальных уровней запаса продукта в промежуточных (буферных) сборниках сахарной технологии. Технологический комплекс предприятия сахарной промышленности состоит из участков заготовки, хранения, подготовки сырья к переработке, отделений получения сока, очистки диффузионного сока, участков получения готового продукта, хранения, а также вспомогательного производства.

Технологический процесс сахарного производства является непрерывно-потоковым, осуществляется посредством непрерывно работающего оборудования, удовлетворяет всем основным требованиям с точки зрения автоматизации технологических процессов сахарной промышленности. Большое значение при подготовке объекта или технологического участка сахарного завода к автоматизации имеет выбор основных технологических параметров объективного управления процессом производства сахара. Исторически сложилось так, что сахарная промышленность имеет огромный опыт по внедрению с последующей эксплуатацией средств вычислительной техники, обобщение которого позволяет сделать определенные выводы

относительно проблем их широкого использования для развития тенденций совершенствования АСУ ТП.

Специфические условия развития АСУ ТП сахарной промышленности на базе вычислительной техники определяются, прежде всего:

- тенденциями роста единичной мощности сахарных заводов с ростом роли задач координации управления предприятиями сахарной промышленности;
- изменением технологических показателей качества сырья, топлива, вспомогательных материалов;
- сезонностью свеклосахарного производства, что снижает эффективность АСУ, повышает требования к снижению начальных затрат на их создание;
- недостаточной обеспеченностью современными средствами измерения, первичными преобразователями (датчиками), особенно исполнительными механизмами и регулирующими органами на многих предприятиях сахарной отрасли.

Анализ функционирования АСУ ТП сахарной промышленности, постановка, разработка новых задач управления, появление новых средств вычислительной техники разрешили переход к созданию распределенных систем управления, которые качественно отличаются от АСУ ТП первого поколения (сосредоточенных). Распределенные системы управления сахарной промышленности реализуют больший диапазон функций, обладают лучшими показателями надежности, живучести, более удобные при внедрении, эксплуатации, модернизации. Кроме того, такие системы реализуют заданные функции с помощью связанных между собой, функционально (территориально) распределенных подсистем.

Рост продуктивности труда на сахарных заводах, разработка новой технологии с целью улучшения качества, повышение эффективности производств сахарной промышленности, требуют обновления, а также усовершенствования систем управления с использованием современных средств измерения и автоматизации.

Для стабильной, эффективной работы предприятий сахарной отрасли необходима качественная организация управления производством, которая на «корпоративном уровне» предусматривает организацию ведения бухгалтерских операций, управления финансовыми потоками предприятия сахарной промышленности, логис-

тики, управления продажами и кадрами, сервиса, маркетинговых исследований рынка сахарной продукции, бюджетирования, управленческой отчетности деятельности каждого отделения сахарного завода и всего предприятия в целом, обеспечения безопасности корпоративных интересов.

«Корпоративный уровень» управления имеет разветвленную структуру и выполняет более сложные задачи, чем АСУ ТП сахарной промышленности на «верхнем уровне». Так как современный сахарный завод, как предприятие, имеет большое количество различных территориально-производственных структур, «верхний уровень» управления в плане решения большинства подзадач аналогичен «корпоративному уровню».

Комплексное решение подзадач верхнего уровня АСУ ТП сахарного производства, исходя из финансовой точки зрения, позволяет сформировать оптимальное соотношение цена/качество выпускаемой сахарной продукции. Специалисты в области управления предприятиями считают, что применение современных средств построения автоматизированного «верхнего уровня» существенно снижает затраты по управлению при достаточно полнофункциональном охвате основных управленческих задач сравнительно с альтернативными решениями (частным случаем является создание ERP-систем) [28,29].

## 1.2 Компьютерная автоматизация свеклосахарных заводов

Системный подход к развитию сахарного производства наряду с совершенствованием технологий и оборудования подразумевает и обязательное применение средств автоматизации производства.

### 1.2.1 Анализ существующих АСУ ТП сахарного производства

В настоящее время на большинстве заводов функционируют сложные иерархические системы автоматизации сахарного производства, базирующиеся на структурах 3-4 уровней создания АСУ ТП: как правило, нижнем, среднем, верхнем и дополнительном корпоративном [30]. Данная концепция комплексной автоматизации техничес-

ки и технологически обусловлена особенностями управления сахарным производством, контроллерами, объединенными с сервером по сетям Ethernet [30, 31].

Например, компания ТЭТА предлагает реализовать систему регулирования участка выпарки, которая обеспечивает регулирование давления в надсоковом пространстве I-го корпуса выпарной установки, регулирование разрежения в ее концентраторе, регулирование уровней в корпусах выпарной установки и синхронизацию сокового потока, автоматическую компенсацию влияния колебаний отбора вторичных паров выпарки на нужды теплоиспользующих установок завода, а также каскадную коррекцию режимов выпарки при изменении сокового потока со стороны предшествующих участков с учетом запаздывания и других параметров по корпусам.

Системой автоматизации может быть предусмотрено регулирование и управление тепловым режимом выпарной установки, потоками сока (сиропа) и уровнями в выпарных аппаратах, управление содержанием сухих веществ в сиропе и управление подачей аммиачной воды, отбором конденсата [32].

Отличительной особенностью многоуровневой системы компьютерного управления, разработанной ООО "Кред" и отличающей ее от аналогов, является комплексный подход, при котором автоматизацией могут быть охвачены все участки производства и производство в целом [33]. Системы автоматизации, внедренные на Староконстантиновском, Наркевичском, Городокском сахарных заводах, Шепетовском сахкомбинате (Хмельницкая область), реализуют алгоритмы управления диффузионной установкой, очисткой сока, выпарной станцией.

В [33, 34] описана трёхуровневая иерархическая АСУ ТП сокоочистки, включающая нижний уровень (датчики и исполнительные механизмы), средний уровень (контроллер, коммутационная аппаратура, преобразователи для двигателей постоянного и переменного тока) и верхний уровень (АРМ оператора).

Для увеличения надежности системы было предусмотрено управление процессом посредством SCADA-системы.

Для автоматического управления всей системой используется промышленный контроллер с процессором SPEED7 фирмы VIPA, обладающий высокой производительностью и поддержкой открытых интерфейсов: Ethernet (одновременно два порта

–активный и пассивный) и Profibus-DP master/slave.

Повышение общего эффекта очистки, который до настоящего времени не превышает 40%, осуществляется за счет использования современного промышленного контроллера TSX Premium фирмы Schneider Electric и приборов с высокими точностными и эксплуатационными характеристиками.

Как и в АСУ ТП сокоочистки, система автоматизации отделения диффузии проектировалась как трёхуровневая иерархическая система управления. Все особенности АСУ ТП сокоочистки реализованы и в АСУ ТП диффузии.

Для автоматического управления всей системой используется также промышленный контроллер фирмы VIPA с процессором SPEED.

На ВП "Ждановский сахарный завод" (Винницкая обл.) фирмой Теплоком выполнен комплекс инженерно-проектных работ по модернизации диффузионного отделения и тепло-технологической схемы, а на ОАО "Шепетовский сахарный завод" (Хмельницкая обл.) - комплекс работ по модернизации сушильного и упаковочного отделений завода [35, 36].

Существенные результаты в области автоматизации сахарного производства были достигнуты фирмой «Укрсервисавтоматика» (г. Полтава). Так за последние годы ею была завершена модернизация АСУ ТП диффузионного отделения на Лохвицком сахарном заводе в 2012 г., в 2011 г. доработана АСУ ТП сахарного завода в пгт. Угроеды, внедрена АСУ ТП жомосушильного отделения сахарного завода в п. Яреськи, а также в 2010 г. модернизированы АСУ ТП: выпарной станции Конгрессовского сахарного завода, дефекосатурации сахарного завода в п. Моевка, центрифуг сахарного завода в Глобино, продуктивное отделение сахарного завода в Яреськах, диффузионного отделения и выпарной станции для ООО "УК.АЗ.-ДРУЖБА". Кроме того, разработана АСУ ТП выпарной установки финского вакуум-аппарата и создана АСУ отделения фильтрации для Жабинковского сахзавода.

В настоящее время ООО «Сахавтомат» (Харьков) производит модернизацию системы автоматизации станции дефекосатурации, заменяя физически и морально устаревшие системы пневмоавтоматики на контроллер S7-300 (Siemens, Германия) [37].

В 2010 году компания "Теплоком" осуществила модернизацию станции defe-

косатурации и тепловой схемы сахарных заводов компании "Астарта-Киев": ПП "Яреськовский сахарный завод", ПП "Глобинский сахарный завод", ПП "Кобеляцкий сахарный завод" (Полтавская обл.), ПП "Ждановский сахарный завод" [38, 39].

Компания "CTSystems" (Киев) разрабатывает АСУ ТП свеклоперерабатывающего отделения, выпарной станции, станции дефекосатурации, на основе программируемых контроллеров TSX Premium от Schneider Electric, SCADA-системы WinCC от Siemens и InTouch от Wonderware Inc., станции оператора на базе PC и полевого оборудования, датчиков и клапанов – от Aplisens (Польша), Bray (Германия), Omal (Италия), ВТК Пром (Россия), Metran (Россия) [40].

Компания Прогтехком (Обухов) автоматизировала ТП дефекосатурации Оржицкого сахарного завода (Полтавська обл.) с использованием SCADA и SOFTLOGIC-система TRACE MODE и контроллеров WinCON-8000 [41].

Первая система автоматизации на ОАО "Валуйкисахар", г. Валуйки, Белгородской области - система автоматизации цеха дефекосатурации с использованием промышленного контроллера TSX Premium фирмы Schneider Electric была разработана и внедрена центром автоматизации новых технологий (ЦАНТ) [42].

АСУ ТП сахарного завода, разработанная ООО "ТомИУС-ПРОЕКТ"[43], обладает большими функциональными возможностями, позволяющими не только оперативно представлять параметры в удобном для оператора виде на масштабируемых динамических мнемосхемах экранов операторских станций, но и обеспечивающими различные режимы управления: прямое цифровое, супервизорное управление, логическое управление по циклограммам и аналоговое регулирование по П, ПИ, ПИД законам, в том числе управление листовыми фильтрами.

Система автоматизации на контроллерах Allen-Bradley – одноуровневая и самая простая по конструкции, позволяет управлять работой всех производственных участков в реальном времени, оптимизируя работу участков по техническим критериям и исключить проблемы по объединению локальных систем, тем самым улучшая технологический процесс сахарного завода в целом по обобщенному технико-экономическому критерию [44].

Используемая в рассмотренных проектах концепция комплексной автоматиза-

ции технически и технологически обусловлена особенностями управления сахарным производством и контроллерами, объединенными с сервером по сетям Ethernet. Различия в точности и надежности функционирования АСУ ТП сахарного производства в системах с организацией магистрали данных по сети Ethernet зависят от технических возможностей, которые позволяют реализовывать современные SCADA-системы и системы управления базами данных.

К недостаткам рассмотренных АСУ ТП следует отнести все недостатки Ethernet (негарантированная доставка некоторых информационных потоков по магистрали к АРМ и серверу в реальном времени, необходимость установки одного или нескольких серверов, неизбежное снижение скорости обмена информацией в случае любого расширения системы при изменениях технологической схемы или увеличении производственных мощностей и т.д.).

### 1.2.2 Автоматизация технологических процессов производства сахара на основе SCADA TRACE MODE

Хотя современные SCADA-системы и имеют схожие возможности и принципы функционирования, в случае, когда объектом мониторинга и управления является сложная динамическая многопараметрическая система, средств, предоставляемых традиционными SCADA-системами, становится недостаточно. SCADA система TRACE MODE по своей функциональности давно уже переросла рамки традиционной SCADA, и тем не менее SCADA это по-прежнему наиболее востребованная ее часть.

TRACE MODE - это первая интегрированная информационная система для управления промышленным производством, объединяющая в едином целом продукты класса SOFTLOGIC-SCADA/HMI-MES-EAM-HRM.

На сахарных заводах Украины практически на всех процессах производства сахара применяется SCADA TRACE MODE, начиная с АСУ ТП котельных до управления процессами диффузии, дефекосатурации, выпаривания и кристаллизации [45].

Компания Сатер (Киев, Украина), специализирующаяся на разработке АСУ ТП котлоагрегатов для сахарных заводов, с успехом применила SCADA TRACE MODE и контроллеры Логикон (ИКС Техно, Киев, Украина) в автоматизации технологических

процессов котлоагрегатов 2-го сахарного завода им. Петровского, сахарного завода «Цукрове», на Купянском и многих других сахарных заводах Украины.

SCADA TRACE MODE применена в системе автоматизации технологических процессов установок диффузии, дефекосатурации и выпарки Луганского, Городище-Пустоваровского, Шамраевского, Краснознаменского сахарных заводов, а также на 2-ом сахарном заводе им. Петровского.

На Краснознаменском заводе (пгт. Радостное, Одесская обл.), входящем в группу ОзАО "АПК Южный альянс", компания "Информатика, компьютеры, системы" разработала и внедрила систему автоматизации технологических процессов участка дефекосатурации на базе SCADA TRACE MODE. В этих АСУ ТП использованы контроллеры I-8000 (ICP DAS) и на полевом уровне автоматизации - I-8811 под управлением Micro TRACE MODE с применением технологии программирования логических контроллеров SOFTLOGIC, на котором реализованы функции управления исполнительными механизмами и функции сбора информации с датчиков [45, 46].

В SCADA TRACE MODE разработан диспетчерский уровень системы автоматизации технологических процессов участка дефекосатурации Краснознаменского завода. Система обеспечивает непрерывный прием данных реального времени с измерительных устройств (ТСП-Pt100, ВЛР230, рН-101П, БРУ-7) и представление информации оператору в удобном и интуитивно понятном виде [46].

На Парафиевском сахарном заводе (Черниговская область) SCADA TRACE MODE применена в системе управления установкой фильтр-прессов [45]. В проекте использованы контроллеры I-8000 (ICP DAS) под управлением Micro TRACE MODE.

Программное обеспечение для управления производственным комплексом сахарного завода SimpleSug™, включающим все технологические стадии, разработала группа компаний «Techinservice Group» [47].

ДП "Интерсвязь" (Киев) на основе SCADA разработаны «Автоматизированная система вакуум – конденсационной установки для сахарных заводов» и «Автоматизированная система дефекосатурации для сахарных заводов».

Компания «Тригла» (Киев, Украина), являющаяся ведущим производителем и по-

ставщиком систем автоматики и технологического оборудования, модернизирует сахарное оборудование для АСУ ТП выпарного отделения на основе ПЛК Siemens S7 [48].

ЧФ «Укрсервисавтоматика» для ОАО «Лохвицкий сахарный завод» модернизировала АСУ ТП «Выпарка-155», впервые применив одну из прогрессивных технологий искусственного интеллекта FUZZY LOGIC (нечеткая логика), основанную на матрично-директивном ассоциативном регулировании и нечетких вычислениях. Данная технология регулирования позволяет осуществлять управление объектом путем воздействия на один исполнительный механизм по нескольким независимым входящим технологическим параметрам за один цикл управления. Однако такой интеллектуальный подход не получил в настоящее время должного распространения.

Аппаратная база модернизированной АСУ ТП «Выпарка-155» реализована на оборудовании фирмы Siemens [49].

В качестве SCADA системы в АСУ ТП «Выпарка-155» использован программный пакет визуализации SIMATIC WinCC v6.0.3.0. В качестве технических средств реализации АСУ ТП верхнего уровня выбраны контроллеры SLC5/03 фирмы ALLEN-BRADLEY(США), PREMIUM фирмы SCHNEIDER ELECTRIC (Франция); супервизор RSVIEW 32 фирмы ROCKWELL SOFTWARE (США).

Предприятие «Сахавтомат», осуществляющее модернизацию системы автоматизации выпарной станции, предусматривает замену физически и морально устаревшей системы пневмоавтоматики на контроллер S7-300 (Siemens, Германия).

Фирмой «Укрсервисавтоматика» (Полтава) на Уваровском сахарном заводе была внедрена АСУ ТП станций сатурации, выпаривания, фильтрации и жомосушительного отделения. В состав системы вошло программное обеспечение (ПО) основанное на Simatic WinCC [50].

Однако, несмотря на применение современных SCADA-систем и систем SCADA TRACE MODE следует отметить, что практически все существующие АСУ ТП сахарного производства пока не отвечают в полной мере уровню существующих теоретических разработок в области управления процессами автоматизации, в частности направлены лишь на автоматизацию отдельных (локальных) отделений данного производства на основе ПИД-регуляторов, и не учитывает изменения характе-

ристик оборудования и процессов вследствие постоянно меняющихся режимов работы производства, разнотипности используемого оборудования, емкостей, системы трубопроводов, параметров сырья и т.д. Все это обуславливает необходимость изменения концепции создания АСУ ТП данного производства за счет применения системного подхода, универсиализации и интеллектуализации исследуемых методов и средств [4, 5, 21, 22, 24, 27, 28].

1.2.3 Проблема сопряжения программируемых логических контроллеров при интеграции локальных систем автоматизации управления технологическими процессами сахарного производства

Современная АСУ ТП представляет собой распределенную систему, имеющую различные типы контроллеров, связь с которыми осуществляется по различным полевым шинам и промышленным сетям передачи данных. Каждый участок производства оснащен АРМ (автоматизированным рабочим местом) на базе единой для всех участков SCADA-системы, функциями которой являются контроль и визуализация части (в рамках участка) технологического процесса, формирование тревог и аварийных сообщений. Информация в SCADA-систему стекается от программируемых логических контроллеров, отвечающих за непосредственное управление технологическим процессом в рамках конкретной единицы автоматизированного оборудования. Наиболее популярные SCADA-системы сегодня – GENESIS 32 (Iconics), RSView32 (RockwellSoftware), WinCC (Siemens), VipWin(Festo) [6].

Как отмечалось выше, среди разработчиков контроллеров можно назвать Allen Bradley, Schneider, Siemens, Advantech и др. Проблема связи различных контроллеров успешно решается с помощью технологии OPC (OLE for Process Control) [46].

В основном, автоматизация различных объектов на каждом из сахарных заводов производилась не одновременно, а поэтапно в разные периоды времени. Локальные АСУ ТП в пределах предприятия развивались обособленно, независимо друг от друга. В итоге, на современном этапе, сахарные заводы зачастую характеризуются наличием разобщенных, не взаимодействующих между собой, разнородных автоматизированных и информационных систем, оснащенных технической базой от

различных производителей. Соответственно и программируемые логические контроллеры (ПЛК), используемые в пределах одного завода и являющиеся основой любой АСУ ТП, принадлежат к различным поколениям вычислительной техники. Например, в период с 2001 по 2005 гг. в ЧФ "Укрсервисавтоматика" в три этапа была произведена комплексная автоматизация управления основными участками в ОАО "Лохвицкий сахарный завод" (диффузионным отделением, станцией дефекосатурации и выпарной станцией, жомосушильным отделением). Аппаратная база АСУ ТП всех объектов реализована на оборудовании фирмы Siemens (ПЛК различных поколений - SIMATIC S5 и SIMATIC S7, модули расширения, модули ввода/вывода аналоговых и дискретных сигналов, сеть PROFIBUS-DP). В качестве SCADA системы используется пакет ПО WinCC разработки Siemens [50].

В подобных случаях при интеграции АСУ ТП участков сахарного завода возникает ряд проблем, основной из которых является обеспечение механического, электрического и функционального сопряжения ПЛК для их согласованного взаимодействия. Для этого требуется выполнение ряда определенных условий по конструктивной, электрической и информационной совместимости ПЛК.

В связи с этим к ПЛК с пакетом (ПО), используемому в АСУ сахарным производством, в настоящее время предъявляется ряд обязательных требований и рекомендаций по назначению, указанных в таблице 1.1.

Здесь же приводятся сравнительные данные по их выполнению для промышленных контроллеров, наиболее распространенных на рынке Украины [6].

Невыполнение этих требований приводит к затруднениям в интеграции локальных АСУ ТП в систему управления производством, а иногда и невозможности ее, или необходимы значительные затраты на коренную модернизацию.

Таким образом, в дополнение к отмеченным выше недостаткам существующих АСУ ТП следует отметить, что наличие на сахарных заводах плохо взаимодействующих между собой разобщенных автоматизированных и информационных систем оснащения с технической базой от различных производителей, а также устаревшей измерительной аппаратурой, фиксирующей качество перерабатываемого сырья, затрудняет согласование взаимодействия используемых ПЛК.

Таблица 1.1 – Требования к ПЛК и ПО в АСУ ТП предприятий сахарной промышленности

Содержание требования	Тип ПЛК			
	"Siemens"	"Schneider"	"Micro PC"	(ICOP 6015)
1	2	3	4	5
Серийность производства ПЛК и модулей ввода/вывода	ДА (срок присутствия на рынке Украины более 50 лет)	ДА (срок присутствия на рынке Украины -30 лет)	НЕТ (Модули ввода-вывода имеют характер уникальности)	ДА (срок присутствия на рынке Украины – 3 года)
Наличие сертификата для использования в промышленности	ДА	ДА	НЕТ	ДА
Операционная система ПЛК должна обеспечивать возможность его функционирования в реальном масштабе времени	ДА	ДА	НЕТ (Да - только под управлением ОС Unix, Linux)	ДА
Периферийное оборудование должно комплектоваться типовыми драйверами для связи с ПЛК	ДА	ДА	Разрабатываются исполнителем и имеют характер уникальности	ДА
Возможность работы ПЛК в сети	ДА	ДА	ДА	ДА
Комплектация ПЛК средой программирования	ДА	ДА	По требованию заказчика	По требованию заказчика
Комплектация пакета ПО стандартными DDE и OPC серверами	ДА	ДА	По требованию заказчика	По требованию заказчика
Комплектация ПО руководством пользователя	ДА (Сайт Siemens)	ДА (УНУХТ - кафедра АКИТ)	По требованию заказчика	По требованию заказчика
Наличие подробного описания алгоритмов работы ПО и комментариев	ДА	ДА	По требованию заказчика	По требованию заказчика
Наличие исходных текстов программ. Защищенные программные блоки должны быть паспортизованы с описанием входных и выходных параметров, а также передаточных функций	Поставляет разработчик, при наличии соответствующего требования ТЗ			

Продолжение таблица 1.1

1	2	3	4	5
Возможность корректировки программы ПЛК без остановки ТП	ДА	ДА	НЕТ	НЕТ
Возможность использования ПЛК в интегрированных АСУ ТП без значительных дополнительных затрат	ДА (ПЛК SIMATIC входят в состав комплексной системы автоматизации - ТИА)	ДА (необходимо оборудования для организации связи по UNITELWAY)	НЕТ	ДА (необходимо дополнительное оборудование для организации связи)
ПО верхнего уровня (SCADA система) должно обладать системой аварийных сообщений, системой архивирования, системой регистрации и отчетов	ДА (при выполнении исполнителем соответствующих требований ТЗ к SCADA системе)			
ПО верхнего уровня должно включать в себя среду программирования	ДА (при выполнении исполнителем соответствующих требований ТЗ к SCADA системе)			
Наличие WEB-интерфейса в системе SCADA	ДА при использовании в качестве системы верхнего уровня пакета ПО WinCC (фирмы Siemens)			

Отмеченная несогласованность работы АСУ ТП отделений сахарного производства приводит к снижению продуктивности работы всего завода, характеризующейся такими показателями как коэффициент завода (по Украине в среднем - 0,75-0,8), или коэффициент производства (0,6-0,7). Эти показатели в развитых странах, занимающихся сахарным производством, составляет 0,9-0,94 и (0,8-0,9) [5, 6, 28, 31].

### 1.3 Анализ современных направлений теории управления и особенности применения интеллектуального подхода

#### 1.3.1 Анализ особенностей систем адаптивного управления

При построении систем управления локальными технологическими процессами в настоящее время широко используются пропорционально-интегральные и пропорционально-интегрально-дифференциальные регуляторы (ПИ- и ПИД-регуляторы).

Факторами, обусловившими широкое распространение ПИД-регуляторов, стали простота их структуры и высокая надежность. Настройка ПИД-регулятора для управления некоторым объектом осуществляется заданием всего трех параметров: пропорционального, интегрального и дифференциального коэффициентов передачи.

Для настройки этих параметров можно использовать метод Зиглера-Никольса [51], основанный на реакции системы при подаче единичного ступенчатого воздействия, метод автоматической настройки Нишикавы [52] или метод Хаглундома-Острема [53].

Кроме достоинств ПИД-регуляторы имеют и ряд существенных недостатков. Основные недостатки связаны с необходимостью ручной перенастройки параметров регулятора при изменении параметров объекта или внешних возмущений, при этом трудности настройки значительно возрастают, если объект характеризуется наличием внутренних взаимодействующих контуров. Необходимо отметить, что алгоритмы получения оценок параметров ПИД-регуляторов также имеют определенные недостатки. Например, метод Зиглера-Никольса очень чувствителен к шумам, так как его оценки основаны на результатах экспериментов с разомкнутой системой, а для реализации метода Нишикавы требуется перенастройка параметров регулятора, для чего необходимо вмешательство оператора при формировании тестовых входных сигналов.

Все отмеченное явилось причиной развития адаптивного управления, основная идея которого состоит в изменении параметров регулятора в зависимости от критерия оптимальности замкнутой системы. Большинство современных адаптивных регуляторов разрабатываются с использованием статистических моделей для оценки изменений параметров объекта и шумов. Типовая структура адаптивного регулятора приведена на рис. 1.1 [54]. Здесь объект представляется некоторой моделью, например, передаточной функцией, а идентификатор используется для оценки параметров этой модели, а также для оценки параметров неконтролируемых сигналов. Оценка параметров выполняется в оперативном режиме. Затем найденные параметры модели объекта  $\Psi$  используются для проектирования регулятора в соответствии с критерием оптимальности.

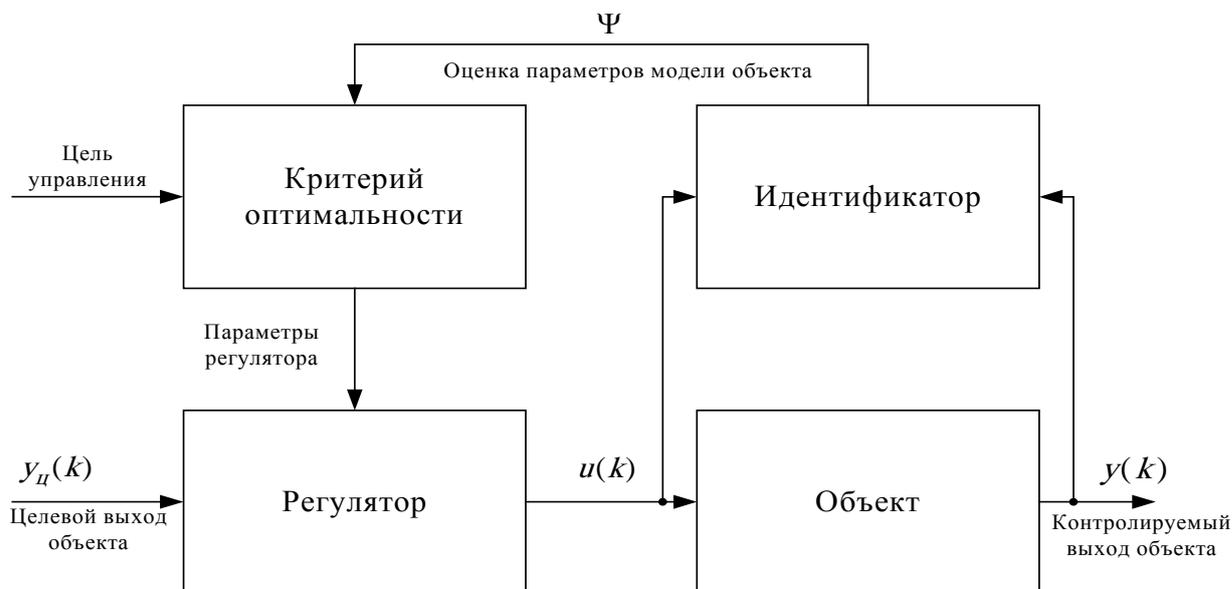


Рисунок 1.1 – Структура адаптивного регулятора

Расчет закона управления выполняется на основе принципа, называемого эквивалентом определенности, или на основе гипотезы разделимости [8, 9].

Для оценки параметров объекта могут использоваться различные методы идентификации, такие как: метод наименьших квадратов, обобщенный метод наименьших квадратов, метод инструментальных переменных, фильтр Калмана, расширенный фильтр Калмана и другие.

Вектор параметров  $\Psi$  может содержать либо только оценки неизвестных параметров модели  $\{\hat{\theta}\}$ , либо оценки параметров и их вероятности  $\{\hat{\theta}, P\}$ . Регуляторы, основанные на принципе эквивалента определенности, учитывают только оценки параметров, т.е.  $\Psi = \{\hat{\theta}\}$  и называются “достоверно эквивалентными” регуляторами, а регуляторы использующие как оценки параметров, так и их вероятности, т.е.  $\Psi = \{\hat{\theta}, P\}$  называются “осторожными” регуляторами.

Классификация адаптивных регуляторов может быть выполнена также на основании различных критериев оптимальности. Если значение критерия оптимальности зависит только от информации, полученной на предыдущих тактах, то регуляторы, построенные с использованием такого критерия, называются неддуальными. При построении дуальных регуляторов критерий оптимальности кроме информации, полученной

на предыдущих тактах, включает в себя и прогнозируемые значения сигналов.

Идея, лежащая в основе построения адаптивных регуляторов, заключается в использовании в реальном времени различных методов идентификации для определения параметров ТП или оборудования сахарного завода, и в последующем использовании полученных оценок параметров для построения закона управления в соответствии с некоторым критерием оптимальности, при условии, что оценки параметров являются достоверными. Данная идея была развита Калманом в работе [55].

Использование моделей, представленных в пространстве состояний, приводит к тому, что закон управления является функцией как неизвестных параметров системы, так и состояний системы. Причем оценивание состояний и неизвестных параметров системы является нелинейной задачей даже в том случае, если сама система линейна. Для получения нелинейных оценок обычно используется расширенный фильтр Калмана [8, 9, 56-58].

Большинство реальных систем характеризуются нелинейными зависимостями, сложными для моделирования динамическими свойствами, наличием неконтролируемых шумов и помех, препятствующих реализации традиционных стратегий управления, поскольку, как современная (в частности теория адаптивного и оптимального управления), так и классическая теория управления в значительной степени базируются на идее линеаризации систем.

### 1.3.2 Анализ математических моделей ОУ

Использование адаптивных методов управления предполагает наличие математической модели, основанной на физических явлениях, и методов оценки параметров этой модели. Однако математическое моделирование, реализуемое на основе предположения о линейности системы, может не отражать ее действительных физических свойств. Даже если удастся построить сложные математические модели, точно отражающие физические соотношения между входом и выходом системы, они могут оказаться бесполезными для целей управления. Практически приемлемыми могут быть только модели с низкой чувствительностью по параметрам, что для нелинейных систем крайне сложно обеспечить.

Затем строится закон управления, направленный на достижение некоторой цели, а математическая модель, рассматривается как реальная система. Данный подход также основывается на теории линейных систем. При возникновении изменений в объекте управления или во внешних условиях необходимо перестраивать параметры модели и задавать новый закон управления. Это требует вмешательства оператора для проверки адекватности модели реальной системе.

Так как реальные процессы в производстве получения сахарной продукции характеризуются, как правило, нелинейными зависимостями, высоким уровнем шумов и их коррелированностью, меняющимися условиями функционирования, обуславливающими изменение характеристик исследуемых объектов и т.д., получение математической модели представляет собой довольно сложную задачу.

Среди многочисленных способов описаний нелинейных динамических объектов наибольшее распространение получили математическая модель Вольтерра и ее разновидности – модели Гаммерштейна и Винера [59-67].

Ряд Вольтерра является одним из наиболее общих представлений нелинейных объектов с одним входом и одним выходом является

$$\begin{aligned}
 y(k) = & g_0 + \sum_{i_1=0}^{\infty} g_{i_1} u(k - i_1) + \sum_{i_1=0}^{\infty} \sum_{i_2=0}^{\infty} g_{i_1 i_2} u(k - i_1) u(k - i_2) + \dots \\
 & \dots + \sum_{i_1=0}^{\infty} \dots \sum_{i_q=0}^{\infty} g_{i_1, i_2, \dots, i_q} u(k - i_1) u(k - i_2) \dots u(k - i_q),
 \end{aligned}
 \tag{1.1}$$

где  $g_{i_1}, g_{i_1 i_2}, \dots, g_{i_1 i_2 \dots i_q}$  – ядра Вольтерра первого, второго, ...,  $q$ -го порядков.

Задача идентификации сводится к определению ядер Вольтерра. Обычно предполагается, что ядра для  $q \geq 2$  являются симметричными, т.е.  $g_{i_1 i_2} = g_{i_2 i_1}$ ,  $g_{i_1 i_2 i_3} = g_{i_1 i_3 i_2} = g_{i_3 i_1 i_2} = \dots$

Учет симметричности ядер и ограничение конечными членами разложений в представлении (1.1) приводит к упрощенной модели объекта в виде ряда Вольтерра:

$$\begin{aligned}
y(k) = & h_0 + \sum_{i_1=0}^m h_1 u(k - i_1) + \sum_{i_1=0}^m \sum_{i_2=i_1}^m h_{i_1 i_2} u(k - i_1) u(k - i_2) + \dots \\
& \dots + \sum_{i_1=0}^m \sum_{i_2=i_1}^m \dots \sum_{i_q=i_{q-1}}^m h_{i_1 i_2 \dots i_q} u(k - i_1) u(k - i_2) \dots u(k - i_q).
\end{aligned} \tag{1.2}$$

При этом  $h_0 = g_0$ ,  $h_1 = q_1$ ,  $h_{i_1 i_2} = \begin{cases} g_{i_1 i_2}, & \forall i_1 = i_2, \\ 2g_{i_1 i_2}, & \forall i_1 \neq i_2 \end{cases}$  и.т.д.

Модель (1.2) может быть записана в виде модели псевдолинейной регрессии

$$y(k) = \theta^T x(k), \tag{1.3}$$

где  $\theta = (h_0, h_1, \dots, h_m, h_{11}, \dots, h_{mm}, \dots, h_{mm \dots m})^T$  – вектор неизвестных параметров;

$x(k) = (1, u(k-1), \dots, u(k-m), u^2(k-1), u(k-1)u(k-2), \dots, u^2(k-m), \dots, u^q(k-m))^T$  – обобщенный вектор входов.

Если при описании объекта использовать сигналы  $u$  и  $y$ , учитывающие запаздывание на  $m$  тактов, получим следующую дискретную модель Вольтерра:

$$\begin{aligned}
\hat{y}(k) = & y_0 + \sum_{i_1=1}^m b_{i_1} u(k - i_1) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=i_1}^m b_{i_1 i_2} u(k - i_1) u(k - i_2) + \dots \\
& \dots \sum_{i_1=1}^m \dots \sum_{i_{p-1}=i_{p-2}}^m \sum_{i_p=i_{p-1}}^m b_{i_1 i_2 \dots i_p} u(k - i_1) u(k - i_2) \dots u(k - i_p) + \sum_{i_1=1}^m a_{i_1} y(k - i_1) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=i_1}^m a_{i_1 i_2} y(k - i_1) y(k - i_2) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \dots \sum_{i_{p-1}=i_{p-2}}^m \sum_{i_p=i_{p-1}}^m a_{i_1 i_2 \dots i_p} y(k - i_1) y(k - i_2) \dots y(k - i_p) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=i_1}^m c_{i_1 i_2} u(k - i_1) y(k - i_2) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_p=1}^m c_{i_1 i_2 \dots i_p} u(k - i_1) y(k - i_2) \dots y(k - i_p) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_p=1}^m c_{i_1 i_2 \dots i_p} u(k - i_1) u(k - i_2) \dots u(k - i_{p-1}) y(k - i_p),
\end{aligned} \tag{1.4}$$

где  $y_0$  – постоянная составляющая;

$b_{i_1}, a_{i_1}$  – ядра Вольтерра первого порядка;

$b_{i_1 i_2}, a_{i_1 i_2}, c_{i_1 i_2}$  – ядра Вольтерра второго порядка и т.д.

Общее число членов ряда определяется по формуле [68]

$$L = \frac{(2m + p + 1)!}{(2m + 1)! p!} - 1. \quad (1.5)$$

Хотя модель в виде ряда Вольтерра является достаточно общей моделью описания нелинейных динамических объектов, и не требует при ее построении значительной априорной информации о свойствах исследуемого объекта, является линейной относительно неизвестных параметров, что позволяет использовать при ее построении хорошо развитый математический аппарат оптимизации, например, МНК, градиентные методы и т.п., значительное количество подлежащих определению ядер Вольтерра является причиной того, что данная модель в ее чистом виде не нашла практического применения. Одним из наиболее эффективных методов уменьшения числа идентифицируемых параметров является использование ортонормированных базисных функций (БФ) [59, 60, 67], что приводит к редуцированной модели.

В этом случае линейные части разложений аппроксимируются линейными комбинациями ортонормированных БФ, а нелинейные – их соответствующими степенями. Таким образом, аппроксимация некоторого вектора линейных параметров  $w$  размерности  $N \times 1$  происходит по правилу

$$w_k = \sum_{i=1}^{N_1} \hat{w}_i r_{ik}, \quad k = 0, 1, \dots, N \quad (1.6)$$

где  $\hat{w}_i$  – вес  $i$ -ой БФ;

$r_{ik}$  –  $k$ -е значение  $i$ -ой БФ  $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iN})^T$ ;

$N_1$  – количество БФ,  $N_1 < N$ .

Модели Гаммерштейна и Винера представляют собой последовательно соединенные статические и динамические звенья и отличаются только порядком их следования (рис. 1.2, 1.3).

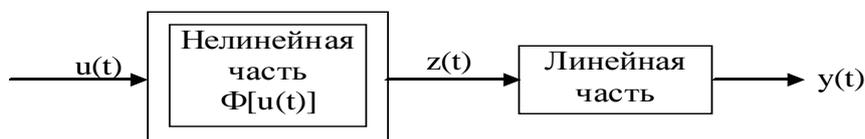


Рисунок 1.2 – Модель Гаммерштейна

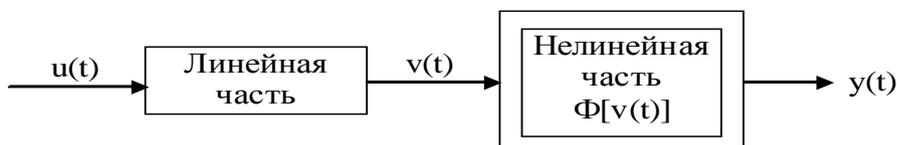


Рисунок 1.3 – Модель Винера

В классической дискретной модели Гаммерштейна статическая нелинейность представлена рядом

$$z(k) = \Phi(u(k)) = \sum_{l=0}^q \alpha_l u^l(k), \quad (1.7)$$

а линейная динамическая часть описывается соотношением

$$y(k) = \alpha_0 \sum_{i=1}^m b_i + \alpha_1 \sum_{i=1}^m b_i z(k-i) + \alpha_q \sum_{i=1}^m b_i z^q(k-i). \quad (1.8)$$

Более общим представлением нелинейного объекта в виде динамической модели Гаммерштейна является представление в виде

$$z(k) = \Phi(u(k)),$$

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^m b_i z(k-i) - \sum_{i=1}^m a_i y(k-i),$$

учитывающем запаздывания как входного  $u(k)$ , так и выходного сигнала рассматриваемого объекта  $y(k)$ .

По аналогии с моделью Вольтерра модель Гаммерштейна может быть представлена уравнением псевдолинейной регрессии (1.3)

Использование аппроксимации

$$h_i = \sum_{j=1}^{N_1} h_j^r \tilde{r}_{ji}, \quad h_{ii} = \sum_{j=1}^{N_1} h_{jj}^r \tilde{r}_{ji} \dots h_{ii \dots i} = \sum_{j=1}^{N_1} h_{jj \dots j}^r \tilde{r}_{ji},$$

приводит к следующей редуцированной, т.е. содержащей уменьшенное количество параметров, модели Гаммерштейна

$$\begin{aligned} y(k) = & h_0 + \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^{N_1} h_j^r \tilde{r}_{ji} \right) u(k-i) + \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^{N_1} h_{jj}^r \tilde{r}_{ji} \right) u^2(k-i) + \dots \\ & \dots + \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^{N_1} h_{jj \dots j}^r \tilde{r}_{ji} \right) u^q(k-i). \end{aligned} \quad (1.9)$$

Необходимость решения задач управления в реальном времени выдвигает определенные требования как к самим алгоритмам управления, входящим в состав математического обеспечения проектируемой системы, так и к техническим средствам, их реализующим.

Рассмотренные классические модели являются непараметрическими, что значительно затрудняет решение задачи идентификации. Кроме того, дополнительные трудности получения адекватного математического описания обуславливают наличие в реальных сигналах помех, требующее предварительной фильтрации сигналов.

В этом случае целесообразен переход либо к параметрическим моделям, либо к регрессионным моделям типа NARX или NARMAX, предложенным и развитым в

работах [69-71]. Так, на основе представления линейных систем ARMAX-моделью, в [71] для описания нелинейных систем используется нелинейная модель авторегрессии скользящего среднего с дополнительными входными сигналами (NARMAX-модель)

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k-1), \dots, u(k-k_u), e(k-1), \dots, e(k-k_e)] + e(k), \quad (1.10)$$

где  $y(k)$  – выходной сигнал объекта;

$u(k)$  – входной сигнал объекта;

$e(k)$  – ошибка измерений;

$f[\cdot]$  – нелинейная функция преобразования.

$k_y, k_u, k_e$  – порядки запаздывания по выходному, входному сигналам объекта и ошибке измерений соответственно.

По аналогии с ARX-моделями линейных систем нелинейные системы могут быть представлены нелинейной NARX-моделью

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k-1), \dots, u(k-k_u)] + e(k) \quad (1.11)$$

Следует отметить, что представления объектов в виде NARMAX или NARX моделей играет фундаментальную роль при исследовании нелинейных объектов с помощью ИНС.

Обобщением описания нелинейных динамических объектов являются представления их моделей в пространстве состояний, которые для непрерывной и дискретной форм имеют соответственно вид:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f_0(x, u) + v; \\ y &= g_0(x, u) + w; \end{aligned} \quad (1.12)$$

$$\begin{aligned}x(k+1) &= f_0(x(k), u(k)) + v(k); \\y(k) &= g_0(x(k), u(k)) + w(k),\end{aligned}\tag{1.13}$$

где  $x \in R^n$  – вектор состояний;

$u \in R^m$  – вектор входных сигналов;

$y \in R^l$  – вектор выходных сигналов;

$v \in R^n$ ,  $w \in R^l$  – векторы помех (шумы процесса и измерений соответственно);

$f_0(\cdot)$ ,  $g_0(\cdot)$  – неизвестные нелинейные функции, зависящие от  $x$  и  $u$ .

Задача идентификации заключается в оценивании неизвестных  $f_0(\cdot)$  и  $g_0(\cdot)$  и при отсутствии априорной информации об этих функциях решается путем применения какого-либо метода анализа «черного ящика».

### 1.3.3 Особенности интеллектуальных нейросетевых технологий

Широко распространенные системы управления с ПИД-регуляторами, а также адаптивные системы принято относить к традиционным системам управления. В них не применяются современные информационные технологии, такие, как нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы и т.д. [11-17].

Основные недостатки адаптивных систем, разработанных согласно традиционным принципам, состоят в том, что большинство алгоритмов адаптации получены при условии отсутствия неконтролируемых возмущающих воздействий и при возможности определения всех параметров объекта в процессе идентификации. Кроме того, практически все алгоритмы адаптации работоспособны лишь, если выполняется гипотеза квазистационарности объекта управления. Следует также заметить, что существующие алгоритмы адаптации достаточно сложны в реализации, а процесс адаптации часто занимает неприемлемо продолжительное время.

Таким образом, можно сделать следующий вывод: для практического применения алгоритмов управления необходимо, чтобы они были адаптивными, устойчивыми, нелинейными, а также простыми для реализации и понимания. Именно по этим причинам в настоящее время широкое применение получают интеллектуаль-

ные системы управления, при синтезе которых используют алгоритмы, обладающие указанными свойствами, что в итоге приводит к повышению эффективности и производительности производства в отделениях и всего завода в целом.

Интеллектуальные системы управления – это системы управления способные к “пониманию” и обучению в отношении объектов управления, возмущений, внешней среды и условий работы [17, 72, 73]. Основное отличие интеллектуальных систем – наличие механизма системной обработки знаний. Главная архитектурная особенность, отличающая интеллектуальные системы управления от “традиционных” – это механизм получения, хранения и обработки знаний для реализации своих функций.

Структурно интеллектуальные СУ содержат дополнительные блоки, выполняющие системную обработку знаний на основе названных выше информационных технологий.

Нейросетевые системы управления – это системы управления, в которых используется архитектура искусственных нейронных сетей (ИНС) и их способность к обучению [15-17]. Искусственные нейронные сети являются весьма многообещающей альтернативой классическим методам идентификации нелинейных систем, имеющим место в сложных производственных динамических процессах, в частности сахарного производства.

Даже в случае использования статических ИНС удастся построить качественные динамические модели.

Динамические ИНС также являются весьма эффективными при идентификации нелинейных динамических объектов в производстве сахара, однако наличие в них обратной связи и появление в связи с этим переходных процессов требует исследования вопросов устойчивости данных сетей. Изменение условий работы сахарного оборудования приводит к необходимости периодического анализа вопросов устойчивости. Поэтому применение данных ИНС в реальном времени зачастую становится проблематичным.

Как отмечалось выше, при нейросетевой идентификации в основном пользуются NARX и NARMAX моделями. Поэтому представляет интерес построение традиционных моделей нелинейных динамических объектов с помощью нейросетевого подхода.

Являясь альтернативой традиционным методам управления, нейросетевое управление основано на применении полностью определенных ИНС для выработки требуемых сигналов управления. Высокий интерес к данному направлению в теории управления определяется следующими факторами:

- ИНС представляют собой адаптивные системы, способные обучаться решению сложных задач. Необходимым условием качественного обучения является правильный выбор структуры нейросетевой модели (НСМ) и объем информации;

- нейросетевые технологии управления позволяют преодолеть многие сложности, возникающие при работе с нелинейными объектами или с объектами неизвестной структуры и неразрешимые с помощью обычных методов адаптивного управления (способность ИНС реализовывать сложные нелинейные отображения обусловлена применением нелинейных функций активации);

- способность ИНС к самообучению позволяет использовать нейрорегуляторы даже в условиях существенных неопределенностей, в то время как для реализации традиционных методов адаптивного управления необходимым условием является наличие большого объема априорной информации об объекте управления;

- высокое быстродействие и надежность нейрорегуляторов обусловлена высокой степенью параллельности ИНС.

На рис. 1.4 показаны области эффективного применения традиционных и интеллектуальных (нейросетевых и нечетких) систем управления.



Рисунок 1.4 – Область наиболее эффективного применения некоторых методов современной теории управления

Как следует из рис. 1.4, традиционные методы управления хорошо зарекомендовали себя при относительно невысокой сложности объекта управления и наличии достаточно полной информации о нем.

Нейросетевые системы управления целесообразно применять при отсутствии информации или высокой сложности объекта управления. Промежуточное положение между данными технологиями занимают нечеткие системы. Отметим, что границы между различными подходами, показанные на рис. 1.4, сами по себе являются весьма условными (нечеткими).

Заметим также, что применение гибридной технологии позволяет создавать системы управления эффективные во всем спектре производственных ситуаций, отраженных на рис. 1.4 [74].

Таким образом, учитывая многомерность исследуемых ТП в сахарном производстве на различных технологических участках, их разнотипность, нестационарность характеристик и неполноту технологической информации на всех уровнях управления производства для поддержки принятия эффективных решений операторами, диспетчерами, технологами и другими техническими работниками, а также повышения качества принимаемых решений, необходимо применение интеллектуального подхода.

Для применения одной из наиболее эффективных и современных технологий интеллектуального управления сложных объектов – нейроуправления, согласно [17, 72] необходимо осуществление следующих действий:

- 1) формирование цели и критериев управления;
- 2) исследование ОУ;
- 3) определение структуры нейросетевой математической модели ОУ (выбор архитектуры нейросетевой модели);
- 4) определение параметров нейросетевой модели ОУ;
- 5) синтез нейросетевого управления (интеллектуального регулятора) на основе выбранного алгоритма;
- 6) коррекция и оптимизация отдельных этапов нейроуправления.

## 1.4 Искусственные нейронные сети, применяемые для решения задач идентификации, управления и прогнозирования

Некоторые типы ИНС вследствие хороших аппроксимирующих свойств явились удобным инструментом для решения задачи идентификации нелинейных ОУ. К числу таких наиболее используемых ИНС относятся многослойный персептрон, радиально-базисная и обобщенно-регрессионная сети, динамические ИНС.

### 1.4.1 Многослойный персептрон (МСП)

МСП представляет собой нейронную сеть с несколькими слоями, каждый из которых состоит из вычислительных узлов (нейронов) [13-15, 75, 76]. Входы сети подсоединены к каждому нейрону в первом слое. Выходы нейронов первого слоя затем становятся входами для нейронов второго слоя и т. д. Последний слой является выходным, все другие слои между входным и выходным называются скрытыми.

Архитектура многослойного персептрона может быть удобно записана как  $n_0 - n_1 - \dots - n_l$ , где  $n_0$  является размерностью входного вектора сети, а  $n_i$ ,  $1 \leq i \leq l$  обозначает номера узлов в соответствующих слоях. Общая зависимость входа-выхода  $i$ -го нейрона в  $k$ -том слое записывается как

$$\begin{aligned} z_i^{(k)} &= \sum_{j=1}^{n_{k-1}} w_{ij}^{(k)} u_j^{(k-1)} + \mu_i^{(k)}; \\ u_i^{(k)} &= f(z_i^{(k)}), \end{aligned} \quad (1.14)$$

где  $w_{ij}^{(k)}$ ,  $\mu_i^{(k)}$  – соответственно веса на соединениях нейронов и смещения (пороговые значения), определяемые в процессе обучения сети;

$f(\cdot)$  – функция активации нейрона.

Так как в практических приложениях приходится производить различные операции не только с самой активационной функцией, но и с ее первой производной, необходимым является использование в качестве активационной монотонной, дифферен-

цируемой и ограниченной функции. Особо важную роль играют такие функции при моделировании нелинейных зависимостей между входными и выходными переменными. Это так называемые логистические или сигмоидальные (S-образные) функции.

К числу таких функций относятся:

– логистическая (униполярная)

$$f_{\log}(z) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha z}}; \quad (1.15)$$

– гиперболического тангенса (биполярная)

$$f_{th}(z) = \tanh(\alpha z) = \frac{e^{\alpha z} - e^{-\alpha z}}{e^{\alpha z} + e^{-\alpha z}}. \quad (1.16)$$

Могут применяться и другие варианты выбора  $f(\cdot)$ .

Выходные нейроны, как правило, обычно не содержат пороговых параметров, а соответствующая им функция активации является линейной, т.е.

$$\hat{y}_i = z_i^{(l)} = \sum_{j=1}^{n_{l-1}} w_{ij}^{(l)} u_j^{(l-1)}, \quad 1 \leq i \leq m.$$

Обучение МСП заключается в определении весов всех слоев  $w_{ij}^{(k)}$  на основании анализа реакции сети на подаваемые на ее вход образы.

Аппроксимирующие возможности МСП были исследованы и описаны многими авторами.

#### 1.4.2 Радиально - базисная сеть (РБС)

Выходной нейрон, как правило, линеен, а его роль сводится к взвешенному суммированию сигналов, поступающих от нейронов скрытого слоя. [13-15, 75, 76].

Представление входа-выхода РБС можно выразить как  $\hat{f}$ :

$$\hat{f}_i(u) = \sum_{j=1}^{n_h} w_{ji} \phi_j(u), \quad 1 \leq i \leq m, \quad (1.17)$$

где  $w_{ji}$  – веса линейных сумматоров;

$n_h$  – число узлов в скрытом слое.

В данных сетях в качестве базисных выбираются некоторые функции расстояния между векторами

$$\phi_i(u) = f(\|u - c_i\|),$$

где  $c_i$  - центры базисных функций (БФ).

Функции  $\phi_i(u)$  выбираются неотрицательными и возрастающими при увеличении  $\|u - c_i\|$ . Поскольку используемые в сети БФ нелинейные, для моделирования произвольной функции нет необходимости брать более одного промежуточного слоя.

У используемых БФ может быть весьма разнообразная структура, Наиболее часто используется гауссовская БФ

$$f(x) = \exp\left\{-\frac{(x - c)^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (1.18)$$

Нелинейная БФ каждого скрытого нейрона имеет свои значения параметров  $c_i$  и  $\sigma_i$ , тогда как в МПС применяются, как правило, стандартные функции активации с одним и тем же для всех нейронов параметром  $\alpha$ . Аргументом радиальной функции является евклидово либо манхэттенское расстояние образца  $x$  от центра  $c_i$ , а в сигмоидальной сети – это скалярное произведение векторов  $w^T u$ .

В общем случае центры  $c_i$  распределены неравномерно. Однако зачастую принимают, что между соседними центрами  $\Delta c = const$ . В этом случае искомые центры определяются по формуле

$$c_j = x_{\min} + (j-1) \frac{x_{\max} - x_{\min}}{r-1}.$$

Как видно, данная формула справедлива для  $r \geq 2$ .

Несмотря на то, что параметр  $\sigma$  в каждом нейроне может иметь различное значение, одинаковое значение  $\sigma$  для каждого нейрона является достаточным условием для универсальной аппроксимации. Это означает, что все  $\sigma_j$  могут иметь фиксированные значения  $\sigma$  для применения более простой обучающей методики. Хотя на практике значение  $\sigma$  может некоторым образом отражаться на вычислительных свойствах алгоритмов обучения, это не сказывается на аппроксимирующих свойствах РБС. Однако в ряде случаев для удобства сравнения различных РБС параметр  $\sigma$  нормируется по отношению к расстоянию между соседними центрами, т.е.

$$\sigma_{\tilde{n}\tilde{i}} = \frac{\sigma}{\Delta\tilde{n}}. \quad (1.19)$$

В этом случае гауссова БФ примет вид

$$f(x) = \exp\left\{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma_{\tilde{n}\tilde{i}}^2 \Delta c^2}\right\}. \quad (1.20)$$

Аналогично могут быть модифицированы и БФ других видов.

Обучение сети заключается в том, что определяются центры  $c_j$ ; выбираются параметры  $\sigma_{ij}$ ; вычисляются элементы матрицы весов  $W$ .

Следует также отметить, что при наличии большого числа неизвестных параметров (весов  $w_{ij}$ , центров  $c_j$ , дисперсий  $\sigma$ ) использование большой обучающей выборки приводит к тому, что при идентификации сложных нелинейных объектов резко возрастает сложность вычислений, и применение данной сети для решения задачи идентификации в режиме on-line становится проблематичным [15].

### 1.4.3 Обобщенно – регрессионная сеть (ОРС)

Как и РБС, данная сеть использует некоторые БФ, например (1.18), которые, однако, являются нормированными [38, 39-41]. Так БФ  $i$ -го нейрона, основывающаяся на гауссовской (1.18), для данной сети принимает вид

$$\phi_i(n) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(u_1 - c_{1,i})^2}{\sigma_1^2} + \dots + \frac{(u_N - c_{N,i})^2}{\sigma_N^2}\right)\right]}{\sum_{j=1}^{n_h} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(u_1 - c_{1,j})^2}{\sigma_1^2} + \dots + \frac{(u_N - c_{N,j})^2}{\sigma_N^2}\right)\right]}. \quad (1.21)$$

При этом

$$\sum_{i=1}^{n_h} \phi_i(n) = 1. \quad (1.22)$$

Как и в случае РБС, в данной сети могут использоваться нормированные параметры  $\sigma$ .

Использование нормированных БФ (1.21) привело к тому, что данную сеть называют еще нормализованной РБС [14, 15].

### 1.4.4 Динамические ИНС

В теории ИНС различают полносвязные и частично-рекурсивные динамические сети, причем первые ввиду их сложной архитектуры, как правило, не находят практического применения. К более эффективным частично-рекурсивным ИНС относят сеть с элементами задержки сигнала, сети Элмана и Джордана [14, 15, 76].

ИНС с элементами задержки сигнала представляет собой один из вариантов многослойного персептрона, состоящий из нейронов, на вход которых поступает сигнал, создающий его временные копии с помощью элементов задержки. Нейрон, на вход которого поступает  $N$ - мерный сигнал и который использует задержку на  $n$  тактов, содержит  $N(n+1)$  весов.

Вследствие большого количества входных сигналов данные сети содержат большое число весовых параметров. Поэтому практическое применение находят только те сети, которые могут быть обучены за требуемое время.

Сеть Джордана и ее разновидность сеть Элмана, помимо обычных, содержат так называемые контекстные нейроны, на вход которых и поступает сигнал обратной связи. Обе сети отличаются способом формирования сигнала обратной связи.

### 1.5 Анализ алгоритмов обучения ИНС

Обучение или адаптация ИНС происходит обычно путем настройки весов и других параметров сети так, чтобы отобразить возможные входные значения в значения на выходе сети.

Существует две основных парадигмы обучения: бат или оффлайн обучение, когда сети предоставляются все обучающие образы одновременно, и она может использовать их так часто, как это необходимо; и онлайн обучение, достоинство которого - естественная способность к адаптации к нестационарной среде, является важным в задачах обработки сигналов и автоматизированного управления.

Базовыми стратегиями обучения являются: обучение с учителем и обучением без учителя (рис. 1.5). В случае обучения с учителем, особенность состоит в том, что для каждого обучающего образа, предъявляемого сети, также предъявляется некоторая информация о корректности отклика сети.

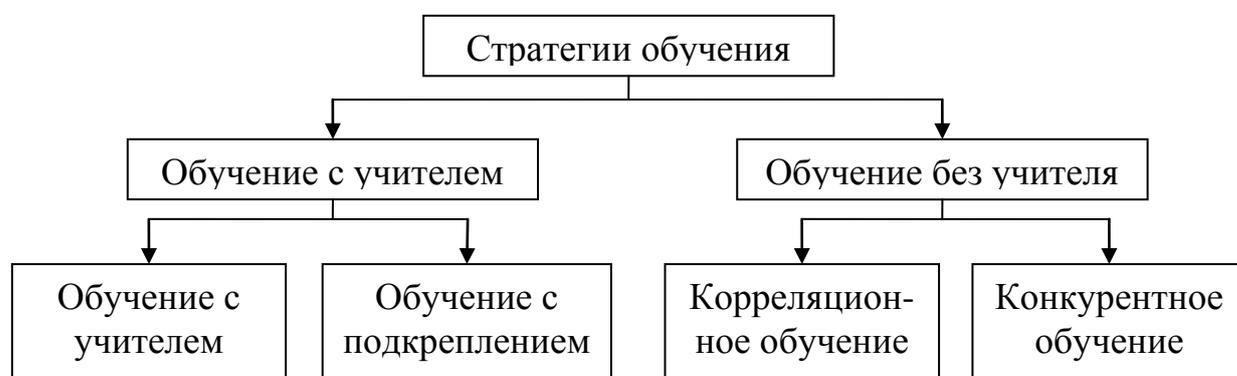


Рисунок 1.5 – Стратегии обучения ИНС

В случае обучения без учителя информация о желаемом значении на выходе сети, соответствующая каждому входному образцу, отсутствует. Система должна обучаться, анализируя информацию, содержащуюся только в обучающих примерах, определяя их собственные свойства и группы.

Так как в задачах нейросетевой идентификации и управления используется обучение с учителем, остановимся на нем подробнее.

Обучение ИНС – итеративный процесс [14]. На каждой итерации вычисляются сетевые выходы для одного (или больше) образца в наборе обучения, и корректируются сетевые веса с целью уменьшения ошибки между фактическим сетевым выходом  $(y_{i,p}^L)$  ( $i = 1, \dots, N^L$ ) и целевым выходом  $(y_{i,p}^*)$  для данного образца. При использовании подходящей сетевой архитектуры и алгоритма обучения сетевые веса стремятся к значениям, при которых сетевой выход становится приемлемо близким к целевому выходу для каждого образца в наборе обучения.

Точность результата на каждой итерации оценивается с использованием функции ошибки  $E$  (или энергетической функции  $J(w)$ )

$$E = \sum_{p=1}^P E_p, \quad (1.23)$$

где  $E_p$  - частичный вклад образца  $p$  в полную сетевую ошибку  $E$ .

Выбор функции ошибки имеет столь же существенное влияние на эффективность МП, как и выбор алгоритма обучения. Наиболее широко используемыми функциями ошибки являются квадратичная функция ошибки

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^{N^L} (y_{i,p}^* - y_{i,p}^L)^2, \quad (1.24)$$

и нормализованная ее версия, называемая среднеквадратичной функцией ошибки

$$E = \frac{1}{2PN^L} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^{N^L} (y_{i,p}^* - y_{i,p}^L)^2. \quad (1.25)$$

Преимущество последней состоит в том, что она нечувствительна как к числу образцов в наборе обучения, так и к числу нейронов в выходном слое сети, что позволяет использовать ее для сравнения в различных задачах обучения.

Обучение ИНС является успешным при достижении сетевой ошибкой допустимого значения, определяемого из условий конкретной задачи. Следует отметить, что достижение минимального значения ошибки часто является нежелательным, т.к. приводит к явлению переобучения ИНС и ухудшению ее фильтрующих и обобщающих свойств. Исключение составляют задачи аппроксимации функций, для которых требуется высокая точность получаемых решений.

Первый теоретически доказанный алгоритм для настройки весов при обучении многослойных ИНС известен как алгоритм обратного распространения ошибки (ОР) [10, 14]. Сегодня ОР может рассматриваться как эталонный тест, с которым сравниваются все другие методы обучения.

### 1.5.1 Алгоритм обратного распространения ошибки

Термин “обратное распространение” относится к процессу, с помощью которого можно вычислить производные функционала ошибки по параметрам сети. Этот процесс может использоваться в сочетании с различными стратегиями оптимизации [75].

В стандартной реализации алгоритма ОР для минимизации целевой функции (функции ошибки) используется градиентный метод поиска (основанный на локальной линейной аппроксимации целевой функции), согласно которому на каждой итерации  $k$  вычисляется градиент минимизируемого функционала  $\nabla f(w(k))$  и корректируются сетевые веса по правилу

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + \Delta w(k); \\ \Delta w(k) = -\eta \nabla f(k), \eta > 0, \end{cases} \quad (1.26)$$

где  $\eta$  - норма обучения, обычно устанавливаемая в диапазоне (0,1),

$$\nabla f(k) = \left( \frac{\partial E(w(k))}{\partial w_1(k)} \quad \frac{\partial E(w(k))}{\partial w_2(k)} \quad \dots \quad \frac{\partial E(w(k))}{\partial w_N(k)} \right)^T.$$

Правило функционирования выходного слоя  $L$  записывается так:

$$y_{k,p}^L = f^L \left( \sum_{l=0}^{N^{L-1}} w_{kl}^L y_{l,p}^{L-1} \right), \quad k = \overline{1, N^L}.$$

При использовании квадратичной функции ошибки выражение для градиента критерия качества функционирования для нейронов выходного слоя будет имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ik}^L} &= \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{N^L} \frac{\partial E}{\partial y_{k,p}^L} \frac{\partial y_{k,p}^L}{\partial a_{k,p}^L} \frac{\partial a_{k,p}^L}{\partial w_{ik}^L} = \frac{\partial}{\partial w_{ik}^L} \left( \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{N^L} (y_{k,p}^* - y_{k,p}^L)^2 \right) = \\ &= - \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{N^L} (y_{k,p}^* - y_{k,p}^L) \frac{\partial y_{k,p}^L}{\partial w_{ik}^L}, \end{aligned}$$

а обобщенная формула (обобщенное дельта правило) имеет вид:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^r} = - \sum_{p=1}^P \delta_{i,p}^{(r-1)} y_{j,p}^{(r-1)}, \quad r = \overline{1, L}, \quad i = \overline{1, N^r}, \quad j = \overline{0, N^{r-1}},$$

где  $r$  - номер слоя, а  $\delta_{i,p}^r$  - локальная ошибка слоя  $r$

$$\begin{aligned} \delta_{i,p}^r &= f'^r(a_{i,p}^r) \sum_{k=1}^{N^{r+1}} \delta_{k,p}^{r+1} w_{ki}^{r+1}, & r = \overline{1, L-1}; \\ \delta_{i,p}^L &= (y_{i,p}^* - y_{i,p}^L) f'^L(a_{i,p}^L), & i = \overline{1, N^L}. \end{aligned}$$

Однако главный недостаток градиентного метода – его медленную сходимость для плохо обусловленных задач – данными средствами устранить не удастся.

### 1.5.2 Метод Ньютона

В градиентном методе основой является идея локальной линейной аппроксимации минимизируемой целевой функции. Если же целевая функция  $f(w(k))$  дважды дифференцируема, то эффективнее использовать ее квадратичную аппроксимацию в точке  $w(0)$  [14, 15, 77]. Итерационная процедура поиска минимума (метод Ньютона) имеет вид:

$$w(k+1) = w(k) - G^{-1}(k)\nabla f(k), \quad (1.27)$$

где  $G(k)$  - матрица Гаусса.

Для квадратичной функции метод Ньютона сходится за один шаг. Чем ближе целевая функция к квадратичной, тем быстрее сходится метод Ньютона.

Для обучения нейронных сетей применение метода Ньютона, основанного на выражении (1.27), нецелесообразно ввиду того, что, во-первых, этот метод можно использовать только, если матрица Гессе положительно определена; во-вторых, он требует существенных вычислительных затрат и значительного объема памяти для хранения данных; в-третьих, при его использовании необходимы аналитические выражения для первых и вторых производных в каждой точке  $w(k)$ .

Использование различных стратегий для регулирования положительной определенности матрицы Гессе и для выбора приемлемой длины шага на каждой итерации позволяет модифицировать метод Ньютона таким образом, чтобы придать ему свойство глобальной сходимости и снизить его вычислительные затраты.

### 1.5.3 Метод Левенберга-Марквардта

Весьма эффективной является модификация метода Ньютона, называемая методом Левенберга-Марквардта [15, 77], в которой направление поиска отличается от

задаваемого методом Ньютона. В данном методе к аппроксимирующей функции добавляется квадратичный штраф за отклонение от точки  $w(k)$ , а новая точка  $w(k+1)$  определяется из условия минимума функции

$$f_k(w) + \alpha(k) \|w - w(k)\|^2 / 2,$$

$$\text{где } f_k(w) = f(w(k)) + (w - w(k))^T \nabla f(w(k)) + 0,5(w - w(k))^T G(k)(w - w(k)),$$

что приводит к методу

$$w(k+1) = w(k) - [G(k) + \alpha(k)I]^{-1} \nabla f(k). \quad (1.28)$$

При  $\alpha(k) = 0$  метод переходит в метод Ньютона, при  $\alpha(k) \rightarrow \infty$  направление поиска стремится к антиградиенту. Таким образом, метод Левенберга-Марквардта (1.28) представляет собой компромисс между этими двумя методами. За счет выбора  $\alpha(k)$  можно добиться глобальной сходимости метода.

Однако в рассмотренных алгоритмах каждая итерация требует больших вычислительных затрат (вычисление вторых производных, решение систем линейных уравнений), а скорость сходимости вдали от минимума не высока.

#### 1.5.4 Квазиньютоновские методы

В основе этих методов лежит идея восстановления квадратичной аппроксимации целевой функции по значениям ее градиентов в ряде точек. Тем самым методы объединяют достоинства градиентного метода (не требуется вычисление матрицы вторых производных) и метода Ньютона (быстрая сходимость вследствие использования квадратичной аппроксимации).

Эти методы имеют общую структуру [15, 77]

$$w(k+1) = w(k) - \alpha(k)H(k)\nabla f(k),$$

где матрица  $H(k)$  пересчитывается рекуррентным способом на основе информации, полученной на  $k$ -й итерации, так что  $H(k) - G^{-1}(k) \rightarrow 0$ .

Основная идея квазиньютоновских методов заключается в построении аппроксимации непосредственно для обратной матрицы  $G^{-1}(k)$ .

Наиболее популярны следующие формулы для пересчета матрицы  $H(k+1)$ :

а) метод Давидона-Флетчера-Пауэлла (ДФП)

$$H(k+1) = H(k) - \frac{H(k)p(k)p^T(k)H(k)}{p^T(k)H(k)p(k)} + \frac{s(k)s^T(k)}{p^T(k)s(k)}, \quad H(0) > 0;$$

б) метод Бroyдена

$$H(k+1) = H(k) - \frac{(s(k) - H(k)p(k))(s(k) - H(k)p(k))^T}{p^T(k)(s(k) - H(k)p(k))}, \quad H(0) > 0;$$

в) метод Бroyдена-Флетчера-Шенно (БФШ)

$$H(k+1) = H(k) + \left(1 + \frac{p^T(k)H(k)p(k)}{s^T(k)p(k)}\right) \frac{s(k)s^T(k)}{s^T(k)p(k)} - \frac{s(k)p^T(k)H(k) + H(k)p(k)s^T(k)}{s^T(k)p(k)}, \quad H(0) > 0, \quad (1.29)$$

где  $p(k) = \nabla f(k+1) - \nabla f(k)$ ;  $s(k) = w(k+1) - w(k)$ .

Несмотря на различие этих формул, для квадратичных функций последовательности  $w(k)$ , генерируемые каждым вариантом метода, совпадают.

Главный недостаток квазиньютоновских методов по сравнению, например, с методом сопряженных градиентов заключается в необходимости хранить и пересчитывать матрицу  $H(k)$  размерности  $n \times n$ , что для больших  $n$  требует большого объема памяти и выполнения большого числа арифметических операций.

### 1.5.5 Методы сопряженных градиентов

В градиентном методе на каждом шаге не используется информация, полученная на предыдущих итерациях. Методы, в которых новое приближение зависит от  $s$  предыдущих

$$w(k+1) = \varphi(w(k), \dots, w(k-s+1)),$$

называются  $s$ -шаговыми. Градиентный метод и метод Ньютона – одношаговые методы. Методы сопряженных градиентов относятся к многошаговым методам и, в отличие от методов Ньютона, не требуют хранения матрицы Гессе. Эти методы основаны на том, что последовательность взаимно сопряженных направлений поиска, удовлетворяющая условию  $t(k) = -H^{-1}(k)\nabla f(k)$ , может быть найдена итерационно, без использования матрицы Гессе, в соответствии с правилом

$$t(k+1) = -\nabla f(k+1) + \beta(k)t(k), \quad (1.30)$$

с начальной установкой направления поиска  $t(0) = -\nabla f(0)$ .

Тогда процесс поиска минимума целевой функции принимает соответствующий вид:

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k)t(k),$$

где  $\alpha(k) = \alpha$ , а  $\alpha$  – значение, минимизирующее соответствующую функцию  $E(w(k) + \alpha t(k))$ .

Различия методов сопряженных градиентов заключаются в способе вычисления  $\beta(k)$ . Наиболее известными из них являются [77]: метод Флетчера-Ривса

$$\beta(k) = \frac{\nabla f(k+1)^T \nabla f(k+1)}{\nabla f(k)^T \nabla f(k)} \quad \text{и} \quad \text{метод} \quad \text{Полака-Рибьера} \quad \beta(k) = \frac{(\nabla f(k+1) - \nabla f(k))^T \nabla f(k+1)}{\nabla f(k)^T \nabla f(k)}.$$

### 1.5.6 Рекуррентные методы наименьших квадратов

Широкое распространение при обучении ИНС получил алгоритм метода наименьших квадратов (МНК) с экспоненциальным взвешиванием информации, получающийся в результате минимизации критерия качества обучения вида [14, 15]:

$$E = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} e^2(i),$$

и имеющей вид:

$$w(k+1) = [\nabla F^T(k+1)A\nabla F(k+1)]^{-1} \nabla F^T(k+1)AD(k+1), \quad (1.31)$$

$$\text{где } \nabla F(k+1) = [\nabla f^T(1)\nabla f^T(2)\dots\nabla f^T(k+1)] - \text{матрица } (k+1) \times N; \quad (1.32)$$

$$D(k+1) = [d(1)d(2)\dots d(k+1)] - \text{вектор } (k+1) \times 1; \quad (1.33)$$

$$A = \begin{bmatrix} \lambda^{k+1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda^k & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} - \text{матрица } (k+1) \times (k+1); \lambda \in (0,1]; \quad (1.34)$$

$e(i) = d(i) - w^T(i-1)\nabla f(i)$  - ошибка обучения.

Рекуррентная оценка (1.31) записывается следующим образом:

$$w(k+1) = w(k) + \frac{P(k)\nabla f(k+1)}{\lambda + \nabla f^T(k+1)P(k)\nabla f(k+1)} e(k+1), \quad (1.35)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left( P(k) - \frac{P(k)\nabla f(k+1)\nabla f^T(k+1)P(k)}{\lambda + \nabla f^T(k+1)P(k)\nabla f(k+1)} \right). \quad (1.36)$$

Использование такого механизма взвешивания информации позволяет обучать сеть, описывающую нестационарные динамические объекты. Обычно в практичес-

ких приложениях принимают  $\lambda \in 0.995 \div 0.999$ . Однако в ряде случаев такой выбор  $\lambda$  себя не оправдывает. Это связано с тем, что фиксированное значение  $\lambda < 1$  может привести к “взрыву параметров” ковариационной матрицы  $P$ . В системах управления это приводит, например, к чувствительному и неустойчивому регулятору.

Более простыми в вычислительном отношении являются градиентные одношаговые алгоритмы, среди которых наиболее быстродействующим оказывается алгоритм Качмажа [54], известный в теории ИНС как алгоритм Уидроу-Хоффа [78]

$$w(k+1) = w(k) - \gamma \frac{e(k+1)}{\|\nabla f(k+1)\|^2} \nabla f(k+1), \quad (1.38)$$

где  $\gamma \in (0,2)$  – коэффициент обучения.

## 1.6 Постановка заданий для исследований

Для достижения конечной цели диссертационной работы и решения проблемы создания научно-практических основ автоматизации процессов управления ТП сахарного производства, которые функционируют в условиях неопределенности, необходимо решить такие задачи:

- исследовать системные связи показателей основных ТП сахарного производства (диффузии, дефекосатурации, выпарки и кристаллизации) с целью формализации построения концепции интегрированного интеллектуального управления производством в условиях неполной информации, как об исследуемых процессах, так и о свойствах возмущений и помех;

- синтезировать адаптивную систему управления ТП на основе упрощенных нестационарных моделей исследуемых процессов;

- адаптировать существующие методы нейросетевой идентификации к условиям ТП производства и разработать принципы интеллектуальной идентификации нестационарных динамических процессов данного производства с целью построения математических предикторных моделей для решения задачи прогнозирования хода ТП;

- разработать принципы и алгоритмы работы интеллектуальной системы управления ТП сахарного производства на основе предикторного нейросетевого ПИД- регулирования;

- осуществить программно-техническую реализацию интеллектуальной системы управления ТП сахарного производства, разработать на ее основе структуру компьютерного тренажера для подготовки операторов ТП, разработать его информационное и программно-алгоритмическое обеспечение и внедрить на действующих предприятиях, в проектных и научных учреждениях.

### Выводы по разделу 1

1. Анализ разработок и исследований в области автоматизации сахарного производства свидетельствует о том, что большинство существующих в настоящее время разработок являются морально устаревшими и не учитывают такие важные особенности ТП, как их многомерность и многосвязность, нестационарность и нелинейность, наличие запаздываний по каналам управления, отсутствие достаточно полной информации, как о свойствах самих исследуемых объектов, так и о присутствующих в измерениях различного рода помех и возмущений.

В таких условиях одним из наиболее эффективных путей улучшения качественных и количественных показателей работы сахарного производства является применение принципиально новых подходов к комплексной автоматизации оборудования, основанных на современных интеллектуальных технологиях, в частности, искусственных нейронных сетях, в сочетании с методами адаптивной обработки информации и управления.

2. Большинство существующих концепций автоматизированного управления отделениями сахарного производства рассматривают каждое отделение независимо от других, осуществляя управление локальными ТП, не учитывая неполноту производственной информации. В настоящее время на большинстве заводов функционируют сложные иерархические системы автоматизации сахарного производства, базирующиеся на структурах 3–4 уровней создания АСУ ТП: как правило, нижнем, среднем, верхнем и дополнительном корпоративном. Данная концепция комплекс-

ной автоматизации технически и технологически обусловлена особенностями управления сахарным производством, контроллерами, объединенными с сервером по сетям Ethernet.

3. Следует, однако, отметить, что оптимизация на нижнем уровне приводит зачастую к постоянным, обычно неконтролируемым колебаниям качественных и количественных показателей продукции, что требует постоянного вмешательства оператора в ход ТП с целью коррекции параметров регуляторов.

В связи с этим, потенциальные резервы автоматизации ТП сахарного производства содержатся в комплексной автоматизации данного производства, направленной на обеспечение стабильности и эффективности заданных значений выходных показателей работы отделений на основе усовершенствование существующего подхода путем перехода к интеллектуализации процессов идентификации, управления и прогнозирования.

4. Отсутствие возможности, сложность или высокая стоимость корректировки параметров ТП в реальном времени не всегда обеспечивают установку необходимых параметров регуляторов, что приводит к недопустимым отклонениям хода ТП. Поэтому необходимой является разработка прогнозирующих моделей и синтез систем предикторного управления, использующих эффективные процедуры настройки параметров.

5. При нейросетевом подходе исследуемый объект представляется в виде ИНС, содержащей помимо входного и выходного один или несколько скрытых слоев, каждый из которых состоит из определенного количества нейронов, реализующих заданную функцию активации.

Среди существующего в настоящее время большого количества сетевых структур для этих целей обычно используют такие статистические сети, как МСП, РБС, ОРС, СЛЛМ и нейро-фаззи сети, сети локально-линейных моделей, а также динамические сети TDNN, Элмана и Джордана. Анализ свойств сетей свидетельствует об эффективности их использования для решения задачи идентификации и управления.

Адаптация известных нейросетевых методов к условиям сахарного производства позволит существенно повысить эффективность создаваемых АСУ ТП сахарного производства.

## РАЗДЕЛ 2

### КОНЦЕПЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ТП САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Автоматизация сахарных заводов должна быть подчинена единой концепции и единой стратегии, которая, в свою очередь, позволила бы как автоматизировать отдельные единицы оборудования и участки, так и объединить уже созданные комплексы в единую линию производства. В противном случае предприятие, автоматизировав ряд участков на базе разных технических средств, нередко из-за несовместимости аппаратных и программных средств, закрытости систем и т.д., не может связать их в единую систему. Затраты на стыковку таких участков соизмеримы со стоимостью автоматизации самих участков.

В этой связи концепция должна, прежде всего, опираться на стандартизированное и унифицированное аппаратное и программное обеспечение, взаимозаменяемость измерительной и преобразовательной аппаратуры, информационные потоки должны сливаться в единое информационное поле, а управление должно формироваться с учетом не только технологических параметров, но и данных системы учета и контроля материально-технических ресурсов предприятия [5].

#### 2.1 Общая характеристика производства сахара

Процесс производства сахара сложен и поэтому относится к тонкой химической технологии. Свекла, поступающая в переработку, бывает разного качества, и, следовательно, приходится учитывать этот фактор. Для этого на сахарных заводах существуют лаборатории, в которых проводят измерения качества продукции на всех этапах переработки. Контроль качества продукции необходим для оперативного изменения технологического процесса.

Основными стандартными этапами производства сахарной продукции являются: приемка и хранение свеклы; транспортировка, очистка, мойка; извлечение сока; очистка сока; выпаривание; кристаллизация и получение белого сахара; обесса-

харивание оттеков и возврат желтого сахара [79-83]. Основные этапы производства сахара представлены на рис. 2.1.



Рисунок 2.1 – Основные этапы производства сахара

Выращенную сахарную свеклу отправляют на завод, где ее сохраняют до необходимости, либо сразу пускают в переработку.

Технология переработки заключается в очистке свеклы от тяжелых и легких примесей, мойке, взвешивании, измельчении и извлечении из свекловичной стружки сок путем выщелачивания (диффузией) веществ клеточного сока при помощи воды, обработке сока известью и осаждению веществ, образующих с ионами кальция нерастворимые соли (дефекация). После этого избыток извести осаждают углекислым газом и дополнительно отделяют несхаристые вещества адсорбцией на поверхности углекислого кальция (1-я сатурация), полученный осадок отделяют фильтрацией, а сок повторно обрабатывают известью и углекислым газом (2-я сатурация), сок снова фильтруют, обрабатывают сернистым газом для обесцвечивания (сульфатация) и фильтруют.

Очищенный сок выпаривают в многокорпусной выпарной станции, сульфитируют и снова фильтруют.

Заключительным этапом производства сахара является уварка очищенного сиропа, при которой растворитель (вода) удаляется, раствор становится пресыщенным и из него выделяется кристаллическая сахароза. Кристаллы сахарозы отделяют центрифугированием, промывают и высушивают, то есть получают товарный сахар.

В зависимости от производственной необходимости получения сахарной продукции разного качества применяют разные продуктовые технологические схемы в сахарных заводах.

В современной сахарной отрасли используются 2-х и 3-х продуктовые схемы получения сахара. При использовании свеклы более высокого качества недостаточно двух увариваний и кристаллизаций (2-х продуктовая). Для более полного выделения сахара применяют, в основном, 3-х продуктовую схему.

На современных свеклосахарных заводах в качестве типовой принята технологическая схема с непрерывным диффузионным процессом. Типовая технологическая схема включает в себя непрерывный диффузионный процесс с возвратом жомпрессовой воды, известково-углекислотную очистку диффузионного сока (включающую прогрессивную преддефекацию, холодно- горячую основную дефекацию, I сатурацию, фильтрование, дефекацию перед II сатурацией, II сатурацию и сульфитацию), сгущение сока выпариванием и две, а чаще всего три ступени кристаллизации с афинацией сахара III кристаллизации.

Наиболее распространенная стандартная технологическая 3-х продуктовая схема переработки сахарной продукции представлена на рис. 2.2 [79].

Этапы производства, а соответственно и технология переработки сахарной свеклы в сахар-песок взаимосвязаны. При этом сначала сахарную свеклу подают гидравлическим транспортером водным потоком на водоотделитель, где отделяется грязная вода, называемая транспортерно-моечной. Далее свекла поступает в свекло-моечную машину и отмывается от легких (ботва, солома) и тяжелых примесей.

Отмытые корнеплоды свеклы взвешивают на автоматических весах и изрезают в стружку, которая поступает в диффузионный аппарат, и обессахаривают горячей водой в противотоке. В результате экстракции (диффузии) сахара и часть несхаров свекловичного сока переходят в воду, образуя так называемый диффузионный сок.

Обессахаренную стружку, называемую жомом, отжимают в прессе и удаляют с завода, а жомпрессовую воду после термообработки и осветления возвращают в диффузионный аппарат (ДА).

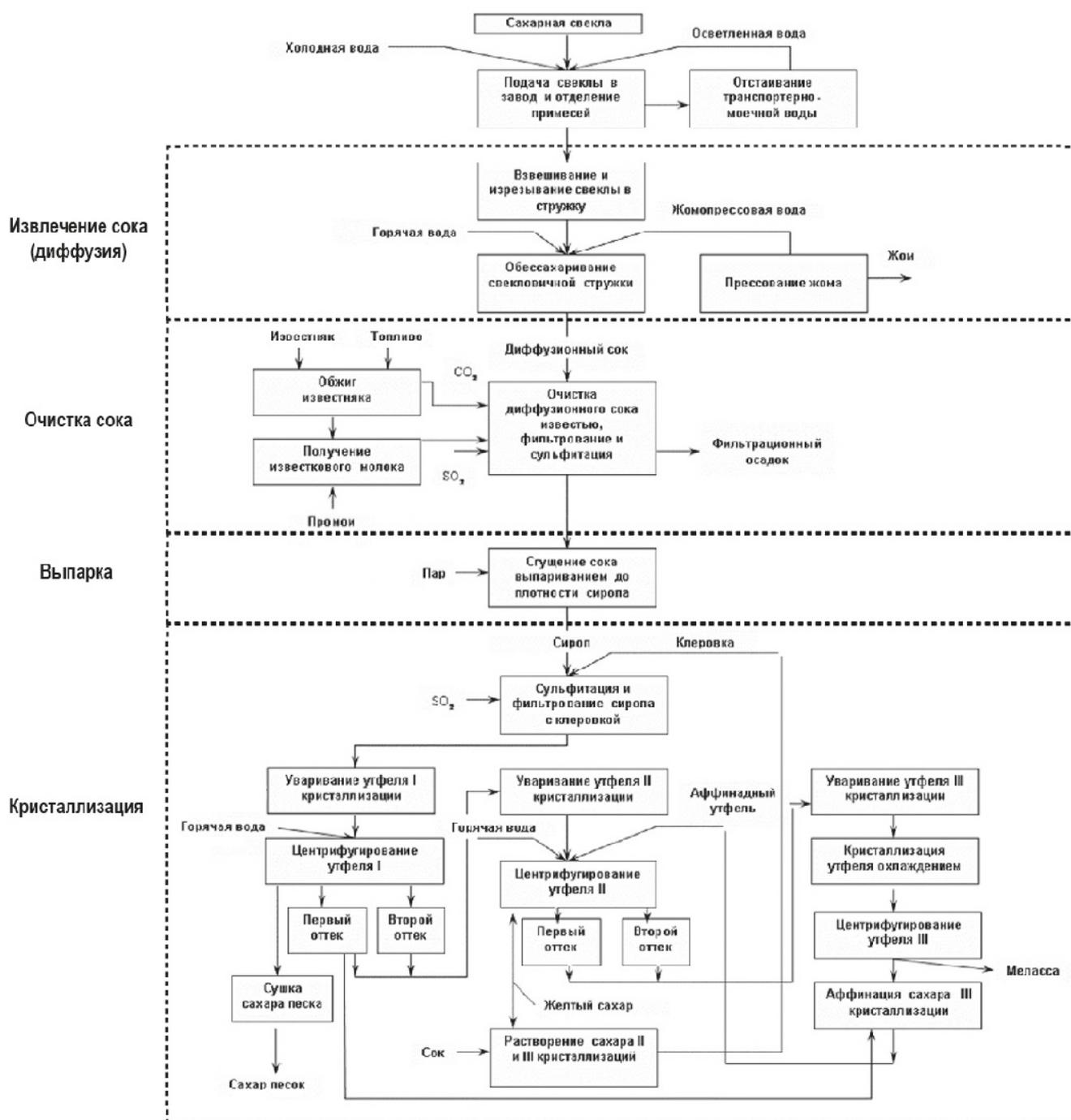


Рисунок 2.2 – Технология переработки сахарной свеклы в сахар-песок

Диффузионный сок подвергают химической и физико-химической очистке оксидом кальция и диоксидом углерода, которые получают на заводе при обжиге известняка ( $CaCO_3$ ). Для того чтобы снизить интенсивность образования красящих веществ, очищенный сок с сульфитируют газообразным диоксидом серы, а затем

сгущают до 60...65 % СВ (сухие вещества) в выпарной установке. Полученный сироп еще раз сульфитируют, фильтруют и направляют на кристаллизацию сахара. Чтобы получить чистый кристаллический сахар (сахар - песок), сироп уваривают до пресыщения в вакуум-аппаратах (ВА) под разрежением, а затем, добавив сахарной пудры, вызывают зарождение кристаллов, наращивают их и смесь кристаллов с межкристалльным раствором, называемую утфелем I кристаллизации, разделяют в центрифугах на сахар-песок и первый оттек. Промывая сахар - песок в центрифугах горячей водой, получают второй оттек. После выгрузки из центрифуг сахар песок сушат, а первый и второй оттеки, содержащие большое количество сахара, подают на уваривание утфеля II кристаллизации. Готовый утфель II кристаллизации центрифугируют с промыванием сахара горячей водой. Первый и второй оттеки утфеля II кристаллизации идут на уваривание утфеля III кристаллизации, а желтый сахар – на получение клеровки.

Утфель III кристаллизации сначала уваривают в вакуум-аппарате (ВА) при кипячении под разрежением, затем продолжают кристаллизацию сахара в кристаллизационной установке при охлаждении.

Сахар III кристаллизации содержит больше примесей, чем сахар I кристаллизации, потому его смешивают с разбавленным первым оттеком утфеля I кристаллизации, называемым аффинирующим раствором, и центрифугируют. При перемешивании часть примесей переходит с поверхности кристаллов в оттек (диффундирует), в результате чего сахар очищается.

Аффинационный утфель, состоящий из смеси сахара III кристаллизации и разбавленного первого оттека утфеля I кристаллизации, центрифугируют вместе с утфелем II кристаллизации. Полученный сахар II и III кристаллизации растворяют в очищенном соке до содержания 65...70 % СВ (полученный раствор называется клеровкой) и смешивают с сиропом из выпарной установки (ВУ) перед сульфитацией.

Эффективность технологического процесса, оцениваемая коэффициентом завода, характеризующимся максимальным выходом продукции, при наименьших производственных затратах, зависит в первую очередь от максимальной загруженности оборудования и согласованности работы основных отделений сахарного завода.

## 2.2 Локальные технологические процессы производства сахара как объекты управления

Применяемое оборудование (транспортеры, шиберы, подъемники, веса и т.д.), на таких этапах производства как подача свеклы в завод, улавливание примесей, регулирование потока, подъем свеклы, подача транспортерно-моечной воды, отмывание корнеплодов свеклы, улавливание обломков свеклы, отделение примесей, а также получение и взвешивание свекловичной стружки, не требуют сложных средств автоматизации и незначительно влияют на эффективность сахарного производства.

Процесс производства сахара и сопутствующей продукции характеризуется сложными химическими процессами в свекловичной стружке, диффузионном соке, сиропе, и которые осуществляются через оборудование сахарного завода. Для осуществления этих химических процессов необходимо соблюдать технологию производства и строго соблюдать режимы работы. Основными параметрами технологических процессов являются скорость работы узлов и оборудования, температурный режим для перерабатываемой продукции, уровень pH, продолжительность технологических операций, температурные режимы для нагревательного оборудования, а также дозированная подача извести ( $CaO$ ), сернистого газа ( $SO_2$ ) и т.д.

Наиболее важными процессами с точки зрения автоматизации, где необходимо автоматически выдерживать технологические параметры, являются процессы диффузии, очистки сока, выпарки сока и кристаллизации [79-85].

Типичным сахарным заводом с 3-х продуктовой схемой получения сахарной продукции является ООО «Кириковский сахарный завод», находящийся в Сумской области. Структурные технологические схемы основных производственных участков сахарного завода представлены на рис. 2.3, 2.7, 2.8, 2.9.

### 2.2.1 Анализ основных этапов производства в диффузионном отделении

Анализируя описанную схему производства сахара, нетрудно увидеть, что основным отделением, которое задает и определяет количество переработанной сахарной свеклы, и существенно влияет на все производство, является диффузионное отде-

ление. Эффективность работы отделения зависит от характеристик оборудования и параметров соединительных трубопроводов между этим оборудованием [79, 83].

В приложении А дан расчет основных оптимальных технических и технологических (эксплуатационных) параметров работы оборудования в диффузионном отделении сахарного завода.

Выделение диффузионного сока из свекловичной стружки – один из основных процессов сахарного производства, который в значительной мере определяет качество и количество произведенного сахара, и эффективность работы завода в целом. Основным агрегатом в диффузионном отделении, обеспечивающим выделение диффузионного сока, является ДА. Эффективность работы ДА определяется его продуктивностью, количеством сахара в соке и потерями сахара в жоме [83, 84].

Структурная технологическая схема работы оборудования в диффузионном отделении сахарного завода представлена на рис. 2.3.

На экстрагирование влияют: температурные режимы по зонам аппарата (по всей длине), качество свекловичной стружки, рН среды в аппарате, соотношение потерь стружки и воды, качество питательной воды, время пребывания стружки в аппарате. Коэффициент диффузии сахарозы в свекле ( $D$ ), характеризующий характер диффузии, определяется зависимостью, полученной экспериментально [81, 82]

$$D = (1.89 \cdot 10^{-8} R_{\text{екв}}^2 t^{2.9}) / \tau^{0.54},$$

где  $D$  – коэффициент диффузии сахарозы, м<sup>2</sup>/с;

$R_{\text{екв}}$  – эквивалентный радиус стружки, м;

$t$  – температура активной диффузии, °С;

$\tau$  – время процесса, с.

Эффективное экстрагирование сахарозы из свеклы обусловлено высоким качеством стружки. Качество свекловичной стружки оценивают по длине 100 г стружки в метрах или по отношению массы стружки длиной более 5 см к массе стружки менее 1 см (шведский фактор), а также по содержанию брака в ней. Содержание брака в стружке не должно превышать 3 %.

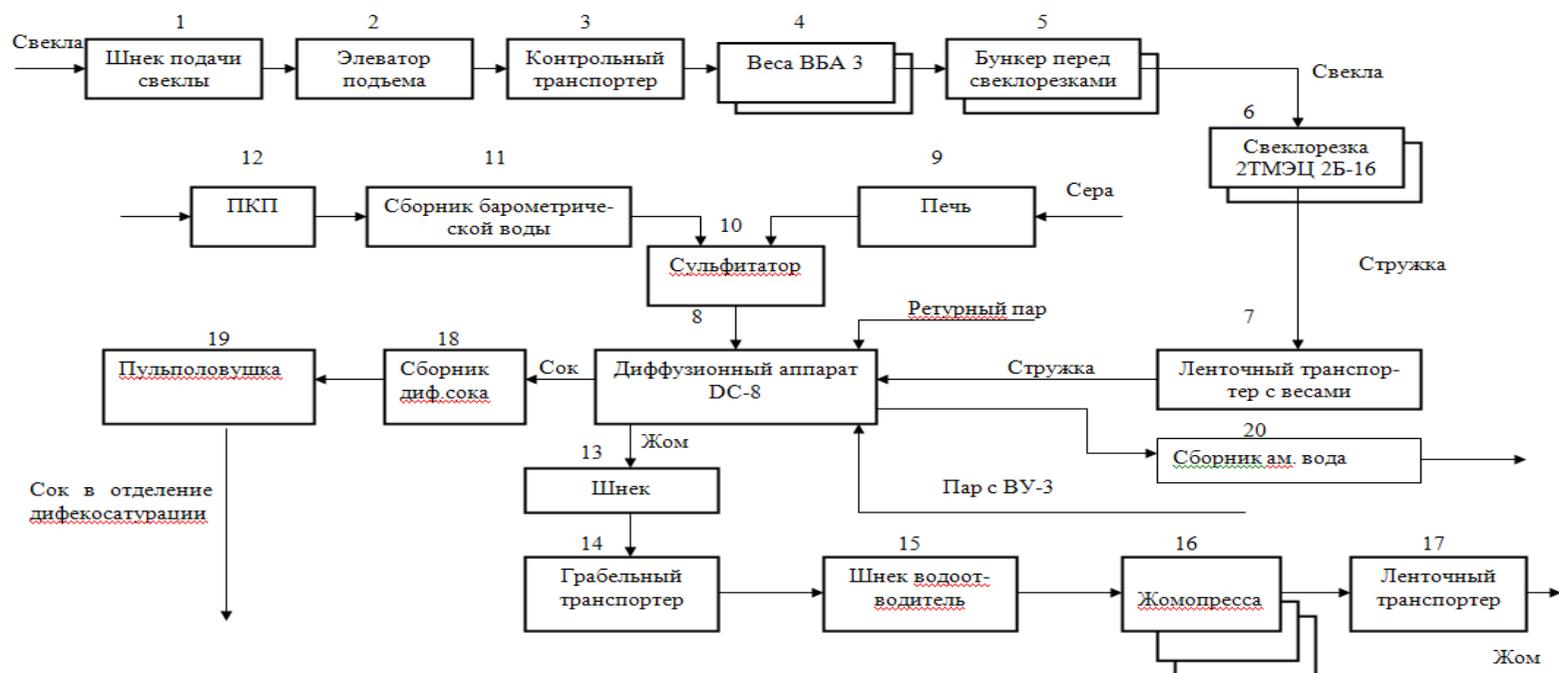


Рисунок 2.3 – Блок-схема работы оборудования в диффузионном отделении:

1. Шнек для подачи свеклы на элеватор(2 шт.); 2. Элеватор подъема свеклы(2 шт.); 3. Контрольный транспортер с магнитами для удаления металлических предметов; 4. Весы ВБА 3(2 шт.); 5. Бункер перед свеклорезками ( $V=30\text{м}^3$ ) (2 шт.); 6. Свеклорезки Т2М СЦ2Б-16(2 шт.); 7. Ленточный конвейер свекловичной стружки ( $L=40\text{м}$ ;  $B=1000\text{мм}$ .); 8. Диффузионный аппарат DC-8 (1800-2200 т/сут.); 9. Печь для сжигания серы; 10. Сульфитатор барометрической воды типа А2 ПСК-3, с паспортной производительностью 3000 тонн переработки свеклы в сутки; 11. Сборник барометрической воды; 12. Пароконтактный подогреватель (ПКП); 13. Шнек для вывода жома после диффузионного аппарата ( $B=900\text{мм}$ .); 14. Грабельный транспортер жома перед прессами; 15. Шнек водоотводитель; 16. Пресса жома ГН-2 производства фирмы Зангерхаузен (ГДР)(3 шт.); 17. Ленточные транспортеры удаления жома ( $B=650\text{мм}$ .) (3 шт.); 18. Сборник диффузионного сока; 19. Пульполовушка ПР-15/20, с паспортной производительностью 2000 тонн переработки свеклы в сутки; 20. Сборник аммиачной воды.

На диффузию вещества в основном оказывают влияние температура, площадь поверхности диффузии, градиент концентрации на граничном слое, продолжительность диффузии и длина пути, которую проходит сокоотружечная смесь в ДА.

На рис. 2.4 показано влияние температуры на коэффициент диффузии в тканях свеклы, откуда видно, что с увеличением температуры коэффициент диффузии увеличивается. А так как увеличение температуры до  $80^{\circ}\text{C}$  приводит к перегреванию стружки, то стружка теряет упругость и возникает возможность слипания [81-84]. .

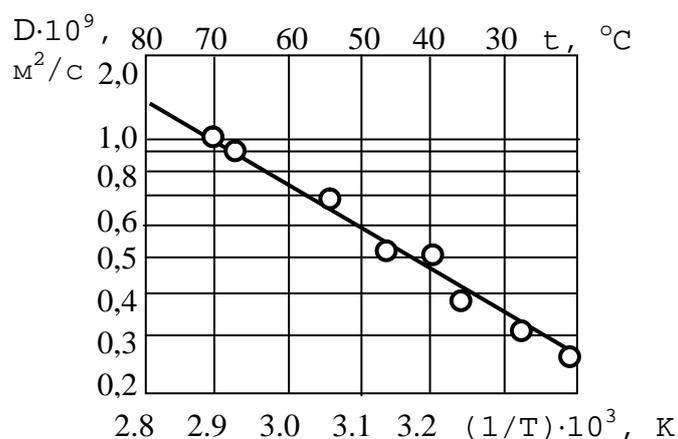


Рисунок 2.4 – Зависимость коэффициента диффузии сахарозы от температуры в тканях сахарной свеклы

Отсюда следует, что для получения качественного диффузионного сока необходимо быстро нагреть стружку до температуры денатурации белков и поддерживать температуру активной экстракции в интервале  $72 \dots 75^{\circ}\text{C}$ . Приблизительный температурный режим обессахаривания свекловичной стружки в наклонном шнековом ДА приведен на рис. 2.5 [84-88].

Поэтому поддержание заданного температурного режима по зонам наклонного ДА является одной из основных задач при разработке автоматизированной системы управления ДА.

Действующие на практике системы автоматизации не обеспечивают необходимого качества сока на выходе с диффузионного аппарата.



Рисунок 2.5 – Приблизительный температурный режим в наклонном ДА

Эффективная работа диффузионного отделения обуславливается регулированием заданных параметров и соотношений веществ, входящих в процесс диффузии. Это регулирование может происходить: вручную, полуавтоматически и автоматически. В современном производстве используется автоматическое регулирование с дублированием ручного для возможности продолжения работы, если какой-либо автоматический регулятор выйдет из строя.

На отечественных сахарных заводах процесс извлечения сахарозы из свекловичной стружки осуществляют в непрерывно действующих автоматизированных диффузионных установках большой единичной мощности, преимущественно в колонных (вертикальных) аппаратах (КДА) с выносным ошпаривателем и наклонных двухшнековых типа ДДС и ПДС.

Используемый в ООО «Кириковский сахарный завод» диффузионный аппарат DC-8 производства фирмы ZUP Nysa (Польша) конструктивно аналогичен наклонным двухшнековым типа ДДС и ПДС.

К недостаткам наклонных шнековых диффузионных аппаратов можно отнести слабый прогрев стружки в головной части, где основной подвод теплоты (на 75...80 %) осуществляется за счет охлаждения горячего диффузионного сока, поступающего противотоком, и только 25...20 % теплоты поступает из паровых камер. Еще одним из наиболее существенных недостатков работы наклонных шнековых ДА – неравно-

мерный прогрев стружки по поперечному сечению аппарата.

Таким образом, даже при соблюдении оптимального температурного режима действительная температура сокостружечной смеси в некоторых зонах аппарата ниже оптимальной. В пристенных зонах стружка перегревается, теряет упругость и служит источником образования пробок.

При поддержании в аппарате оптимального температурного режима активное время экстракции должно составлять 83...85 % общей продолжительности пребывания стружки в аппарате ( $\approx$  65 мин).

На процесс экстракции оказывают влияние толщина, геометрические формы, физическое состояние, равномерность массы свекловичной стружки и количество брака.

Денатурация белка зависит от температуры. Перегретая стружка теряет упругость и приобретает способность к слипанию.

Важно как можно быстрее нагреть стружку в ошпаривателе или в ДА до активной температуры денатурации белков (70... 75° С).

Следовательно, для получения диффузионного сока с хорошими технологическими качествами необходимо быстро нагреть стружку до температуры денатурации белков и поддерживать температуру активной экстракции в интервале 72...75° С.

Для обессахаривания стружки применяют подкисленную чистую горячую воду. На диффузионный процесс отрицательно влияет высокая жесткость воды, которая характеризуется содержанием в ней растворенных солей кальция и магния.

При увеличении продолжительности процесса экстракции выход сахарозы из свекловичной стружки возрастает. Но при длительном воздействии температуры клеточные стенки размягчаются, и пектиновые вещества переходят в сок.

Как количество отбираемого диффузионного сока, необходимое для достижения определенной степени обессахаривания свекловичной стружки, так и достаточное для этого количество свежей воды существенно зависят от качества перерабатываемой свеклы, площади поверхности стружки, температур и длительности активной диффузии и в меньшей степени - от сахаристости свеклы.

Оптимальным отбором диффузионного сока с минимально возможным содержанием сахарозы в жоме считают 120...125 %.

При соблюдении оптимального технологического режима экстракции, в первую очередь оптимальной температуры, неучтенные потери сахарозы в ДА не превышают 0,15 % к массе свеклы. Повышение неучтенных потерь отрицательно сказывается на эффективности работы не только ДА, но и всего завода.

Поддержание в активной части диффузора температуры сокоотружечной смеси выше 70 С не обеспечивает полной стерильности процесса, так как в головной и хвостовой частях аппарата температура сокоотружечной смеси держится ниже 65С.

При работе ДА необходимо поддерживать оптимальные значения качественных показателей, в частности концентрацию сухих веществ в диффузионном соке и количество сахара в жоме. Непосредственное управление этими параметрами невозможно, поэтому возникает необходимость их регулирования путем изменения косвенных параметров. К ним относятся показатели материального баланса, теплового режима и нагрузки аппаратов.

На основании проведенных исследований и расчетов параметров работы оборудования диффузионного отделения можно сделать заключение, что проблемы в работе диффузионного отделения имеют технический характер, и состоят в том, что параметры и размеры используемого оборудования не соответствуют требуемым и не могут обеспечить необходимую работоспособность и производительность оборудования. Кроме того данные о постоянно меняющихся параметрах сырья своевременно не поступают в систему управления процессом, в связи с чем параметры воды, пара, сырья, их температуры, объемы и т.д., обеспечивающие процесс диффузии в установке, соответственно не обеспечивают оптимальный процесс диффузии и выход продукции [3, 4, 79, 88].

### 2.2.2 Анализ процесса очистки диффузионного сока

Из свеклы в диффузионный сок переходит около 98 % сахарозы и 70...80 % растворимых нес сахаров. Кроме того, в нем содержится 1...3г/л мезги.

Очистку диффузионного сока в основном проводят с помощью извести (процесс дефекации), а осаждение ее избытка диоксидом углерода (процесс сатурации). При простоте технологических операций и относительной низкой стоимости реагентов этот способ обеспечивает высокую эффективность очистки (до 40 %), а сахара

при этом практически не разрушается.

Предварительная обработка диффузионного сока небольшим количеством извести улучшает его качественные показатели.

На сахарных заводах проводят холодную, теплую и горячую переддефекацию.

Наиболее полное осаждение несахаров и получение плотного переддефекационного осадка, устойчивого к пептизации осуществляется на последующих стадиях известковой очистки диффузионного сока. Процессы прогрессивной переддефекации с возвратом сгущенной суспензии сока II или I сатурации, достигаются при температурах, близких к 60°C, так как при этом обеспечивается протекание реакций коагуляции и осаждения несахаров за более короткий промежуток времени (7...10мин).

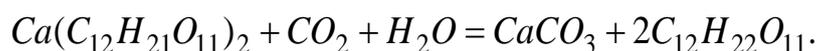
Оптимальную переддефекацию диффузионного сока проводят при 85...88°C нормально отсатурированным нефильтрованным соком первой сатурации (30...100 % к массе свеклы), либо частью его сгущенной суспензии и дефекованным соком (20...30 % к массе свеклы).

При проведении прогрессивной переддефекации нет необходимости, как во время оптимальной переддефекации, строго контролировать рН сока на выходе, поэтому в предефекатор добавляют на 20...30 % больше извести, чем требуется для достижения оптимального значения рН.

Основную дефекацию проводят сразу после переддефекации без промежуточного фильтрования.

Далее дефекованный сок самотеком поступает на первую сатурацию.

Сатурация - дополнительная очистка сока путем адсорбции на свежееобразованных частицах  $CaCO_3$  и разложение сахаратов кальция [79-80]



Таким образом, происходит дополнительная очистка и осветление сока, нейтрализация извести



В результате воздействия углекислоты на свободную известь щелочность сока на первой сатурации снижается до 0,08-0,10 %  $CaO$ . При этом происходит постепенная нейтрализация извести, сок немного остывает, его подогревают до температуры  $100^{\circ}C$ , фильтруют и направляют на вторую сатурацию.

Фильтрация сатурированного сока (I сатурация) это условное разделение суспензии при помощи пористой фильтрующей перегородки на жидкость (фильтрат) и влажный осадок, называемый фильтрационным. С увеличением длительности фильтрования на перегородке растет слой осадка, и процесс фильтрования замедляется.

На первой сатурации происходит адсорбция известковых солей, красящих веществ и коллоидов, оставшихся в растворе после предварительной дефекации.

При сатурации сока, полученного в процессе основной дефекации, различают 2 этапа. На первом этапе (щелочность сока выше 0,1 %  $CaO$ ) при обработке дефекованого сока  $CO_2$ , pH раствора падает, а осадок приобретает зернистую консистенцию, способствующую хорошей фильтрации сока. Одновременно карбонат кальция адсорбирует на своей поверхности соли кальция и красящие вещества, что способствует понижению цветности сока (рис. 2.6).

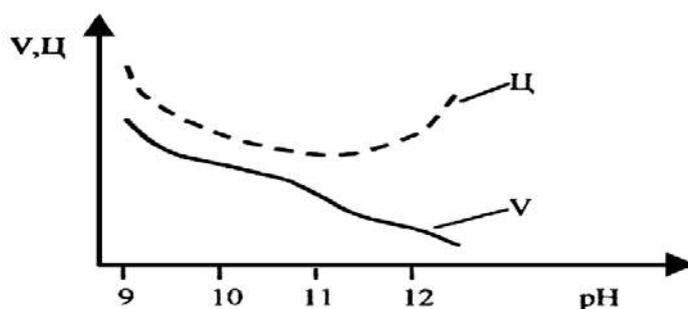


Рисунок 2.6 – Зависимость скорости фильтрации V и цветности Ц сока 1-й сатурации от pH

При дальнейшем снижении pH наступает второй этап (щелочность сока ниже 0,09 %  $CaO$ ), когда повышается фильтрующая способность осадка (скорость фильтрации растет), но качество отфильтрованного сока падает. Обычно оптимальная точка первой сатурации колеблется в зависимости от условий конкретного завода, в

частности от производительности станций фильтрации.

Значительное влияние, как и во всех операциях дефекосатурации, на процесс первой сатурации оказывают температура и его продолжительность. В настоящее время продолжительность первой сатурации составляет 10 мин., что позволяет поддерживать равномерную щелочность сока

Цель второй сатурации - уменьшить содержание извести и солей кальция в соке до min (0,015 - 0,025 %  $CaO$ , pH 9 - 9,5).

Сок перед подачей в котел второй сатурации нагревают до 100-102°C, чтобы разложить бикарбонат кальция, имеющий большую растворимость:



Экспериментально установлено, что максимальная адсорбционная способность золя  $CaCO_3$  достигается при 40...60 %-ной карбонатации извести.

Задачей второй сатурации является снижение щелочности сока и содержания в солей кальция. В процессе сатурации сока содержание солей кальция в растворе поддерживается минимальным, чему соответствует определенный pH. Это значение pH носит название оптимальной щелочности и зависит от состава в соке нес сахаров .

Контроль в процессе второй сатурации предусматривает определение щелочности или pH сока, измерение температуры, наблюдение за уровнем сока, нахождение оптимальной щелочности и соответствующего ей pH по минимальному количеству солей кальция.

Сульфитация не является частью процесса дефекосатурации, но используется для дальнейшей очистки диффузионного сока.

Структурная технологическая схема работы оборудования в сокоочистительном отделении сахарного завода представлена на рис. 2.7.

Процессы дефекосатурационной очистки, происходящие в отдельных аппаратах, взаимосвязаны между собой, поэтому эффективность работы всего отделения, требует строгого соблюдения технологического регламента каждым аппаратом (таблице 2.1).

Таблица 2.1 – Параметры технологического регламента работы основных аппаратов отделения дефекосатурации

Прогрессивная преддефекация (горизонтальный преддефекатор ППД)			
Наименование	Значение		
1. Расход извести, % СаО к массе свеклы	0,2-0,3		
2. рН по зонам	1	7,0-7,2	
	2	7,8-8,0	
	3	8,6-8,8	
	4	9,4-9,6	
	5	10,2-10,4	
	6	11,0-11,2	
3. Температура процесса преддефекации, °С.	<i>Холодная</i>	<i>Теплая</i>	<i>Горячая</i>
	40-50	50-60	-
4. Продолжительность процесса преддефекации, мин.	20-30	15	-
5. Количество возврата, % к массе свеклы.	<i>сока 1-й сатурации</i>		<i>сгущенной суспензии</i>
	30-100		10-20
Дефекация			
Наименование	<i>Холодная</i>	<i>Горячая</i>	<i>Перед 2-й сатурацией</i>
6. Температура процесса, °С.	40-50	90	95
7. Продолжительность процесса, мин.	20-30	5; 10	5,0-5,8
8. Расход извести, % СаО к массе св.	1,0-1,8	-	0,2-0,5
9. Щелочность сока по фенол фталеину, % СаО.	0,8-1,2	0,8-1,2	0,3-0,5
Сатурация			
Наименование	<i>1-я сатурация</i>		<i>2-я сатурация</i>
10. рН <sub>20</sub> сока.	11 ± 0,2		9,6 ± 0,1
11. Температура сока, °С.	80-85		95
12. Щелочность сока по фенолфталеину, % СаО.	0,09-0,11		0,015-0,035
13. Содержание СО <sub>2</sub> в сатурационном газе, не менее, %.	28		28

Выбор наиболее подходящих параметров процесса определяется качеством свеклы, поступающей на переработку. Как правило, корректировка технологического режима в одном аппарате требует изменения его в смежных или во всех аппаратах одновременно. Оптимальные значения сырья, перерабатываемого в отделении дефекосатурации, представлены в таблице 2.2.

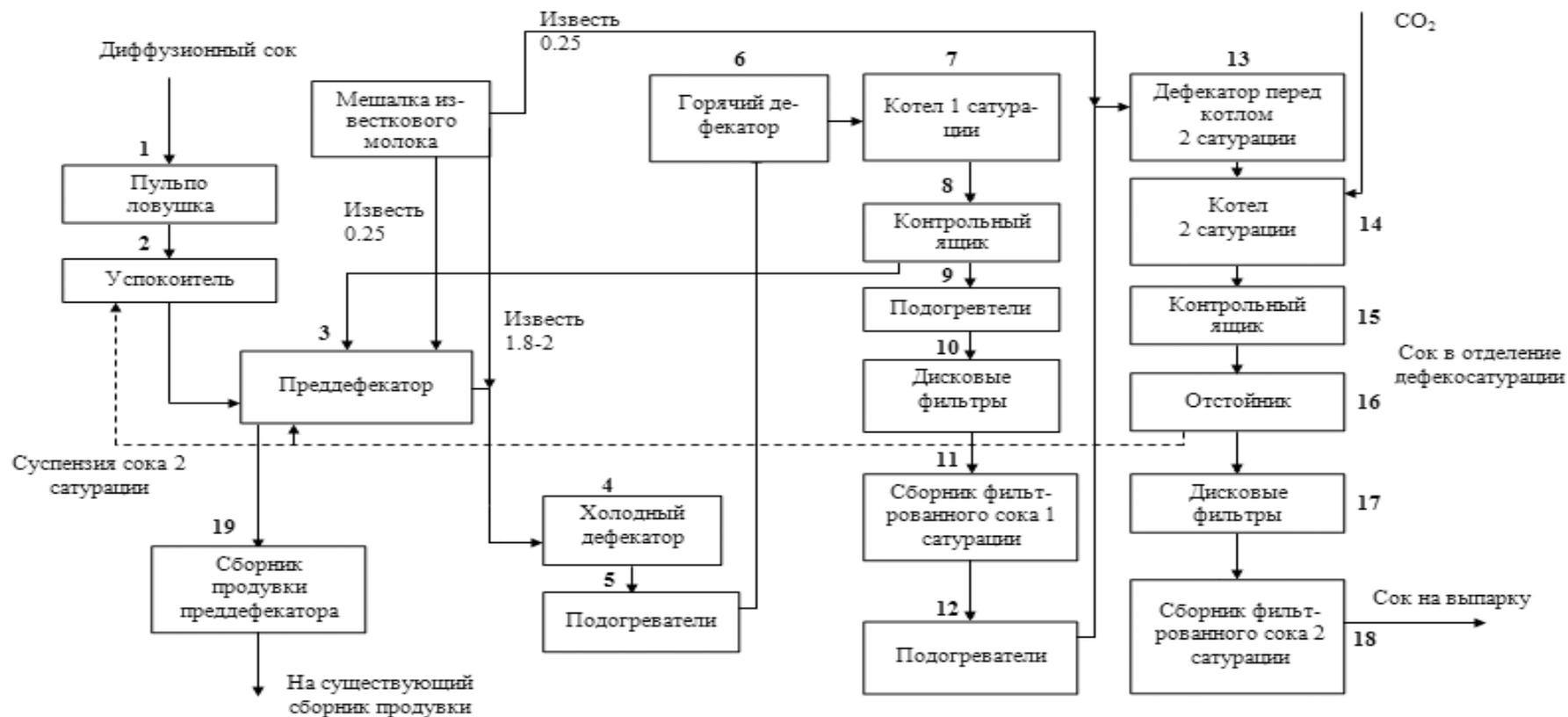


Рисунок 2.7 – Блок-схема работы оборудования в в сокоочистительном отделении:

1. Пульполовушка; 2. Успокоитель; 3. Предефекатор “Бригель Мюллер” Ш1-ППД-2-1; 4. Холодный дефекатор;
5. Подогреватели сока перед горячим дефекатором; 6. Горячий дефекатор; 7. Сатурационный аппарат 1-й сатурации; 8. Контрольный ящик; 9. Подогреватели сока 1-й сатурации ПДС –10-100; 10. Дисковые фильтры ФД-80 (8 шт.);
11. Сборник фильтрованного сока 1-й сатурации; 12. Подогреватели осветленного перед дефекацией; 13. Дефекатор 2-й сатурации; 14. Сатурационный аппарат 2-й сатурации; 15. Контрольный ящик; 16. Отстойник после 2-й сатурации; 17. Дисковые фильтры ФД-80(3 шт.); 18. Сборник фильтрованного сока перед выпарной станцией;
19. Сборник продувки предефекатора.

Таблица 2.2 – Количество перерабатываемого сырья в отделении дефеко saturации, %.

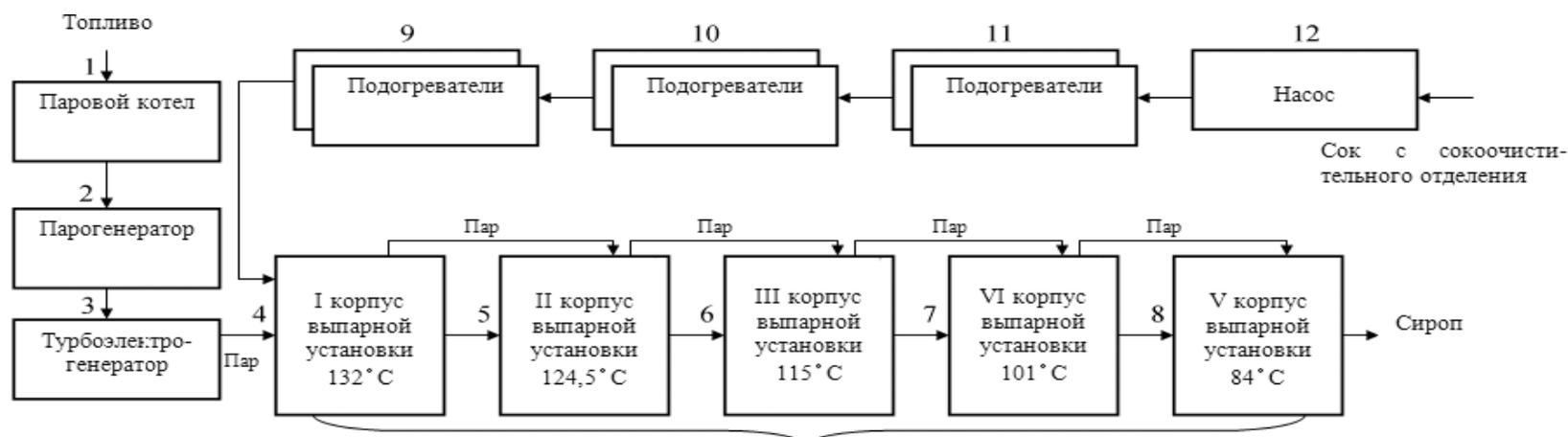
Продукт	При возврате на преддефекацию	
	50% сока 1-й сатурации	100 % сока 1-й сатурации
Диффузионный сок:	120	120
Известковое молоко на преддефекацию:	1,4	1,7
Преддефекованный сок:	171,5	221,7
Известковое молоко на основную дефекацию:	10,2	9,9
Дефекованный сок на 1-ю сатурацию.	181,6	231,6
Сок 1-й сатурации на выходе из сатуратора:	179,6	229,6
Возврат на преддефекацию не фильтрованного сока 1-й сатурации:	50	100
Не фильтрованный сок 1-й сатурации:	129,6	129,6
Сок 1-й сатурации фильтрованный:	138,4	138,4
Сок 2-й сатурации на выходе из сатуратора:	138,0	138,0
Сок 2-й сатурации перед фильтрованием (с учетом смыва сиропа с дисковых фильтров)	141,5	141,5
Не фильтрованный сок 2-й сатурации после отбора возврата:	141,5	141,5
Сок 2-й сатурации фильтрованный с учетом расхода сиропа на смыв осадка с дисковых фильтров:	141,0	141,0
Сок 2-й сатурации фильтрованный после расхода сиропа на смыв дисковых фильтров:	137,5	137,5
Сок 2-й сатурации на клеровку:	6,8	6,8

### 2.2.3 Анализ процесса выпаривания дефекованого сока

Выпарное отделение выполняет один из основных этапов получения сахара и обеспечивает паром технологическое оборудование на всех этапах производства.

Структурная технологическая схема работы оборудования в выпарном отделении сахарного завода представлена на рис. 2.8.

При выпаривании за счет градиента температур теплота пара через поверхность нагрева передается соку. Греющий пар омывает, кипяtilьные трубы снаружи и при соприкосновении со стенкой конденсируется. При этом выделяется теплота конденсации, которая передается через стенку соку, в результате чего сок начинает кипеть. Происходит как бы обмен скрытой теплотой: греющий пар отдает теплоту конденсации и удаляется из греющей камеры в виде конденсатной воды, а вода из сока, получив эту теплоту (теплота испарения), выводится в виде вторичного пара.



Распределение греющего пара четырех корпусной выпарной установки с концентратом

Наименование потребителя	Греющий пар
Пропаривание вакуум аппаратов	Пар I -го корпуса
Сборники сиропа перед вакуум аппаратами	Пар I -го корпуса
Подогреватели перед выпарной установкой	Пар I -го корпуса
Вакуум аппараты 1-й и 2-й кристаллизации	Пар II -го корпуса
Подогреватели перед 2-й сатурацией	Пар II -го корпуса
Подогреватели перед выпарной установкой	Пар II -го корпуса
Паровые камеры наклонного диффузионного аппарата	Пар III -го корпуса
Подогреватели циркуляционного сока	Пар III -го корпуса
Подогреватели перед 2-й сатурацией	Пар III -го корпуса
Подогреватели перед 1-й фильтрацией	Пар III -го корпуса
Пароконтактные подогреватели жомпрессовой воды	Пар VI -го корпуса
Подогреватели диффузионного или предефекованого сока	Пар VI -го корпуса
Подогреватели диффузионного или предефекованого сока	Пар V -го корпуса

Рисунок 2.8 – Блок-схема работы оборудования в выпарном отделении:

1. Паровой котел; 2. Парогенератор; 3. Турбоэлектрогенератор; 4. Выпарная установка I корпус; 5. Выпарная установка II корпус; 6. Выпарная установка III корпус; 7. Выпарная установка VI корпус; 8. Выпарная установка V корпус ; 9, 10, 11. Подогреватели (ПДС-10-100-8шт), (ПСС-10-100-2шт); 12. Насос -1шт (СОТ-150).

Теплота конденсации греющего пара и теплота испарения вторичного пара примерно одинаковые, поэтому 1 кг греющего пара, поступающего в выпарной аппарат, выпаривает из сока около 1 кг воды (при условии, что сок заранее нагрет до кипения).

В результате многократного использования греющего пара в выпарной установке (ВУ) и рационального потребления теплоты утфельного пара, конденсатов и т. д. расход условного топлива на сахарном заводе снижается с 18,5 до 5,5...6,5 кг на 100 кг свеклы.

В ВУ вторичные пары образуются в результате выпаривания воды из сока, температура кипения которого всегда выше температуры кипения воды и зависит от концентрации в нем сухих веществ и чистоты, а также от давления в корпусах.

На работу ВУ и потребление греющего (отработавшего) пара оказывают влияние оказывают сахаристость свекловичной стружки и отбор диффузионного сока, концентрация сухих веществ в сиропе и его чистота, а также другие факторы.

При увеличении содержания сахарозы в свекловичной стружке и неизменной величине отбора диффузионного сока в результате повышения содержания СВ в соке количество выпариваемой воды снижается, а расход вторичного пара на уваривание утфелей растет, так как сиропа становится больше. Повышается расход греющего пара на ВУ (увеличение на 1 градус международной поляриметрической шкалы составляет примерно 0,63 кг пара на 100 кг свеклы). При снижении сахаристости стружки происходит обратный процесс.

С увеличением отбора диффузионного сока при сохранении концентрации сухих веществ в сиропе на постоянном уровне потребление греющего пара выпарной установкой, а следовательно, и количество образующихся вторичного пара и конденсатов будет увеличиваться.

Расход греющего пара в ВУ можно снизить, улучшив условия ее работы, а также используя желтый сахар для повышения концентрации сиропа или уваривая утфели на кристаллической основе без заводки кристаллов.

Заданный режим работы ВУ регулируют, изменяя давление отработавшего (греющего) пара либо увеличивая количество вторичного пара, выводимого в ваку-

ум-конденсационную установку. За основу принимают параметры вторичного пара II корпуса выпарной установки, которым обогревают наиболее важные объекты на заводе — вакуум-аппараты.

Средняя продолжительность сгущения сока в ВУ, оснащенной аппаратами с естественной многократной циркуляцией, составляет 45...60 мин, а при снижении производительности завода, завышенной площади поверхности нагрева выпарных аппаратов, недостаточном пароотборе, средняя продолжительность пребывания сока в ней возрастает до 120 мин. В результате ухудшаются технологические показатели сиропа: снижаются рН и термоустойчивость, увеличиваются цветность и т.д.

При сгущении сока выпариванием кристаллоиды, поступившие с соком, а также образующиеся в результате реакций разложения некоторых органических кислот и взаимодействия продуктов их распада с карбонатами, переходят в пересыщенное состояние и выпадают в осадок.

От работы выпарной установки зависят производительность завода, расход топлива, потери сахара и его качество [81, 82].

#### 2.2.4 Анализ основных технологических процессов при кристаллизации

Кристаллизация – завершающий этап производства сахара. Цель кристаллизации – выделить сахар, растворенный в сиропе в виде кристаллов.

Структурная технологическая схема работы оборудования в кристаллизационном отделении сахарного завода представлена на рис. 2.9.

В процессе известково-углекислотной очистки из диффузионного сока удаляют около 1/3 несахаров, остальные несахара вместе с сахарозой поступают в продуктивное отделение, где сироп сгущают до пресыщения и из него выкристаллизовывается сахароза, а несахара остаются в межкристальном растворе. Выделение сахарозы из раствора кристаллизацией проводят в 2 или 3 ступени. На первой ступени, когда содержание кристаллов в утфеле достигнет примерно половины (по массе), а утфель станет вязким и малоподвижным, кристаллы отделяют в поле центробежных сил, а межкристальный утфель вновь сгущают на второй ступени до пресыщения и выкристаллизовывают остальной сахарозу.

Если перерабатывают свеклу повышенной сахаристости, в технологическую схему включают третью ступень кристаллизации для более полного истощения оттеков утфеля второй ступени кристаллизации.

На последней (второй или третьей) ступени кристаллизации сахарозу выкристаллизовывают, поддерживая необходимое ее перенасыщение; сначала выпариванием воды в вакуум аппарате, а затем охлаждением утфеля в утфелемешалках – кристаллизаторах. После отделения кристаллов сахарозы от межкристального раствора уже невозможно на существующем оборудовании получить кристаллитическую сахарозу, поэтому оттек, полученный после центрифугирования последнего утфеля и называемой мелассой, удаляют как отход производства. Кристаллизацию проводят при низких температурах кипения сахарных растворов (не более 80°C).

Чтобы повысить чистоту, сахар аффинируют, смешивая его в аффинаторе с разбавленным до 74...76 % СВ первым оттеком утфеля первой кристаллизации до СВ 89...90 %. Цель аффинации — повысить чистоту сахара последней кристаллизации, который после растворения возвращается на уваривание утфеля первой кристаллизации.

В результате значительной разности концентрации несахаров в пленке на кристаллах (например, Ч ~ 60 %) и в аффинирующем растворе (Ч ~ 82 %) часть несахаров из пленки переходит (диффундирует) в аффинирующий раствор. При этом чистота ее повышается, а содержание сухих веществ и вязкость снижаются. При центрифугировании аффинационного утфеля с менее вязким межкристальным раствором пленка последнего на поверхности отделяемых кристаллов сахара становится тоньше, а чистота сахара — выше.

По чистоте аффинационный утфель приближается к утфелю II кристаллизации, но по среднему размеру кристаллов значительно отличается. Аффинация сахара III кристаллизации в аффинаторе имеет существенные недостатки: для ее проведения требуется дополнительное оборудование (центрифуги, аффинатор, насосы, трубопроводы). Поэтому типовую схему аффинации заменяют промыванием сахара последней кристаллизации в центрифугах первым оттеком утфеля первой кристаллизации или мелассой.

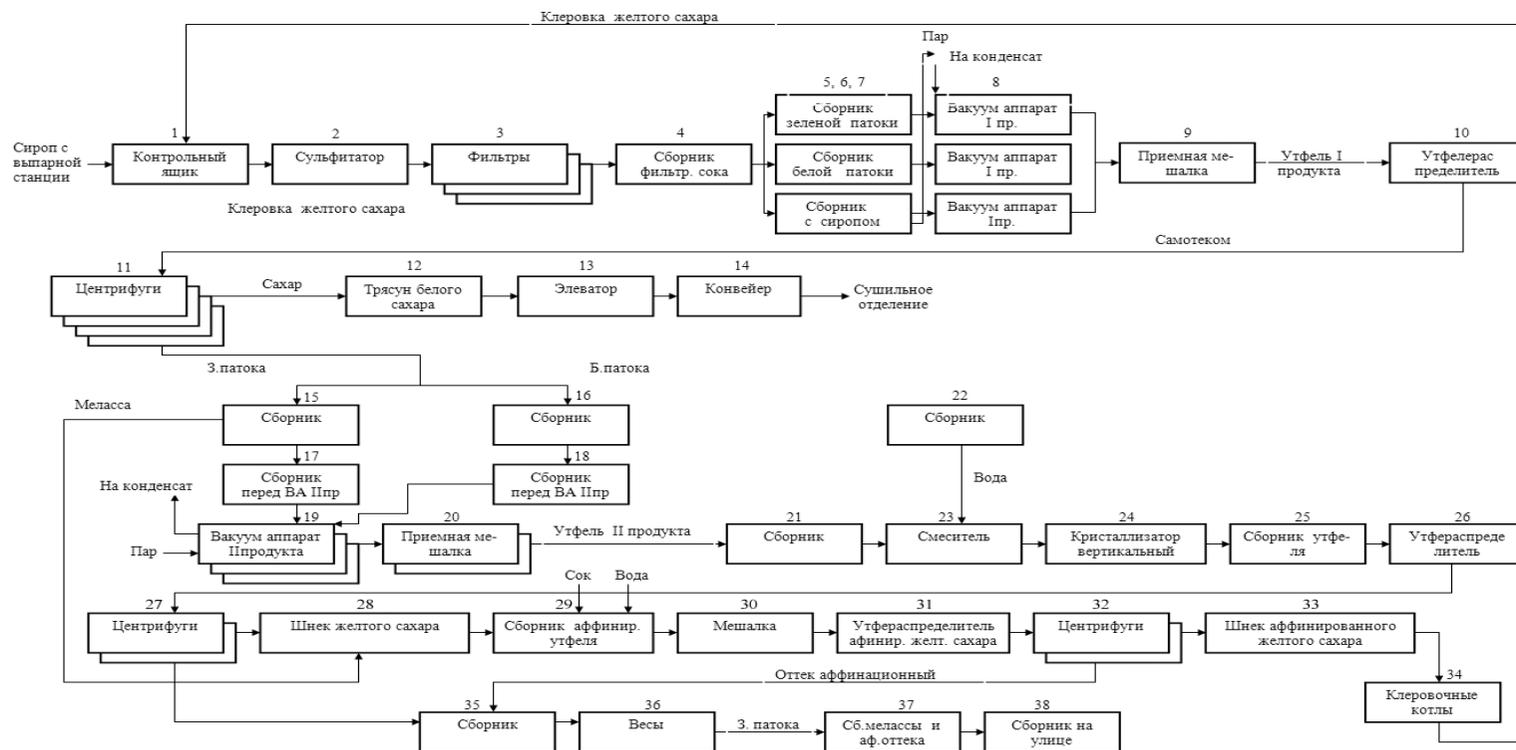


Рисунок 2.9 – Блок-схема работы оборудования в кристаллизационном отделении:

1. Контрольный ящик; 2. Сульфитатор сиропа; 3. Фильтры (3 шт.); 4. Сборник фильтрованного сока; 5. Сборник зеленой патоки; 6. Сборник белой патоки; 7. Сборник сиропа; 8. Вакуум аппарат I продукта(3 шт.); 9. Приемная мешалка; 10. Утфелераспределитель; 11. Центрифуги(4 шт.); 12. Трясун белого сахара; 13. Элеватор сахара;
14. Ленточный конвейер; 15. Сборник; 16. Сборник; 17. Сборник перед ВА 2 прод; 18. Сборник перед ВА 2 прод;
19. Вакуум аппарат II продукта(3 шт.); 20. Приемная мешалка; 21. Сборник барометрической воды; 22. Сборник;
23. Смеситель; 24. Кристаллизатор вертикальный; 25. Сборник утфеля; 26. Утфелераспределитель; 27. Центрифуги(2шт);
28. Шнек желтого сахара; 29. Сборник аффиинированного утфеля; 30. Мешалка; 31. Утфелераспределитель аффиинированного желтого сахара; 32. Центрифуги(2 шт.); 33. Шнек аффиинированного желтого сахара; 34. Клеровочные котлы; 35. Сборник; 36. Весы мелассы; 37. Сборник мелассы и аффиинационного оттека; 38. Сборник внешний.

### 2.3 Особенности систем автоматизации отделений сахарного производства

Автоматизации технологических процессов сахарного производства помимо реализации автоматического управления соответствующими ТП присущ ряд особенностей, характерных для производственных отделений производства. Остановимся на этом более подробно.

Главными требованиями к системе автоматизации отделения диффузии являются создание безопасных производственных условий для наиболее полного получения сахара из стружки, получение диффузионного сока заданной концентрации, обеспечение заданной производительности установки с одновременным обеспечением максимальной экономичности процесса. Основными параметрами, которые определяют экономическую эффективность процесса экстракции сахара из свекловичной стружки, являются содержание сахара в диффузионном соке и потери сахара в жоме.

Типовые схема систем автоматизации диффузионной установки (ДУ) предполагают [84-88]: стабилизацию удельной нагрузки аппарата, стабилизацию концентрации диффузионного сока, стабилизацию температурных режимов по зонам диффузионного аппарата, стабилизацию уровня в главной части аппарата; измерения потерь стружки, диффузионного сока, жомовой и сульфитированной воды; рН соко-стружечной смеси.

Система автоматизации отделения диффузии должна обеспечивать:

- автоматическое управление резками (стабилизация расхода стружки);
- диагностику образования пробок;
- стабилизацию откачки с диффузии по расходу сока;
- контроль СВ сока;
- автоматическую подачу антисептика;
- управление сульфитацией барометрической воды;
- управление приводами диффузии.

При введении в эксплуатацию системы автоматизации диффузионной установки экономический эффект, в основном, достигается за счет повышения производительности диффузионной установки, за счет увеличения содержания сахара в

диффузионном соке и за счет снижения расхода энергии, пара (газа).

Система автоматизации станции дефекосатурации, включающая в себя контроль и регулирование основных параметров от диффузионного отделения до выпарной станции, должна выполнять следующие задачи:

- максимально удалять несахара из сахарного раствора;
- стабилизировать расходы сока на первую и вторую сатурации, в зависимости от расхода диффузионного сока на производство;
- регулировать соотношения расходов циркуляционного сока 1-ой сатурации к расходу сока на производство, расхода известкового молока на 2-ую сатурацию к расходу сатурируемого сока, а также общего расхода известкового молока к расходу сока на производство.
- стабилизировать рН сока на конечной ступени преддефекации, 1-ой и 2-ой сатурации;
- регулировать давление сатурационного газа в коллекторе и температуру сока перед 1-ой и 2-ой сатурациями, а также перед фильтрацией сока 1-ой сатурации;
- контролировать уровни во всех сборниках отделения и концентрацию содержания  $\text{CO}_2$  в сатурационном газе.

Автоматизация управления очисткой сока позволяет:

- стабилизировать поток сока по аппаратам станции дефекосатурации;
- упорядочить систему распределения известкового молока по потребителям при применении замкнутой системы распределения известкового молока с регулируемым давлением и установкой шаровых кранов отбора перед расходомерами, а также ввести коррекцию расхода СаО по его плотности и по СВ (сухому веществу) диффузионного сока;
- оптимизировать подачу сатурационного газа в котлы I-ой и II-ой сатурации за счет поддержания давления в коллекторе газа, контроля  $\text{CO}_2$  в составе газа, поддержания рН сока I сатурации с точностью не хуже 0,2 единицы, рН сока II сатурации - не хуже 0,1 единицы.

Система автоматизации станции фильтрации соков (сиропа) должна обладать следующими функциональными возможностями:

- обеспечивать управления данной батареей фильтров;
- осуществлять непрерывную диагностику работы всех регулирующих органов;
- обеспечивать проведение анализа работы фильтров и выдачу рекомендаций по выводу конкретного фильтра с работы на промывку;

- осуществлять регистрацию всех технологических параметров (уровней в сборниках, расходы нефильтрованного и фильтрованного соков), положения всех регулирующих органов на разных стадиях работы, как в автоматическом, так и ручном режимах;

- осуществлять контроль действий оператора и сигнализировать о принятии некорректных решений.

Система автоматизации станции фильтрации должна реализовывать:

- ведение истории процессов, аварий и регистрация положения регулирующих органов;
- анализ выгрузки фильтров.

При введении в эксплуатацию системы автоматизации станции дефекосатурации экономический эффект достигается: за счет повышения эффекта очистки сока, за счет снижения расхода СаО для очистки сока при регулировании его подачи с коррекцией по СВ сока и за счет снижения расхода пара в связи с уменьшением содержания растворимых солей кальция в соке.

Система автоматизации выпарной станции и сборников конденсата должна обеспечивать:

- регулирование уровней (стабилизацию потока сока) по корпусам выпарной станции (ВС), сборникам сока, сиропа;

- оптимизацию подачи ретурного пара и распределение потребителей экстрапаров по результатам теплового расчета для четкого поддержания соотношения сок-пар и температурного режима;

- регулирование температуры сока на выпарную станцию и сиропа перед фильтрацией;

- подачу аммиачной воды при отсутствии сока;

- контроль температуры и давления греющего пара и сока;

- контроль расхода и плотности сока на выпарную станцию и расхода сиропа;
- контроль расхода пара на 1-й корпус;
- сигнализацию при превышении уровней в 1-м и 2-м корпусах;
- регистрацию всех технологических параметров, заданий к ним, положений регулирующих органов;
- расчет основных теплотехнических и технологических параметров (плотности сиропа, кратность выпаривания ВС и т.д.).

Поэтому особенностями системы автоматизации выпарной станции является то, что она должна реализовывать:

- расчёт теплотехнической эффективности работы выпарной станции;
- используя емкостные, поплавковые, и мембранные датчики уровня осуществлять двойной контроль уровней 1-го и 2-го корпусов, а также контроль СВ сиропа;
- управление уровнями сборников конденсата.

Эффективность достигается за счет уменьшения расхода энергоносителей.

Система автоматизации в отделении кристаллизации центрифуг 1-го продукта должна обладать функциональными возможностями, позволяющими осуществлять:

- синхронизацию работы двух и более центрифуг (по автоматическому пуску и выгрузке);
- промывку сита центрифуги по заданному алгоритму;
- загрузку центрифуги с помощью микропроцессорного датчика загрузки;
- подачу команды на разгон центрифуги;
- промывку лотка;
- поднимание лотка;
- определение момента полного отхода зеленой патоки и момента начала пробелки в каждом цикле не зависимо от количества загружаемого утфеля и его качества;
- импульсную пробелку сахара водой или сиропом (разбавленной белой патоки) и водой с точностью до 1л с помощью расходомера при данном количестве утфеля и температуре воды;
- автоматическое управление сегрегатором с возможностью ручной коррекции;
- регулирование времени сушки сахара;

- подачу команды на торможение и выгрузку;
- контроль температур воды и утфеля;
- контроль уровня в утфелемешалке и утфелераспределителе;
- контроль давления воды и сиропа;
- корректировку параметров технологического цикла может осуществляться с

ЦДП или по месту;

- регистрацию всех технологических параметров и составление отчетов;
- учет работы по каждой центрифуге;
- количество воды на пробелку, промывку сит и лотка в каждом цикле.

Система автоматизации дает возможность не только уменьшить расход топлива и электроэнергии, а также количество воды на пробелку, но и увеличить выход сахара с вакуум-аппарата и производительность отделения и завода в целом.

При введении в эксплуатацию системы автоматизации вакуум-аппаратов экономический эффект достигается за счет сокращения времени уваривания утфеля и, как следствие, экономии топлива, за счет улучшения гранулометрии сахара.

## 2.4 Выбор критериев управления ТП сахарного производства

Определение и поддержание оптимальных условий работы и параметров технологических режимов позволяет получить максимальный выход продукции и повысить эффективность производства.

Выбор и обоснование критерия оптимальности является одним из наиболее ответственных этапов при моделировании экономически эффективного сахарного производства. Даже при самой очень тщательной отработке систем переменных и условий – ограничений модели, обеспечении адекватности модели реальным условиям неудачный выбор критерия оптимальности может привести к неудовлетворительным решениям.

Кроме того, важнейшей составляющей, влияющей на эффективность сахарного производства, является безопасность ТП и подбор здоровых и профессиональных кадров. Эти вопросы должны рассматриваться параллельно с вопросами экономики,

технологии и работоспособности производственного оборудования [89-91].

Критерии оптимизации производства подразделяются на: технические (производительность, надежность, выход продукции, качество сырья и т.д.) и, соответственно, экономические (прибыль, рентабельность и т.д.) [86, 92-94].

#### 2.4.1. Технические критерии оптимизации.

Проведенный анализ производства сахара показывает, что в технологическом процессе может использоваться широкий спектр показателей, характеризующих свойства этого процесса, но в большинстве своем все сводится к регулируемому поддержанию технологических параметров, расходам сока, пара, воды, извести, газа, а также температуры, давления и т.д. [88, 95, 96].

Важное значение для достижения эффективного производства сахарной продукции имеет производительность процесса производства – правильный подбор и расчет оборудования и технологических коммуникаций.

Сахарные заводы оснащены трубопроводами: паровыми, водяными, конденсатными и особенно соковыми, сиропными и паточными, а также трубопроводами для подачи извести и известкового молока.

Для того чтобы завод работал эффективно на полную мощность, необходимо, чтобы оборудование, и трубопроводы имели возможность перерабатывать и пропускать расчетное количество сырья, жидкости, пара, а также поддерживать технологические параметры производственного процесса. Используемые на заводах трубопроводы и запорные устройства имеют стандартные диаметры и соответствующие сечения труб. В случае несоответствия сечения воздушного и парового трубопроводов расчетным параметрам нарушается режим работы.

Регулирование пара и жидкостей необходимо осуществлять за счет применения различного вида запорных и регулирующих устройств. В реальных условиях работы сахарного завода на установленной мощности обеспечение трубопроводами нельзя признать оптимальным [88].

Поскольку реальный технологический процесс сопряжен с постоянным изменением расходов сырья, растворов, пара, возникает необходимость текущего изме-

нения пропускной способности трубопроводов для обеспечения оптимальных условий протекания химических тепловых преобразований. Таким образом, возникает необходимость автоматического регулирования сечений трубопроводов путем использования заслонок с пневмоприводом и электропневмопозиционерами.

Техническая производительность трубопроводов может определяться через производительность завода из следующего выражения:

$$A = \frac{T \cdot \pi \cdot 100 \cdot D^2 \cdot u \cdot \rho}{4 \cdot k \cdot a}, \text{ т/сутки.} \quad (2.1)$$

Искомая величина  $D$  (диаметр трубопровода) определяется по заданной необходимой мощности завода  $A$ :

$$D = \sqrt{\frac{A \cdot 4 \cdot k \cdot a}{T \cdot \pi \cdot 100 \cdot u \cdot \rho}}, \text{ м,} \quad (2.2)$$

где  $T$  – продолжительность суток, (86400с);

$u$  – скорость движения продуктов в трубопроводе, м/с;

$\rho$  – плотность перемещаемого продукта, т/м<sup>3</sup>;

$a$  – количество перемещаемого продукта, % к массе свеклы;

$k$  – коэффициент неравномерности поступления среды; например, для трубопроводов подвода пара к выпарной станции  $k = 1,5 - 1,6$ ; остальных корпусов выпарной установки  $k = 1,25$ ; для сока, сиропа, известкового молока, воды  $k = 1,0 - 1,5$ .

Кроме правильности расчета коммуникаций на производственных участках сахарного завода, важную роль на эффективность производства оказывает и подбор безопасного оборудования, его производительность, размеры и количество бункеров, емкостей, время протекания различных технологических процессов в оборудовании [4, 81, 88, 92, 97-100].

Кроме того, на эффективность производства влияют и такие показатели, как: сахаристость (массовая доля сахарозы в свекле или в свекловичной стружке, выра-

женная в процентах), доброкачественность (массовая доля сахарозы в пересчете на сухие вещества, выраженная в процентах), сухие вещества (твердые вещества, растворимые и нерастворимые в воде, содержащиеся в свекле и в продуктах сахарного производства), несахара (сухие вещества (кроме сахарозы) в сырье, продуктах и отходах), учтенные потери сахара (количество сахарозы, содержащейся в отходах из диффузии и в фильтрационном осадке или в промоях адсорберов, выраженное в процентах к массе переработанного сырья), неучтенные потери сахара (разность между общими потерями сахара в производстве и учтенными, выраженная в процентах к массе переработанного сырья), рандеман (расчетный выход кристаллической сахарозы из сырья в результате полной переработки его, выраженный в процентах к его массе), выход сахара (количество сахарозы, выработанной из сырья, в процентах к его массе), коэффициент завода (показатель, характеризующий выход сахара в процентах к массовой доле сахара, введенного в завод с сырьем) [1, 79-81, 101-106].

Основными данными, необходимыми для расчетов эффективности производства являлись:

- количество сырья принятого на завод  $K_c$ , тыс.т;
- содержание сахара в принятом сырье  $C_{сах.}$ , %;
- потери сырья при хранении  $K_{нс.}$ , тыс.т;
- сахаристость стружки  $C_{сах.стр.}$ , %;
- потери сахара при транспортировке и хранении  $П_{сах.т.х.}$ , тыс.т;
- потери сахара при производстве  $П_{сах.п.}$ , тыс.т;
- потери сахара в мелассе  $\dot{I}_{\text{меласса}}$ , тыс.т;
- общие потери сахара  $П_{сах.о.п.}$ , тыс.т;
- производство сахара  $C$ , тыс.т.

Наиболее эффективным, часто используемым в производстве, характеризующим и обобщающим перечисленные выше показатели, как отмечалось выше, является коэффициент завода.

Для свеклосахарных заводов различают коэффициент завода по принятой свекле и коэффициент завода по переработанной свекле, где показывается степень

извлечения сахара из переработанного сырья и характеризуется работа всех станций в коробке завода.

Последовательность и расчет основных технических и технологических показателей завода (потери, выход сахара, коэффициент завода и коэффициент производства) осуществлялись на основе следующих выражений, представленных формулами (2.3) - (2.10).

Сахар, принятый на завод ( $C_3$ ), определялся по формуле

$$C_3 = K_c \cdot C_{сах}. \quad (2.3)$$

Переработанное сырье определялось из следующего выражения

$$K_{пер} = K_c - K_{nc}. \quad (2.4)$$

Сахар в сырье для переработки определялся по формуле

$$C_{пер} = K_{пер} \cdot C_{сах.стр}. \quad (2.5)$$

Общие потери сахара определялись из выражения

$$П_{сах.о.п.} = П_{сах.т.х.} + П_{сах.п.} + П_{сах.м.} \quad (2.6)$$

Общее количество произведенного сахара ( $C$ ) определялось по данным продуктового отделения и отчетным данным из следующего выражения

$$C = C_3 - П_{сах.о.п.} \quad (2.7)$$

Выход сахара ( $B_{сах.}$ ) относительно переработанного сырья определялся из соотношения

$$B_{сах.} = \frac{C}{K_{пер.}} \cdot 100, \%. \quad (2.8)$$

Коэффициент завода  $K_{зав.}$  – отношение произведенного сахара ( $C$ ) к массе сахара, поступившего на переработку, определялся следующим выражением

$$K_{зав.} = \frac{C}{C_{пер.}} \cdot 100, \%. \quad (2.9)$$

Коэффициент производства ( $K_{пр.}$ ) - отношение произведенного сахара ( $C$ ) к массе сахара в сырье, поступившего на завод, определялся из выражения

$$K_{пр.} = \frac{C}{C_з.} \cdot 100, \%. \quad (2.10)$$

#### 2.4.2. Экономические критерии оптимизации сахарного производства.

Для оценивания работы завода могут использоваться следующие экономические показатели эффективности:

- прибыль;
- себестоимость;
- материальные затраты на единицу продукции;
- удельные затраты различных материальных ресурсов в процентах к массе свеклы и сахара.

Прибыль сахарного завода с учетом сезонной работы, определяется по формуле

$$\Pi = \int_{\tau_1}^{\tau_2} (B \cdot C_0 + G_m \cdot C_m + G_{жс} \cdot C_{жс} - \sum_{i=1}^8 Z_i) \cdot d\tau, \quad (2.11)$$

где  $\Pi$  - прибыль, грн;

$B$  - выход товарного сахара т/ч;

$C_0, C_m, C_{жс}$  - оптовая цена сахара, мелассы и жома соответственно, грн/т;

$G_m, G_{жс}$  - потери мелассы и жома, т/ч;

$\sum_{i=1}^8 Z_i$  - суммарные потери, грн/ч ( $Z_{1-8}$  - потери на сырье, дополнительные ма-

териалы, топливо, электроэнергию, на зарплату, на эксплуатацию оборудования, на цеховые и общие затраты по заводу) [101, 102].

Расчет экономического эффекта от внедренных инженерных решений, согласно [92, 93], осуществляется следующим образом:

$$E = [(Z_1) - (Z_2)] \cdot A_2, \quad (2.12)$$

где  $E$  - годовой экономический эффект, грн.;

$Z_{1,2}$  - приведенные затраты на единицу продукции (работы), производимой с помощью базовой и предложенной АСУ ТП, грн.;

$A_{1,2}$  - годовой объем производства продукции (работы) полученный при работе базовой и предложенной АСУ ТП.

Экономический эффект определяется на основе сопоставления приведенных затрат по базовой и предложенной инженерной разработке.

Приведенные затраты  $Z_{1,2}$  можно представить следующим выражением

$$Z_{1,2} = C_{1,2} + E_m \cdot K_{1,2}, \quad (2.13)$$

где  $C$  - себестоимость единицы продукции (работы), грн.;

$K$  - удельные капитальные вложения, грн.;

$E_n$  - нормативный коэффициент эффективности капитальных вложений.

Подставляя (2.13) в (2.12), получим выражение для расчета годового экономического эффекта

$$E = [(C_1 + E_n \cdot K_1) - (C_2 + E_n \cdot K_2)] \cdot A_2. \quad (2.14)$$

При расчете экономической эффективности необходимо учитывать разность цен в сравниваемые годы, т.е. индекс потребительских цен. Поэтому в формулу (2.14) необходимо ввести этот показатель, в результате чего формула принимает вид

$$E = [(C_1 + E_n \cdot K_1) \cdot I - (C_2 + E_n \cdot K_2)] \cdot A_2, \quad (2.15)$$

где  $I$  - индекс инфляции потребительских цен;

$C_{1,2}$  – себестоимость, грн.

Общим для выражений (2.11) и (2.15) является то, что все эти составляющие влияют на получаемую прибыль, являющуюся экономическим критерием оптимизации. Технические критерии взаимосвязаны с экономическими и их также необходимо учитывать в сахарном производстве, и выражаются они также через стоимостную величину (грн.). Кроме того, необходимо отметить, что во всех этих критериях оптимизации используется обобщающий показатель – себестоимость.

#### 2.4.3 Определение критериальной связи между основными показателями работы оборудования

Для получения эффективного производства, в котором будет использоваться современная АСУ ТП, необходимо учитывать, что в технологичных комплексах непрерывного типа в сахарном производстве функционируют сложные технологические объекты, которые характеризуются связанными между собой регулируемые параметрами. В сахарном производстве регулируемые параметры зачастую имеют одну физическую природу, а контуры регулирования строятся аналогично по однотипной структуре [100, 103-106].

Для оптимизации работы сахарного производства необходимо определить те критериальные параметры, которые в наибольшей мере влияют на его эффективность.

В случае, когда возникает необходимость при изучении объекта исследования анализировать более двух критериев оптимизации, то производится решение компромиссной задачи. В этих условиях ведется поиск компромисса между этими кри-

териями оптимизации, так как на экстремум для одной поверхности отклика налагаются ограничения другими поверхностями отклика.

В основном компромиссные задачи решаются с помощью вычислительной математики – методом неопределенных множителей Лагранжа. Решение этих задач можно осуществлять и с помощью двумерных сечений, когда одновременно рассчитываются два критерия оптимизации и составляются два уравнения регрессии. Но в основном исследователи стараются определить наиболее важный и обобщенный критерий, который учитывал бы все оптимальные режимы и параметры работы.

Вопросам оптимизации сахарного производства посвящено достаточно много, как теоретических, так и прикладных исследований. Основными критериями управления в этих работах, в основном, являются [1, 3, 4, 86, 100, 105, 106]:

- увеличения выхода сахарной продукции;
- снижение удельного расхода энергозатрат;
- снижение удельных расходов других материалов и потерь.

Следовательно, для обеспечения процесса управления технологическим процессом, согласно представленным основным критериям, необходимо иметь данные о самом процессе. Проведенный анализ производства сахара показывает, что в технологическом процессе может использоваться широкий спектр показателей, характеризующих свойства этого процесса, но в большинстве своем все сводится к оптимальному регулируемому поддержанию технологических параметров, оптимальным расходам сока, пара, воды, извести, газа, а также температуры, давления и т.д.

Для эффективного функционирования АСУ ТП сахарного производства большое значение имеет инженерный расчет параметров трубопроводов и заслонок, которыми осуществляется регулированные подачи сока, пара, воды и других составляющих, обеспечивающих процесс получения сахарной продукции [98].

Как уже отмечалось, для определения критериальной зависимости между оптимальными диагностическими и регулировочными параметрами производственного процесса воспользуемся теоретическим подходом, основанном на законе сохранения тепла и массы, и применяемом к тепло и гидротехническим процессам, происходящим при переработке сахарной продукции [97, 98, 99, 103-106].

Для определения основных математических выражений и их составляющих, для процессов с массо- и теплопереносом, можно применить Пи-теорему. Пи-теорема исходит из положения, что всякое физически обоснованное соотношение между размерными величинами можно сформулировать и представить как соотношение между безразмерными величинами – параметрами, которые в подобных системах могут играть роль критериев подобия [103, 104, 107].

Всякое уравнение вида

$$f(a_1, a_2, \dots, a_n) = 0, \quad (2.16)$$

выражающее связь между  $n$  размерными физическими величинами, размерность которых определяется через  $m$  основных величин (массу, длину, время и т.д.), может быть преобразовано в уравнение

$$F(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{n-m}) = 0, \quad (2.17)$$

где  $\pi$  - независимые безразмерные комплексы, выражающие связь между  $(n - m)$  физическими величинами. Они составлены из  $(m + 1)$  величин из числа входящих в уравнение (2.17).

Исходя из анализа, делаем вывод, что процессы диффузии, дефекосатурации, выпаривания и кристаллизации сырья характеризуется следующими основными параметрами:

расход сока и пара  $(G, \frac{кг}{с})$ , или  $(\frac{м^3}{с})$ ; площадь сечения трубопроводов

$(F, м^2)$ ; температура  $(\theta, ^\circ C)$ ; теплоемкость  $(C, \frac{м^2}{с^2 \cdot ^\circ C})$ ; коэффициент теплопередачи

$(K, \frac{Вт}{м^2 \cdot ^\circ C})$  или  $(\frac{кг}{с^3 \cdot ^\circ C})$ ; время осуществления процесса  $(T, с)$ .

Так как при переработке продукции температурные режимы ТП должны быть постоянными - температуру можно не принимать во внимание.

Основными диагностическими и регулировочными параметрами, имеющими

место в материальном и тепловом балансах, которые характеризуют происходящие там процессы, являются расход, площадь и время.

Для поддержания нормального режима работы на всех участках завода в основном осуществляют регулировку технологического процесса за счет изменения подачи сырья или пара путем изменения сечения трубопроводов. Необходимая температура при процессе переработки сырья также обеспечивается путем изменения площади сечения подводящих трубопроводов, через которые поступает сырье и пар.

Определим критериальные соотношения между этими технико-технологическими параметрами.

Основным связующим и регулируемым критерием, который описывает эти процессы, является тепло  $Q$ . Теплоту можно представить как функцию представленных параметров:

$$Q = f(G, F, T, C, K). \quad (2.18)$$

или  $f(G, F, T, C, K) = 0$ .

Составляем критериальное уравнение:

$$\begin{aligned} \pi_1 &= (G)^{x_1} \cdot (F)^{y_1} \cdot (T)^{z_1} \cdot C; \\ \pi_2 &= (G)^{x_2} \cdot (F)^{y_2} \cdot (T)^{z_2} \cdot K. \end{aligned} \quad (2.19)$$

Для каждого  $\pi$  заменяя величины  $C$ ,  $K$ , их размерностями, из выражения (2.19) получаем

$$\begin{aligned} \pi_1 &= \left(\frac{KZ}{C}\right)^{x_1} \cdot (M^2)^{y_1} \cdot (C)^{z_1} \cdot \left(\frac{M^2}{C^2}\right); \\ \pi_2 &= \left(\frac{KZ}{C}\right)^{x_2} \cdot (M^2)^{y_2} \cdot (C)^{z_2} \cdot \left(\frac{KZ}{C^3}\right). \end{aligned} \quad (2.20)$$

На основе выражения (2.20) вычисляем для каждого  $\pi_i$  числовые значения показателей степени  $x_i, y_i, z_i$ :

$$\begin{aligned}\pi_1 &= \kappa \mathcal{E}^{x_1} \cdot M^{(2y_1+2)} \cdot C^{(-x_1+z_1-2)}; \\ \pi_2 &= \kappa \mathcal{E}^{(x_2+1)} \cdot M^{2y_2} \cdot C^{(-x_2+z_2-3)}.\end{aligned}\tag{2.21}$$

Выражение (2.21) должно быть безразмерным и показатели степени при  $\kappa \mathcal{E}, C, M$  должны быть равны нулю.

Таким образом, решив сложившиеся системы уравнений и учитывая показатели степени при  $G, F, T$  получаем следующие выражения для  $\pi_1, \pi_2$ :

$$\pi_1 = \frac{2T \cdot C}{F}; \quad \pi_2 = \frac{K \cdot 2T}{G}.\tag{2.22}$$

В результате, критериальное уравнение будет иметь вид следующей зависимости

$$f\left(\frac{2T \cdot C}{F}; \frac{K \cdot 2T}{G}\right) = 0.\tag{2.23}$$

## Выводы по разделу 2

1. Анализ типовой технологической схемы сахарного производства в ООО «Кириковский сахарный завод» позволил систематизировать и представить локальные технологические процессы как объекты управления, что дало возможность четко определить задачи управления отдельными ТП, а также необходимое для описания процессов множество информационных и управляющих параметров, возмущений, и выходных сигналов.

ные технологические процессы как объекты управления, что дало возможность четко определить задачи управления отдельными ТП, а также необходимое для описания процессов множество информационных и управляющих параметров, возмущений, и выходных сигналов.

2. Анализ проблемы автоматизации ТП сахарного производства показал, что помимо реализации автоматического управления соответствующими ТП, ей присущ ряд особенностей, характерных для разных отделений производства. Определены главные требования к системам автоматизации основных отделений, обеспечивающим получение максимального выхода продукции и достижения экономического эффекта.

3. Рассмотрен один из наиболее ответственных этапов при моделировании экономической эффективности – выбор и обоснование критерия оптимальности. В результате анализа технических и экономических критериев определены основные данные, необходимые для их расчетов. Определены критериальные зависимости между оптимальными диагностическими и регулировочными параметрами процессов диффузии, дефекосатурации, выпаривания и кристаллизации, которые осуществлялись на основе законов сохранения тепла и массы, применяемым к тепло и гидротехническим процессам, происходящим при переработке сахарной продукции на заводе.

## РАЗДЕЛ 3

## АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ТП НА ОСНОВЕ ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЕЙ

## 3.1 Построение стационарных статистических линейных моделей

При построении оптимальных регуляторов для систем автоматического управления необходимо провести статистический анализ основных возмущений и параметров исследуемого объекта, чтобы отнести их к конкретному классу случайных процессов [108, 110].

Известно [110, 111], что при оценке качества полученных экспериментальных данных должны исключаться из рассмотрения значения параметров, для которых выполняется соотношение:

$$\zeta = \frac{\tilde{O}_i^{\max} - X_i^{\min}}{\Delta X} < 7 \div 8, \quad (3.1)$$

где  $X_i^{\max}$  и  $X_i^{\min}$  – соответственно максимальное и минимальное значение параметра;

$$\Delta X = \frac{a_X A_X}{50\sqrt{3}}; \quad (3.2)$$

$a_X$  – относительная погрешность измерительного прибора, контролирующего величину  $X$  ;

$A_X$  – верхняя граница измерений.

Для отсеивания параметров при анализе экспериментальных данных рассчитывается среднеквадратическое отклонение результата измерений  $\sigma$  и абсолютное значение отклонения текущего параметра от его среднего значения  $\delta$  :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X}_i)^2}{N}}, \quad (3.3)$$

$$\delta = \overline{X}_i - X_i, \quad (3.4)$$

где  $X_i$  – текущее значение параметра;

$\overline{X}_i$  – среднее значение параметра;

$N$  – количество измерений в выборке.

Все экспериментальные данные, значение  $\sigma$  которых превышало выражение  $\sigma > 3\delta$ , исключались из рассмотрения, оставшиеся данные соответствовали нормальному закону распределения с вероятностью не менее 95 % [110, 112].

Для определения статистических характеристик можно ограничиться обработкой одной реализации на достаточно большом интервале времени вместо проведения множества экспериментов [112-114]. Экспериментальные данные считаем эргодическими.

Осуществление записей в таблицу экспериментальных данных проводилось с дискретностью

$$\Delta t = 0,5T_{\text{вчк}}, \quad (3.5)$$

где  $T_{\text{вчк}}$  – наибольший период высокочастотных колебаний.

Проверка гипотезы о нормальности распределений осуществлялась по критерию Колмогорова-Смирнова, который использует сравнение двух эмпирических функций распределения [112, 115].

Статистика критерия Колмогорова-Смирнова имеет вид:

$$\lambda' = \sqrt{\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2}} \cdot \max |F_{n_1}(x) - F_{n_2}(x)|, \quad (3.6)$$

где  $F_{n_1}(x)$  и  $F_{n_2}$  – эмпирические функции распределения, построенные по двум выборкам с объемами  $n_1$  и  $n_2$ .

Гипотеза  $H_0$  отвергается, если фактически наблюдаемое значение статистики  $\lambda'$  больше критического  $\lambda'_{кр}$ , т.е.  $\lambda' > \lambda'_{кр}$ , и принимается в противном случае.

Этот критерий отвечает на вопрос, описывается ли распределение накопленной относительной частоты некоторыми распределениями накопленной вероятности. Если считать, что случайная величина имеет распределение накопленной вероятности  $P_0(x)$ , а  $S(x)$  – наблюдаемое эмпирическое распределение накопленной относительной частоты (ожидаемая накопленная частота для нормального закона распределения), то распределение

$$D = \max |P_0(x) - S(x)| \quad (3.7)$$

можно считать известным и использовать в критериях согласования.

По результатам экспериментальных данных были рассчитаны накопленные частоты  $P_0(x)$ , ожидаемые накопленные частоты для нормального распределения, затем выбиралось максимальное значение  $|P_0(x) - S(x)|$ , с помощью которого и определялся критерий согласия Колмогорова-Смирнова  $D$ . Полученное значение сравнивалось с критическим, взятым из таблиц [115]. Результаты указанного сравнения позволили сделать вывод, что с вероятностью 95% можно принять гипотезу о нормальном распределении основных переменных рассматриваемых подсистем.

Для основных переменных изучаемых технологических процессов определялись следующие статистические характеристики: математическое ожидание  $m_x$ , дисперсия  $D_x$ , медиана  $Med_x$  (рассчитываемая как устойчивая оценка центра экспериментальных данных с выбросами, минимально влияющими на нее), коэффициент асимметрии

$$A_x = \frac{M(x(t) - m_x)^3}{\sigma_x^3} = \frac{1}{T} \frac{1}{\sigma_x^3} \int_0^T (x(t) - m_x)^3 dt,$$

коэффициент эксцесса

$$E_x = \frac{M(x(t) - m_x)^4}{\sigma_x^4} - 3 = \frac{1}{T\sigma_x^4} \int_0^T (x(t) - m_x)^4 dt - 3,$$

а также центральные моменты

$$\beta_x^k = M[(x(t) - m_x)^k] = \frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - m_x)^k dt, \quad (3.8)$$

где  $k$  – порядок центрального момента;

$\sigma_x$  – среднеквадратическое отклонение ( $\sigma_x = \sqrt{D_x}$ );

$M$  – символ математического ожидания.

Кроме того, были построены авто- и взаимнокорреляционные функции, спектральная плотность и их нормированные функции.

Выбор структуры модели, под которым понимается определение необходимого количества регрессоров, является одним из важнейших этапов построения модели.

Задачу выбора структуры можно сформулировать как оптимизационную [116]:

$$s^* = \arg \min_{s \in \Omega} CR(s), \quad (3.9)$$

где  $s^*$  - оптимальная структура модели;

$s$  - структура модели;

$\Omega$  – множество всех возможных структур, содержащих некоторые регрессоры из «полного» набора регрессоров;

$CR(s)$  - критерий качества структуры.

Модель со структурой, доставляющей критерию качества минимальное значение, называют моделью оптимальной сложности, т.е. моделью, содержащей минимальное количество регрессоров.

Заметим, что не все подходы к выбору структуры могут быть сформулированы в виде задачи (3.9). Например, если при добавлении регрессоров в модель значе-

ние критерия качества монотонно уменьшается, то задача выбора структуры может быть модифицирована следующим образом: выбрать наиболее простую структуру  $s$ , критерий качества для которой удовлетворяет условию  $CR(s) \leq k$ , где  $k$  – пороговое значение [117, 118]. Сочетание проверки гипотез и оптимизации – особенность подхода, реализованного в методе пошаговой регрессии, где используются критерии качества, основанные на  $F$ -статистике.

В целом же критерии, разработанные для выбора структуры, удобно разделить на две группы: критерии, использующие экзаменационную выборку, и критерии, не использующие экзаменационную выборку.

Для критериев первой группы используется принцип, согласно которому параметры модели необходимо оценить по одной части выборки (обучающей), а качество структуры – по другой части выборки (экзаменационной или проверочной). К этим критериям относятся: симметричные и несимметричные критерии регулярности, стабильности, непротиворечивости и вариативности [117-121].

К критериям первой группы относятся и критерии типа скользящего контроля (cross-validation) [122-126].

При вычислении критериев, относящихся ко второй группе, используется остаточная сумма квадратов ошибок модели

$$RSS = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K [y(i) - \hat{y}(i)]^2, \quad (3.10)$$

где  $y(i)$ ,  $\hat{y}(i)$  – измерение и оценки соответственно.

Сама эта величина не может служить критерием для выбора структуры, так как с увеличением сложности модели  $S$  происходит все более точное приближение, что возможно и допустимо только при отсутствии помех. Если известно, что шум имеет нормальное распределение, то применяют скорректированный  $RSS$

$$\frac{RSS}{K - S} \quad (3.11)$$

или же статистика Фишера

$$F(S) = \frac{K}{K-S} \frac{RSS(S)}{\|y - \hat{y}\|^2}. \quad (3.12)$$

При построении моделей ТП сахарного производства использовались наиболее простые регрессионные модели, описываемые уравнением

$$Y_j = \sum_{i=1}^k a_i \cdot X_i + b_j; \quad i = \overline{1, k}, \quad (3.13)$$

где  $Y_j$  – зависимые переменные,  $j = \overline{1, m}$ , при этом  $m < k$ ;

$X_i$  – независимые переменные;

$a_i$  – коэффициенты, соответствующие независимой переменной  $X_i$ ;

$i$  – количество независимых переменных;

$b_j$  – постоянные.

Для нахождения параметров  $a_i$  и  $b_j$  уравнения регрессии (3.13) использовался МНК [ 127-129 ].

Поскольку МНК является одним из наиболее применяемых методов для разработки математических моделей по результатам пассивных наблюдений за работой объекта, то выбор переменных для введения в регрессионное уравнение осуществляется на основе статистических критериев согласия Фишера ( $F$ ) и Стьюдента ( $t$ -критерий) [110]. Критерий Фишера определяет, являются ли полученные математические модели адекватными экспериментальным данным, т. е. является ли взаимосвязь между зависимой выходной величиной, рассматриваемого объекта и независимыми переменными случайной или нет. Проверка гипотез об адекватности моделей (стационарности процесса) по критерию Фишера определяется из выражений:

$$F_{расч} = \frac{\sigma_S^2}{\sigma_Y^2}, \quad (3.14)$$

$$\text{где } \sigma_Y^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (Y_{ij} - Y_j)}{i};$$

$$\sigma_S^2 = \frac{n}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{ij});$$

$$Y_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i^2}{n};$$

$i$  – количество серий исследований,  $i = \overline{1, n}$ ;

$j$  – количество исследований в каждой серии,  $j = \overline{1, m}$ .

Определенное по формуле (3.14) значение  $F_{расч}$  сравнивается с табличным  $F_{табл}$  при количестве степеней свободы ( $f$ ), необходимых для нахождения значений критерия Фишера в статистической таблице [115], и номинальном уровне значимости  $\alpha = 5\%$ . При этом необходимо выполнение условия  $F_{расч} > F_{табл}$ .

Значения  $t$ -критериев используются для определения значимости каждого параметра ( $X_i$ ) в полученных математических моделях и позволяют ранжировать соответствующие параметры по величине их влияния на математическую модель в целом.

Проверка статистической значимости параметров регрессионного уравнения (коэффициентов регрессии) выполняется по  $t$ -критерию Стьюдента, который рассчитывается по формуле:

$$t_p = \frac{|P|}{S_p}, \quad (3.15)$$

где  $P$  - значение параметра;

$S_p$  - стандартное отклонение параметра.

Рассчитанное значение критерия Стьюдента сравнивают с его табличным значением при выбранной доверительной вероятности (как правило, 0,95) и числе степеней свободы  $N - k - 1$ , где  $N$  - число точек,  $k$  - число переменных в регрессионном уравнении. Значения  $t$ -критерия позволяют ранжировать соответствующие параметры по величине их влияния на математическую модель в целом.

### 3.2 Построение стационарных линейных регрессионных моделей технологических процессов сахарного производства

В результате проведения пассивных экспериментов были получены массивы данных почасовой работы исследуемых отделений производства, которые и использовались при построении линейных регрессионных моделей.

#### 3.2.1 Регрессионные модели диффузионного аппарата

При построении регрессионных моделей данного диффузионного отделения (рис. 2.3) рассматривались два случая:

1. В первом случае в качестве выходной величины отделения, а соответственно и ДА, так как ДА является базовым оборудованием, задающим режим работы не только всего отделения, а и всего завода, использовалась одна выходная переменная - расход диффузионного сока ( $G_{дс}, м^3 / ч$ ).

2. По аналогии с дифференциальными уравнениями [86], описывающими зависимости температур сокопастужечной смеси отдельно в каждой зоне ДА ( $\theta_i = \bar{1,4}$ ) от других параметров процесса, определялись регрессионные зависимости этих температур от управляемых параметров аппарата.

Остановимся более подробно на каждом случае. Как уже отмечалось, в первом случае выходным параметром модели выбирался  $Y$  - расход диффузионного сока, ( $G_{дс}, м^3 / ч$ ). Входными (управляемыми) параметрами диффузионного аппарата были:  $X_1$  - температура сокопастужечной смеси от пара в 1-й зоне ДА, ( $\theta_1^0, C$ );  $X_2$  - те-

температура сокоотружечной смеси от пара в 2-й зоне ДА,  $(\theta_2^0, C)$ ;  $X_3$ - температура сокоотружечной смеси от пара в 3-й зоне ДА,  $(\theta_3^0, C)$ ;  $X_4$ - температура сокоотружечной смеси от пара в 4-й зоне ДА,  $(\theta_4^0, C)$ ;  $X_5$ - расход сульфитированной барометрической (питательной) воды,  $(G_{oc0}^{ij}, m^3 / ч)$ ;  $X_6$ - расход свекловичной стружки,  $(G_c^{ij}, m / ч)$ ;  $X_7$  - температура барометрической сульфитированной воды,  $(\theta_6^0, C)$ .

Кроме того, в качестве информационных параметров, необходимых для реагирования на изменения технологического процесса, являлись:  $X_8$ - уровень в сборнике сульфитированной подогретой барводды;  $X_9$ - температуры в сборнике подогретой барводды;  $X_{10}$ - расход питательной воды;  $X_{11}$ - расход жомопрессовой воды (если используется);  $X_{12}$ - уровень в сборнике диффузионного сока;  $X_{13}$ - уровень за ситом и перед ситом дифаппарата;  $X_{14}$ - уровень сокоотружечной смеси (4, 8, 12, 16 м);  $X_{15}$ - температура питательной воды в ДА;  $X_{16}$ - рН барводды;  $X_{17}$ - уровень в сборнике барводды после конденсатора;  $X_{18}$ - температура сока на производство;  $X_{19}$ - температура в сборнике сульфитированной подогретой барводды;  $X_{20}$ - РН сока на производство;  $X_{21}$ - СВ сока на производство;  $X_{22}$ - уровень в сборнике подогретой барводды;  $X_{23-61}$ - контроль работы узлов оборудования в диффузионном отделении сахарного завода.

Основные статистические данные и результаты их обработки приведены в табл. 3.1.

Матрицы коэффициентов корреляции приведены в табл. 3.2.

Определение структуры модели для описания зависимости расхода диффузионного сока от остальных факторов процесса диффузии осуществлялось методом пошаговой регрессии.

В строке “ $R^2$ ” (табл.3.3) стоят значения коэффициентов детерминации, служащих мерой согласия соответствующей модели регрессии с имеющимися данными.

Таблица 3.1 – Статистические данные технологических переменных диффузионного аппарата

Уровни оптимального режима работы	Температура сокоотружечной смеси от пара в первой зоне, $X_1, (^{\circ}\text{C})$	Температура сокоотружечной смеси от пара во второй зоне, $X_2, (^{\circ}\text{C})$	Температура сокоотружечной смеси от пара в третьей зоне, $X_3, (^{\circ}\text{C})$	Температура сокоотружечной смеси от пара в четвертой зоне, $X_4, (^{\circ}\text{C})$	Расход питательной воды, $X_5, (\text{м}^3/\text{час})$	Расход стружки, $X_6 (\text{т}/\text{час})/(\text{м}^3/\text{ч})$	Температура барометрической (сульфитированной) воды $X_7, (^{\circ}\text{C})$	Расход диффузионного сока, $Y, (\text{м}^3/\text{час})$
Верхний	69	76	74	70	100	80/111	68	105
Нижний	60	72	72	64	75	60/83	65	80
Статистические параметры распределения								
$D_x^2$	84,3	7,4	4,8	3,6	102,4	76,5	66,3	224,6
$m_x$	58,2	72,3	70,4	68,2	90,6	75,4	66,7	95,7
$Med_x$	62,5	74,7	73,2	67,7	95,4	77,2	67,1	96,5
$A_x$	-0,5	0,09	-0,74	0,9	-2,4	-1,6	-0,93	-0,8
$E_x$	2,0	2,8	3,1	2,9	6,4	9,6	5,4	6,8

Таблица 3.2 – Матрица коэффициентов корреляции переменных для ДА

Обозначение параметров	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$Y$
$X_1$	1,0							
$X_2$	0,58	1,0						
$X_3$	0,79	0,09	1,0					
$X_4$	0,48	-0,20	0,63	1,0				
$X_5$	0,58	0,79	0,29	0,06	1,0			
$X_6$	-0,75	-0,74	-0,41	-0,20	-0,70	1,0		
$X_7$	-0,75	-0,54	-0,39	-0,37	-0,37	0,71	1,0	
$Y$	0,61	0,13	0,61	0,49	0,43	-0,41	-0,39	1,0

Таблица 3.3 – Значения коэффициентов детерминации

$X_i$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_5$	$X_4$	$X_6$	$X_7$
$R^2$	0,571	0,618	0,645	0,659	0,670	0,692	0,71

После применения МНК была получена следующая модель:

$$Y = 63,27 + 12,65X_1 + 9,435X_2 + 18,42X_3 + 10,63X_4 - 3,657X_5 + 24,3X_6 + 7,36X_7. \quad (3.16)$$

Значение критерия Фишера для этой модели равно  $F_{расч} = 162,3$  при  $F_{табл} = 4,36$ , а значение критерия Стьюдента  $t_{расч} = 3,67$  при  $t_{табл} = 2,78$ .

Как уже отмечалось, во втором случае в качестве выходных параметров ДА выбирались:  $Y_1$  - температура сокоотружечной смеси в 1-й зоне ДА, ( $\theta_1, ^\circ C$ );  $Y_2$  - температура сокоотружечной смеси в 2-й зоне, ( $\theta_2, ^\circ C$ );  $Y_3$  - температура сокоотружечной смеси в 3-й зоне, ( $\theta_3, ^\circ C$ );  $Y_4$  - температура сокоотружечной смеси в 4-й зоне, ( $\theta_4, ^\circ C$ ).

При этом входными (управляемыми) параметрами ДА являлись:  $X_1$  - расход

струи,  $(G_c^{ij}, \text{м}^3/\text{ч})$ ;  $X_2$  - расход диффузионного сока,  $(G_{dc0}^{ij}, \text{м}^3/\text{ч})$ ;  $X_3$  - расход питательной воды,  $(G_e^{ij}, \text{м}^3/\text{ч})$ ;  $X_4$  - температура барометрической сульфитированной воды,  $(\theta_{\sigma}, ^\circ\text{C})$ ;  $X_5$  - температура жомопресной воды,  $(\theta_{\text{жс}}, ^\circ\text{C})$ .

Следует отметить, что помимо параметров, принимающих участие в пассивном эксперименте, используются и информационные параметры.

При определении структур моделей для второго случая использовались результаты статистического анализа, которые для рассматриваемого технологического процесса представлены в табл. 3.4.

В табл.3.5 приведены результаты построения методом включения [122]. моделей ДА, характеризующих зависимости температуры сокостружечной смеси в  $i$ -й ( $i=1-4$ ) зоне ДА  $Y_i$  от входных параметров, методом пошаговой регрессии. В графе „  $X_i$  ” показаны переменные, последовательно вводимые в модель. Например, первая переменная  $X_1$ , стоящая в первом столбце, соответствует модели  $Y_i = a_i X_1 + b_1$ , вторая переменная  $X_2$  – модели  $Y_i = a_i X_1 + a_i X_2 + b_1$  т.д. Наконец, последняя переменная,  $X_4$ , соответствует полной линейной модели  $Y_i = \sum_{i=1}^5 a_i X_i + b_j$ .

Аналогичные зависимости построены и для остальных выходных параметров температур сокостружечной смеси во 2-й зоне, 3-й и 4-й зонах ДА.

После применения МНК получаем следующие модели для 4-х зон ДА:

$$Y_1 = 4,352 + 10,794X_1 - 0,292X_2 + 0,006X_3 + 0,730X_4 + 0,30X_5; \quad (3.17)$$

$$Y_2 = 21,176 + 17,973X_1 - 0,255X_2 + 0,005X_3 + 0,693X_4 + 0,730X_5; \quad (3.18)$$

$$Y_3 = 3,091 + 7,794X_1 - 0,479X_2 + 0,016X_3 + 0,87X_4 + 0,19X_5; \quad (3.19)$$

$$Y_4 = 18,378 + 11,49X_1 - 0,482X_2 + 0,012X_3 + 0,566X_4 + 0,472X_5. \quad (3.20)$$

Таблица 3.4 – Статистические данные технологических переменных диффузионного аппарата

Уровни оптимального режима работы	Температура сокоотружечной смеси в первой зоне, $Y_1$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Температура сокоотружечной смеси во второй зоне, $Y_2$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Температура сокоотружечной смеси в третьей зоне, $Y_3$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Температура сокоотружечной смеси в четвертой зоне, $Y_4$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Расход стружки, $X_1$ , ( $\text{м}^3/\text{ч}$ )	Расход диффузионного сока, $X_2$ , ( $\text{м}^3/\text{ч}$ )	Расход питательной воды, $X_3$ , ( $\text{м}^3/\text{ч}$ )	Температура бар. сульфитированной воды, $X_4$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Температура жомпресной воды, $X_5$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )
Верхний	71,3	83,1	71,6	72,0	114,4	167,5	127,8	74,4	68,0
Нижний	29,6	67,8	63,0	63,9	5,0	0	13,6	26,7	36,7
Статистические параметры распределения									
$D_x^2$	110,6	6,2	3,7	2,8	170,3	631,8	246,5	63,2	30,3
$m_x$	57,4	74,2	68,8	67,2	89,2	110,2	102,5	62,3	58,2
$Med_x$	61,3	74,7	69,1	66,8	90,7	110,6	104,6	63,2	58,7
$A_x$	-1,0	0,03	-0,6	0,8	-2,5	-0,6	-1,8	-1,7	-0,7
$E_x$	3,0	4,3	2,6	3,4	14,0	4,8	8,4	7,6	3,8

Таблица 3.5 – Определение структуры модели для описания зависимости температуры сокоотружечной смеси во всех зонах ДА  $Y_i = \sum_{i=1}^k a_i X_i + b_j$ .

$X_i$	$R^2$	$X_i$	$R^2$	$X_i$	$R^2$	$X_i$	$R^2$
$X_1$	0,571	$X_1$	0,435	$X_1$	0,525	$X_1$	0,467
$X_2$	0,618	$X_3$	0,702	$X_3$	0,602	$X_2$	0,622
$X_3$	0,645	$X_2$	0,761	$X_4$	0,661	$X_3$	0,693
$X_5$	0,659	$X_4$	0,797	$X_2$	0,706	$X_4$	0,717
$X_4$	0,670	$X_5$	0,806	$X_5$	0,780	$X_5$	0,789

Значения критериев Фишера для соответствующих математических моделей приведены в табл. 3.6.

Таблица 3.6 – Значения критериев Фишера для математических моделей ДА

$F_{расч}$				$F_{табл}$
1 зона ( $Y_1$ )	2 зона ( $Y_2$ )	3 зона ( $Y_3$ )	4 зона ( $Y_4$ )	
397,2	264,6	178,4	283,7	3,23

Из сравнения значений критериев Фишера можно видеть, что условие  $F_{расч} > F_{табл}$  выполняется, следовательно, впервые созданные математические модели в первом приближении могут быть использованы для управления параметрами технологических процессов ДА.

Значения критериев Стьюдента для определения значимости соответствующих параметров приведены в табл. 3.7 ( $t$  – критерий, табл. 1,94).

Из анализа полученных значений для критериев Стьюдента можно видеть, что для разработанных математических моделей приведенные в расчете параметры по степени влияния их коэффициентов на управляющий параметр значимы, и их необходимо учитывать при расчете управляющего параметра технологического процесса.

Таблица 3.7 – Значения критериев Стьюдента математических моделей для соответствующих параметров диффузионного аппарата

Условные обозначения параметров	<i>t</i> – критерий			
	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$Y_4$
	1-я зона	2-я зона	3-я зона	4-я зона
$X_1$	6,15	3,95	4,25	3,85
$X_2$	7,53	5,45	4,78	5,36
$X_3$	7,69	5,08	5,30	5,85
$X_4$	7,83	6,34	5,80	6,12
$X_5$	7,98	7, 26	6,20	6,25

### 3.2.2 Регрессионные модели оборудования в сокоочистительном отделении

При построении регрессионных моделей данного отделения (рис.2.8) в качестве выходного параметра рассматривался  $Y$  - pH дефекованного сока на выходе преддефекатора “Бригель Мюллер” РЗ-ППД-2-1, а входными параметрами были  $X_1$  - температура диффузионного сока, ( $\theta_0^0, C$ );  $X_2$  - температура дефекованного сока 1-й сатурации, ( $\theta_{00}^0, C$ );  $X_3$  - расход соотношения «дифсок – возврат сока 1-й сатурации» ( $G_2^{001}, м^3 / ч$ );  $X_4$  - расход возврата суспензии 2-й сатурации ( $G_6^{0002}, м^3 / ч$ );  $X_5$  - расход соотношения «дифсок - известковое молоко в шестую зону преддефекатора», ( $G_{16}^{00006}, м^3 / ч$ );  $X_6$  - расход диффузионного сока на преддефекатор, ( $G_1^{01}, м^3 / ч$ ).

Кроме того, информационными и регулируемыми параметрами в сокоочистительном отделении являются:  $X_7$  - расход дефекованного сока;  $X_8$  - регулирование температуры дефекованного сока;  $X_9$  - расход известкового молока на 1-ю сатурацию;  $X_{10}$  - расход известкового молока на 2-ю сатурацию;  $X_{11}$  - расход суспензии сока 2-й сатурации;  $X_{12}$  - расход суспензии сока на 1-й сатурации;  $X_{13}$  - расход сока на 1-ю сатурацию;  $X_{14}$  - расход сока на 2-ю сатурацию;  $X_{15}$  - уровень в холодном

дефектаторе;  $X_{16}$ - уровень в сборнике не фильтрованного сока 1-й сатурации;  $X_{17}$ - уровень в сборнике фильтрованного сока 1-й сатурации;  $X_{18}$ - уровень в сборнике суспензии 1-й сатурации;  $X_{19}$ - уровень в сборнике не фильтрованного сока 2-й сатурации;  $X_{20}$ - уровень в сборнике фильтрованного сока 2-й сатурации;  $X_{21}$ - уровень в сборнике суспензии 2-й сатурации;  $X_{22}$ - уровень в сборнике сока перед контрольными фильтрами;  $X_{23}$ - расход  $\text{CO}_2$  на 1-ю сатурацию;  $X_{24}$ - расход  $\text{CO}_2$  на 2-ю сатурацию;  $X_{25}$ - давление  $\text{CO}_2$ ;  $X_{26}$  - давление известкового молока в коллекторе;  $X_{27}$ - температура сока после 1-й сатурации;  $X_{28}$ - температура сока перед 2-й сатурацией;  $X_{29}$ - pH после 1-й сатурации;  $X_{30}$ - pH после 1-й сатурации;  $X_{31}$ - расход известкового молока на основную дефекацию;  $X_{32}$ - контроль работы приводов насосов и мешалок;  $X_{33}$ - регулирование расхода сока на 1-ю сатурацию;  $X_{34}$ - регулирование расхода сока на 2-ю сатурацию;  $X_{35}$ - регулирование температуры сока после 1-й сатурации;  $X_{36}$ - регулирование температуры сока перед 2-й сатурацией;  $X_{37}$ - регулирование соотношения «дифсок- известковое молоко на исходный дефектатор»;  $X_{38}$ - регулирование соотношения «дифсок- известковое молоко на 1-ю сатурацию»;  $X_{39}$ - регулирование соотношения «дифсок- известковое молоко на 2-ю сатурацию»;  $X_{40}$ - pH 1-й сатурации;  $X_{41}$ - pH 2-й сатурации;  $X_{42}$ - управление продувкой горячего дефектатора 1-й сатурации;  $X_{43}$ - управление продувкой сатуратора 1С;  $X_{44}$ - управление продувкой горячего дефектатора 2С;  $X_{45}$ - управление продувкой сатуратора 2С;  $X_{46}$ - управление продувкой дозревателя сока 2-й сатурации.

Основные статистические данные и результаты их обработки для преддефектатора приведены в табл. 3.8.

Используя тот же подход, что и при рассмотрении диффузионного отделения, была получена регрессионная модель вида

$$Y = 8,18 - 0,27X_1 + 12,35X_2 + 54,7X_3 - 84,2X_4 + 0,057X_5 - 0,74X_6. \quad (3.21)$$

Таблица 3.8 – Статистические данные технологических переменных преддефектора (холодная/теплая/горячая)

Уровни оптимального режима работы	Температура диффузионного сока, $X_1$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Температура дефикированного сока 1-й сатурации $X_2$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Дифсок – возврат сока 1-й сатурации, $X_3$ , ( $\text{м}^3/\text{час}$ )	Возврат суспензии 2-й сатурации, $X_4$ , ( $\text{м}^3/\text{час}$ )	Дифсок - известковое молоко $X_5$ , ( $\text{м}^3/\text{час}$ )	Расход диф. сока на преддефектор $X_6$ , ( $\text{м}^3/\text{час}$ )	pH дефикированного сока на выходе с преддефектора, $Y$
Верхний	50/65/88	90	65	8	1,0	105	11,4
Нижний	35/50/85	85	55	5	0,7	80	10,8
Статистические параметры распределения							
$D_x^2$	17,3/20,4/28,6	17,2	24,6	1,8	1,2	8,9	4,7
$m_x$	40,2/56,4/87,4	87,4	58,7	6,8	0,85	94,3	11,1
$Med_x$	39,6/55,7/86,5	88,6	59,3	6,9	0,88	96,7	10,9
$A_x$	0,4	-1,2	-1,1	0,6	0,4	0,7	-1,4
$E_x$	2,8	3,2	4,8	5,0	3,6	2,7	2,2

Значения критериев Стьюдента для определения значимости соответствующих параметров и значения критерия Фишера для математической модели (3.21) приведены в табл. 3.9.

Таблица 3.9 – Значения критериев Стьюдента и Фишера для математической модели преддефекатора

Условные обозначения параметров	$t$ - критерий расчетный ( $t$ - критерий табл. =2,72)	$F_{расч.}$ ( $F_{табл.} = 4,36$ )
$X_1$	3,25	24,7
$X_2$	4,72	
$X_3$	3,56	
$X_4$	2,78	
$X_5$	2,85	
$X_6$	3,46	

Из анализа полученных значений для критериев Стьюдента можно видеть, что во всех случаях расчетные значения больше табличных, т.е. для разработанных математических моделей управления параметрами технологических процессов предварительной дефекации в сокоочистительном отделении все значения коэффициентов параметров по степени их влияния значимы и их значения должны быть учтены для расчета управляемого параметра. Из сравнения значений критериев Фишера можно видеть, что условие  $F_{расч.} > F_{табл.}$  выполняется, следовательно, математические модели в первом приближении могут быть использованы для усовершенствования управления параметрами ТП отделения.

### 3.2.3. Регрессионные модели многокорпусной выпарной установки.

При построении регрессионных моделей многокорпусной выпарной установки (рис. 2.9) в качестве выходного параметра рассматривался  $Y$  - выход сиропа с ВУ, ( $S_1, \% к м.св.$ ), а входными (управляемыми) параметрами были:  $X_1$  - расход со-

ка на входе в ВУ, ( $S_0, \% \text{ км. св.}$ );  $X_2^{1-5}$  - расход пара в ВУ, ( $G_n, \text{ кг/ч}$ );  $X_3$  - температура сока на входе в ВУ, ( $\theta_c^0, \text{ }^\circ\text{C}$ );  $X_4^{1-5}$  - температура пара по корпусам в ВУ, ( $\theta_n^0, \text{ }^\circ\text{C}$ );  $X_5^{1-5}$  - уровень раствора в корпусах ВУ, ( $h_p, \text{ м/ к общей высоте кип. труб, \%}$ ).

Кроме того, информационными параметрами ВУ являются:  $X_6$  - уровень в сборнике сока перед выпарной установкой;  $X_7$  - расход аммиачной воды в сборник перед ВУ;  $X_8$  - расход конденсата ретурного пара на ТЭЦ;  $X_9$  - расход конденсата пара 4-х корпусов на ТЭЦ;  $X_{10}$  - уровень в сборнике сульфитированного сиропа;  $X_{11}$  - уровень в сборнике сиропа на вакуум аппаратах;  $X_{12}$  - давление в коллекторе ретурного пара;  $X_{13-17}$  - давление в греющем коллекторе 1-5-го корпусов ВУ;  $X_{18-22}$  - давление в надсоковом пространстве 1-5-го корпусов ВУ;  $X_{23-27}$  - аварийный уровень в 1-5-м корпусе ВУ;  $X_{28}$  - температура сока на ВУ для 3-й группы подогревателей;  $X_{29}$  - температура сока на ВУ для 2-й группы подогревателей;  $X_{30}$  - температура сока на ВУ для 1-й группы подогревателей;  $X_{31}$  - температура ретурного пара в коллекторе;  $X_{32}$  - температура в греющей камере 1-го корпуса;  $X_{33}$  - контроль работы приводов насосов.

Основные статистические данные и результаты их обработки для выпарной установки приведены в табл. 3.10.

Применение МНК позволило получить следующую регрессионную модель для выпарной установки:

$$Y = 23,7 + 3,86X_1 + 7,21X_2 - 0,95X_3 + 5,28X_4 + 12,7X_5. \quad (3.22)$$

Значение критериев Стьюдента и Фишера для математической модели многокорпусной выпарной установки в выпарном отделении сахарного завода представлены в табл. 3.11.

Таблица 3.10 – Статистические данные технологических переменных выпарной установки

Уровни оптимального режима работы	Расход сока на входе в ВУ, $X_1$ , (% к м.св)	Расход греющего пара на ВУ по корпусам $X_2$ , (кг/ч)					Температура сока на входе в ВУ, $X_3$ , ( $^{\circ}$ C)	Температура пара по корпусам ВУ, $X_4$ , ( $^{\circ}$ C)					Уровень сока в корпусах ВУ, $X_5$ (м)/(к общей высоте кип. трубок,%)					Выход сиропа с ВУ, (% к м. св.), Y
		1	2	3	4	5		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
Верхний	132,89	31021	29313	13763	948	1583	130	136,3	128,2	118,8	108	96	2,0/30	2,3/35	2,0/40	1,5/50	1,4/70	35
Нижний	0	200	200	200	200	200	90	129,1	120,4	110,1	98,2	84	1,9/25	2,2/30	1,8/30	1,4/40	1,3/50	25
Статистические параметры распределения																		
$D_x^2$	174,6	2154,3	621,4	272,3	425,8	638,4	24,3	24,8	36,4	42,3	38,6	75,4	2,46	3,65	4,32	2,11	4,3	11,6
$m_x$	74,6	162406	152150	6840	576	728	95,6	132,4	126,5	115,3	102,6	89,5	1,95	2,24	1,90	1,46	1,34	27,5
$Med_x$	70,4	15730	16475	7024	646	704	85,4	146,4	115,8	124,6	98,3	95,4	1,98	2,04	1,56	1,48	1,28	28,2
$A_x$	-1,2	0,5	0,9	1,1	-0,85	0,6	1,1	-0,7	-0,4	0,2	-0,3	-0,5	-0,2	-0,8	0,7	0,4	-0,3	0,7
$E_x$	4,8	6,5	5,9	6,3	3,8	4,3	3,9	3,2	2,7	4,3	2,9	5,0	2,1	2,7	1,8	1,6	4,3	2,6

Таблица 3.11 – Значения критериев Стьюдента и Фишера для математической модели многокорпусной выпарной установки

Условные обозначения параметров	Уровень сока		$t$ – критерий табл.	$F_{табл.}$
	$t$ – критерий расч	$F_{расч.}$		
$X_1$	3,57	231,7	2,78	4,36
$X_2$	4,69			
$X_3$	2,86			
$X_4$	3,25			
$X_5$	2,82			

3.2.4. Регрессионные модели оборудования в кристаллизационном отделении сахарного завода.

При построении регрессионной модели вакуум-аппарата, одного из основных аппаратов, способствующих получению сахара в кристаллизационном отделении (рис. 2.10) в качестве выходного параметра выбирался выход сахара  $Y$  - выход сахара,  $G_{кр}$ , (% к м. св.), а управляемыми параметрами были  $X_1$  - температура сиропа в вакуум-аппарате первого продукта, ( $\theta^1_{нагр}, ^\circ C$ );  $X_2$  - расход сиропа на вакуум-аппарат первого продукта, ( $G^1_{нагр}, м^3 / ч$ );  $X_3$  - температура перерабатываемого продукта в вакуум-аппарате второго продукта ( $\theta^2_{нагр}, ^\circ C$ );  $X_4$  - расход перерабатываемого продукта на вакуум-аппарат второго продукта, ( $G^2_{нагр}, м^3 / ч$ );  $X_5$  - расход пара на вакуум-аппарат первого продукта, ( $G^1_{нап}, кг / т.св.$ );  $X_6$  - расход пара на вакуум-аппарат второго продукта, ( $G^2_{нап}, кг / т.св.$ );  $X_7$  - температура пара в вакуум-аппарате первого продукта, ( $\theta^1_{нап}, ^\circ C$ );  $X_8$  - температура пара в вакуум-аппарате второго продукта, ( $\theta^2_{нап}, ^\circ C$ ).

Кроме того, в кристаллизационном отделении сахарного завода используются следующие информационные сигналы:  $X_9$  - расход пара на вакуум-аппарат (ВА) 1-го

продукта;  $X_{10}$  - расход зеленой патоки на ВА 1-го продукта;  $X_{11}$  - расход белой патоки на ВА 1-го продукта;  $X_{12}$  - расход утфеля после ВА 1-го продукта;  $X_{13}$  - расход конденсата после ВА 1-го продукта;  $X_{14}$  - уровень сиропа в ВА 2-го продукта;  $X_{15}$  - вязкость в ВА 2-го продукта;  $X_{16}$  - расход пара на ВА 2-го продукта;  $X_{17}$  - расход утфеля после ВА 2-го продукта;  $X_{18}$  - расход конденсата после ВА 2-го продукта;  $X_{19}$  - давление в вакуум-аппарате 1-го продукта;  $X_{20}$  - давление в ВА 2-го продукта;  $X_{21}$  - уровень сиропа в вакуум-аппарате 1-го продукта;  $X_{22}$  - вязкость в ВА 1-го продукта.

Основные статистические данные и результаты их обработки для кристаллизационного отделения приведены в табл. 3.12.

Применение МНК позволило получить следующее регрессионное соотношение для вакуум-аппаратов

$$Y = 7,16 + 5,27X_1 + 14,3X_2 - 0,15X_3 + 26,7X_4 + 19,3X_5 - 4,72X_6 + 10,3X_7 + 9,7X_8. \quad (3.23)$$

Значения критериев Стьюдента и Фишера для данной модели приведены в таблице 3.13.

Анализ всех впервые созданных линейных многопараметрических математических моделей для усовершенствования управления параметрами технологических процессов сахарного производства на адекватность по критериям Фишера и Стьюдента показывает, что полученные модели в дальнейшем могут быть в первом приближении использованы для решения формальной постановки задачи управления рассматриваемыми технологическими процессами. При внедрении подобных математических моделей целесообразно решать вопросы их адаптации к текущим изменениям параметров технологических процессов и/или к уточнению структур математических моделей.

Таблица 3.12 – Статистические данные технологических переменных вакуум-аппарата кристаллизационного отделения

Уровни оптимального режима работы	Температура сиропа в ВА 1-го продукта, $X_1$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Расход сиропа на ВА 1-го продукта, $X_2$ , ( $\text{м}^3/\text{ч}$ )	Температура продукта в ВА 2-го продукта, $X_3$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Расход продукта на ВА 2-го продукта, $X_4$ , ( $\text{м}^3/\text{ч}$ )	Расход пара на ВА 1-го продукта, $X_5$ , ( $\text{кг}/\text{т.св}$ )/ /(% - к м.св)	Расход пара на ВА 2-го продукта, $X_6$ , ( $\text{кг}/\text{т.св}$ )/ - к м.св)	Температура пара на ВА 1-го продукта, $X_7$ , ( $^{\circ}\text{C}$ ),	Температура пара на ВА 2-го продукта, $X_8$ , ( $^{\circ}\text{C}$ )	Выход сахара, $Y$ , $G_{\text{кр}}$ (% к м. св)
Верхний	86	27	70	22	150/16	22/2,5	114	114	14,9
Нижний	85	25	65	18	140/5	18/1,5	112	112	14,16
Статистические параметры распределения									
$D_x^2$	24,8	12,5	14,8	15,6	1,24	0,8	10,2	9,8	4,9
$m_x$	85,5	26,2	67,4	20,2	0,024	0,014	113	113	14,3
$Med_x$	85,4	25,6	68,1	29,4	0,022	0,013	112,4	112,6	14,6
$A_x$	0,5	-1,2	-0,8	0,9	0,4	-0,7	0,7	0,6	0,25
$E_x$	3,1	2,6	2,9	4,3	4,7	4,6	3,2	3,3	5,2

Таблица 3.13 – Значения критериев Стьюдента и Фишера для математической модели вакуум – аппарата

Условные обозначения параметров	$t$ - критерий расчетный ( $t$ - критерий табл.=2,35)	$F$ расч. ( $F$ табл. = 3,23)
$X_1$	6.15	264,3
$X_2$	7,53	
$X_3$	7.69	
$X_4$	5,63	
$X_5$	6,29	
$X_6$	5.08	
$X_7$	5,45	
$X_8$	6,02	

### 3.3 Динамические математические модели ТП сахарного производства

#### 3.3.1 Принципы построения динамических математических моделей ТП сахарного производства

Поскольку при исследовании технологических процессов сахарного производства часто приходится использовать экспериментальный материал, полученный в условиях, которые не были специальным образом выбраны исследователями (а особые сложности возникают при управлении параметрами технологических процессов), то методы регрессионного анализа обладают рядом свойств которые ограничивают сферу их применения в задачах управления сложными ТП.

В зависимости от вида функции распределения все многообразие математических моделей потоков, возникающих в различных аппаратах, может быть представлено в виде некоторых типовых моделей: модели идеального вытеснения, модели идеального смешения и ячеечной модели - модели, основой которой является представление об идеальном перемешивании в пределах ячеек, расположенных последовательно, и отсутствии перемешивания между ячейками. Все эти модели описыва-

ются линейными дифференциальными уравнениями в частных производных с постоянными коэффициентами [130-134].

В сахарном производстве технологический процесс получения сахара постоянно меняется в зависимости от изменения качества продукции. Поэтому построение математических моделей осуществляют на основе материального и энергетического балансов [1-3, 79, 81, 104].

По закону сохранения массы количество поступающих веществ  $\sum G_i$  должна равняться количеству отводимых  $\sum G_k$ , получаемых в результате проведения процесса, с учетом потерь  $\sum G_n$

$$\sum G_n = \sum G_k + \sum G_n. \quad (3.24)$$

Материальный баланс составляют для процесса в целом или для отдельных его стадий.

При производстве сахарной продукции известны значения и параметры перерабатываемого сырья на всех этапах производства, полученные на основе материального баланса, и с учетом критерия экономической эффективности производства. Для основных технологических процессах сахарного производства материальный баланс на всех этапах и по всему производству определяется, в основном, по выходу продукции за определенное время (час, сутки). В итоге определяется выход продукции к величине затраченного сырья (количество свеклы или сахара) в процентах .

Энергетический баланс составляют на основе закона сохранения энергии, согласно которому количество энергии, введенной в процесс, равно количеству выделившейся энергии, т.е. приход энергии равен расходу. При проведении химических реакций большое значение может иметь их тепловой эффект.

Частью энергетического баланса является тепловой, который в общем можно представить в виде:

$$\sum Q_n = \sum Q_k + \sum Q_n. \quad (3.25)$$

При этом количество вводимого тепла определяется соотношением

$$\sum Q_n = Q_1 + Q_2 + Q_3, \quad (3.26)$$

где  $Q_1$  - количество тепла, вводимое с исходными веществами;

$Q_2$  - количество тепла, подводимого извне, например с теплоносителем, обогревающим аппарат;

$Q_3$  - тепловой эффект физических и химических превращений [104].

Количество отводимого тепла  $\sum Q_k$  складывается из тепла, удаляемого с конечным продуктом и отводимым с теплоносителем, а также тепловых потерь  $\sum Q_n$ .

Количество тепла, которое вводится с исходными веществами, подводится извне, получаемое при химических превращениях, а также которое отводится или выпадает в осадок, представляется в общем виде следующим выражением:

$$Q = GC\theta, \quad (3.27)$$

где  $G, C, \theta$  - расход, теплоемкость и температура рассматриваемых растворов [135].

В энергетическом балансе, кроме тепла, учитывается приход и расход всех видов энергии, например затраты механической энергии на перемешивание жидкостей или сжатие и транспортирование жидкостей и газов.

На основании теплового баланса находят расход водяного пара, воды и других теплоносителей, а по данным энергетического баланса – общий расход энергии на осуществление процесса.

Для расчета любой системы составляется математическое описание протекающих в ней физических процессов, т.е. строится её математическая модель. При этом в системе могут быть предварительно выделены простые подсистемы или элементы в соответствии с их функциональным назначением. Иногда более целесообразным является разделение системы не по функциональному признаку элемен-

тов, а по физическим процессам (в диффузионном и сокоочистительном отделениях происходят, в основном (более важные), тепловые процессы, а в выпарном и кристаллизационном отделениях - энергетические и материальные). Часто такие процессы представляются в виде совокупности процессов, каждый из которых имеет более простое математическое описание.

При любом из этих подходов используют величины двух видов:

- переменные величины, зависящие от времени, которые являются своего рода координатами, определяющими в обобщенном смысле этого понятия движение системы (расход пара, воды, температура и т. д.);

- величины, параметры которых характеризуют физические свойства и условия работы элементов системы (геометрические размеры, вязкость, масса, давление, температура, если они не изменяются по времени).

Для производства сахарной продукции наиболее целесообразно производить расчеты на основании тепловых балансов, так как на всех этапах производства присутствуют жесткие ограничения по температурным режимам.

### 3.3.2 Математические модели диффузионного аппарата

Уравнение теплообмена для любой зоны сокоотружечной смеси получают, составляя уравнение теплового баланса. Например, для второй зоны имеем

$$G_c^{12} C_c^{12} \theta_1 + G_{\partial c}^{32} C_{\partial c}^{32} \theta_3 + kF(\theta_{n2} - \theta_2) = G_c^{23} C_c^{23} \theta_2 + G_{\partial c}^{21} C_{\partial c}^{21} \theta_2, \quad (3.28)$$

где  $G_c^{ij}$ ,  $G_{\partial c}^{ij}$ ,  $C_c^{ij}$ ,  $C_{\partial c}^{ij}$  – потери и теплоемкости свекловичной стружки, диффузионного сока с  $i$ -й в  $j$ -ту зону соответственно;

$\theta_i$ ,  $\theta_{nj}$  – температуры сокоотружечной смеси и пара в паровой камере  $i$ -ой зоны соответственно;

$k$ ,  $F$  – коэффициент теплопередачи и площадь нагрева паровой камеры.

При нарушении баланса изменяется количество тепла в емкости со скоростью, зависящей от дисбаланса

$$MH_2L\rho c_2 \frac{d\theta_2}{d\tau} = \Delta(G_c^{12}C_c^{12}\theta_1 + G_{\partial c}^{32}C_{\partial c}^{23}\theta_3 + kF(\theta_{n2} - \theta_2) - G_c^{23}C_c^{23}\theta_2 - G_{\partial c}^{21}C_{\partial c}^{21}\theta_2), \quad (3.29)$$

где  $M$ ,  $H_i$ ,  $L$ ,  $\rho$ ,  $c_i$  – ширина, высота и длина аппарата, плотность и теплоемкость сокоотружечной смеси соответственно.

В отклонениях переменных с учетом линеаризации уравнение принимает вид

$$\frac{d\theta_2}{d\tau} = \frac{1}{MH_2L\rho c_2} (G_{c_0}^{12}C_c^{12}\Delta\theta_1 + C_c^{12}\theta_{1_0}\Delta G_c^{12} + G_{\partial c_0}^{32}C_{\partial c}^{32}\Delta\theta_3 + C_{\partial c}^{32}\theta_{3_0}\Delta G_{\partial c}^{32} + kF\Delta\theta_{n2} - kF\Delta\theta_2) - G_{c_0}^{23}C_c^{23}\Delta\theta_2 - C_c^{23}\theta_{2_0}\Delta G_c^{23} - G_{\partial c_0}^{21}C_{\partial c}^{21}\Delta\theta_2 - C_{\partial c}^{21}\theta_{2_0}\Delta G_{\partial c}^{21}. \quad (3.30)$$

Для других зон сокоотружечной смеси уравнения выводятся аналогично.

Уравнения теплообмена для паровой емкости получают следующим образом.

Уравнение теплового баланса имеет вид

$$G_{n1}r_1 = kF(\theta_{n1} - \theta_1), \quad (3.31)$$

где  $G_{ni}$ ,  $r_i$  – расход пара в паровой камере и теплота парообразования в  $i$ -й зоне ДА.

При нарушении баланса изменяется количество тепла в емкости со скоростью, зависящей от дисбаланса

$$\frac{d\theta_{n1}}{d\tau} = \frac{1}{Vc_{n1}} (r_1\Delta G_{n1} - kF\Delta_{n1} + kF\Delta_1), \quad (3.32)$$

где  $V$ ,  $c_{ni}$  – объем паровой камеры и теплоемкость пара в  $i$ -й зоне соответственно.

Теплоемкость пара зависит от внутренней энергии пара  $u_n$  и его плотности  $\rho$ "

$$c_{n1} = u_n a + \rho'' b; \quad \rho'' = \overline{\rho''} + a \theta_n; \quad u_n = \overline{u''} + b \theta_n, \quad (3.33)$$

где  $\overline{\rho''}, \overline{u''}, a, b$  – определяются экспериментально [136].

В [3, 85, 139, 140] показано, что концентрация сахара в стружке и соке описывается экспоненциальной зависимостью от текущей длины диффузионного аппарата, т.е. расходы и теплоемкости стружки и сока по длине ДА описываются соотношениями

$$\begin{aligned} G_c &= 31,25e^{-0.00759l}, [\text{кг} / \text{с}], \\ G_{\text{dc}} &= 37,5e^{-0.00623l}, [\text{кг} / \text{с}], \\ C_c &= 3,40e^{-0.00759l}, [\text{кДж} / (\text{кг} \text{ } ^\circ\text{C})], \\ C_{\text{dc}} &= 3,61e^{-0.00623l}, [\text{кДж} / (\text{кг} \text{ } ^\circ\text{C})]. \end{aligned} \quad (3.34)$$

В работах [84-86] была получена следующая модель ДА конкретного производства, описываемая соотношениями:

$$\left\{ \begin{aligned} 1,157 \frac{d\Delta\theta_1}{dt} + \Delta\theta_1 &= 0,43\Delta\theta_c + 0,54\Delta\theta_2 + 0,03\Delta\theta_{n1} - 0,27\Delta G_c + 0,15\Delta G_{\text{dc}}; \\ 1,169 \frac{d\Delta\theta_2}{dt} + \Delta\theta_2 &= 0,43\Delta\theta_1 + 0,54\Delta\theta_3 + 0,03\Delta\theta_{n2} - 0,14\Delta G_c + 0,04\Delta G_{\text{dc}}; \\ 1,181 \frac{d\Delta\theta_3}{dt} + \Delta\theta_3 &= 0,43\Delta\theta_2 + 0,54\Delta\theta_4 + 0,03\Delta\theta_{n3} - 0,04\Delta G_c + 0,03\Delta G_{\text{dc}}; \\ 1,193 \frac{d\Delta\theta_4}{dt} + \Delta\theta_4 &= 0,43\Delta\theta_3 + 0,33\Delta\theta_{\text{б}} + 0,03\Delta\theta_{n4} + 0,21\Delta\theta_{\text{жс}} + 0,92\Delta G_{\text{б}} + \\ &+ 0,92\Delta G_{\text{жс}} - 0,87\Delta G_{\text{dc}} + 0,09\Delta G_c; \\ 0,0887 \frac{d\Delta\theta_{n1}}{dt} + \Delta\theta_{n1} &= \Delta\theta_1 + 279,91\Delta G_{n1}; \\ 0,0393 \frac{d\Delta\theta_{n2}}{dt} + \Delta\theta_{n2} &= \Delta\theta_2 + 288,9\Delta G_{n2}; \\ 0,0489 \frac{d\Delta\theta_{n3}}{dt} + \Delta\theta_{n3} &= \Delta\theta_3 + 286,5\Delta G_{n3}; \\ 0,0715 \frac{d\Delta\theta_{n4}}{dt} + \Delta\theta_{n4} &= \Delta\theta_4 + 282,3\Delta G_{n4}, \end{aligned} \right. \quad (3.35)$$

### 3.3.3 Построение линеаризованных математических моделей сокоочистительного оборудования

Для решения задачи оптимизации необходимо получить математические модели теплообменных частей, массообменных и смесительных частей оборудования, которое имеется в сокоочистительном отделении сахарного завода (преддефекатор, дефекатор, подогреватели, сатураторы). Наиболее важным оборудованием в отделении является преддефекатор – он задает режим очистки сока и подогреватели – они поддерживают температурные режимы работы процесса очистки сока.

Важнейшим этапом очистки сока является преддефекация - химическая очистка сока путем коагуляции, осаждения и разложения нес сахаров.

Исходя из физики процесса преддефекации, можно получить математическую модель преддефекатора, для построения модели тепло-массообменной части которого необходимо рассматривать процесс массообмена (разделение диффузионного сока и других поступающих растворов в секции преддефекатора) и тепловой процесс при преддефекации диффузионного сока и других растворов.

При рассмотрении материального баланса процесса разделения составляющих диффузионного сока и других растворов на преддефекованный сок и осадок, при отсутствии потерь перерабатываемого сока, необходимо рассмотреть уравнение материального баланса:

- по общему количеству вещества (сока)

$$G_c = G_{nc} + G_{oc}, \quad (3.36)$$

- по взвешенным частицам

$$G_c \cdot X_c = G_{nc} \cdot X_{nc} + G_{oc} \cdot X_{oc}, \quad (3.37)$$

где  $G_c, G_{nc}, G_{oc}$  - количество перерабатываемого сока, преддефекованного сока, осадка в соке, кг;

$X_c, X_{nc}, X_{oc}$  - содержание взвешенных частиц в перерабатываемом соке, преддефекованном соке и осадке [104].

Расход перерабатываемого сока, поступающего в секции преддефекатора, определяется следующим образом:

$$G_c = G_1 + G_2 + G_3 + G_4 + \dots + G_{16} \quad (3.38)$$

где  $G_1$  - расход диффузионного сока, поступающего в первую секцию преддефекатора;

$G_2$  - расход сока, поступающего в первую секцию преддефекатора после первой сатурации;

$G_3$  - расход суспензии, поступающей во вторую и третью секции преддефекатора после второй сатурации;

$G_4$  - расход известкового молока с соком, поступающим в шестую секцию преддефекатора, и далее противотоком через все секции к первой;

$G_5 - G_{16}$  - смешанные расходы, поступающие в последующие и возвращающиеся в предыдущие секции преддефекатора.

Решение уравнений (3.36) и (3.37) позволяет определить количество преддефекованного сока  $G_{nc}$  и осадка  $G_{oc}$ :

$$G_{nc} = G_c \cdot \frac{X_{oc} - X_c}{X_{no} - X_{oc}}, \quad (3.39)$$

$$G_{oc} = G_c \cdot \frac{X_c - X_{nc}}{X_{oc} - X_{nc}}. \quad (3.40)$$

Зная количество преддефекованного сока и осадка, получаемого при преддефекации, определим уравнение теплообмена для каждой из шести секций преддефекатора “Бригель Мюллер”, для чего составим уравнения теплового баланса для каждой секции, согласно уравнения (3.25):

$$Q = Q_n^i = Q_k^i + Q_n^i, \quad i = \overline{1,6} \quad (3.41)$$

где  $i$  - количество секций преддефектора.

Соответственно, уравнение теплового баланса для первой секции преддефектора будет иметь вид:

$$Q = Q_n^1 = Q_k^1 + Q_n^1,$$

где  $Q_n^1 = Q_{n1} + Q_{n2} + Q_{n3} + Q_{n4}$  - тепло, поступающее в первую секцию преддефектора от различных источников.

При этом  $Q_{n1}$  - тепло, получаемое с диффузионным соком, поступающим в первую секцию;  $Q_{n2}$  - тепло, получаемое с соком, полученным после первой сатурации, поступающим в первую секцию преддефектора;  $Q_{n3}$  - тепло, получаемое с суспензией, полученной после второй сатурации, поступающем из второй секции в первую секцию преддефектора;  $Q_{n4}$  - тепло, получаемое от возврата сока с известковым молоком, поступающим из шестой секции преддефектора, противотоком через все секции, в первую секцию.

Обозначим расходы и теплоемкости растворов, поступающих от различных источников в первую секцию  $G_1^{01}, G_2^{001}, G_3^{21}, G_4^{21}, C_1^{01}, C_2^{001}, C_3^{21}, C_4^{21}$ , во вторую -  $G_5, G_6, G_7, C_5, C_6, C_7$ , в третью -  $G_8, G_9, G_{10}, C_8, C_9, C_{10}$ , в четвертую -  $G_{11}, G_{12}, C_{11}, C_{12}$ , в пятую -  $G_{13}, G_{14}, C_{13}, C_{14}$ , в шестую -  $G_{15}, G_{16}, C_{15}, C_{16}$ .

Тогда

$$Q_{n1} = G_1^{01} C_1^{01} \theta_0, \quad (3.42)$$

$$Q_{n2} = G_2^{001} C_2^{001} \theta_{00}, \quad (3.43)$$

$$Q_{n3} = G_3^{21} C_3^{21} \theta_2, \quad (3.44)$$

$$Q_{n4} = G_4^{21} C_4^{21} \theta_2, \quad (3.45)$$

где  $\theta_0$ ,  $\theta_{00}$ ,  $\theta_2$  - температура диффузионного сока, сока после первой сатурации и со второй секции преддефекатора в первую соответственно.

Количество отводимого тепла, удаляемого с преддефекованным соком из первой секции преддефекатора, определяется следующим образом:

$$Q_k^1 = G_{nc}^{12} C_{nc}^{12} \theta_1, \quad (3.46)$$

где  $G_{nc}^{12}$ ,  $C_{nc}^{12}$  - соответственно расход, теплоемкость преддефекованного сока на выходе из первой во вторую секцию преддефекатора;

$\theta_1$  - температура преддефекованного сока в первой секции преддефекатора.

Количество тепла, удаляемого с осадком из первой секции преддефекатора, определяем из уравнения

$$Q_n^1 = G_{oc}^{10} C_{oc}^{10} \theta_1, \quad (3.47)$$

где  $G_{oc}^{10}$ ,  $C_{oc}^{10}$  - соответственно расход и теплоемкость осадка в первой секции преддефекатора.

Следовательно, уравнение теплового баланса для первой секции преддефекатора можно представить в виде

$$G_1^{01} C_1^{01} \theta_0 + G_2^{001} C_2^{001} \theta_{00} + G_3^{21} C_3^{21} \theta_2 + G_4^{21} C_4^{21} \theta_2 = G_{nc}^{12} C_{nc}^{12} \theta_1 + G_{oc}^{10} C_{oc}^{10} \theta_1. \quad (3.48)$$

При нарушении теплового баланса уравнение (3.48) примет вид:

$$V_1 \rho c_1 \frac{d\theta_1}{d\tau} = \Delta(G_1^{01} C_1^{01} \theta_0 + G_2^{001} C_2^{001} \theta_{00} + G_3^{21} C_3^{21} \theta_2 + G_4^{21} C_4^{21} \theta_2 - G_{nc}^{12} C_{nc}^{12} \theta_1 - G_{oc}^{10} C_{oc}^{10} \theta_1), \quad (3.49)$$

где  $V_1, \rho, c_1$  - объем, плотность и теплоемкость преддефектованного сока в первой секции переддефекатора.

Отклонения переменных в первой секции, с учетом линеаризации, примут следующий вид

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_1}{d\tau} = \frac{1}{V_1 \rho c_1} & (G_{1_0}^{01} C_1^{01} \Delta\theta_0 + C_1^{01} \theta_{0_0} \Delta G_1^{01} + G_{2_0}^{001} C_2^{001} \Delta\theta_{00} + C_2^{001} \theta_{00_0} \Delta G_2^{001} + \\ & + G_{3_0}^{21} C_3^{21} \Delta\theta_2 + C_3^{21} \theta_{2_0} \Delta G_3^{21} + G_{4_0}^{21} C_4^{21} \Delta\theta_2 + C_4^{21} \theta_{2_0} \Delta G_4^{21} - \\ & - G_{nc_0}^{12} C_{nc}^{12} \Delta\theta_1 - C_{nc}^{12} \theta_{1_0} \Delta G_{nc}^{12} - G_{oc_0}^{10} C_{oc}^{10} \Delta\theta_1 - C_{oc}^{10} \theta_{1_0} \Delta G_{oc}^{10}), \end{aligned} \quad (3.50)$$

где  $\Delta\theta_0, \Delta\theta_{00}, \Delta\theta_2, \Delta\theta_1$  - соответственно отклонения температуры диффузионного сока на входе в первую секцию переддефекатора, сока, полученного после первой сатурации и поступающего в первую секцию переддефекатора, во второй и первой секциях переддефекатора;

$\Delta G_1^{01}, \Delta G_2^{001}, \Delta G_3^{21}, \Delta G_4^{21}, \Delta G_{nc}^{12}, \Delta G_{oc}^{10}$  - соответственно отклонения расхода диффузионного сока, сока, полученного после первой сатурации, суспензии, поступающей во вторую и третью секции, полученной после второй сатурации из второй секции в первую, сока с известковым молоком, поступающим из шестой секции переддефекатора в первую секцию противотоком, а также преддефектованного сока и выпадаемого осадка.

Рассматривая аналогичным образом остальные секции прогрессивного переддефекатора, получаем следующую математическую модель теплообменной части переддефекатора:

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_1}{d\tau} = & \frac{1}{V_1\rho c_1} (G_{1_0}^{01} C_1^{01} \Delta\theta_0 + C_1^{01} \theta_{0_0} \Delta G_1^{01} + G_{2_0}^{001} C_2^{001} \Delta\theta_{00} + C_2^{001} \theta_{00_0} \Delta G_2^{001} + \\
& + (G_{3_0}^{21} C_3^{21} + G_{4_0}^{21} C_4^{21}) \Delta\theta_2 + C_3^{21} \theta_{2_0} \Delta G_3^{21} + C_4^{21} \theta_{2_0} \Delta G_4^{21} - \\
& - (G_{nc_0}^{12} C_{nc}^{12} + G_{oc_0}^{10} C_{oc}^{10}) \Delta\theta_1 - C_{nc}^{12} \theta_{1_0} \Delta G_{nc}^{12} - C_{oc}^{10} \theta_{1_0} \Delta G_{oc}^{10});
\end{aligned} \tag{3.51}$$

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_2}{d\tau} = & \frac{1}{V_2\rho c_2} (G_{5_0}^{12} C_5^{12} \Delta\theta_1 + C_5^{12} \theta_{1_0} \Delta G_5^{12} + G_{6_0}^{0002} C_6^{0002} \Delta\theta_{000} + \\
& + C_6^{0002} \theta_{000_0} \Delta G_6^{0002} + G_{7_0}^{32} C_7^{32} \Delta\theta_3 + C_7^{32} \theta_{3_0} \Delta G_7^{32} - \\
& - (G_{nc_0}^{23} C_{nc}^{23} + G_{oc_0}^{21} C_{oc}^{21}) \Delta\theta_2 - C_{nc}^{23} \theta_{2_0} \Delta G_{nc}^{23} - C_{oc}^{21} \theta_{2_0} \Delta G_{oc}^{21});
\end{aligned} \tag{3.52}$$

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_3}{d\tau} = & \frac{1}{V_3\rho c_3} (G_{8_0}^{23} C_8^{23} \Delta\theta_2 + C_8^{23} \theta_{2_0} \Delta G_8^{23} + G_{9_0}^{0003} C_9^{0003} \Delta\theta_{000} + \\
& + C_9^{0003} \theta_{000_0} \Delta G_9^{0003} + G_{10_0}^{43} C_{10}^{43} \Delta\theta_4 + C_{10}^{43} \theta_{4_0} \Delta G_{10}^{43} - (G_{nc_0}^{34} C_{nc}^{34} + G_{oc_0}^{32} C_{oc}^{32}) \Delta\theta_3 - \\
& - C_{nc}^{34} \theta_{3_0} \Delta G_{nc}^{34} - C_{oc}^{32} \theta_{3_0} \Delta G_{oc}^{32});
\end{aligned} \tag{3.53}$$

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_4}{d\tau} = & \frac{1}{V_4\rho c_4} (G_{11_0}^{34} C_{11}^{34} \Delta\theta_3 + C_{11}^{34} \theta_{3_0} \Delta G_{11}^{34} + G_{12_0}^{54} C_{12}^{54} \Delta\theta_5 + C_{12}^{54} \theta_{5_0} \Delta G_{12}^{54} - \\
& - (G_{nc_0}^{45} C_{nc}^{45} + G_{oc_0}^{43} C_{oc}^{43}) \Delta\theta_4 - C_{nc}^{45} \theta_{4_0} \Delta G_{nc}^{45} - C_{oc}^{43} \theta_{4_0} \Delta G_{oc}^{43});
\end{aligned} \tag{3.54}$$

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_5}{d\tau} = & \frac{1}{V_5\rho c_5} (G_{13_0}^{45} C_{13}^{45} \Delta\theta_4 + C_{13}^{45} \theta_{4_0} \Delta G_{13}^{45} + G_{14_0}^{65} C_{14}^{65} \Delta\theta_6 + C_{14}^{65} \theta_{6_0} \Delta G_{14}^{65} - \\
& - (G_{nc_0}^{56} C_{nc}^{56} + G_{oc_0}^{54} C_{oc}^{54}) \Delta\theta_5 - C_{nc}^{56} \theta_{5_0} \Delta G_{nc}^{56} - C_{oc}^{54} \theta_{5_0} \Delta G_{oc}^{54});
\end{aligned} \tag{3.55}$$

$$\begin{aligned}
\frac{d\Delta\theta_6}{d\tau} = & \frac{1}{V_6\rho c_6} (G_{15_0}^{56} C_{15}^{56} \Delta\theta_5 + C_{15}^{56} \theta_{5_0} \Delta G_{15}^{56} + G_{16_0}^{00006} C_{16}^{00006} \Delta\theta_{0000} + \\
& + C_{16}^{00006} \theta_{0000_0} \Delta G_{16}^{00006} - (G_{nc_0}^{60} C_{nc}^{60} + G_{oc_0}^{65} C_{oc}^{65}) \Delta\theta_6 - \\
& - C_{nc}^{60} \theta_{6_0} \Delta G_{nc}^{60} - C_{oc}^{65} \theta_{6_0} \Delta G_{oc}^{65}).
\end{aligned} \tag{3.56}$$

Кроме преддефеккации, на всех этапах переработки сока присутствует процесс подогрева, который характеризуется жесткими температурными требованиями. Процесс подогрева сока на всех технологических этапах очистки сока необходим для получения максимального качественного продукта.

Математическая модель подогревателя также определяется на основе уравнения теплового баланса [104, 132].

Определим уравнение теплообмена для подогревателя дефекованного сока, для чего составим уравнение теплового баланса исходя из того, что при нагревании сока паром в рекуперативных подогревателях необходимо учитывать, что

$$\sum Q_n = \sum Q_k + \sum Q_{mn}. \quad (3.57)$$

При этом количество вводимого тепла определяется соотношением:

$$\sum Q_n = Q_c + Q_n + Q_v, \quad (3.58)$$

где  $Q_c$  - количество тепла, вводимое с соком;

$Q_n$  - количество тепла, подводимого извне от пара, обогревающим аппарат;

$Q_v$  - тепловой эффект физических и химических превращений не учитывается при подогреве.

Количество отводимого тепла  $\sum Q_k$  складывается из тепла, удаляемого с конечным продуктом(соком) и отводимым с теплоносителем(паром), а также тепловых потерь  $\sum Q_{\dot{i}}$  ( для нашего случая - не более 3-5%).

Следовательно, (3.57) будет иметь вид  $\sum Q_n = \sum Q_k$ .

Для нашего случая,  $\sum Q_n = Q_n$ , а  $\sum Q_k = Q_c$ , тогда уравнение теплового баланса для подогревателя, с учетом (3.25), можно представить в виде

$$G_n C_n \theta_{nn} + G_c C_c \theta_{cn} = G_n C_n \theta_{nk} + G_c C_c \theta_{ck}, \quad (3.59)$$

или,

$$G_n C_n \theta_{nn} - G_n C_n \theta_{нк} = G_c C_c \theta_{ск} - G_c C_c \theta_{сн}. \quad (3.60)$$

При отсутствии потерь в окружающую среду, количество теплоты  $Q_n$ , передаваемой горячим теплоносителем, равняется количеству теплоты получаемой холодным теплоносителем  $Q_c$ :

$$Q^i = Q_n^i = Q_c^i = G_n^i C_n^i (\theta_{nn}^i - \theta_{нк}^i) = G_c^i C_c^i (\theta_{ск}^i - \theta_{сн}^i), \quad (3.61)$$

где  $Q^i = Q_n^i = Q_c^i$  - количество теплоты равняется количеству теплоты, передаваемой паром и количеству теплоты, получаемой соком в  $i$ - подогревателе;

$G_n^i; C_n^i; G_c^i; C_c^i$  - соответственно расход и теплоемкость пара и сока в  $i$ - подогревателе;

$\theta_{nn}^i; \theta_{нк}^i; \theta_{ск}^i; \theta_{сн}^i$  - начальные и конечные температуры пара и сока в  $i$ - подогревателе соответственно.

Значения горячего теплоносителя (пара)  $Q_n^i$  можно представить в виде равенства

$$Q_n = kF\Delta\theta = kF(\theta_n - \theta_c), \quad (3.62)$$

где  $k$  - коэффициент теплопередачи, определяющий среднюю скорость передачи тепла вдоль всей поверхности теплообмена;

$F$  - площадь нагрева труб нагревателя ( $F = \pi dl$ );

$\theta_n$  и  $\theta_c$  - температура пара и сока соответственно.

Тогда уравнение (3.61), с учетом (3.62) будет иметь вид

$$Q^i = k^i F^i (\theta_n^i - \theta_c^i) = G_c^i C_c^i (\theta_{ск}^i - \theta_{сн}^i). \quad (3.63)$$

При нарушении теплового баланса возникает изменение количества тепла в подогревателе со скоростью, зависимой от дисбаланса

$$V^i \rho c^i \frac{d\theta_c^i}{d\tau} = \Delta(kF^i(\theta_n^i - \theta_c^i) - G^i c^i_c(\theta_{ск}^i - \theta_{сн}^i)), \quad (3.64)$$

где  $V^i, \rho, c^i$  - объем, плотность и теплоемкость сока в подогревателе.

Отклонения переменных, с учетом линеаризации, примут следующий вид

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_c^i}{d\tau} = \frac{1}{V^i \rho c^i} (kF^i \Delta\theta_n^i - kF^i \Delta\theta_c^i - G^i c_0^i c^i_c \Delta\theta_{ск}^i - \\ - C^i_c \theta_{ск0}^i \Delta G^i_c + G^i c_0^i C^i_c \Delta\theta_{сн}^i + C^i_c \theta_{сн0}^i \Delta G^i_c). \end{aligned} \quad (3.65)$$

Определим уравнение теплообмена паровой камеры подогревателя сока в со-коочистительном отделении

$$G_n^i r^i = kF^i (\theta_n^i - \theta_c^i), \quad (3.66)$$

где  $G_n^i, r^i$  - расход пара в паровую камеру и теплота парообразования.

При изменении баланса тепла будет изменяться и количество тепла в емкости со скоростью, которая зависит от дисбаланса

$$V^i c_n^i \frac{d\theta_n^i}{d\tau} = \Delta(G_n^i r^i - kF\theta_n^i + kF\theta_c^i), \quad (3.67)$$

где  $V^i, c_n^i$  - объем паровой камеры и теплоемкость пара.

Определим отклонения переменных в уравнении, которое описывает процесс изменения тепла в паровой камере

$$\frac{d\theta_n^i}{d\tau} = \frac{1}{V^i c_n^i} (r^i \Delta G_n^i - kF \Delta \theta_n^i + kF \Delta \theta_c^i). \quad (3.68)$$

В результате получаем математическую модель теплообменной части подогревателей сока в сокоочистительном отделении

$$\begin{aligned} \frac{d\Delta\theta_c^i}{d\tau} &= \frac{1}{V^i \rho c^i} \left( kF^i \Delta\theta_n^i - kF^i \Delta\theta_c^i - G^i_{c_0} C^i_c \Delta\theta_{ck}^i - \right. \\ &\quad \left. - \Delta G^i_c (C^i_c \theta_{ck_0}^i - C^i_c \theta_{cn_0}^i) + G^i_{c_0} C^i_c \Delta\theta_{cn}^i \right); \\ \frac{d\Delta\theta_n^i}{d\tau} &= \frac{1}{V^i c_n^i} (r^i \Delta G_n^i - kF \Delta \theta_n^i + kF \Delta \theta_c^i), \end{aligned} \quad (3.69)$$

где  $\Delta\theta_n^i, \Delta\theta_c^i, \Delta\theta_{ck}^i, \Delta\theta_{cn}^i$  - соответственно отклонения температуры пара, сока, сока на входе и сока на выходе из нагревательного аппарата;

$\Delta G^i_c, \Delta G_n^i$  - отклонения расхода сока и пара соответственно.

### 3.3.4 Математические модели многокорпусной выпарной установки

При построении математической модели ВУ обычно используются следующие допущения:

- выпарный аппарат является объектом с сосредоточенными параметрами как звена полного перемешивания;
- запаздывания в каналах возмущений и управления в трубопроводах при движении сиропа предполагаются незначительными для динамики выпарной установки и не учитываются;
- параметры, входящие в уравнения, предполагаются стационарными (не зависящими от времени) и принимаются средними по корпусам.

В работе [139] для получения соотношений, представляющих собой математическую модель ВУ, использовалось уравнение материального баланса для первого корпуса пятикорпусной ВУ

$$S_0 = S_1 + W_1, \quad (3.70)$$

где  $S_0, S_1, W_1$  - расходы сока на входе, выходе и расходы вторичного пара соответственно, м<sup>3</sup>/с.

Так как при  $P_i > P_{i+1}$ , где  $P_i$  - давление в соответствующем корпусе, выполняется равенство

$$S_1 = \mu_1 f_{\kappa i 1} \sqrt{2g(h_1 - h_2 - h_{\text{эм}})}, \quad (3.71)$$

где  $\mu_i$  - коэффициент пропускной способности  $i$ -ого клапана;

$f_{\kappa i 1}$  - рабочая площадь клапана в  $i$ -ому корпусе;  $h_i$  эффективный уровень в  $i$ -ому корпусе, состоящий из суммы гидростатического уровня и давления в надтрубном пространстве выраженном в метрах;

$h_{\text{эм}}$  - суммарные затраты напора (в дальнейшем не учитываются);

$g$  - универсальная постоянная ( $g = 9,81 \frac{\text{м}}{\text{с}^2}$ ).

С учетом линеаризации переходим к отклонениям

$$\begin{aligned} \Delta S_1 &= \left( \frac{dS}{df_{\kappa i 1}} \right)_0 \Delta f_{\kappa i 1} + \left( \frac{dS}{dh_1} \right)_0 \Delta h_1 + \left( \frac{dS}{dh_2} \right)_0 \Delta h_2 = \\ &= \mu_1 \sqrt{2g(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta f_{\kappa i 1} + \frac{S_{1_0}}{2(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta h_1 - \frac{S_{1_0}}{2(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta h_2. \end{aligned} \quad (3.72)$$

При нарушении баланса (3.72) возникает смена уровней в емкости со скоростью, зависящей от дисбаланса

$$\frac{\pi d_{\text{екв}1}^2}{4} \frac{d\Delta h_1}{d\tau} = \Delta S_0 - \mu_1 \sqrt{2g(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta f_{\kappa i 1} - \frac{S_{1_0}}{2(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta h_1 + \frac{S_{1_0}}{2(h_{1_0} - h_{2_0})} \Delta h_2 - \Delta W_1, \quad (3.73)$$

где  $d_{\text{экв1}}$  - диаметр эквивалентного цилиндра первого корпуса ВУ.

Аналогично выводятся дифференциальные уравнения для других корпусов ВУ. Окончательно для конкретного производства математическая модель ВУ по уровням имеет вид ( $t = 0,001\tau$ , где  $\tau$ , с) [86]:

$$\left\{ \begin{array}{l} 2,36 \frac{d\Delta h_1}{dt} = -8,475\Delta h_1 + 8,475\Delta h_2 - 433,03\Delta f_{\text{кл1}} + \Delta S_0 - \Delta W_1, \\ 3,00 \frac{d\Delta h_2}{dt} = 8,475\Delta h_1 - 16,38\Delta h_2 + 7,9\Delta h_3 + 433,03\Delta f_{\text{кл1}} - 403,75\Delta f_{\text{кл2}} - \Delta W_2, \\ 1,80 \frac{d\Delta h_3}{dt} = 7,9\Delta h_2 - 22,5\Delta h_3 + 14,6\Delta h_4 + 403,72\Delta f_{\text{кл2}} - 371,98\Delta f_{\text{кл3}} - \Delta W_3, \\ 1,0 \frac{d\Delta h_4}{dt} = 14,6\Delta h_3 - 21,5\Delta h_4 + 7,15\Delta h_5 + 371,98\Delta f_{\text{кл3}} - 365,31\Delta f_{\text{кл4}} - \Delta W_4, \\ 0,6 \frac{d\Delta h_5}{dt} = 7,15\Delta h_4 - 8,58\Delta h_5 + 365,31\Delta f_{\text{кл4}} - 363,26\Delta f_{\text{кл5}} - \Delta W_5, \end{array} \right. \quad (3.74)$$

где  $W_{i-j}$  - передаточная функция по каналу  $i-j$  (для упрощения оператор  $p$  опущен).

В приложении Б. приведен расчет оптимальных тепловых режимов работы ВУ на основе материального и теплового балансов.

### 3.3.5 Математические модели вакуум-аппаратов кристаллизационного отделения

Для оптимальной работы всего кристаллизационного отделения следует соблюдать температурный режим во всех вакуум-аппаратах отделения. Составим уравнение теплового баланса процесса кристаллизации в вакуум-аппаратах [104]

$$Q_{\text{пар}} + Q_{\text{кр}}^i = Q_{\text{нагр}}^{ij} + Q_{\text{вытар}}^j, \quad (3.75)$$

где  $Q_{пар}$  - количество тепла, которое поступает с паром;

$Q_{кр}$  - количество тепла, получаемое при кристаллизации в  $i$ -м аппарате;

$Q_{нагр}^{ij}$  - количество тепла, затраченное на нагрев продукта  $j$ -го аппарата;

$Q_{выпар}$  - количество тепла, потраченное на выпаривание  $j$ -м аппарате.

Каждую из составляющих уравнения (3.75) можно представить в виде:

$$Q_{пар} = G_{пар} C_{пар} \theta_{пар}, \quad (3.76)$$

$$Q_{кр} = G_{кр} C_{кр} \theta_{кр}, \quad (3.77)$$

$$Q_{нагр} = G_{нагр} C_{нагр} \theta_{нагр}, \quad (3.78)$$

$$Q_{выпар} = G_{выпар} C_{выпар} \theta_{выпар}, \quad (3.79)$$

где  $G_{пар}$ ,  $G_{кр}$ ,  $G_{нагр}$ ,  $G_{выпар}$ ;  $C_{пар}$ ,  $C_{кр}$ ,  $C_{нагр}$ ,  $C_{выпар}$ ;  $\theta_{пар}$ ,  $\theta_{кр}$ ,  $\theta_{нагр}$ ,  $\theta_{выпар}$  - количества, теплоемкости и температуры пара, продукта кристаллизации, исходного продукта и выпаренного растворителя соответственно.

С учетом этого получим уравнение теплового баланса для вакуум-аппарата первой кристаллизации

$$G_{пар} C_{пар} \theta_{пар} + G_{кр} C_{кр} \theta_{кр} = G_{нагр} C_{нагр} \theta_{нагр} + G_{выпар} C_{выпар} \theta_{выпар}. \quad (3.80)$$

При нарушении теплового баланса уравнение (3.80) примет вид:

$$V_1 \rho c_1 \frac{d\theta_{нагр}}{d\tau} = \Delta (G_{пар} C_{пар} \theta_{пар} + G_{кр} C_{кр} \theta_{кр} - G_{нагр} C_{нагр} \theta_{нагр} - G_{вып} C_{вып} \theta_{вып}), \quad (3.81)$$

где  $V_1$  - объем первого вакуум-аппарата;

$\rho$  - плотность сиропа;

$c_1$  - удельная теплоемкость вещества в первом аппарате.

Отклонения переменных в кристаллизаторе, с учетом линеаризации, примут следующий вид

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_{нагр}^{01}}{d\tau} = & \frac{1}{V_1 \rho c_1} (G_{нар} C_{нар} \Delta\theta_{нар} + C_{нар} \theta_{нар} \Delta G_{нар} + G_{кр}^1 C_{кр}^1 \Delta\theta_{кр}^1 + C_{кр}^1 \theta_{кр}^1 \Delta G_{кр}^1 - \\ & - G_{нагр}^{01} C_{нагр}^{01} \Delta\theta_{нагр}^{01} - C_{нагр}^{01} \theta_{нагр}^{01} \Delta G_{нагр}^{01} - G_{выпар}^1 C_{выпар}^1 \Delta\theta_{выпар}^1 - \\ & - C_{выпар}^1 \theta_{выпар}^1 \Delta G_{выпар}^1). \end{aligned} \quad (3.82)$$

Соответственно для остальных вакуум-аппаратов уравнения составляются аналогично

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_{нагр}^{12}}{d\tau} = & \frac{1}{V_2 \rho c_2} (G_{нар} C_{нар} \Delta\theta_{нар} + C_{нар} \theta_{нар} \Delta G_{нар} + G_{кр}^2 C_{кр}^2 \Delta\theta_{кр}^2 + C_{кр}^2 \theta_{кр}^2 \Delta G_{кр}^2 - \\ & - G_{нагр}^{12} C_{нагр}^{12} \Delta\theta_{нагр}^{12} - C_{нагр}^{12} \theta_{нагр}^{12} \Delta G_{нагр}^{12} - G_{выпар}^2 C_{выпар}^2 \Delta\theta_{выпар}^2 - \\ & - C_{выпар}^2 \theta_{выпар}^2 \Delta G_{выпар}^2); \end{aligned} \quad (3.83)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_{нагр}^{23}}{d\tau} = & \frac{1}{V_3 \rho c_3} (G_{нар} C_{нар} \Delta\theta_{нар} + C_{нар} \theta_{нар} \Delta G_{нар} + G_{кр}^3 C_{кр}^3 \Delta\theta_{кр}^3 + C_{кр}^3 \theta_{кр}^3 \Delta G_{кр}^3 - \\ & - G_{нагр}^{23} C_{нагр}^{23} \Delta\theta_{нагр}^{23} - C_{нагр}^{23} \theta_{нагр}^{23} \Delta G_{нагр}^{23} - G_{выпар}^3 C_{выпар}^3 \Delta\theta_{выпар}^3 - \\ & - C_{выпар}^3 \theta_{выпар}^3 \Delta G_{выпар}^3); \end{aligned} \quad (3.84)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_{нагр}^{34}}{d\tau} = & \frac{1}{V_4 \rho c_4} (G_{нар} C_{нар} \Delta\theta_{нар} + C_{нар} \theta_{нар} \Delta G_{нар} + G_{кр}^4 C_{кр}^4 \Delta\theta_{кр}^4 + C_{кр}^4 \theta_{кр}^4 \Delta G_{кр}^4 - \\ & - G_{нагр}^{34} C_{нагр}^{34} \Delta\theta_{нагр}^{34} - C_{нагр}^{34} \theta_{нагр}^{34} \Delta G_{нагр}^{34} - G_{выпар}^4 C_{выпар}^4 \Delta\theta_{выпар}^4 - \\ & - C_{выпар}^4 \theta_{выпар}^4 \Delta G_{выпар}^4). \end{aligned} \quad (3.85)$$

Полученные соотношения могут быть реализованы основой для синтеза системы управления.

### 3.4 Синтез систем управления на основе линейных динамических моделей

Рассмотренные динамические модели могут быть приведены к моделям в пространстве состояний [8, 9, 86, 140]

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax(t) + Bu(t) + Gw(t); \\ y_v &= Cx(t) + Du(t) + Hw(t) + v(t), \end{aligned} \quad (3.86)$$

где  $y_v(t)$  – вектор измерений;

$w(t), v(t)$  – случайные процессы соответственно в каналах управления и измерения, представляющие собой белые гауссовские шумы с математическими ожиданиями  $M(w)=M(v)=0$ ,  $M(ww^T)=Q_1$ ,  $M(vv^T)=R_1$ ,  $M(wv^T)=N_1$ ;

$C, D, H, G$  – постоянные матрицы соответственных размеров (стационарный случай).

Для диффузионного отделения входящие в данное описание векторы  $x, u, w$ , уявляются следующими [86]:

$$x = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_{n1}, \theta_{n2}, \theta_{n3}, \theta_{n4}]^T \quad (3.87)$$

- вектор параметров состояния, состоящий из параметров сокостружечной смеси и пара в паровых камерах в соответствующих зонах аппарата;

$$u = [\Delta G_{n1}, \Delta G_{n2}, \Delta G_{n3}, \Delta G_{n4}]^T \quad (3.88)$$

- вектор управления, представляющий потери пара в соответствующих зонах аппарата;

$$w = [\theta_c, \Delta G_c, \Delta G_{dc}, \theta_{\bar{\sigma}}, \theta_{жс}, \Delta G_{\bar{\sigma}}, \Delta G_{жс}]^T \quad (3.89)$$

- вектор возбуждений,

где  $\Delta G_c, \Delta G_{oc}, \Delta G_b, \Delta G_{ж}$  - потери стружки, диффузионного сока, барометрической и жомопрессовой воды;

$\theta_c, \theta_b, \theta_{ж}$  - температуры стружки на входе в диффузионный аппарат, барометрической и жомопрессовой воды соответственно;

$$y_v = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4]^T \quad (3.90)$$

- вектор наблюдений, компонентами которого являются температуры сокостружечной смеси в соответствующих зонах аппарата.

Так как исследуемый объект является многосвязным, для управления им использовались многомерные оптимальные регуляторы, построенные на основе линейных моделей в пространстве состояний, описываемые соответствующими соотношениями [86]

$$K \xrightarrow{s} \begin{bmatrix} A_c & B_c \\ C_c & 0 \end{bmatrix} \text{ или } \begin{cases} \dot{\Delta x}_c(t) = A_c \Delta x_c(t) + B_c \Delta u(t); \\ \Delta u(t) = C_c \Delta x_c(t). \end{cases} \quad (3.91)$$

Так переход к модели в пространстве состояний (3.86) с

$$A = \begin{bmatrix} -0.8643 & 0.4667 & 0 & 0 & 0.0259 & 0 & 0 & 0 \\ 0.3678 & -0.8554 & 0.4619 & 0 & 0 & 0.0257 & 0 & 0 \\ 0 & 0.3641 & -0.8467 & 0.4572 & 0 & 0 & 0.0254 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3604 & -0.8382 & 0 & 0 & 0 & 0.0251 \\ 11.27 & 0 & 0 & 0 & -11.27 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 25.45 & 0 & 0 & 0 & -25.45 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 20.45 & 0 & 0 & 0 & -20.45 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 13.99 & 0 & 0 & 0 & -13.99 \end{bmatrix}; \quad (3.92)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3155.69 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 7351.15 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5858.90 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3948.25 \end{bmatrix}; \quad (3.93)$$

$$G = \begin{bmatrix} 0.3717 & -0.2334 & 0.1299 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.1198 & 0.0342 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.0339 & 0.0254 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0754 & -0.7293 & 0.2766 & 0.1760 & 0.7712 & 0.7712 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad (3.94)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (3.95)$$

позволил получить соотношения, описывающие различные оптимальные регуляторы.

Так для линейного квадратичного гауссового случая входящие в данные уравнения матрицы имеют вид

$$A_c = \begin{bmatrix} -0.01009 & 0.004022 & -0.0002073 & 0.0003954 & 0.000259 & 0 & 0 & 0 \\ 0.003033 & -0.009109 & 0.004206 & -0.0001283 & 0 & 0.000257 & 0 & 0 \\ -0.0002073 & 0.003228 & -0.009302 & 0.003074 & 0 & 0 & 0.000254 & 0 \\ 0.0003954 & -0.0001283 & 0.002106 & -0.0163 & 0 & 0 & 0 & 0.000251 \\ -26.4 & -1.977 & -0.07173 & -0.0002449 & -0.1625 & -0.001604 & -5.069e-005 & 9.614e-007 \\ -5.332 & -64 & -4.795 & -0.2083 & -0.008706 & -0.3127 & -0.004558 & -0.0002033 \\ -0.1408 & -3.444 & -50.61 & -4.161 & -0.0001747 & -0.002895 & -0.26 & -0.005277 \\ -0.0002994 & -0.08342 & -2.391 & -33.49 & 1.505e-006 & -5.865e-005 & -0.002397 & -0.1909 \end{bmatrix};$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 0.001444 & 0.0006454 & 0.0002073 & -0.0003954 \\ 0.0006454 & 0.0005545 & 0.000413 & 0.0001283 \\ 0.0002073 & 0.000413 & 0.0008354 & 0.001498 \\ -0.0003954 & 0.0001283 & 0.001498 & 0.007917 \\ 0.001348 & 0.0006392 & 0.000198 & -0.0003394 \\ 0.0006296 & 0.0005495 & 0.0004065 & 0.0001246 \\ 0.0002073 & 0.0004142 & 0.0008262 & 0.001397 \\ -0.0003487 & 0.0001515 & 0.001557 & 0.007122 \end{bmatrix}; \quad (3.96)$$

$$C_c = \begin{bmatrix} -0.8402 & -0.06264 & -0.002267 & -1.851e-005 & -0.00158 & -5.084e-005 & -1.606e-006 & 3.047e-008 \\ -0.07253 & -0.874 & -0.06522 & -0.002831 & -0.0001184 & -0.0007914 & -6.2e-005 & -2.766e-006 \\ -0.002399 & -0.05878 & -0.8672 & -0.07099 & -2.983e-006 & -4.942e-005 & -0.0009475 & -9.008e-005 \\ -1.642e-005 & -0.002109 & -0.06051 & -0.8517 & 3.812e-008 & -1.485e-006 & -6.07e-005 & -0.001292 \end{bmatrix}.$$

Для отделения выпарки входящие в данное описание векторы  $x, u, w, y_v$  являются следующими:

$$x = [\Delta h_1, \Delta h_2, \Delta h_3, \Delta h_4, \Delta h_5]^T \quad (3.97)$$

- вектор координат состояний системы, образованный уровнями в корпусах ВУ;

$$u = [\Delta S_1, \Delta S_2, \Delta S_3, \Delta S_4, \Delta S_5]^T \quad (3.98)$$

- вектор управления, включающий потоки между соответствующими корпусами;

$$w = [\Delta S_0, \Delta W_1, \Delta W_2, \Delta W_3, \Delta W_4, \Delta W_5]^T \quad (3.99)$$

- вектор возмущений, образуемый расходами вторичного пара по корпусам;

$$y_v = x = [ \Delta h_1, \Delta h_2, \Delta h_3, \Delta h_4, \Delta h_5 ]^T \quad (3.100)$$

- вектор наблюдений, компонентами которого являются уровни в корпусах ВУ.

Для модели ВУ в пространстве состояний (3.86) получают уравнение для линейного квадратичного гауссового регулятора с матрицами

$$A_c = \begin{bmatrix} -0.1469 & -0.01656 & -0.006236 & 0.01998 & 0.000259 & 0 & 0 & 0 \\ -0.01755 & -0.03715 & -0.00544 & 0.006721 & 0 & 0.000257 & 0 & 0 \\ -0.006236 & -0.006418 & -0.01399 & 0.004721 & 0 & 0 & 0.000254 & 0 \\ 0.01998 & 0.006721 & 0.003753 & -0.4402 & 0 & 0 & 0 & 0.000251 \\ -3.154e+006 & -466.9 & -0.05617 & -0.393 & -40.42 & -0.001875 & 9.914e-008 & -2.549e-006 \\ -1489 & -7.349e+006 & -1166 & 1.023 & -0.01018 & -61.46 & -0.005108 & 8.306e-006 \\ 0.1331 & -732.5 & -5.857e+006 & -1119 & 3.417e-007 & -0.003245 & -54.55 & -0.005921 \\ 1.119 & 0.3502 & -546.6 & -3.947e+006 & -3.991e-006 & 2.396e-006 & -0.002689 & -44.51 \end{bmatrix};$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 0.1382 & 0.02123 & 0.006236 & -0.01998 \\ 0.02123 & 0.0286 & 0.01006 & -0.006721 \\ 0.006236 & 0.01006 & 0.005527 & -0.0001492 \\ -0.01998 & -0.006721 & -0.0001492 & 0.4319 \\ 0.05931 & 0.008875 & 0.002115 & -0.001807 \\ 0.01225 & 0.02403 & 0.008651 & -0.001831 \\ 0.003168 & 0.008186 & 0.004851 & 0.0001652 \\ -0.002495 & -0.001212 & 0.003213 & 0.1041 \end{bmatrix};$$

$$C_c = \begin{bmatrix} -9.996e+004 & -14.8 & -0.001713 & -0.01251 & -1.277 & -5.942e-005 & 3.142e-009 & -8.078e-008 \\ -20.25 & -9.997e+004 & -15.87 & 0.01389 & -0.0001384 & -0.8326 & -6.949e-005 & 1.13e-007 \\ 0.002325 & -12.5 & -9.997e+004 & -19.1 & 5.833e-009 & -5.538e-005 & -0.9275 & -0.0001011 \\ 0.02829 & 0.008838 & -13.84 & -9.996e+004 & -1.011e-007 & 6.069e-008 & -6.81e-005 & -1.124 \end{bmatrix}.$$

При использовании данных регуляторов в качестве возмущений рассматривались различные сигналы, т.е. реализация данного подхода требует проведения активного эксперимента либо подачи на вход исследуемого объекта пробных сигналов. Это существенно ограничивает применимость такого подхода даже при использовании линейных моделей, не учитывающих ни нелинейность характеристик процес-

сов, ни их нестационарность.

В качестве синтезированных и исследованных в [86,141-143] регуляторов были ПИ-регуляторы, линейно-квадратичный (LQ), линейно-квадратичный-гауссовский (LQG),  $H_2$  и  $H_\infty$  регуляторы. Проведен сравнительный анализ работы регуляторов для различных случаев и определены условия, при которых они являются наиболее эффективными.

Следует, однако, отметить, что все синтезированные в данной работе регуляторы основаны на использовании математических моделей в виде описания в пространстве состояний со стационарными параметрами.

Как известно, для синтеза таких регуляторов необходимо достаточно большое количество априорной информации о свойствах самого объекта, а также о статистических свойствах полезных сигналов и помех. Кроме того, решение данной проблемы требует решения алгебраических уравнений типа Рикатти, что связано со значительными трудностями. Синтез фильтра Калмана, обеспечивающего получение оптимального решения, или какого-либо наблюдателя также представляют собой сложные задачи, связанные с теми же проблемами. Использование же в его уравнениях неточно заданных ковариационных матриц возмущений может привести к его расходимости.

Трудности оптимизации рассматриваемого технологического процесса, усугубляющиеся нелинейным и нестационарным характером уравнений, его описывающих, приводят к тому, что в реальных условиях значения параметров регуляторов выбирают такими, чтобы обеспечить наилучшее управление в некоторой компромиссной точке. Для оптимизации системы в нескольких точках необходима коррекция параметров регуляторов в соответствии с изменениями рабочих условий.

### 3.5 Управление динамическим объектом с помощью статической модели

Исследование динамических свойств объектов зачастую затруднительно вследствие нелинейности объектов, описываемых к тому же дифференциальными уравнениями в частных производных. Поэтому часто оправдывают себя упрощения (линеаризация в окрестности рабочих режимов, описание объектов с распре-

деленной структурой с помощью обыкновенных дифференциальных уравнений и т.д.), устраняющие многие затруднения, которые возникают при исследовании таких систем, и позволяющие получить работоспособные модели. Следует отметить, что качество систем управления, в значительной мере зависящее от расчета алгоритмов управления, в свою очередь требует упрощения моделей. В ряде случаев может быть оправданным управление динамическим объектом с использованием простых статических моделей. Остановимся на этом вопросе более подробно [144, 145].

Заметим, что вывод всех основных соотношений приведен в приложении В.

Пусть исследуемый динамический объект описывается уравнениями

$$\begin{aligned}\dot{x} &= \tilde{A}x + \tilde{B}u; \\ y &= \tilde{C}x,\end{aligned}$$

где  $u$  - управляющий сигнал;

$y$  - скалярный выходной сигнал;

$x$  -  $N$  – мерный вектор состояния;

$\tilde{A}, \tilde{B}$  и  $\tilde{C}$  - матрицы размерностей  $N \times N, N \times 1$  и  $1 \times N$  соответственно.

Данному представлению соответствует описание в канонической форме [140]

$$\begin{aligned}\dot{z} &= \Lambda z + Bu; \\ y &= Cz,\end{aligned}\tag{3.101}$$

где  $\Lambda = \text{diag} \lambda_i$  - диагональная матрица собственных значений  $A$ ;

$z = G^{-1}x$  - вектор канонических переменных;

$B = G^{-1}\tilde{B}; C = (1, 1, \dots, 1)$ ;

$G^{-1}$  - матрица, обратная матрице Вандермонда.

Рассмотривая задачу управления объектом (3.101) на интервале  $[0, T]$  из условия минимума функционала

$$F = \frac{1}{T} \int_0^T (y^*(t) - y(t))^2 dt, \quad (3.102)$$

где  $y^*(t)$  - требуемое значение выходного сигнала, причём

$$\max_{[0, T]} |y^*(t)| \leq \delta. \quad (3.103)$$

С использованием его статической модели

$$\hat{y} = \lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = -C\Lambda^{-1}Bu(\infty) = \alpha u(\infty), \quad (3.104)$$

для требуемого управления  $u(t)$

$$u(t) = \frac{y^*(t)}{\alpha} \quad (3.105)$$

можно получить следующую оценку потерь:

$$\tilde{F} \leq KN\lambda_{\min}^{-2}\delta^2, \quad (3.106)$$

где  $\alpha = -C\Lambda^{-1}B$ ;

$$k = \alpha^{-2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i^{-1} c_i b_i)^2;$$

$\lambda_{\min}$  - минимальное собственное значение.

Таким образом, потери от управления динамическим объектом с помощью статической модели определяются соотношением скорости изменения требуемого выходного сигнала  $\delta$  и собственных значений матрицы  $A$  объекта и при малых значениях  $\delta$  могут быть незначительными.

При рассмотрении более общего критерия управления

$$F_2 = \frac{1}{T} \int_0^T [e^2(t) + \beta u^2(t)] dt, \quad (3.107)$$

где  $\beta > 0$  - некоторый коэффициент,

в предположении, что скорость изменения требуемого выходного сигнала ограничена, т.е.

$$\max_{t \in [0, T]} |\dot{y}^*(t)| \leq Y, \quad (3.108)$$

для закона управления по статической модели

$$u = \frac{y^* \alpha}{\alpha^2 + \beta}. \quad (3.109)$$

Потери от управления динамическим объектом с помощью статической модели можно оценить так

$$\begin{aligned} |F_2 - F'_2| &\leq k_2 \sum_{i=1}^N \left| \frac{\delta}{\lambda_i} \right| \left( \frac{1}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) - 1 \right) + \\ &+ k_3 \sum_{i=1}^N \frac{\delta^2}{\lambda_i^2} \left( 1 - \frac{2}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) + \frac{1}{2\lambda_i T} (e^{2\lambda_i T} - 1) \right) \leq \\ &\leq k_2 \sum_{i=1}^N \left| \frac{\delta}{\lambda_i} \right| + k_3 \sum_{i=1}^N \frac{\delta^2}{\lambda_i^2} \leq N \left( k_2 \frac{\delta}{|\lambda_{\max}|} + k_3 \frac{\delta^2}{\lambda_{\max}^2} \right) \end{aligned} \quad (3.110)$$

где

$$F'_2 = \frac{1}{T} \int_0^T \frac{\beta (y^*(t))^2}{\alpha^2 + \beta} dt. \quad (3.111)$$

$$k_2 = 2 \frac{\beta Y \alpha}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left| \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right|; \quad (3.112)$$

$$k_3 = \frac{\alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left( \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right)^2. \quad (3.113)$$

Таким образом, как и в рассмотренном выше случае, потери от управления динамическим объектом с помощью его статической модели определяются соотношением скорости изменения требуемого значения выходного сигнала и собственных значений матрицы  $A$ . Наличие информации о свойствах модели объекта, позволяют оценить эти потери.

Если при исследовании объекта присутствуют помехи измерений, то задачи как идентификации, так и управления усложняются. При этом изменяются и величины потерь при использовании статической модели.

Как показано в приложении В, при использовании статической модели

$$y = \alpha u + Dw + \xi, \quad (3.114)$$

где  $w$  - вектор помех размерности  $N \times 1$ ;

$\xi$  - скалярная помеха измерения выходной величины;

$D = -C\Lambda^{-1}$  - вектор размерности  $1 \times N$ .

Предполагая, что скорости изменения помех ограничены и удовлетворяют неравенствам

$$\max_{t \in [0, T]} |\dot{\xi}(t)| \leq \gamma_\xi, \quad (3.115)$$

$$\max_{t \in [0, T]} \sum_{i=1}^N |c_i \lambda_i^{-1} \dot{w}_i(t)| \leq \gamma_w, \quad (3.116)$$

потери могут быть оценены следующим образом:

$$\tilde{F}_1 \leq k_1 \sum_{i=1}^N \frac{(\delta + \gamma_\xi + (n-1)\gamma_w)^2}{\lambda_i^2} \leq k_1 \cdot N \frac{(\delta + \gamma_\xi + (N-1)\gamma_w)^2}{\lambda_{\min}^2}, \quad (3.117)$$

где  $k_1 = \alpha^{-2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i^{-1} c_i b_i)^2$ .

Так как  $\delta^2 < (\delta + \gamma_\xi + (N-1)\gamma_w)^2$ , то можно сделать вывод о том, что наличие помех  $w$  и  $\xi$  приводит к увеличению потерь при управлении динамическим объектом с помощью статической модели [144].

В связи с этим для решения задачи оптимизации работы отделений целесообразно применять методы адаптивного управления, в которых осуществляемая в реальном времени идентификация позволяет оценить изменение характеристик процессов, что приводит к коррекции алгоритма управления и в конечном итоге – к повышению качества управления.

### 3.6 Синтез системы адаптивного управления технологическими процессами

#### 3.6.1 Особенности функционирования систем адаптивного управления

Нелинейность и нестационарность уравнений, описывающих реальные технологические процессы, приводят к тому, что при управлении такими процессами значения параметров регулятора выбирают такими, чтобы обеспечить наилучшее управление в некоторой компромиссной точке. Для оптимизации же системы в нескольких точках необходима коррекция параметров регулятора в соответствии с изменениями рабочих условий.

Поэтому учет нестационарности параметров исследуемых процессов приводит к необходимости использования адаптивного подхода при управлении этими процессами, который обеспечивает своевременную и правильную выработку решения об изменении управляющих воздействий. Эффективное решение задачи связано с введением в контур управления идентификатора, работающего по некоторому адаптивному алгоритму. Построенная таким образом система работает следующим обра-

зом. Идентификатор оценивает в дискретные моменты времени параметры модели. Эта оценка подается в регулятор для формирования управляющего воздействия, минимизирующего отклонение текущего значения выхода объекта от требуемого. Таким образом, модель, получаемая в процессе идентификации, играет роль прогнозирующей, позволяющей определить значение выходной переменной объекта, которое установится на его выходе при подаче на вход определенных сигналов.

Очевидно, что эффективность процесса управления существенно зависит от качества получаемых математических моделей.

Одной из основных особенностей промышленных технологических процессов, которыми необходимо управлять, является наличие высокого уровня априорной неопределённости относительно характеристик объекта управления. Адекватным математическим аппаратом для решения проблемы синтеза оптимальных законов управления в условиях неопределённости является теория дискретных адаптивных систем управления, среди которых широкое распространение получили адаптивные системы с идентификатором в контуре (АСИ) [8, 9, 54]. Отличием от традиционной схемы управления является введение дополнительного контура идентификации и блока настройки параметров регулятора.

Рассматривая линейный динамический стохастический объект (3.86), запишем выражение для выхода в виде

$$y(k) = \theta^T q(k) + w(k), \quad (3.118)$$

где  $\theta = (a_1, a_2, \dots, a_{N_A}, b_1, b_2, \dots, b_{N_B})^T$  – вектор параметров объекта;

$q(k) = (-y(k-1), -y(k-2), \dots, -y(k-N_A), u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-N_B))^T$  – вектор состояния;

$w(k)$  – помеха измерения;

$k = 0, 1, 2, \dots$  – дискретное время.

Поставим в соответствие объекту настраиваемую модель вида

$$\hat{y}(k) = \hat{\theta}^T(k-1)q(k), \quad (3.119)$$

где  $\hat{y}(k)$  – выход модели;

$\hat{\theta}(k-1) - (N_A + N_B)$  – мерный вектор настраиваемых параметров.

К этой форме могут быть приведены и другие описания управляемых процессов.

Тогда, рассматривая критерий

$$J_k = M \left\{ (y(k) - \hat{y}(k))^2 \right\} = M \left\{ (y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)q(k))^2 \right\},$$

и минимизируя его по  $\hat{\theta}$ , приходим к оптимальному по быстродействию одношаговому алгоритму Качмажа (1.38), а минимизация критерия

$$J_k = \sum_{i=0}^k (y(i) - \hat{\theta}^T(i-1)q(i))^2,$$

приводит к рекуррентному методу наименьших квадратов (РМНК).

Получая оценки неизвестных коэффициентов математической модели, блок настройки параметров регулятора осуществляет коррекцию с тем, чтобы добиться требуемого качества процессов управления. Таким образом, адаптивный самонастраивающийся регулятор изменяет закон регулирования, подстраивая свои коэффициенты под управляемый процесс.

### 3.6.2 Разработка и исследование алгоритма ускоренной идентификации

Динамические модели, приведенные в предыдущем подразделе, позволяют достаточно точно рассчитать управляющие воздействия по усредненным (за смену, сутки) исходным данным, однако они непригодны при оперативном управлении процессами.

Как уже отмечалось, применение адаптивного подхода основано на замене сложной нелинейной модели линейной моделью с переменными параметрами, оце-

нивание которых осуществляется в реальном времени. В качестве такой модели обычно используется уравнение псевдолинейной регрессии [129], аналогичное (1.3). Отметим, что к виду (1.3) могут быть приведены различные уравнения, описывающие линейные и нелинейные динамические объекты [54, 146].

В связи с этим к идентификатору, работающему в АСИ, предъявляются определенные требования, основными из которых можно считать следующие [54]:

- алгоритм идентификации должен обеспечивать сходимость оценок параметров к истинным значениям параметров во всей области дискретных изменений входных переменных;
- эта сходимость не должна исчезать при включении регулятора;
- вычислительная процедура, реализующая алгоритм, должна быть достаточно простой;
- алгоритм идентификации должен обеспечивать слежение за переменными параметрами объекта.

Практически все используемые в настоящее время рекуррентные алгоритмы получаются путем минимизации квадратичного функционала и используют при построении оценки непосредственные измерения входных и выходных сигналов. Существует целый класс алгоритмов, в которых помимо непосредственно измеренных значений сигналов используются их некоторые преобразования либо дополнительно вводимые в алгоритм некоторые вспомогательные или инструментальные переменные [59, 60].

В качестве основной процедуры адаптивной идентификации используется обычно РМНК

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \frac{P(k-1)q(k)}{1 + q^T(k)P(k-1)q(k)} [y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)q(k)], \quad (3.120)$$

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)q(k)q^T(k)P(k-1)}{1 + q^T(k)P(k-1)q(k)}, \quad (3.121)$$

где  $P(0)=\alpha I$ ,  $\alpha \gg 0$ ,

и различные его модификации [59, 60, 147], среди которых в настоящее время наиболее широко применяется модификация, использующая экспоненциальное взвешивание информации

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \frac{P(k-1)q(k)}{\lambda + q^T(k)P(k-1)q(k)} [y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)q(k)]; \quad (3.122)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \cdot \left[ P(k-1) - \frac{P(k-1)q(k)q^T(k)P(k-1)}{\lambda + q^T(k)P(k-1)q(k)} \right], \quad (3.123)$$

где  $\lambda \in 0.995 \div 0.999$  - параметр взвешивания информации.

В работах [148-150] нами был предложен алгоритм, сочетающий свойства РМНК и градиентного алгоритма с матричным коэффициентом усиления

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \alpha(k)Pe(k)x(k) + \beta(k)P(k)e(k)x(k), \quad (3.124)$$

$$\text{где } P^{-1}(k) = \lambda P^{-1}(k-1) + \gamma x(k)x^T(k), \quad (3.125)$$

$$\alpha^{-1}(k) = \mu(k) + mx^T(k)Px(k), \quad \mu(k) > 0 \quad (3.126)$$

$$\beta^{-1}(k) = \mu(k) + mx^T(k)P(k-1)x(k), \quad \mu(k) > 0 \quad (3.127)$$

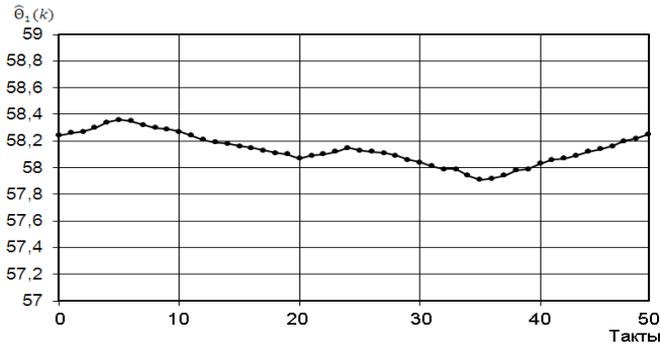
$$m = 2, 0 < \lambda \leq 1, 2 \leq \gamma\mu(k) \leq \frac{8}{3}, \quad (3.128)$$

обладающий более высокой скоростью сходимости по сравнению с РМНК.

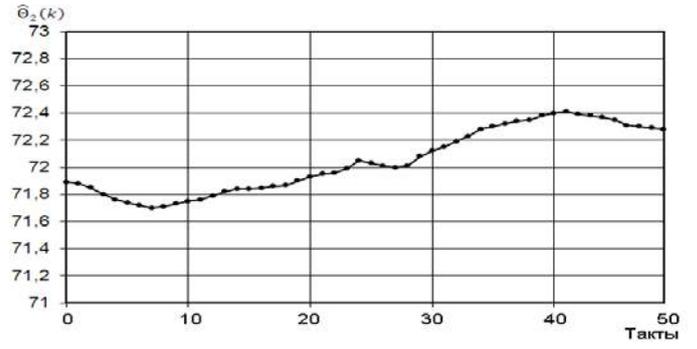
Исследование свойств этого алгоритма приведено в приложении Г.

На рис. 3.1 отражены результаты построения нестационарных моделей технологических процессов диффузионного отделения [151].

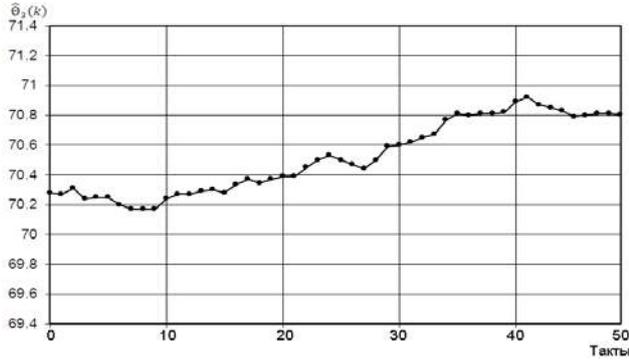
На рис. 3.1 показано изменение коэффициентов  $\hat{\theta}_1(k)$ ,  $\hat{\theta}_2(k)$ ,  $\hat{\theta}_3(k)$ ,  $\hat{\theta}_4(k)$ ,  $\hat{\theta}_5(k)$ ,  $\hat{\theta}_6(k)$ ,  $\hat{\theta}_7(k)$  для модели, имеющей структуру, аналогичную (3.16), т.е. модели с одним выходом и входами  $x_{1-7}$ . Для идентификации нестационарных процессов применялись алгоритмы (3.122) и (3.123) с  $\lambda = 0,99$ .



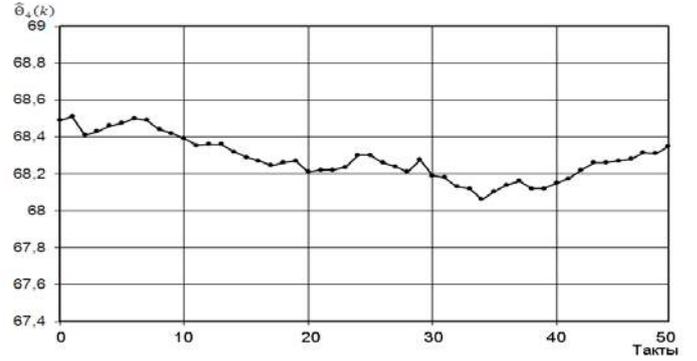
а



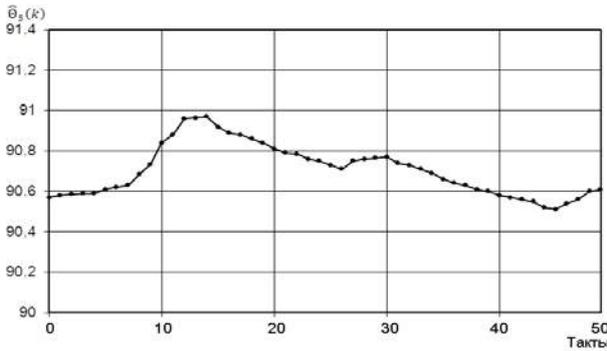
б



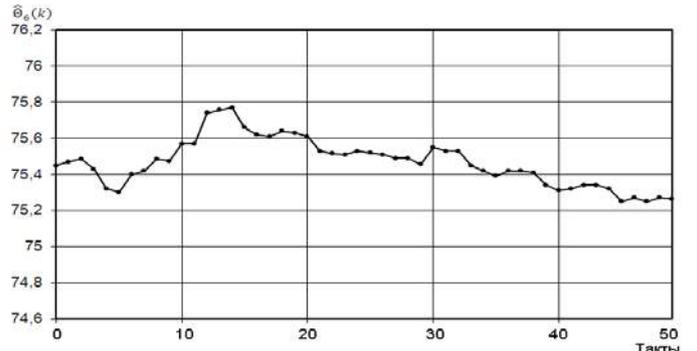
в



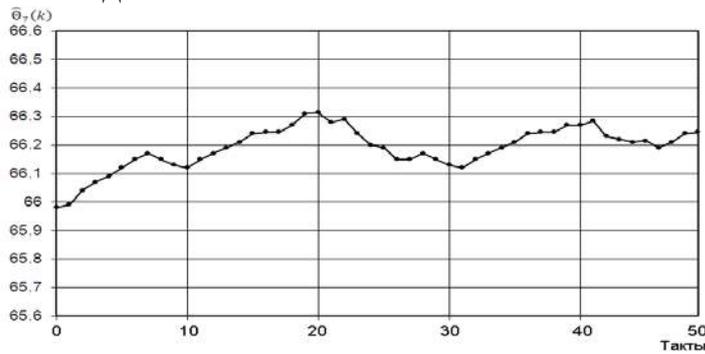
г



д



е



ж

Рисунок 3.1 – Изменение коэффициентов  $\hat{\theta}(k)$  для регрессионной модели с одним выходом: а)  $\hat{\theta}_1(k)$ , б)  $\hat{\theta}_2(k)$ , в)  $\hat{\theta}_3(k)$ , г)  $\hat{\theta}_4(k)$ , д)  $\hat{\theta}_5(k)$ , е)  $\hat{\theta}_6(k)$ , ж)  $\hat{\theta}_7(k)$

Хотя эти коэффициенты существенно отличаются от полученных по МНК, ошибка идентификации на каждом такте была практически нулевой.

На рис. 3.2 представлено качество идентификации процессов диффузионного отделения

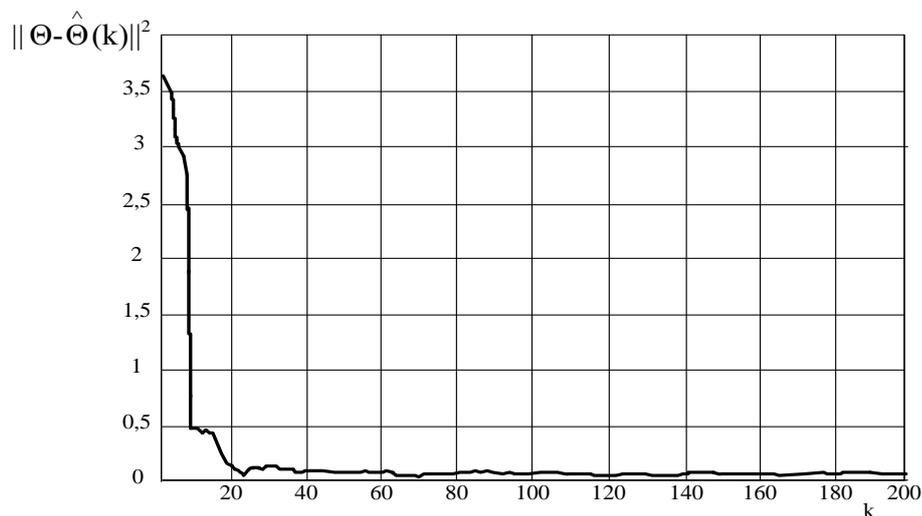


Рисунок 3.2 – Качество идентификации (изменение нормы ошибки  $\|\Theta - \hat{\Theta}(k)\|^2$ )

На рис. 3.3 показано изменение расхода диффузионного сока, где сплошной линией с кругами изображено реальное изменение выходной переменной (изменение расхода диффузионного сока с ДА)  $Y$ , а пунктирной с квадратами – изменение выходных параметров моделей, построенных с помощью адаптивных алгоритмов.

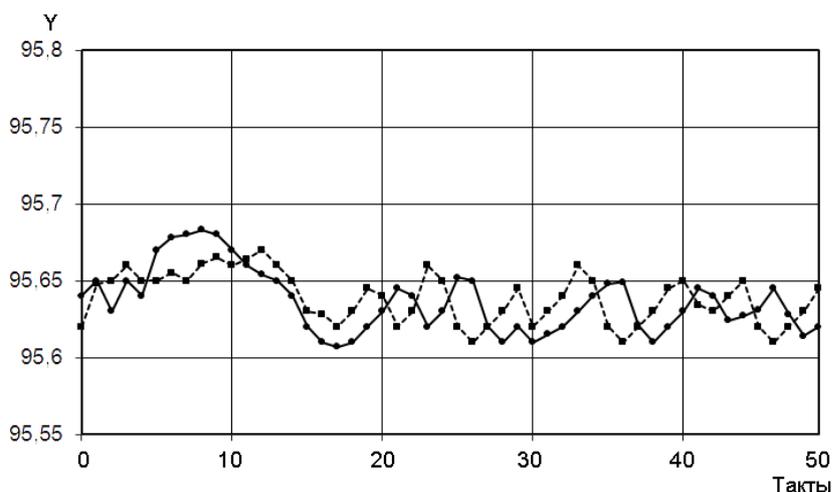
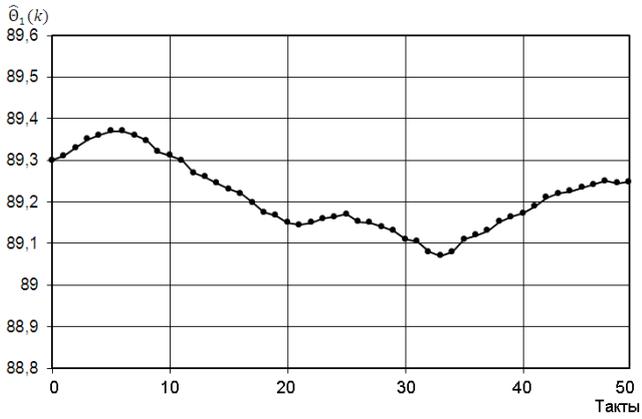
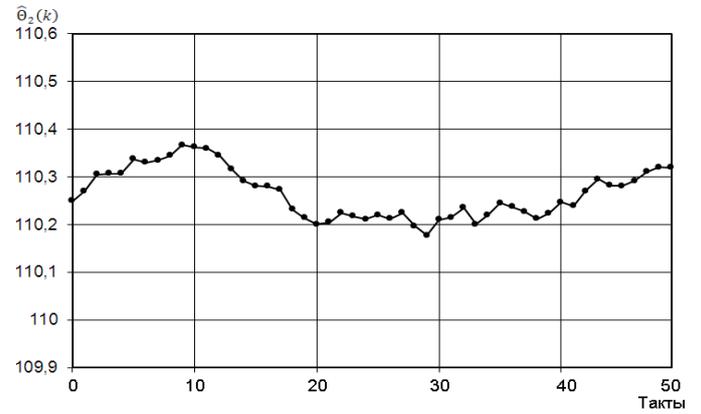


Рисунок 3.3 – Изменение расхода диффузионного сока

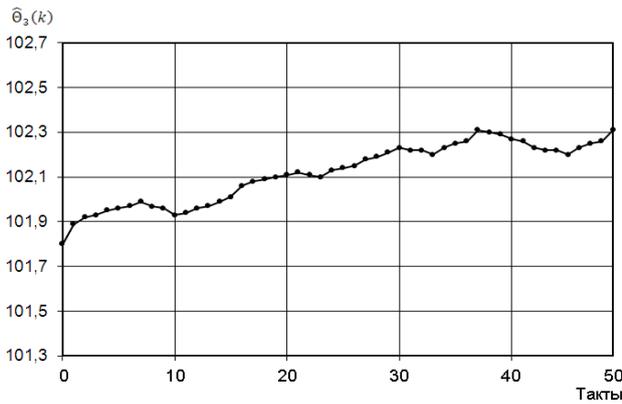
На рис. 3.4 (а-д) приведены результаты построения нестационарной регрессионной модели, структура которой совпадает со структурой модели (3.17)-(3.20).



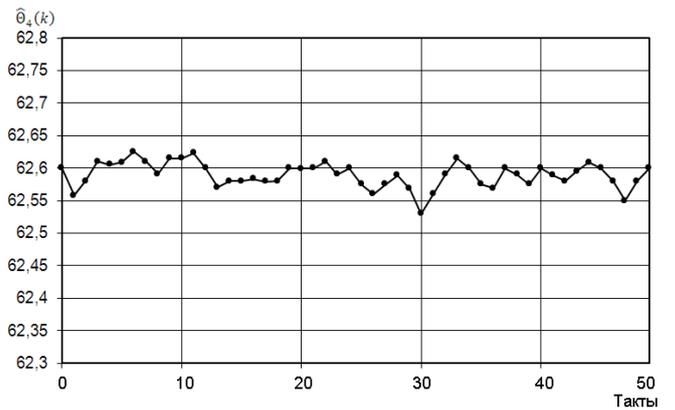
а



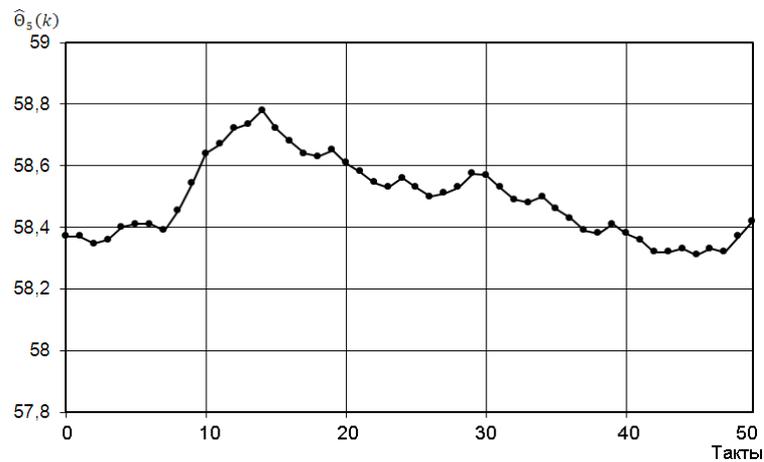
б



в



г



д

Рисунок 3.4 – Изменение коэффициентов  $\hat{\theta}(k)$  для нестационарных регрессионных моделей (3.17)-(3.20): а)  $\hat{\theta}_1(k)$ , б)  $\hat{\theta}_2(k)$ , в)  $\hat{\theta}_3(k)$ , г)  $\hat{\theta}_4(k)$ , д)  $\hat{\theta}_5(k)$

Как и в рассмотренном выше случае, ошибка идентификации на каждом такте, представленная на рис. 3.5, была практически нулевой.

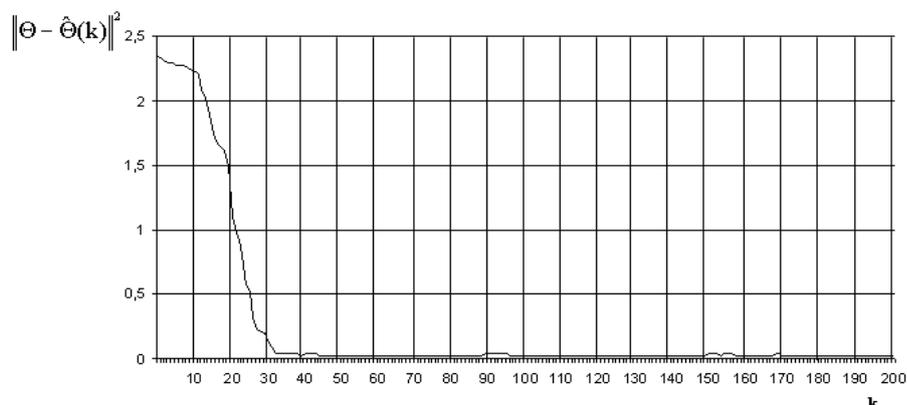
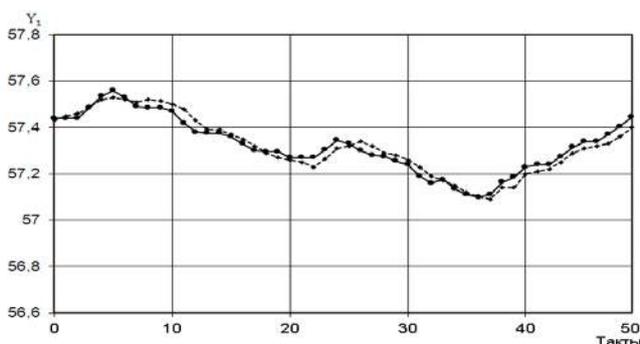
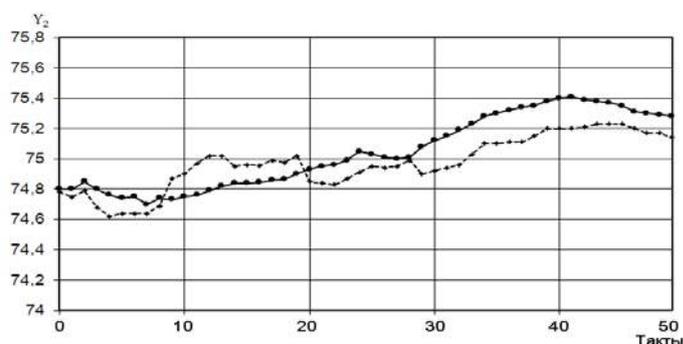


Рисунок 3.5 – Качество идентификации (изменения нормы ошибки  $\|\Theta - \hat{\Theta}(k)\|^2$ )

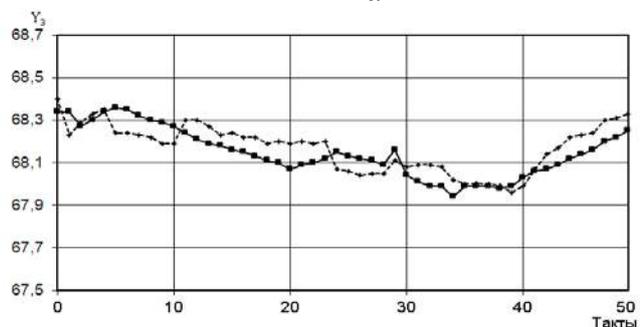
На рис.3.6 (а, б, в, г) сплошной линией с кругами показано реальное изменение выходных переменных (изменение температур сокостружечной смеси в 1-й - 4-й зонах ДА)  $Y_1, Y_2, Y_3, Y_4$ , а пунктирной линией с квадратами – изменение выходных параметров нестационарных моделей.



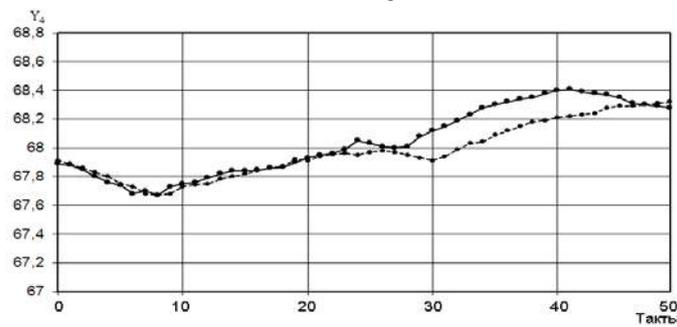
а



б



в



г

Рисунок 3.6 – Изменение температур сокостружечной смеси:

а)- в 1-й зоне ДА; б)- во 2-й зоне ДА; в)- в 3-й зоне ДА; г) в 4-й зоне ДА

Нестационарные регрессионные модели для других отделений сахарного производства приведены в приложении Д.

### 3.6.3 Синтез адаптивной системы управления с идентификатором

Пусть в результате идентификации получено математическое описание объекта в виде (В.13). Рассмотрим получение алгоритма адаптивного управления в приложении Е.

Так как задача управления объектом заключается в нахождении такого закона изменения входных переменных  $q$ , который обеспечил бы получение заданной выходной переменной  $y^*$ , то допустим, что для изменения выходной переменной на  $\Delta y(k+1)$  требуется изменение входного вектора на  $\Delta q(k+1)$ , т.е.

$$\Delta y(k+1) = \hat{\theta}^T(k) \Delta q(k+1). \quad (3.129)$$

Для нахождения  $\Delta x_{n+1}$  введем в рассмотрение норму

$$\|\Delta q(k+1)\|_A^2 = \Delta q^T(k+1) A \Delta q(k+1), \quad (3.130)$$

где  $A$  - матрица стоимости управляющих воздействий.

Минимизация (3.130) приводит следующему алгоритму адаптивного управления (вывод алгоритма приведен в приложении Е)

$$q(k+1) = \begin{cases} q(k), |\Delta y(k+1)| < \delta(k+1), \\ q^{\max}, q(k) + \Delta q(k+1) \geq q^{\max}, |\Delta y(k+1)| \geq \delta(k+1), \\ q(k) + \frac{\Delta y(k+1)}{\hat{\theta}^T(k) A^{-1} \hat{\theta}(k)} A^{-1} \hat{\theta}(k), q^{\min} < q(k) + \Delta q(k+1) < q^{\max}, \\ q^{\min}, q(k) + \Delta q(k+1) \leq q^{\min}, |\Delta y(k+1)| \geq \delta(k+1). \end{cases} \quad (3.131)$$

Хотя реализация данного алгоритма управления проста, качество управления зависит от точности решения задачи идентификации, так как в алгоритм управления входят оценки, полученные в процессе идентификации.

Так как задача идентификации заключается в оценке параметров  $\theta$  уравнения (1.3) по результатам измерений, а задача управления – в выработке таких входных сигналов  $q^*(k)$ , которые обеспечили бы требуемое значение выходной переменной  $y^*(k)$ , то исследование взаимного влияния процесса идентификации и процесса управления друг на друга и изучение особенностей функционирования АСИ играет чрезвычайно важную роль.

Пусть  $y(k) = \theta^T q(k)$ , а требуемое значение выходной переменной равно  $y^*(k)$ . Тогда, если из  $N$  входных переменных  $m$  являются нерегулируемыми, для компенсации рассогласования  $y^*(k) - y(k)$  на  $k$ -м шаге необходима выработка управляющих воздействий вида

$$q_j(k) = \frac{y^*(k) - \sum_{i=1}^m \theta_i(k-1)q_i(k)}{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \theta_j(k-1)\theta_l(m-1)^{l=m+1}} \sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \theta_l(k-1).$$

Следует отметить, что при  $N - m > 1$  цель управления достигается за один шаг и в дальнейшем при  $y^* = const$  уточнение коэффициентов модели не происходит. Таким образом, одновременная идентификация и управление приводят к появлению функциональной связи между  $m$  нерегулируемыми и  $(N - m)$  регулируемыми входами объекта. В результате возникновения такой корреляции уменьшается скорость процесса идентификации, а зачастую возможен и его останов, т.е. происходит нарушение условий идентифицируемости в замкнутом контуре [54]. В этом можно убедиться следующим образом.

Коррекция параметров модели происходит при наличии рассогласования

$$\Delta y(k) = \theta^T q(k) - y^*. \quad (3.132)$$

Рассмотрим величину  $(\Delta y(k))^2$ . Подставляя в (3.132) требуемые значения  $q_j(k) (j = \overline{m+1, N})$ , получаем

$$\begin{aligned} (\Delta y(k))^2 = & \left[ \sum_{i=1}^m (\theta_i - \frac{\sum_{j,l=m+1}^N \theta_j \hat{\theta}_i(k-1) a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_l(k-1)}{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1)}) q_i(k) + \right. \\ & \left. + y^* \left( \frac{\sum_{j,l=k+1}^N a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1)}{\sum_{j,l=k+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1)} - 1 \right) \right]^2. \end{aligned}$$

Так как  $\Delta y(k)$  - случайная величина, то вместо  $(\Delta y(k))^2$  рассмотрим величину  $M\{(\Delta y(k))^2\}$ . Тогда, если  $q_i(k) (i = \overline{1, m})$  статистически независимые случайные величины с  $M\{q_i\} = 0$ ,  $M\{q_i^2\} = \sigma_q^2 (i = \overline{1, m})$ , настройка коэффициентов будет осуществляться при выполнении условия

$$\begin{aligned} M\{(\Delta y(k))^2\} = & \sum_{i=1}^k \left( \theta_i - \frac{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1) \hat{\theta}_i(k-1)}{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1)} \right) \sigma_q^2 + \\ & + y^{*2} \left( \frac{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1)}{\sum_{j,l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1)} - 1 \right)^2 > 0. \end{aligned} \quad (3.133)$$

Как видно из (3.133), процесс идентификации может остановиться как в случае  $\theta_i = \hat{\theta}_i(k-1) (i = \overline{1, N})$ , т.е. при точном определении параметров объекта, так и при выполнении неравенств

$$\begin{aligned} \sum_{j,l} a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1) \hat{\theta}_i(k-1) &= \sum_{j,l} a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1) \theta_i; \sum_{j,l} a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1) = \\ &= \sum_{j,l} a_{jl}^{-1} \theta_j \hat{\theta}_l(k-1) = \sum_{j,l} a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1). \end{aligned}$$

Полученное выражение (3.133) является достаточно общим и позволяет установить условия останова процесса идентификации в конкретных задачах для заданного числа регулируемых входов, вида матрицы стоимости  $A$  и  $y^*$ .

Наличие в системе помех приводит к изменению свойств оценок, получаемых с помощью адаптивных алгоритмов идентификации, и еще более осложняет работу идентификатора в замкнутой системе. Нетрудно получить, что в этом случае для обеспечения протекания процесса идентификации дисперсия отклонений выходных переменных должна превышать дисперсию помехи. Наличие помехи может привести к тому, что процесс идентификации не только не будет сходиться, но и начнет расходиться. В общем же случае для обеспечения устойчивой работы идентификатора в замкнутом контуре необходимо обеспечить условие устойчивого возбуждения на входе объекта, что может быть достигнуто, например, путем использования алгоритма управления вида

$$q_j(k) = \frac{y^* - \sum_{i=1}^m \hat{\theta}_i(k-1) q_i(k)}{\sum_{j,l=k+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_j(k-1) \hat{\theta}_l(k-1)} \sum_{l=m+1}^N a_{jl}^{-1} \hat{\theta}_l(k-1) + \zeta_j(k), \quad (3.134)$$

где  $\zeta_j(k)$  - возбуждающий сигнал ( $\zeta_j(k) \sim N(0, \sigma_\zeta^2)$ ).

Процесс стабилизации выходной переменной (изменение расхода диффузионного сока) при использовании модели (3.16) с помощью разработанного адаптивного алгоритма (3.131) приведен на рис. 3.7. Здесь сплошной линией с точками показано реальное изменение выходных переменных при существующем управлении, а пунктирной линией с точками – при адаптивном. На рисунках не показан переходный режим (режим идентификации), который составил для применяемого метода примерно 30 тактов [152-154].

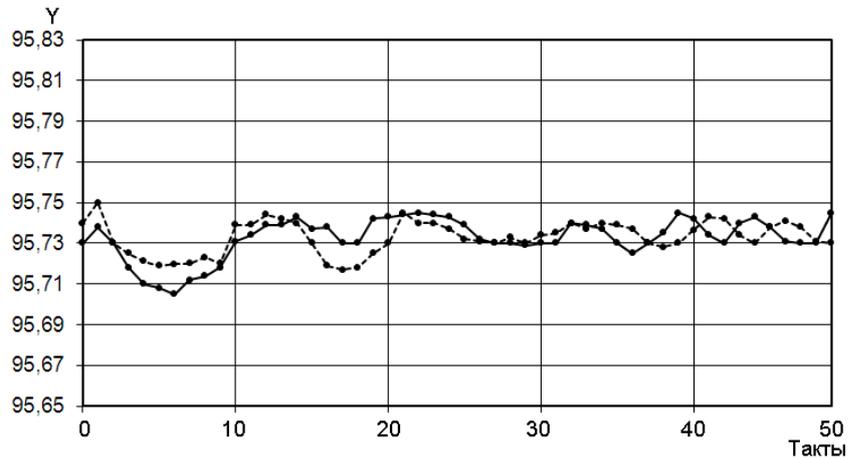


Рисунок 3.7 – Изменение выходной переменной  
(расход диффузионного сока с ДА)

На рис. 3.8 показана ошибка управления при стабилизации расхода диффузионного сока

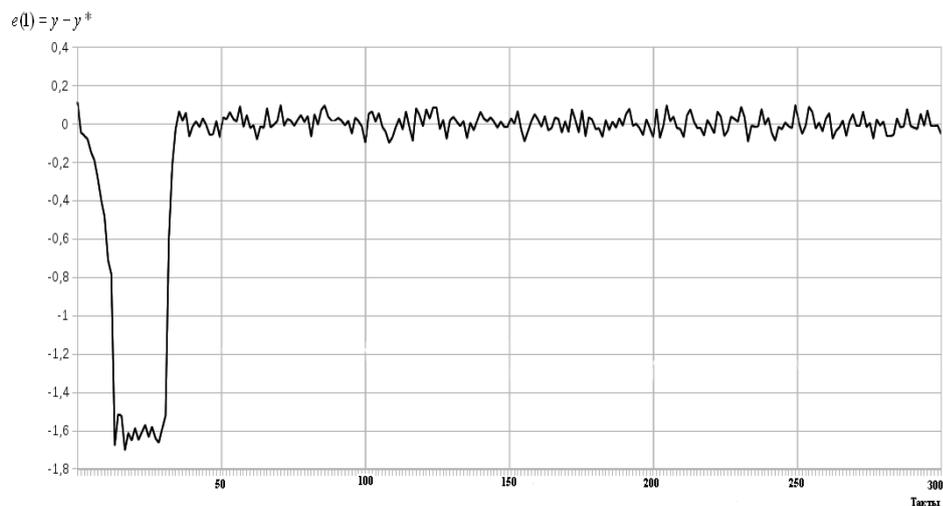
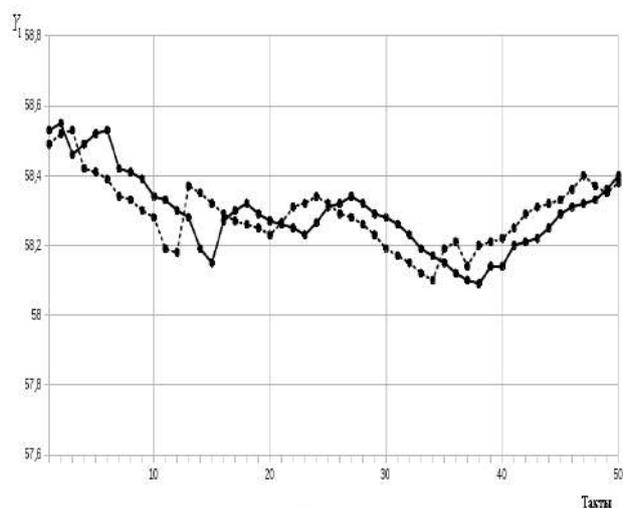


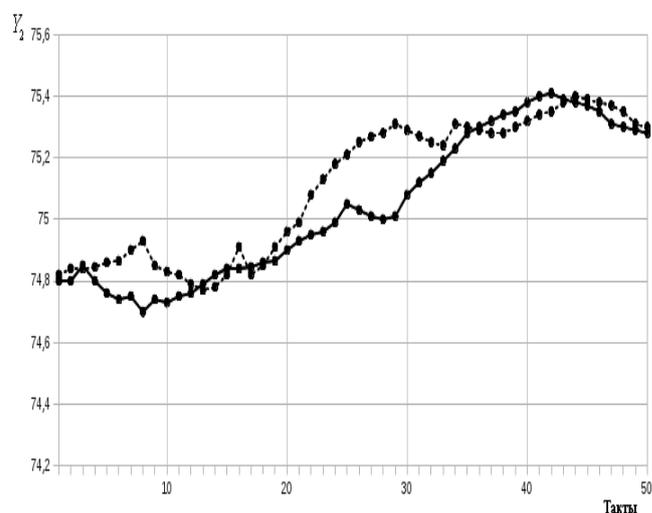
Рисунок 3.8 – Ошибка управления (расход диффузионного сока)

Процесс стабилизации выходных переменных (температур сокостружечной смеси а)- в 1-й - 4-й зонах ДА) для модели (3.17)-(3.20) с помощью разработанного адаптивного алгоритма (3.131) приведен на рис. 3.9. Здесь также сплошной линией с кругами показано реальное изменение выходных переменных при существующем

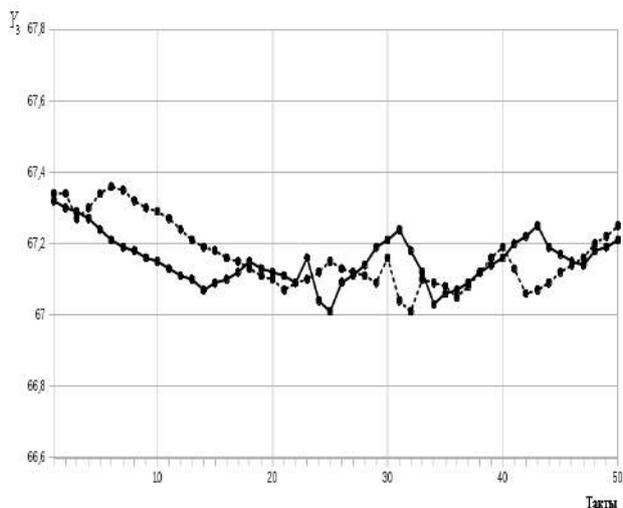
управлении, а пунктирной – при адаптивном. Как и в рассмотренном выше случае, на рисунках не показан переходный режим (режим идентификации), который составил для применяемого метода примерно 30 тактов.



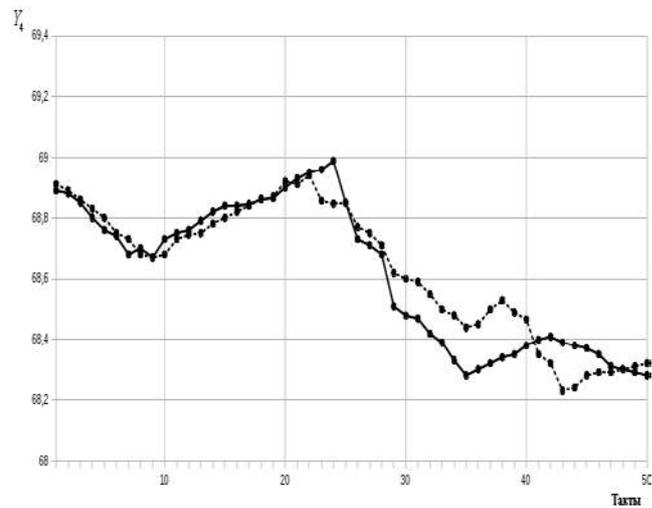
а



б



в



г

Рисунок 3.9 – Изменение выходных переменных (температур сокостружечной смеси): а) – в 1-й зоне ДА; б) – во 2-й зоне ДА); в) – в 3-й зоне ДА); г) – в 4-й зоне ДА

На рис. 3.10 (а, б, в, г) показаны ошибки управления при стабилизации температур сокостружечной смеси во всех зонах ДА.

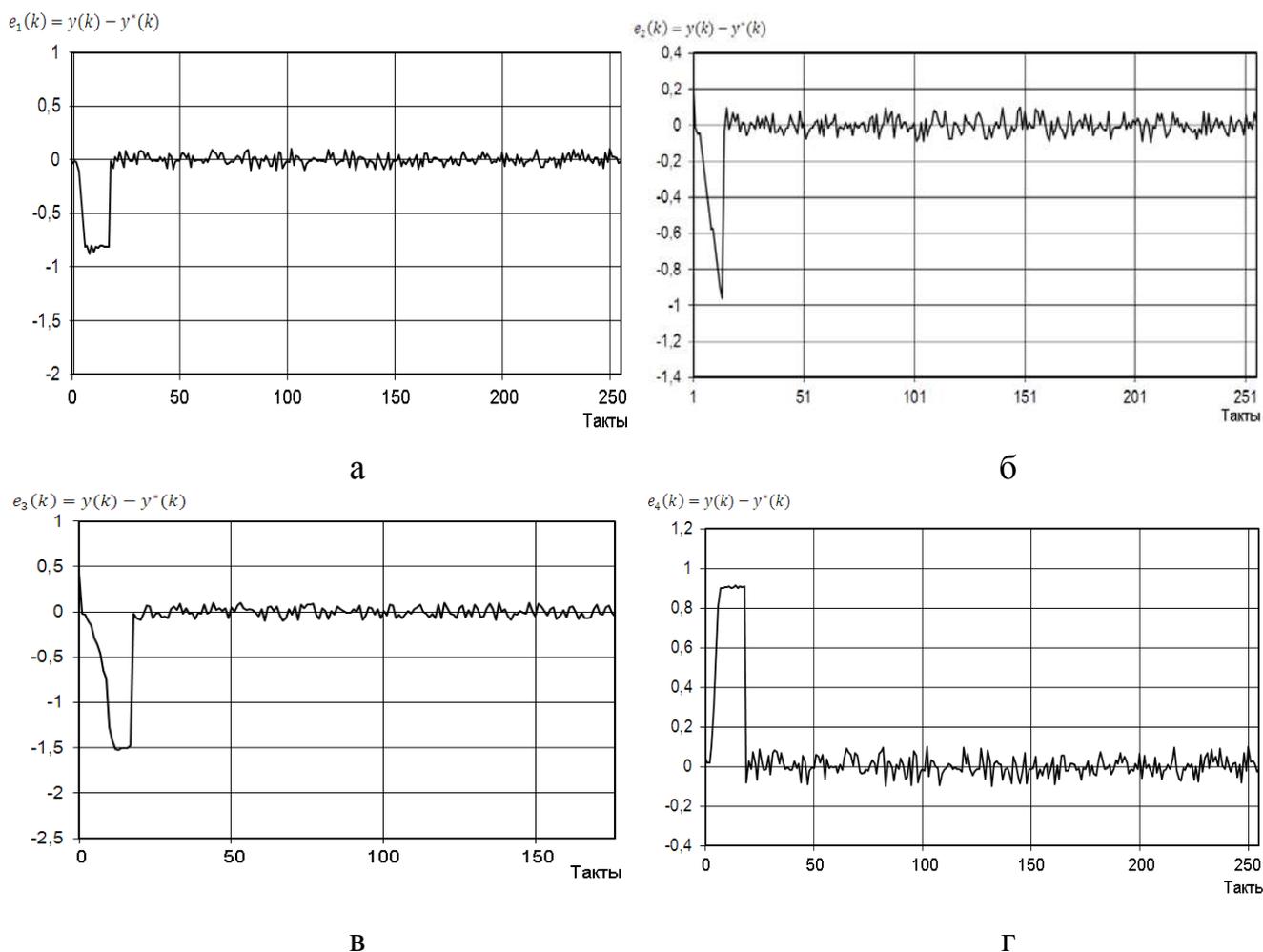


Рисунок 3.10 – Ошибка управления (температура диф сока): а) – в 1-й зоне ДА; б) – во 2-й зоне ДА); в) – в 3-й зоне ДА); г) – в 4-й зоне ДА

Результаты управления в сокоочистительном, выпарном и кристаллизационном приведены в приложении Д

### Выводы по 3 разделу

1. В результате статистического анализа и применения корреляционных методов были установлены связи между входными и выходными параметрами исследуемых процессов, а применение МНК позволило получить регрессионные модели всех рассматриваемых отделений завода при  $R^2 = 0,65 - 0,8$ . Как показал расчет статистических критериев согласия Фишера, Стьюдента, полученные модели достаточно адекватно отражают свойства исследуемых процессов.

2. Анализ регрессионных моделей показал, что они обладают рядом свойств, ограничивающих сферу их применения в задачах управления. Поэтому целесообразным явилось рассмотрение вопроса построения математических моделей ТП сахарного производства, отражающих динамику процессов и основанных на использовании уравнений материального и энергетического балансов. Так как на всех этапах исследуемого производства присутствуют жесткие ограничения по температурным режимам, построение моделей осуществлялось на основе тепловых балансов. Полученные модели используются для реализации систем управления ТП.

3. Проведенный анализ существующих динамических моделей отделений сахарного производства и синтеза регуляторов на основе моделей в пространстве состояний свидетельствует о сложности решения данной задачи на основе фильтра Калмана, в связи с необходимостью наличия достаточно большого объема априорной информации о свойствах объекта, статистических свойствах полезных сигналов и помех. Использование же в фильтре неточно заданных ковариационных матриц приводит к его расходимости.

4. В связи с тем, что исследование динамических свойств ТП зачастую затруднено вследствие нелинейности объектов, описываемых к тому же дифференциальными уравнениями в частных производных, на практике оправдывают себя упрощения (линеаризация в окрестности рабочих режимов и т.д.). Это явилось основой для исследования возможности управления динамическими объектами с помощью их статических моделей и оценивания получаемых при этом потерь. Как показано в работе, эти потери определяются соотношением скорости изменения требуемого значения выходного сигнала и собственных значений матрицы состояния объекта.

5. Учет нестационарности исследуемых процессов и отсутствие достаточно полной статистической информации возможен при реализации адаптивного управления ТП с идентификатором. С этой целью предложен и исследован алгоритм ускоренной идентификации, отличающийся от существующих более высокой скоростью сходимости и устойчивостью при наличии помех измерений, что подтвердилось при построении моделей ТП сахарного производства. Применение данного ал-

горитма при построении математических моделей ТП различных отделений сахарного производства обеспечило достижения допустимой заданной ошибки идентификации (10%) за 20-30 тактов. Использование данного алгоритма совместно с разработанным алгоритмом адаптивного управления оказалось весьма эффективным при решении задач стабилизации выходных переменных отделений производства, обеспечивая ошибку управления (стабилизации) не превышающую 10%.

## РАЗДЕЛ 4

### ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ САХАРНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

#### 4.1 Нейросетевые модели нелинейных объектов

При идентификации нелинейных объектов используют два принципиально отличающихся подхода, основанных на различных способах формирования с помощью модели предсказываемого сигнала объекта [61, 67, 69, 155-158]. Первый подход основан на использовании при формировании выходного сигнала модели  $\hat{y}(k+1)$  измеренных входных и выходных сигналов объекта  $u(k), u(k-1), \dots$ , и  $y(k), y(k-1), \dots$ , а второй – на использовании входных сигналов  $u(k), u(k-1), \dots$  и оценок выходных сигналов модели  $\hat{y}(k), \hat{y}(k-1), \dots$ . В соответствии с этим различают параллельную модель (рис. 4.1), описываемую уравнением

$$\hat{y}(k+1) = f(\hat{y}(k), \hat{y}(k-1), \dots, u(k), u(k-1), \dots), \quad (4.1)$$

и последовательно-параллельную вида (рис. 4.2)

$$\hat{y}(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, u(k), u(k-1), \dots). \quad (4.2)$$

Хотя параллельная модель позволяет осуществлять прогнозирование выходного сигнала  $\hat{y}(k+1)$  на любое число тактов вперед, а последовательно-параллельная только на один такт, наибольшее распространение при решении задач идентификации получило использование последовательно-параллельной модели.

При нейросетевом подходе исследуемый объект представляется в виде нейронной сети, содержащей помимо входного и выходного один или несколько скрытых слоев, каждый из которых состоит из определенного количества нейронов, реализующих заданную базисную функцию (функцию активации).

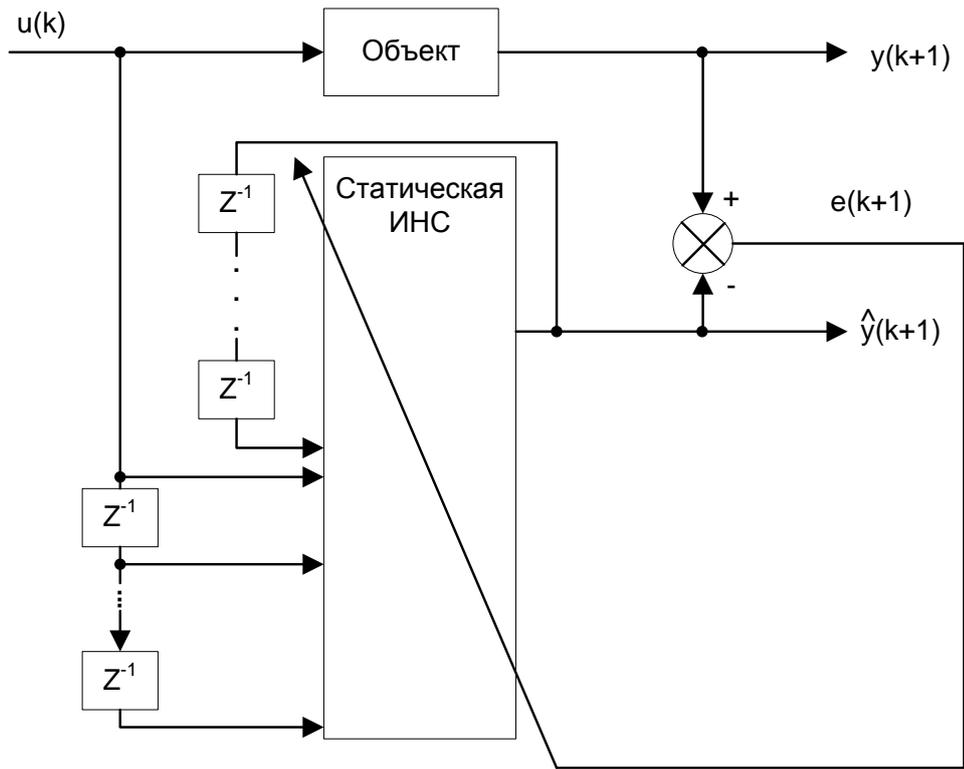


Рисунок 4.1 – Параллельная модель

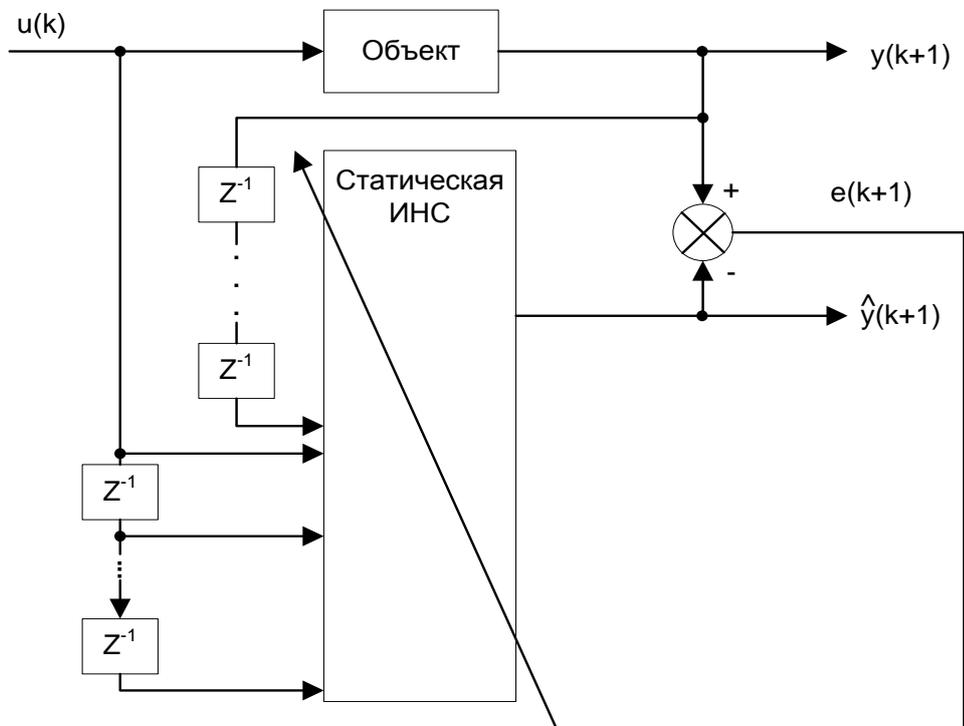


Рисунок 4.2 – Последовательно-параллельная модель

Для идентификации объекта выбирается его модель, базирующаяся на априорной информации относительно класса, к которому она принадлежит. Если известно, что объект имеет структуру, описываемую моделью (4.1), при использовании параллельной модели структура идентификатора нейросетевой модели будет аналогична структуре объекта с заменой  $f$  и  $g$  на  $N_2$  и  $N_1$  соответственно. Данная модель приведена на рис. 4.3 (а).

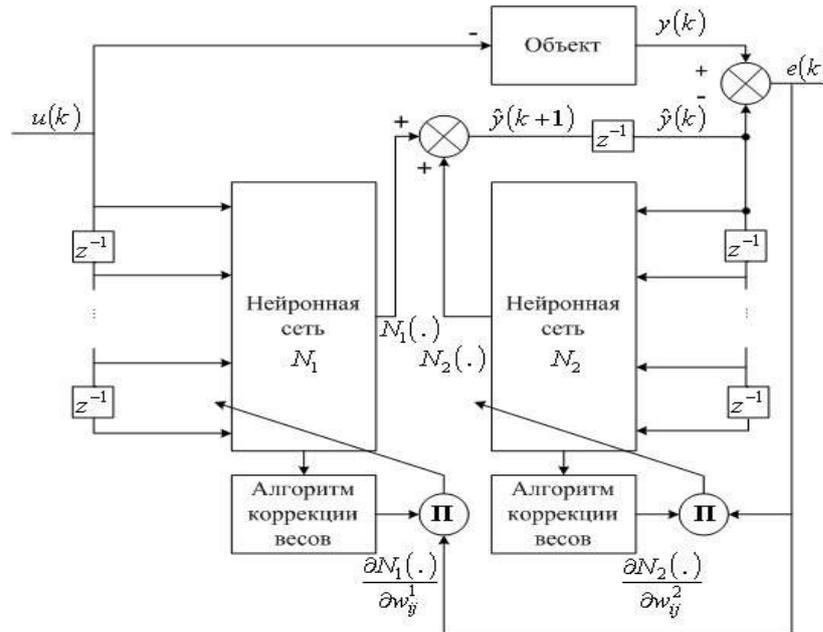


Рисунок 4.3 – Структура параллельной (4.1) нейросетевой модели

Задача построения такой модели состоит в вычислении весов двух нейронных сетей  $N_1$  и  $N_2$ , так чтобы представление  $N_1$  было эквивалентно  $g[\cdot]$ , а представление  $N_2 - f[\cdot]$ .

При использовании последовательно-параллельной модели необходимо учитывать тот факт, что для формирования выхода модели используется  $y(k+1)$ . Таким образом, уравнение модели имеет вид

$$\hat{y}(k+1) = N_2[y(k), \dots, y(k-n+1)] + N_1[u(k), \dots, u(k-m+1)],$$

а ее нейросетевая реализация показана на рис. 4.4.

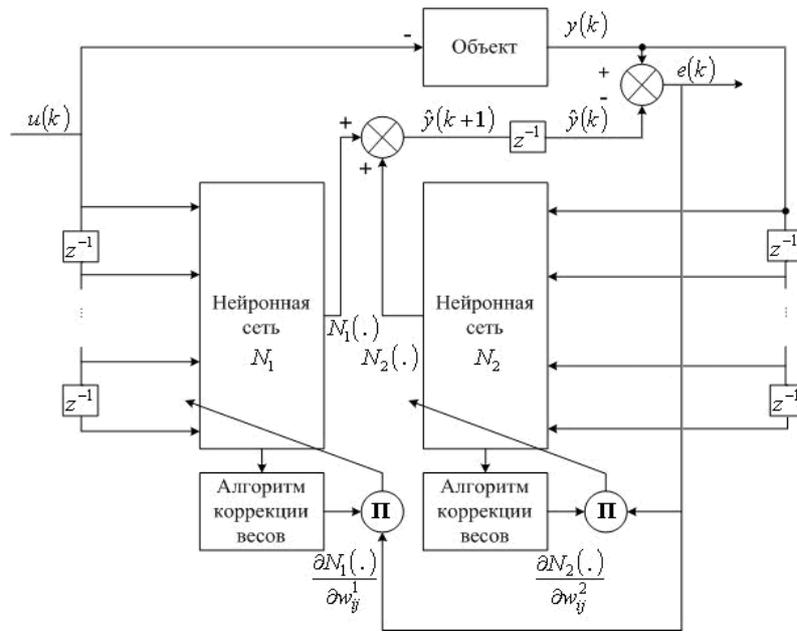


Рисунок 4.4 – Структура последовательно-параллельной (4.2) нейросетевой модели

При описании нелинейных объектов в пространстве состояний также обычно строят нейросетевую модель, соответствующую принятой форме представления объекта.

В самом общем виде описания объектом в пространстве состояний структура модели (нейросетевого адаптивного наблюдателя (АН)) [159] будет иметь вид, показанный на рис. 4.5.

Трудности определения динамической нелинейности являются причиной упрощения описания. Так в работе [163] предложено описание вида

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + bu + kf(x, u); \\ y &= c^T x + d^T u. \end{aligned} \quad (4.3)$$

При рассмотрении нелинейной модели со статической нелинейностью [160, 161] исходят из того, являются ли все переменные, от которых зависит эта нелинейность  $f(x, u)$ , измеряемыми или нет. Основное различие моделей при этом состоит в возможности использования для обучения сети вектора состояний объекта  $x$ . Если входное пространство является измеряемым, то нейросетевая модель, показанная на рис. 4.6, описывается соотношениями

$$\begin{aligned} \hat{x} &= A\hat{x} + bu + kf(x, u) - le; \\ \hat{y} &= c^T \hat{x} + du, \end{aligned} \tag{4.4}$$

где  $e = y - \hat{y}$ ;

$l$  – подлежащий определению вектор обратной связи.

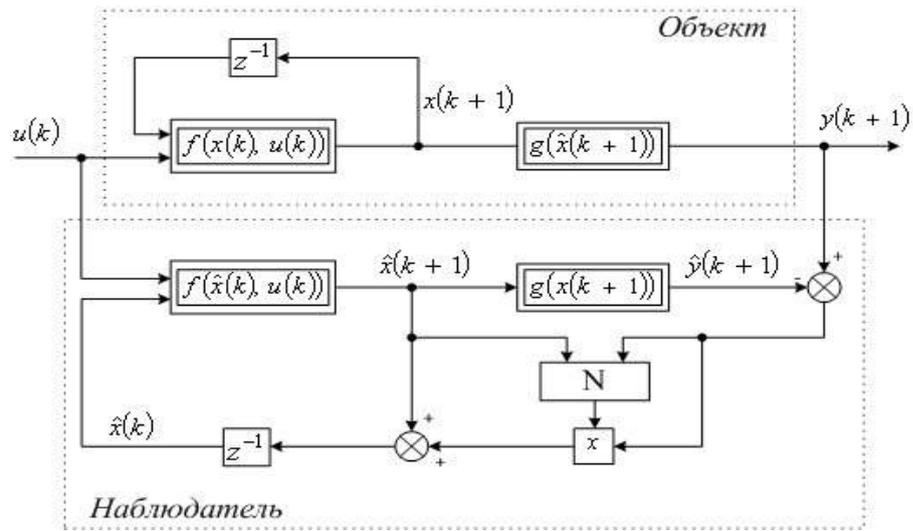


Рисунок 4.5 – Структура нейросетевого АН, описываемого уравнением (4.3)

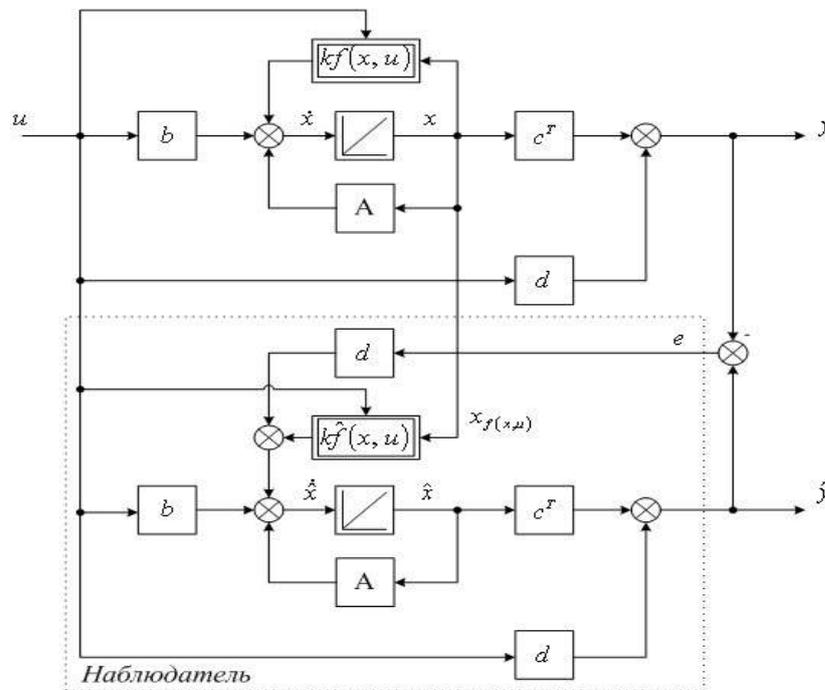


Рисунок 4.6 – Структура нейросетевого АН, описываемого уравнением (4.4)

## 4.2 Нейросетевая реализация модели Вольтерра

Классическая модель Вольтерра, которая была рассмотрена в разделе 1, является непараметрической. Поэтому при решении практических задач обычно переходят к параметрической модели Вольтерра, линейной относительно неизвестных параметров. Развитие теории ИНС привело к тому, что применение нейросетевого подхода при реализации модели Вольтерра дает возможность упростить эту реализацию [64, 162].

Рассмотрим нелинейный объект, описываемый моделью Вольтерра  $m$ -го порядка

$$\begin{aligned}
 y(k) = & h_0 + \sum_{i_1=1}^m h_{1i_1} u(k - i_1) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m h_{2i_1 i_2} u(k - i_1) u(k - i_2) + \dots \\
 & \dots + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m h_{ni_1 i_2 \dots i_n} u(k - i_1) u(k - i_2) \dots u(k - i_n).
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

МСП описывается следующим уравнением:

$$\hat{y}(w) = f^q [(w^q)^T f^{q-1} [(w^{q-1})^T f^{q-2} [\dots + f^1 [(w^1)^T u(k)]] \dots]], \tag{4.6}$$

где  $f^i[\cdot]$  – функция активации нейронов  $i$ -го слоя;

$w^i$  – вектор весовых коэффициентов нейронов  $i$ -го слоя.

Для определения искомых ядер  $h_0, h_{1i_1}, h_{2i_1 i_2}, \dots, h_{ni_1 i_2 \dots i_n}$  воспользуемся МСП, имеющим один скрытый слой, вид которого показан на рис. 4.7. На данном рисунке  $v_i$  – некоторые вспомогательные сигналы, представляющие собой взвешенные суммы входных сигналов

$$v_i(k) = \sum_{j=0}^m w_{ji} u(k - j),$$

где  $w_{ij}$  – веса связи (вес  $j$ -го входа на  $i$ -м нейроне).

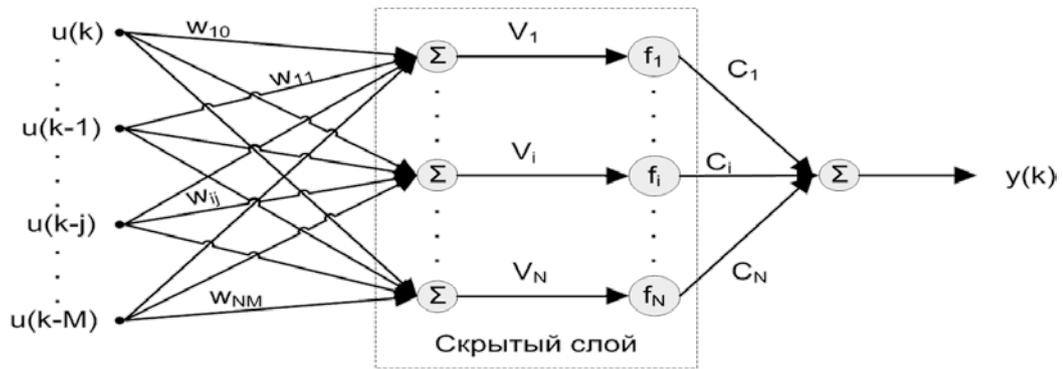


Рисунок 4.7 – Нейросетевая модель Вольтерра на основе МСП  
с одним скрытым слоем

Выходной сигнал МСП вычисляется следующим образом:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^N f_i(v_i(k)), \quad (4.7)$$

где  $f_i(\cdot)$  – активационная функция  $i$ -го нейрона.

При использовании в качестве активационной полиномиальной функции вида

$$p_i(x_i) = a_{0i} + a_{1i}x_i + a_{2i}x_i^2 + \dots + a_{ni}x_i^n, \quad (4.8)$$

$$\text{где } x_i = \sum_{j=0}^M w_{ji}u(k-j),$$

выходной сигнал сети  $\hat{y}(k)$  может быть записан следующим образом:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) &= \sum_{i=1}^M c_i p_i(x_j) = c_1 a_{01} + c_2 a_{02} + \dots + c_M a_{0M} + \\ &+ \sum_{j=0}^M (c_1 a_{11} w_{j1} + c_2 a_{12} w_{j2} + \dots + c_M a_{1M} w_{jM}) u(k-j) + \\ &+ \sum_{j=0}^M \sum_{e=0}^M (c_1 a_{21} w_{j1} w_{e1} + c_2 a_{22} w_{j2} w_{e2} + \dots + c_M a_{2M} w_{jM} w_{eM}) u(k-j) u(k-e) + \dots, \end{aligned} \quad (4.9)$$

где  $c_i$  – весовые коэффициенты выходного слоя, настраиваемые в процессе обучения.

Сравнивая выражения (4.5) и (4.9), видим, что ядро Вольтерра  $m$ -го порядка при использовании МСП с активационной функцией (4.8) вычисляется следующим образом:

$$h_0 = \sum_{i=1}^N c_i a_{0i}, \quad h_{1i_1} = \sum_{i=1}^N c_i a_{1i} w_{i_1}, \quad h_{2i_1 i_2} = \sum_{i=1}^N c_i a_{2i} w_{i_1} w_{i_2},$$

$$h_m(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m) = \sum_{i=1}^M c_i a_{mi} w_{\tau_1 i} w_{\tau_2 i} \dots w_{\tau_m i}.$$

Если же в качестве активационной выбрана сигмоидальная функция вида

$$f_i(v_i) = \frac{1}{1 + e^{(v_i - \theta_i)}},$$

где  $\theta_i$  – порог для  $i$ -го нейрона, то могут быть получены аналитические выражения для ядер Вольтерра. Так выражения для ядер первого и второго порядков будут иметь соответственно вид [67]

$$h_{1i_1} = \sum_{i=1}^N \frac{w_i e^{\theta_i w_{j_i}}}{(1 + e^{\theta_i})^2},$$

$$h_{2i_1 i_2} = \sum_{i=1}^N \frac{w_i (e^{2\theta_i} - e^{\theta_i}) w_{j_1 i} w_{j_2 i}}{2(1 + e^{\theta_i})^3}.$$

Следует отметить, что при использовании активационных функций вида отличного от (4.8), целесообразно воспользоваться их разложением в ряд Маклорена.

Так, для наиболее часто применяемой активационной функции гиперболического тангенса

$$\tanh(\gamma x) = \frac{1 - e^{-\gamma x}}{1 + e^{-\gamma x}},$$

использование разложения в ряд Маклорена позволяет представить выход  $i$ -го нейрона по аналогии с (4.8) следующим образом:

$$p_i(u) = (u + \theta_i) - \frac{1}{3}(u + \theta_i)^3 + \frac{2}{15}(u + \theta_i)^5 - \frac{17}{315}(u + \theta_i)^7 + \dots$$

Таким образом, коэффициенты  $a_{ji}$  полиномиального представления (4.8) примут вид

$$a_{ji} = \sum_{k=j}^{\infty} C_j^k d_k \theta_i^{k-j},$$

где  $C_j^k = \frac{k!}{j!(k-j)!}$ .

#### 4.3 Нейросетевая реализация модели Гаммерштейна

Как отмечалось выше, рассматриваемая в данном подразделе модель Гаммерштейна, как и модель Винера [67, 163, 164], является частным случаем модели Вольтерра. Поэтому для ее построения и анализа могут быть применены все те подходы, которые описаны в предыдущем подразделе для модели Вольтерра. В отличие от модели Вольтерра, модель Гаммерштейна представляет собой последовательно соединенные нелинейную статическую и линейную динамическую части, как это показано на рис. 1.2 [165-169].

Такое разделение модели существенно упрощает решение задачи идентификации и позволяет в ряде случаев достичь очень хороших результатов. Однако выбор вида и степени нелинейности статической части, равно как и передаточной функции, описывающей линейную динамическую часть, зачастую осуществляется субъективно на основе опыта исследователя. Задача идентификации существенно усложняется, если исследуемый нелинейный объект является многомерным.

Применение нейросетевого подхода позволяет свести задачу идентификации к задаче обучения сети, которое может осуществляться в режиме *on-line*.

Рассмотрим эти вопросы более подробно.

#### 4.3.1 Реализация модели Гаммерштейна на основе радиально-базисной сети

Аппроксимируем статическую нелинейность модели Гаммерштейна  $\Phi(u)$  с помощью ИНС следующим образом [158, 170, 171]:

$$\hat{x}(u) = \Phi(u) = w_1 f_1(u) + w_2 f_2(u) + \dots + w_q f_q(u) = w^T f(u), \quad (4.10)$$

где  $f_i(u)$  – выбранные БФ,  $i = \overline{1, q}$ .

Выходной сигнал  $\hat{y}(k)$  модели, получающейся пропуском сигнала  $\hat{x}(u)$  через линейную динамическую систему и учитывающий запаздывание на  $m$  тактов, может быть представлен так:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^m h_i w^T f(u(k-i)) = w_1 \sum_{i=1}^m h_i f_1(u(k-i)) + w_2 \sum_{i=1}^m h_i f_2(u(k-i)) + \\ + w_q \sum_{i=1}^m h_i f_q(u(k-i)). \end{aligned} \quad (4.11)$$

Сравнение (4.11) с выражением для ряда Вольтерра (1.4) показывает, что полученное выражение не соответствует представлению в виде ряда Вольтерра. Однако важное преимущество модели в виде ряда Вольтерра – линейность относительно искомым параметров – остается. Если же БФ  $f_j(u(k-i))$ ,  $i = \overline{1, m}$ ,  $j = \overline{1, q}$  интерпретировать как входные сигналы модели, искомые параметры могут быть представлены аналогично ядрам Вольтерра первой степени. В этом случае, введя обозначения

$$\tilde{w}_{1i} = w_1 h_i, \quad \tilde{w}_{2i} = w_2 h_i, \dots, \quad \tilde{w}_{qi} = w_q h_i,$$

получаем следующее соотношение, описывающее нейросетевую модель Гаммер-

штейна как нейросетевую модель Вольтерра:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = & \sum_{i=1}^m \tilde{w}_{1i} f_1(u(k-i)) + \sum_{i=1}^m \tilde{w}_{2i} f_2(u(k-i)) + \dots \\ & \dots + \sum_{i=i}^m \tilde{w}_{qi} f_q(u(k-i)) = \tilde{w}^T f(k), \quad i = \overline{1, m}, \end{aligned} \quad (4.12)$$

где  $\tilde{w} = (\tilde{w}_1^T \tilde{w}_2^T \dots \tilde{w}_q^T)$  – вектор  $m \times q$ ;

$\tilde{w}_i = (\tilde{w}_{i1} \tilde{w}_{i2} \dots \tilde{w}_{iq})^T$  – вектор  $q \times 1$ ;

$f(k) = (f_1^T(k) f_2^T(k) \dots f_q^T(k))^T$  – вектор  $m \times 1$ ;

$f_i(k) = (f_i(u(k-1)) f_i(u(k-2)) \dots f_i(u(k-m)))^T$  – вектор  $m \times 1$ .

Так как полученная модель (4.12) является линейной относительно неизвестных параметров, для обучения ИНС (оценивания параметров) может применяться, например, наиболее простой градиентный алгоритм, минимизирующий квадратичный функционал и имеющий вид [172]:

$$\hat{w}_i(k) = \hat{w}_i(k-1) - \gamma(k) e(k) \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \hat{w}_i}, \quad i = \overline{1, q}, \quad (4.13)$$

где  $\gamma$  – некоторый параметр, влияющий на скорость сходимости.

При нейросетевой идентификации с использованием РБС с гауссовскими БФ и нормализованными  $\sigma$  с учетом того, что [173-175]

$$\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \hat{w}_i} = -e \frac{(u_i - c_j)^2}{2\sigma_{i0i}^2 \Delta c}, \quad (4.14)$$

алгоритм (4.13) может быть записан так:

$$\hat{w}_i(k) = \hat{w}_i(k-1) - \gamma(k) e(k) e \frac{(u_i - c_j)^2}{2\sigma_{i0i}^2 \Delta c}. \quad (4.15)$$

Выбор оптимального значения  $\gamma(k)$ , обеспечивающего максимальную скорость процесса обучения, приводит к алгоритму Уидроу-Хоффа,

$$\hat{w}_i(k) = \hat{w}_i(k-1) + \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{\|f_i(u(k))\|^2} f_i(u(k)), \quad (4.16)$$

где  $f_i(u(k)) = e^{-\frac{(u_i - c_j)^2}{2\sigma_{\text{нн}}^2 \Delta c}}$ .

Если же нейросетевая идентификация осуществляется на основе ОРС [176, 177] с такими же БФ, то

$$\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \hat{w}_i} = - \frac{e^{-\frac{(u_i - c_j)^2}{2\sigma_{\text{нн}}^2 \Delta c}}}{\sum_{j=1}^m e^{-\frac{(u_i - c_j)^2}{2\sigma_{\text{нн}}^2 \Delta c}}}, \quad (4.17)$$

и в алгоритмах обучения вместо гауссовских БФ  $f_i(u(k))$  будут стоять нормированные гауссовские БФ [178, 179].

Несложно видеть, что при выбранной степени нелинейности статической части модели, равной  $q$ , и использовании  $m$  БФ общее количество оцениваемых параметров будет равно  $m \cdot q$ , т.е. при больших значениях  $m$  и  $q$  количество подлежащих определению параметров достаточно велико, что существенно увеличивает длительность процесса обучения сети.

Как отмечалось выше, уменьшения количества оцениваемых параметров можно добиться путем применения ортонормированных БФ, обозначенных как  $\tilde{R}$  [180]. В этом случае модель (4.12) имеет вид

$$\hat{y}(k) = \tilde{w}_r^T f_r(k), \quad (4.18)$$

где  $\tilde{w}_r = (\tilde{w}_{r1}^T \tilde{w}_{r2}^T \dots \tilde{w}_{rq}^T)$  – вектор  $m_1 \cdot q \times 1$ ;

$\tilde{w}_{ri} = (\tilde{w}_{ri_1} \tilde{w}_{ri_2} \dots \tilde{w}_{ri_{m_1}})^T$  – вектор  $m_1 \times 1$ ;

$f_r(k) = (f_1^T(k) \tilde{R}^T, f_2^T(k) \tilde{R}^T, \dots, f_q^T(k) \tilde{R}^T)^T$  – вектор  $m_1 \cdot q \times 1$ ;

$f_i(k) = [f_i(u(k-1)), f_i(u(k-2)), \dots, f_i(u(k-m))]^T$  – вектор  $m \times 1$ ;

$\tilde{R}$  – матрица  $m_1 \times m$ .

Алгоритмы обучения сети будут иметь вид, аналогичный (4.15) и (4.16), в которых, однако, вместо гауссовских и нормированных гауссовских БФ будут использоваться соответственно БФ

$$f_{ri}(u(k)) = e^{-\frac{(u_i \tilde{r}_i - c_j)^2}{2\sigma_{\tilde{ri}}^2 \Delta c}},$$

и

$$f_{ri}(u(k)) = \frac{e^{-\frac{(u_i \tilde{r}_i - c_j)^2}{2\sigma_{\tilde{ri}}^2 \Delta c}}}{\sum_{j=1}^m e^{-\frac{(u_i \tilde{r}_i - c_j)^2}{2\sigma_{\tilde{ri}}^2 \Delta c}}}.$$

#### 4.3.2 Нейросетевые модели Гаммерштейна объектов со многими входами

Рассмотренные выше модели псевдолинейной регрессии, например, (4.18), описывают объекты с несколькими входами и одним выходом, т.е. MISO-объекты [59, 67]. Так как большинство реальных производственных объектов на сахарном заводе являются нелинейными, представляется целесообразным изучение возможности построения нейросетевых моделей MISO-объектов. Ниже рассматривается два основных класса таких моделей.

#### 4.3.3 Нейросетевая реализация аддитивной модели Гаммерштейна

Рассмотрим динамический MISO-объект, представленный на рис. 4.8 и описываемый уравнением [171]

$$y(k) = \sum_{j=1}^N f_j[y_j(k-1), \dots, y_j(k-m), u_j(k-1), \dots, u_j(k-m)], \quad (4.19)$$

где  $y(i), y_j(i)$  – выходные сигналы объекта и  $j$ -й модели соответственно в момент времени  $i$ ;

$u_j(i)$  – входной сигнал  $j$ -й модели;

$f_j[\cdot]$  – неизвестная нелинейная функция  $j$ -й модели.

Предположим, что каждый  $j$ -й канал может быть представлен моделью Гаммерштейна (4.9):

$$\begin{aligned} z_j(k) &= \Phi_j(u_j(k)), \\ \hat{y}_j(k) &= \sum_{i=1}^m b_{ji} z(k-i) - \sum_{j=1}^m a_{ji} \hat{y}_j(k-i), \quad j = \overline{1, N}, \end{aligned} \quad (4.20)$$

где  $\hat{y}_j(k)$  – выходные сигналы  $j$ -й модели и статической части  $j$ -й модели соответственно;

$g_j(\cdot)$  – нелинейная функция  $j$ -й модели;

$a_{ji}, b_{ji}$  – коэффициенты  $j$ -й модели.

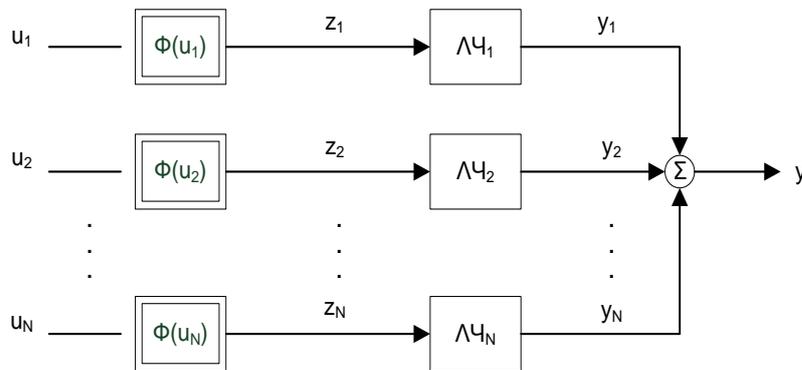


Рисунок 4.8 – Динамический MISO-объект

Подставляя (4.9) в (4.20), имеем

$$\hat{y}_j(k) = \alpha_{j0} \sum_{i=1}^m b_{ji} + \alpha_{j1} \sum_{i=1}^m b_{ji} u_j(k-i) + \dots + \alpha_{ji} \sum_{i=1}^m b_{ji} u_j^L(k-i) - \sum_{i=1}^m a_{ji} \hat{y}_j(k-i).$$

Обозначим  $h_{jpi} = \alpha_{jp} b_{ji}$ . Тогда

$$y_j(k) = \sum_{p=0}^L \sum_{i=1}^m h_{jpi} u_j^l(k-i) - \sum_{i=1}^m a_{ji} y_j(k-i), \quad j = \overline{1, N}.$$

Окончательно аддитивная модель Гаммерштейна со многими входами примет вид:

$$\hat{y}(k) = \sum_{j=1}^n \hat{y}_j(k) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m h_{j0i} + \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^m h_{jpi} u_j^l(k-i) - \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m a_{ji} y_j(k-i). \quad (4.21)$$

Данной модели соответствует представление в виде следующего ряда Вольтерра:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = & g_0 + \sum_{i=1}^m g_i^1 u_1(k-i) + \sum_{i=1}^m g_i^2 u_2(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_i^n u_n(k-i) + \\ & + \sum_{i=1}^m g_{ii}^1 u_1^2(k-i) + \sum_{i=1}^m g_{ii}^2 u_2^2(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_{ii}^n u_n^2(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_{ii\dots i}^1 u_1^L(k-i) + \\ & + \sum_{i=1}^m g_{ii\dots i}^2 u_2^L(k-i) + \sum_{i=1}^m g_{ii\dots i}^n u_n^L(k-i) + \dots + \\ & + \sum_{i=1}^m g_i^{n+1} u_{n+1}(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_i^{2n} u_{2n}(k-i), \end{aligned}$$

где  $g_0 = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m h_{j0i}$ ,  $g_i^j = h_{j1i}$ ,  $g_{ii}^j = h_{j2i}, \dots$

$g_i^{n+1} = a_{i1}, \dots, g_i^{2n} = a_{i(n+m)}$ ;  $u_{n+1} = y_1, \dots, u_{2n} = y_n$ .

При выборе модели с  $a_{ji} = 0$  данное представление существенно упростится и примет вид:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = & g_0 + \sum_{i=1}^m g_i^1 u_1(k-i) + \sum_{i=1}^m g_i^2 u_2(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_i^n u_n(k-i) + \\ & + \sum_{i=1}^m g_{ii}^1 u_1^2(k-i) + \sum_{i=1}^m g_{ii}^2 u_2^2(k-i) + \dots + \sum_{i=1}^m g_{ii}^n u_n^2(k-i). \end{aligned}$$

В случае же  $n$  входных сигналов, степени нелинейности  $L$  и  $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = 0$  ряд Вольтерра, соответствующей модели Гаммерштейна, будет иметь вид:

$$\begin{aligned}
y(k) = & g_0 + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u_1(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^2 u_2(k-i_2) + \dots + \sum_{i_n=1}^m g_{i_n}^n u_n(k-i_n) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u_1^2(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^2 u_2^2(k-i_2) + \dots + \sum_{i_n=1}^m g_{i_n}^n u_n^2(k-i_n) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^{n+1} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) + \dots + \sum_{i_{n-1}=1}^m \sum_{i_n=1}^m g_{i_{n-1} i_n} u_{n-1}(k-i_{n-1}) u_n(k-i_n) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u_1^L(k-i_1) + \dots + \sum_{i_n=1}^m g_{i_n}^n u_n^L(k-i_n) + \dots \\
& \dots + \sum_{i_1=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m g_{i_1 i_2 \dots i_n}^1 u_1^L(k-i_1) u_2^L(k-i_2) \dots u_n^L(k-i_n).
\end{aligned}$$

Построение нейросетевой модели, соответствующей данному уравнению, может быть осуществлено так, как это было сделано в предыдущем разделе для модели Вольтерра, т.е. на основе многослойного персептрона.

Рассмотрим иной подход к синтезу нейросетевой модели, который предполагает использование РБС.

Аппроксимируя нелинейную статическую функцию (4.9) гауссовскими радиально-базисными функциями

$$\varphi_p(x) = \exp\left\{-\frac{\|x - \mu_p\|^2}{\sigma_p^2}\right\}, \quad (4.22)$$

где  $\mu_p$  и  $\sigma_p$  – центры и радиусы базисных функций соответственно;

$\|\cdot\|$  – евклидова норма, имеем:

$$z_j(k) = \sum_{p=1}^P w_{jp} \varphi_p(u_j(k)) u_j(k) = \sum_{p=1}^P w_{jp} \varphi_p(u_j(k)). \quad (4.23)$$

Подстановка (4.23) в (4.20) дает

$$\hat{y}_j(k) = \sum_{i=1}^m \beta_{ji} u_j(k-i) + \sum_{i=1}^m \sum_{p=1}^P \beta_{jip} \varphi_p(u_j(k-i)) - \sum_{i=1}^m a_i \hat{y}_j(k-i), \quad (4.24)$$

где  $\beta_{ji} = b_{ji}$ ;  $\beta_{jip} = b_{ji} w_{jp}$ .

Соотношение (4.24) может быть представлено в виде уравнения псевдолинейной регрессии

$$\hat{y}_j(k) = \theta_j^T x_j(k), \quad (4.25)$$

где  $x_j(k) = (u_j(k-1) \dots u_j(k-m) \varphi_1(u_j(k-1)) \dots \varphi_p(u_j(k-m)) \hat{y}_j(k-1) \dots \hat{y}_j(k-m))^T$  – обобщенный вектор входов;

$\theta_j = (\beta_{j1} \dots \beta_{jm} \beta_{j11} \dots - a_{j1} \dots - a_{jm})^T$  – обобщенный вектор параметров сети.

Задача идентификации нелинейного объекта (4.18) сводится таким образом к обучению ИНС, заключающемся в настройке ее параметров на основании сравнения выходного сигнала объекта  $y(k)$  и реакции сети  $\hat{y}(k)$ . Выбирая в качестве критерия обучения квадратичный функционал, можно получить алгоритм обучения на основе рекуррентного метода наименьших квадратов.

Следует отметить, что при использовании базисных функций (4.22) с настраиваемыми центрами и радиусами эти параметры также следует ввести в вектор  $\theta_j$  уравнения псевдолинейной регрессии, что приводит к существенному увеличению количества обучаемых параметров и, как следствие, к затягиванию процесса обучения сети.

Нейросетевая реализация аддитивной модели Гаммерштейна (4.21) приведена на рис. (4.9).

#### 4.3.4 Нейросетевая реализация мультипликативной модели Гаммерштейна

Рассмотрим динамический MISO-объект, представленный на рис. 4.10 и описываемый уравнением:

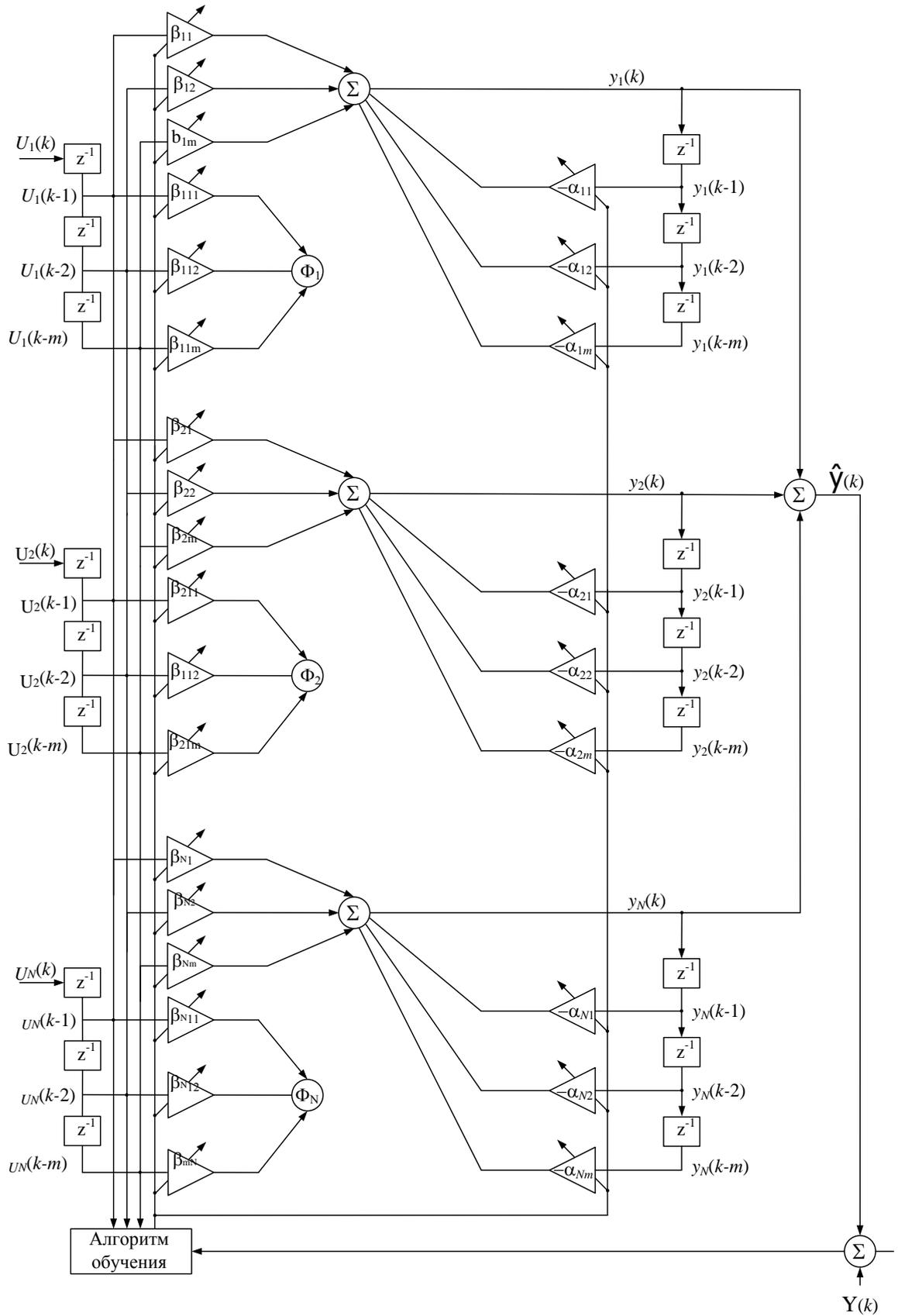


Рисунок 4.9 – Нейросетевая реализация аддитивной модели Гаммерштейна  
MISO-объекта

$$y(k) = \prod_{j=1}^N f_j[y_j(k-1), \dots, y_j(k-m), u_j(k-1), \dots, u_j(k-m)]. \quad (4.26)$$

Здесь и ниже приняты те же обозначения, что и выше.

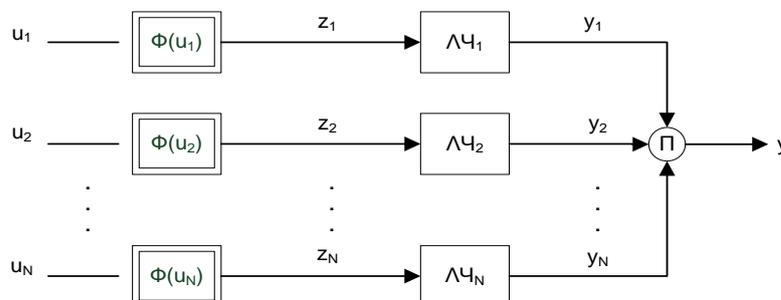


Рисунок 4.10 – Динамический MISO-объект

Предположим, что каждый канал может быть представлен моделью Гаммерштейна (4.20).

По аналогии с вышеизложенным, учитывая принятый вид нелинейности получаем для каждого канала данного объекта следующее соотношение:

$$\hat{y}_j(k) = \alpha_{j0} \sum_{i=1}^m b_{ji} + \alpha_{j1} \sum_{i=1}^m b_{ji} u_j(k-i) + \dots + \alpha_{ji} \sum_{i=1}^m b_{ji} u_j^L(k-i) - \sum_{i=1}^m a_{ji} \hat{y}_j(k-i).$$

Рассмотрим объект (4.26) с двумя входными сигналами  $u_1(k)$  и  $u_2(k)$ .

Пусть по каждому из каналов он представлен соответствующей нелинейной моделью Гаммерштейна:

$$\begin{aligned} y_1(k) &= \alpha_{10} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} + \alpha_{11} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1(k-i_1) + \alpha_{12} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1^2(k-i_1) + \dots \\ &\quad \dots + \alpha_{1q} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1^q(k-i_1) - \sum_{i_1=1}^m a_{1i_1} y_1(k-i_1), \\ y_2(k) &= \alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} + \alpha_{21} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2(k-i_2) + \alpha_{22} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2^2(k-i_2) + \dots \\ &\quad \dots + \alpha_{2q} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2^q(k-i_2) - \sum_{i_2=1}^m a_{2i_2} y_2(k-i_2). \end{aligned} \quad (4.27)$$

Подставив соотношения (4.27) в (4.26), получим

$$\begin{aligned}
y(k) &= \alpha_{10}\alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} + \alpha_{10}\alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2(k-i_2) + \\
&+ \alpha_{10}\alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2^2(k-i_2) + \dots + \alpha_{10}\alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2^q(k-i_2) - \\
&- \alpha_{10} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m a_{2i_2} y_2(k-i_2) + \alpha_{11}\alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) + \\
&\quad + \alpha_{11}\alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) + \\
&\quad + \alpha_{11}\alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) u_2^2(k-i_2) + \dots \\
&\quad + \alpha_{11}\alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) u_2^q(k-i_2) - \\
&\quad - \alpha_{11} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} a_{2i_2} u_1(k-i_1) y_2(k-i_2) + \dots \\
\dots &+ \alpha_{1q}\alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1^q(k-i_1) + \alpha_{1q}\alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1^q(k-i_1) u_2(k-i_2) + \dots \\
&\quad \dots + \alpha_{1q}\alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1^q(k-i_1) u_2^q(k-i_2) - \\
&\quad - \alpha_{1q} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1^q(k-i_1) \sum_{i_2=1}^m a_{2i_2} y_2(k-i_2) - \\
&- \alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m a_{1i_1} b_{2i_2} y_1(k-i_1) - \alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m a_{1i_1} b_{2i_2} y_1(k-i_1) u_2(k-i_2) - \dots \\
\dots &- \alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m a_{1i_1} b_{2i_2} y_1(k-i_1) u_2^q(k-i_2) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m a_{1i_1} a_{2i_2} y_1(k-i_1) y_2(k-i_2).
\end{aligned} \tag{4.28}$$

Данная модель Гаммерштейна может быть представлена рядом Вольтерра, если ввести следующие обозначения:

$$\begin{aligned}
g_0 &= \alpha_{10}\alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; & g_{i_1}^1 &= \alpha_{11}\alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; \\
g_{i_2}^2 &= \alpha_{10}\alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; & g_{i_l}^q &= \alpha_{10}\alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} b_{2i_q}; \\
g_{i_1 i_1}^1 &= \alpha_{12}\alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; & g_{i_2 i_2}^2 &= \alpha_{10}\alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2};
\end{aligned} \tag{4.29}$$

$$\begin{aligned}
g_{i_1 i_1}^q &= \alpha_{10} \alpha_{2q} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} b_{2i_1}; & g_{i_1}^{q+1} &= \alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} a_{1i_1}; \\
g_{i_2}^{q+2} &= \alpha_{10} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} a_{2i_2}; & g_{i_1 i_2}^{q+3} &= \alpha_{11} b_{1i_1} a_{2i_2}; \\
g_{i_1 i_2}^{q+4} &= \alpha_{12} b_{1i_1} a_{2i_2}.
\end{aligned}$$

Из приведенных обозначений видно, что ядра ряда Вольтерра второго порядка и выше являются несимметричными, т.е.  $g_{i_1 i_2} \neq g_{i_2 i_1}$ . Это приводит к возрастанию количества членов ряда.

В этом случае соответствующая модель Вольтерра будет иметь вид

$$\begin{aligned}
y(k) &= g_0 + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^2 u(k-i_2) + \dots + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^q u_2(k-i_1) + \\
&+ \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^{q+1} y_1(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^{q+2} y_2(k-i_2) + \dots + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u_1^2(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^2 u_2^2(k-i_2) + \\
&+ \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^{q+3} u_1(k-i_1) y_2(k-i_2) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^{q+4} u_2(k-i_2) y_1(k-i_1) + \dots + \\
&+ \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2} y_1(k-i_1) y_2(k-i_2).
\end{aligned} \tag{4.30}$$

Анализ данного выражения свидетельствует о том, что увеличение степени нелинейности модели  $q$  приводит к резкому возрастанию количества подлежащих определению ядер Вольтерра. На практике зачастую ограничиваются нелинейностью второго порядка, что значительно упрощает решение задачи идентификации. Если при этом в динамической части модели принять  $a_1 = a_2 = \dots = 0$ , то мультипликативная модель Гаммерштейна (4.26) для объекта с двумя входными сигналами примет вид

$$\begin{aligned}
y(k) &= \alpha_{10} \alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} + \alpha_{10} \alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2(k-i_2) + \\
&+ \alpha_{11} \alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1(k-i_1) + \alpha_{11} \alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) +
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + \alpha_{12} \alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} u_1^2(k-i_1) + \alpha_{12} \alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1^2(k-i_1) u_2(k-i_2) + \\
& + \alpha_{10} \alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m b_{1i_1} \sum_{i_2=1}^m b_{2i_2} u_2^2(k-i_2) + \alpha_{11} \alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1(k-i_1) u_2^2(k-i_2) + \\
& + \alpha_{12} \alpha_{22} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2} u_1^2(k-i_1) u_2^2(k-i_2),
\end{aligned}$$

а соответствующая модель Вольтерра будет представлена уравнением

$$\begin{aligned}
y(k) = & g_0 + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1}^1 u_1(k-i_1) + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2}^2 u_2(k-i_2) + \sum_{i_1=1}^m g_{i_1 i_1}^1 u_1^2(k-i_1) + \\
& + \sum_{i_2=1}^m g_{i_2 i_2}^2 u_2^2(k-i_2) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_1}^3 u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^4 u_1^2(k-i_1) u_2(k-i_2) + \\
& + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^5 u_1(k-i_1) u_2^2(k-i_2) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m g_{i_1 i_2}^6 u_1^2(k-i_1) u_2^2(k-i_2),
\end{aligned} \tag{4.31}$$

$$\text{где } g_0 = \alpha_{10} \alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; \quad g_{i_1}^1 = \alpha_{11} \alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m b_{2i_2} b_{1i_1};$$

$$g_{i_2}^2 = \alpha_{10} \alpha_{21} \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2}; \quad g_{i_1 i_1}^1 = \alpha_{12} \alpha_{20} \sum_{i_1=1}^m; \quad g_{i_2 i_2}^2 = \alpha_{12} \alpha_{20} \sum_{i_2=1}^m b_{1i_1} b_{2i_2};$$

$$g_{i_1 i_2}^3 = \alpha_{11} \alpha_{21} b_{1i_1} b_{2i_2}; \quad g_{i_1 i_2}^4 = \alpha_{12} \alpha_{21} b_{1i_1} b_{2i_2}; \quad g_{i_1 i_2}^5 = \alpha_{11} \alpha_{22} b_{1i_1} b_{2i_2};$$

$$g_{i_1 i_2}^6 = \alpha_{12} \alpha_{22} b_{1i_1} b_{2i_2}.$$

Как видно из (4.31), данная модель содержит всего 6 неизвестных ядер, определение которых, например, с помощью МНК может потребовать шесть последовательных измерений.

Воспользовавшись аппроксимацией нелинейной статической функции гауссовскими РБФ (4.22), получаем соотношение (4.24).

Тогда по каждому из сигналов исследуемый объект может быть представлен следующим образом:

$$\hat{y}_n(k) = \sum_{i_n=1}^m \beta_{ni_n} u_n(k-i_n) + \sum_{i_n=1}^m \sum_{j_n=1}^M \beta_{ni_n j_n} \varphi_{j_n}(u_n(k-i_n)) - \sum_{i_n=1}^m a_{ni_n} \hat{y}_n(k-i_n), \quad (4.32)$$

где  $\beta_{ni_n} = b_{ni_n}$ ,  $\beta_{ni_n j_n} = b_{ni_n} w_{nN}$ .

Подставляя (4.32) в (4.26), получаем соотношения, описывающие нейросетевую мультипликативную модель Гаммерштейна

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = & \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m \beta_{1i_1} \beta_{2i_2} \dots \beta_{ni_n} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) \dots u_n(k-i_n) + \\ & + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m \sum_{j_n=1}^N \beta_{1i_1} \beta_{2i_2} \dots \beta_{ni_n j_n} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) \dots \varphi_{j_n}(u_n(k-i_n)) - \\ & - \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m \beta_{1i_1} \beta_{2i_2} \dots a_{ni_n} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) \dots \hat{y}_n(k-i_n) + \\ & + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{i_n=1}^m \sum_{j_n=1}^N \beta_{1i_1} \beta_{2i_2} \dots \beta_{ni_n} u_1(k-i_1) u_2(k-i_2) \dots \varphi_{j_n}(u_n(k-j_n)) + \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \\ & \dots \sum_{i_n=1}^m \sum_{j_1=1}^m \sum_{j_2=1}^m \dots \sum_{j_n=1}^N \beta_{1i_1 j_1} \beta_{2i_2 j_2} \dots \beta_{ni_n j_n} \varphi_{j_1}(u_1(k-i_1)) \varphi_{j_2}(u_2(k-i_2)) \dots \varphi_{j_n}(u_n(k-i_n)) + \\ & + \dots + (-1)^n \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m \dots \sum_{j_n=1}^N a_{1i_1} a_{2i_2} \dots a_{ni_n} \hat{y}_1(k-i_1) \hat{y}_2(k-i_2) \dots \hat{y}_n(k-i_n). \end{aligned} \quad (4.33)$$

Уравнение (4.33) может быть представлено в виде уравнения псевдолинейной регрессии (4.25), где  $\theta$  – вектор-столбец неизвестных параметров, представляющий из себя произведения коэффициентов  $\beta_{ij} \dots \beta_{ni_n j_n}, \dots, \beta_{ij_n} a_{nj_n}, a_{nj_n} a_{mj_m}$  и т.д.;  $x(k)$  – вектор обобщенных входов, образованный соответствующими произведениями входных  $u_i$  и выходных  $y_j$  сигналов. Для поиска неизвестных параметров может быть использован алгоритм метода наименьших квадратов.

Таким образом, задаваясь структурой модели (4.26), т.е. выбирая  $m, n$  и  $N$ , можно получить необходимые уравнения, например, при  $m = n = 2$  и  $N = 3$  имеем

$$\begin{aligned} \hat{y}_n = & \beta_{n1} u_n(k-1) + \beta_{n2} u_n(k-2) + \beta_{n11} \varphi_1(u_n(k-1)) + \beta_{n12} \varphi_2(u_n(k-1)) + \\ & + \beta_{n13} \varphi_3(u_n(k-1)) + \beta_{n21} \varphi_1(u_n(k-2)) + \beta_{n22} \varphi_2(u_n(k-2)) + \beta_{n23} \varphi_3(u_n(k-2)) - \\ & - a_{n1} \hat{y}_n(k-1) - a_{n2} \hat{y}_n(k-2), \quad n = 1, 2. \end{aligned}$$

В этом случае вектор параметров  $\theta$  и вектор обобщенных входов  $x(k)$  будут иметь соответственно вид:

$$\theta = (\beta_{11}\beta_{21} \ \beta_{11}\beta_{22} \dots \beta_{12}\beta_{22} \ \beta_{11}\beta_{211} \dots a_{12}a_{22})^T;$$

$$x(k) = (u_1(k-1)u_2(k-1) \ u_1(k-1)u_2(k-2) \dots$$

$$\dots u_1(k-2)u_2(k-1) \ u_1(k-1)\varphi_2(u_2(k-1)) \dots y_1(k-2)y_2(k-2))^T.$$

Нейросетевая реализация модели Гаммерштейна (4.33) приведена на рис.4.11.

#### 4.4 Моделирование объектов

##### 4.4.1 Исследование алгоритмов нейроидентификации

Рассматривалась задача идентификации нелинейной модели Гаммерштейна со статической нелинейностью вида

$$\Phi(u) = 6,4 \operatorname{arc} \operatorname{tg}(10u) \quad (4.34)$$

и динамической линейной частью

$$W(s) = \frac{1}{30s^2 + 13s + 1}. \quad (4.35)$$

Входной сигнал  $u(k)$  представлял собой стационарную случайную последовательность с равномерным законом распределения в интервале  $[-1;1]$ , генерируемую датчиком случайных чисел [97, 98]. Обучающий набор включает 5000 обучающих пар. Требуемая точность задавалась на уровне  $\varepsilon = 10^{-4}$ .

Рисунки 4.12-4.15 отражают результаты аппроксимации функции (4.34) с помощью РБС и ОРС в зависимости от выбора различных дисперсий гауссовских функций при обучении только весовых параметров сетей.

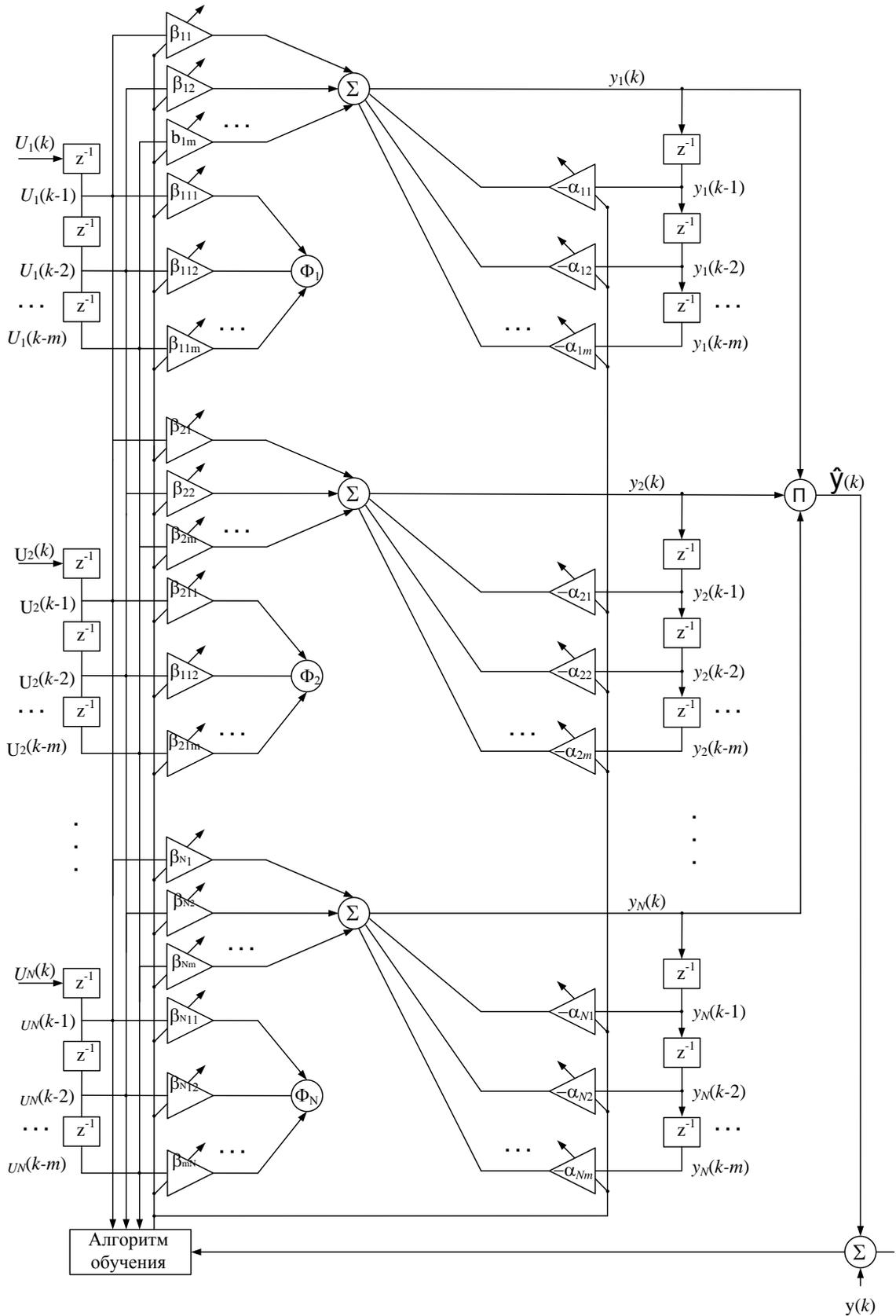
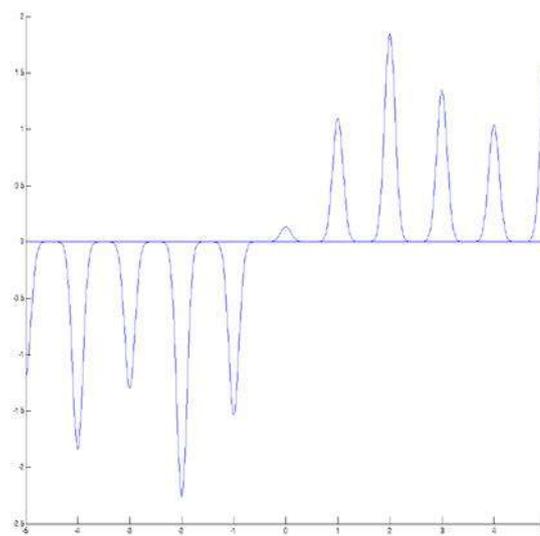
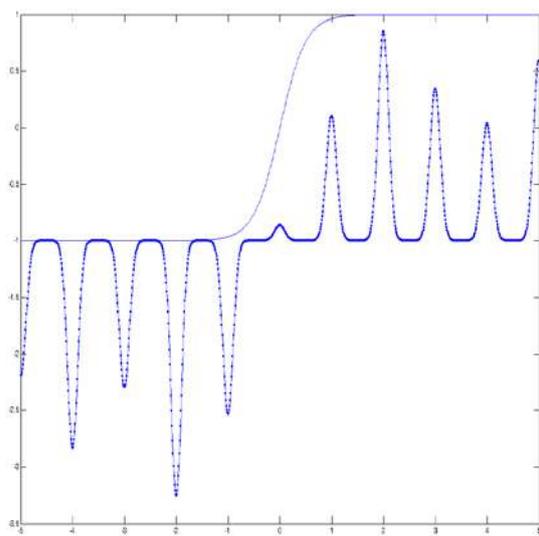
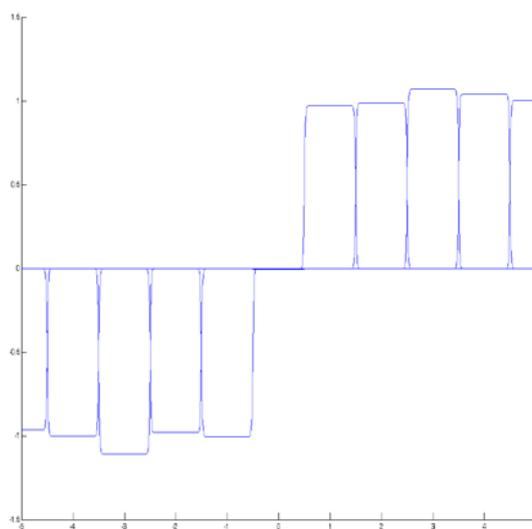
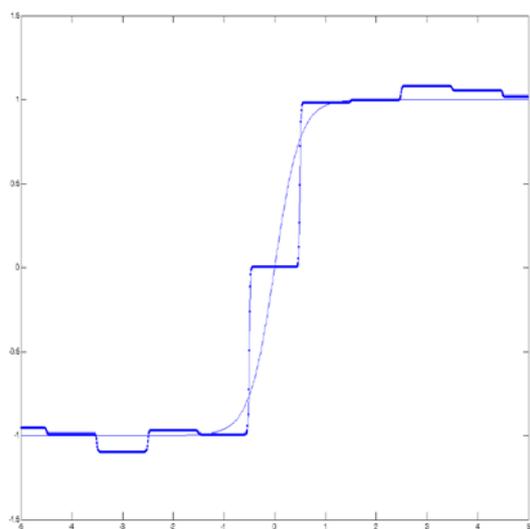


Рисунок 4.11 – Нейросетевая реализация мультипликативной модели Гаммерштейна MISO-объекта

Центры же и радиусы БФ не настраивались. Во всех случаях количество БФ принималось равным 11. Вектор центров БФ имел вид  $c = (-5 - 4 - 2 - 1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5)^T$ . Вектор весовых коэффициентов настраивался по алгоритму (3.122)- 3.123). Рисунки «а» соответствуют применению РБС, а рисунки «б» - ОРС.

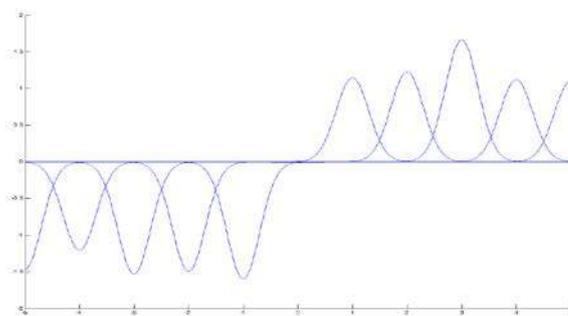
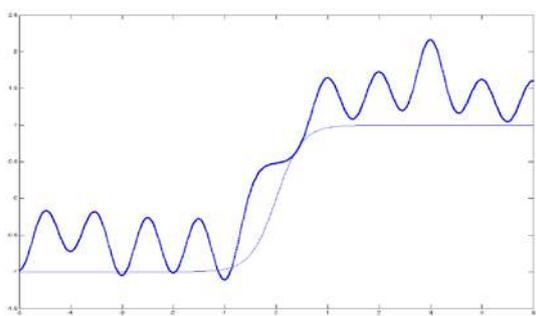


а

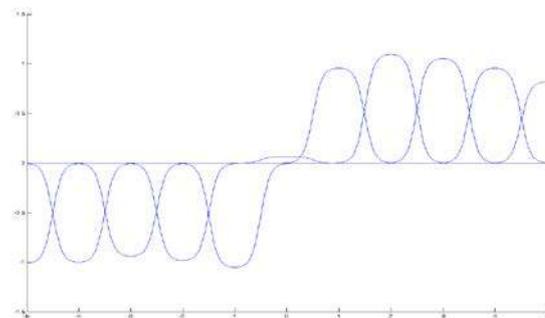
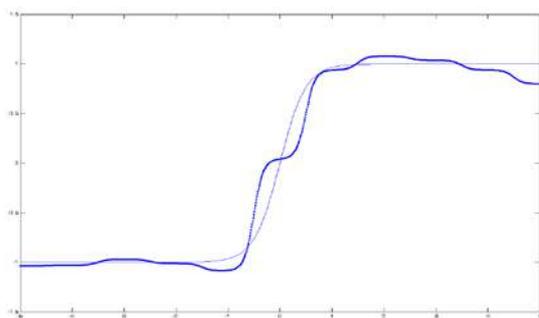


б

Рисунок 4.12 – Результаты аппроксимации при  $\sigma = 0,1$ : а) РБС; б) ОРС

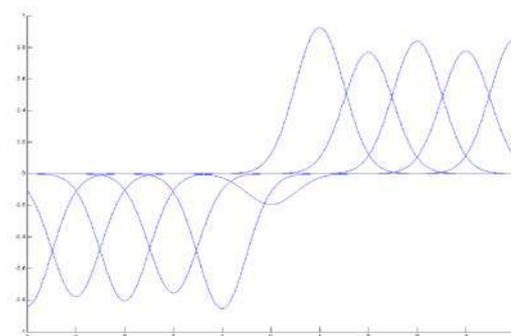
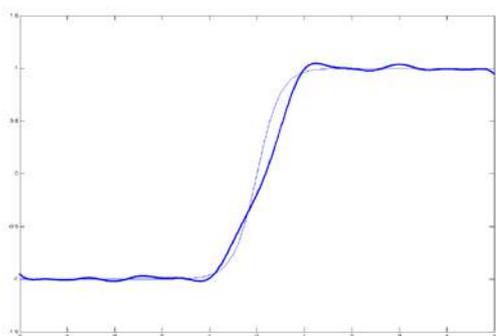


а

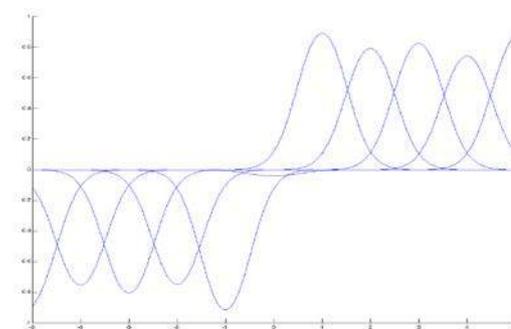
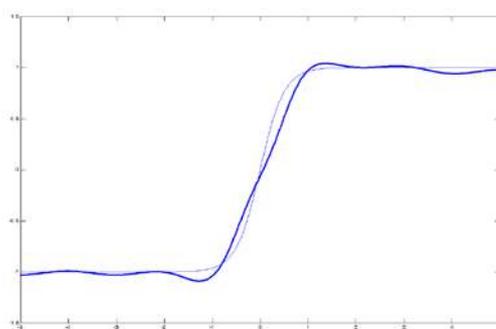


б

Рисунок 4.13 – Результаты аппроксимации при  $\sigma = 0,3$ : а) РБС; б) ОРС



а



б

Рисунок 4.14 – Результаты аппроксимации при  $\sigma = 0,5$ : а) РБС; б) ОРС

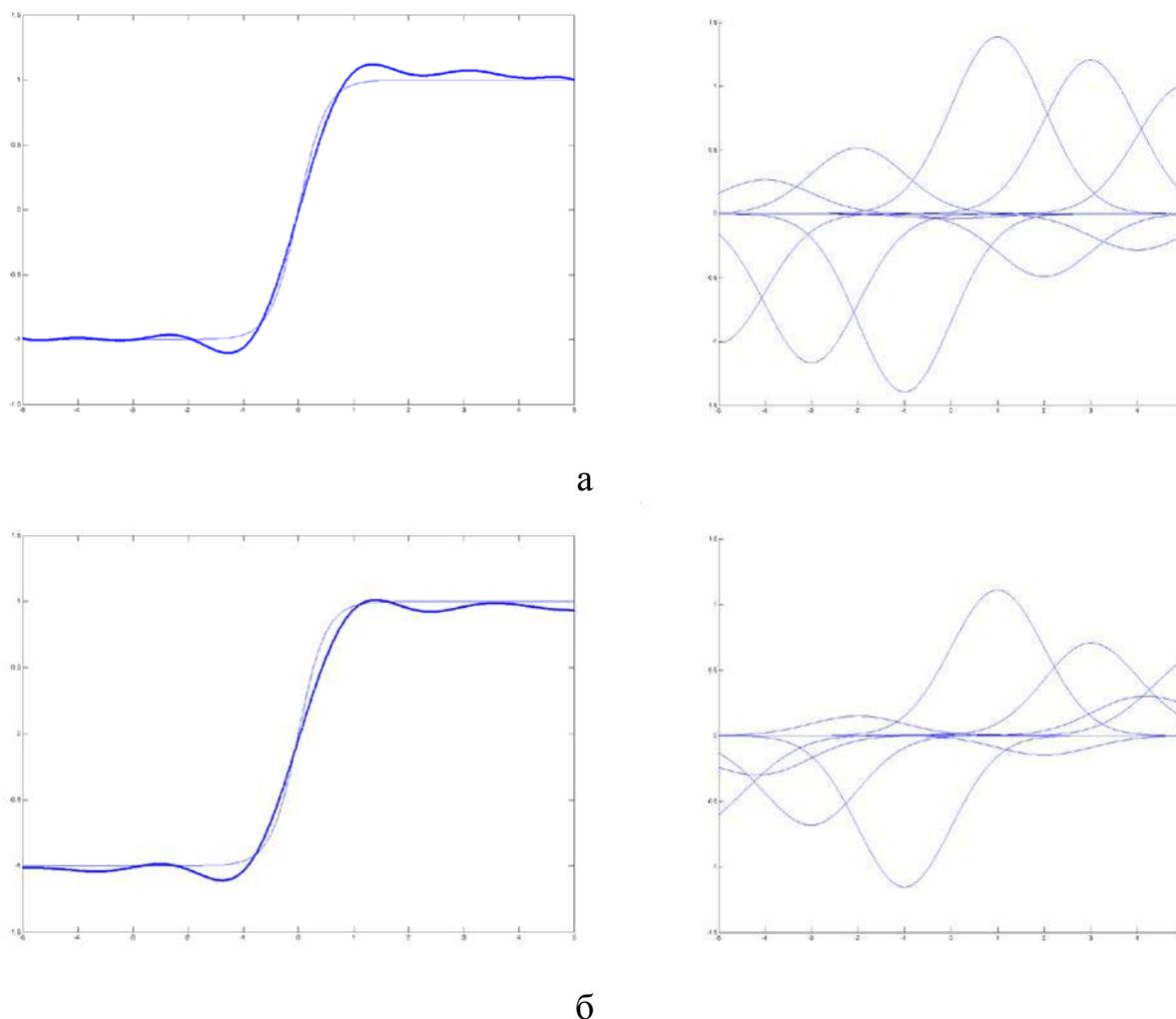
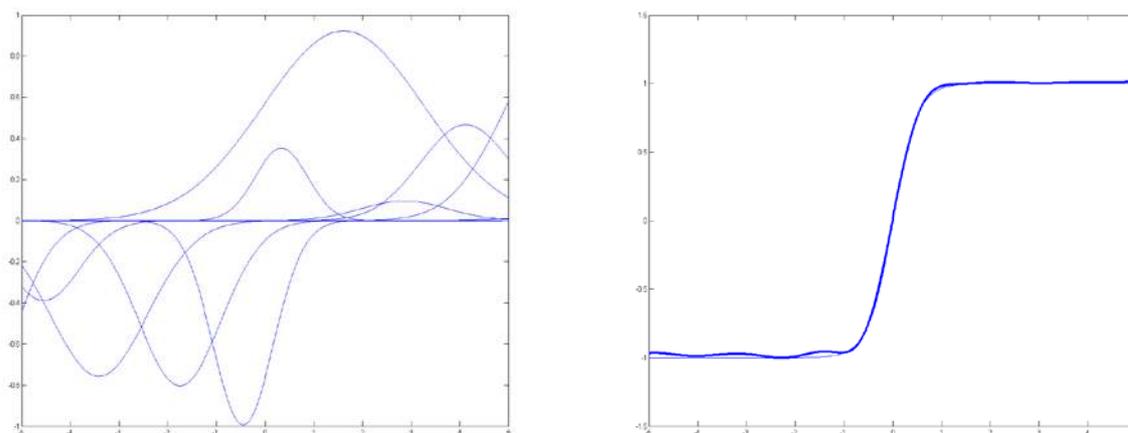


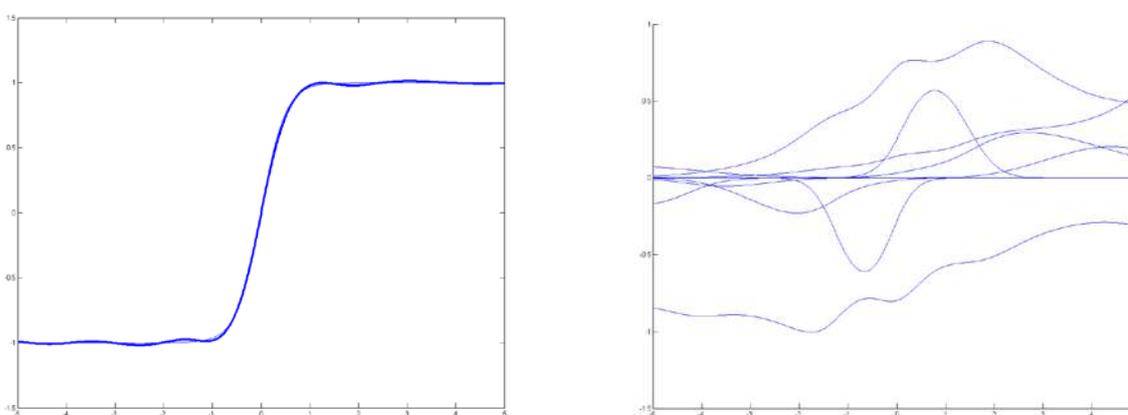
Рисунок 4.15 – Результаты аппроксимации при  $\sigma = 1$ : а) РБС; б) ОРС

На всех рисунках справа показаны соответствующие БФ, на левых рисунках – результаты аппроксимации. Как следует из результатов моделирования, даже в случае задания минимальной дисперсии  $\sigma$  равной 0,1, ошибка восстановления нелинейной функции (4.34) с помощью ОРС значительно меньше ошибки возникающей при использовании РБС. Увеличение дисперсий гауссовских БФ приводит к повышению точности аппроксимации.

Рис. 4.16 отражают результаты аппроксимации функции (4.34) при настройке всех параметров сетей:  $w, c, \sigma^2$ . В этом случае количество БФ также принималось равным 11, а настройка параметров определялась по алгоритму (3.122)-(3.123). За заданное количество обучающих пар обе сети достигли требуемой точности аппроксимации. Результаты обучения приведены в табл. 4.1.



а



б

Рисунок 4.16 – Результаты аппроксимации при настройке всех параметров:

а) РБС; б) ОРС

Таблица 4.1 – Результаты обучения двух типов ИНС

ИНС	Параметры	Номер нейрона										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
РБС	$w$	-0,99	0,92	-0,8	-0,76	-0,39	0,1	0,47	0,89	-0,88	0,35	0,01
	$c$	-0,45	1,61	-1,74	-3,41	-4,55	2,85	4,12	6,02	-5,96	0,33	5,06
	$\sigma$	0,88	2,33	1,19	1,41	1,03	1,26	1,32	1,57	1,15	0,76	0,95
ОРС	$w$	1,62	-2,61	2,86	-1,76	1,09	0,26	-0,59	-0,16	0,74	1,85	-0,51
	$c$	5,31	-3,71	2,1	-0,67	3,01	-6,08	-2,18	-3,51	4,10	0,84	-5,14
	$\sigma$	4,41	8,39	3,38	0,73	1,89	2,49	1,35	1,16	1,47	0,84	1,12

Рис. 4.17 отражают результаты оценивания линейных параметров динамической части модели. Графики изменения оценок, получаемых с помощью РБС и ОРС, практически идентичны.

На рис. 4.18 показаны графики ошибок идентификации нелинейного динамического объекта (4.34)-(4.35) после обучения всех параметров сетей. Из этих графиков видно, что с ростом времени идентификации (обучения) ошибка уменьшается и достигает заданного значения. При этом ошибка, обеспечиваемая применением ОРС (рис. 4.18а) меньше ошибки, достигаемой применением РБС (рис. 4.17б), за счет более точного определения статической нелинейности.

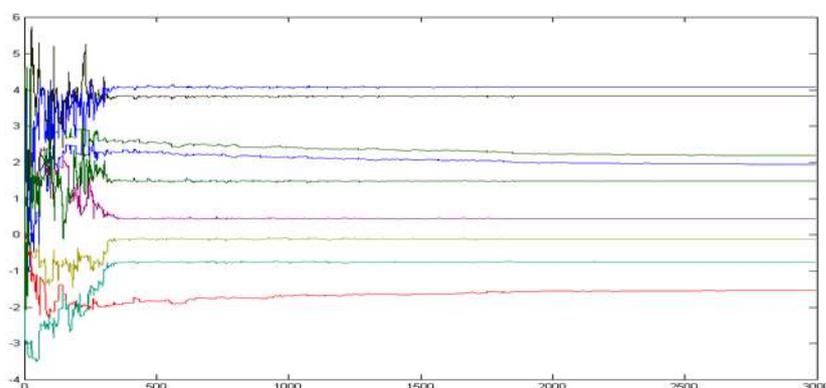
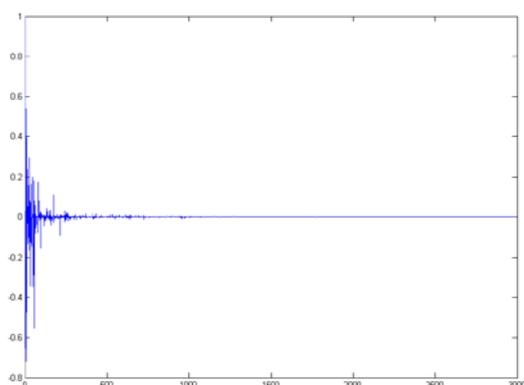
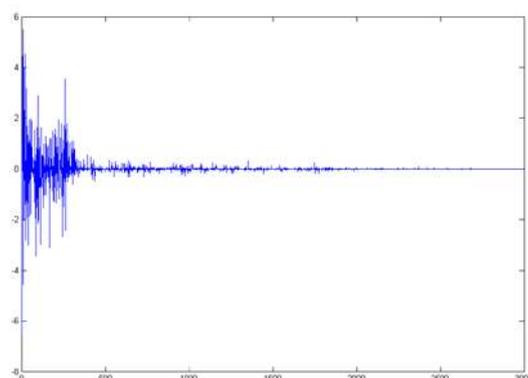


Рисунок 4.17 – Настройка параметров линейной части модели



а



б

Рисунок 4.18 – График изменения ошибки идентификации: : а) – ОРС, б) – РБС

На рис.4.19, 4.20 приведены результаты идентификации нелинейного MISO-объекта, описываемого аддитивной моделью Гаммерштейна и показанного на рис. 4.11.

При моделировании рассматриваемого объекта были рассмотрены следующие описания:

$$\Phi(u_1) = -0,5u_1 + 1,8u_1^2; \quad (4.36)$$

$$W_1(s) = \frac{1}{21s^2 + 10s + 1}; \quad (4.37)$$

$$\Phi(u_2) = -1,0u_2 + 1,2u_2^2; \quad (4.38)$$

$$W_2(s) = \frac{1}{32s^2 + 8s + 1}. \quad (4.39)$$

В качестве входных сигналов  $u_1$  и  $u_2$  выбирались стационарные случайные последовательности, равномерно распределенные в интервале  $[-1, 1]$ .

Нейросетевые модели по каждому из каналов имели вид, показанный на рис. 4.11, и описывались соотношениями (4.24)

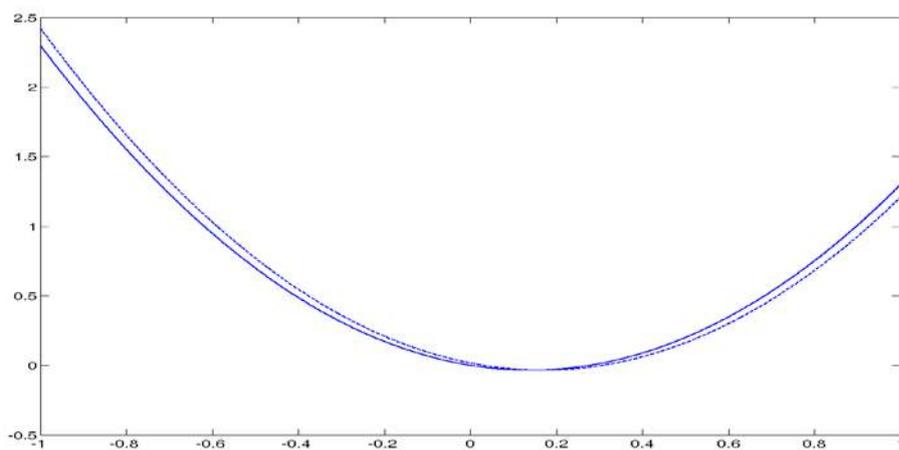
Как следует из уравнения (4.24), было выбрано по 5 базисных функций гауссовского типа для каждого из каналов. Уравнение (4.24) приводилось к уравнению псевдолинейной регрессии (4.25) со следующими векторами:

$$x_j(k) = (u_j(k-1), u_j(k-2), \varphi_1(u_j(k-1)) \dots \varphi_5(u_j(k-5)), y_j(k-1)y_j(k-2))^T,$$

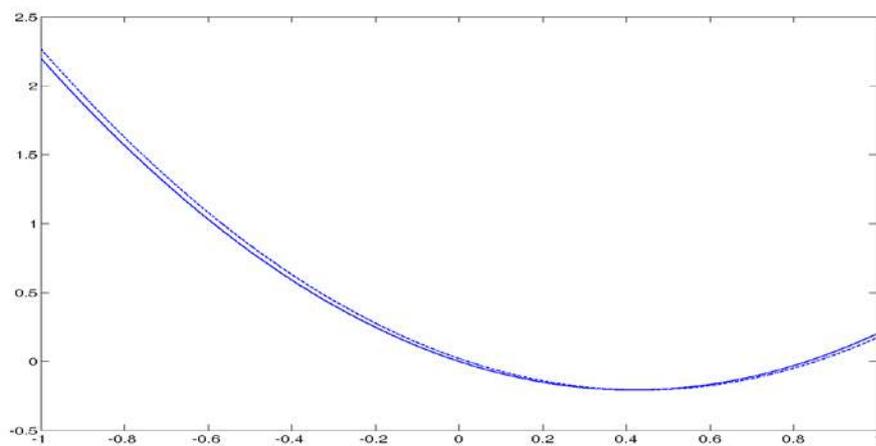
$$\theta_j = (\beta_{j1}\beta_{j2}\beta_{j11} \dots \beta_{j25} - a_{j1} - a_{j2})^T, \quad j=1,2.$$

$$\hat{y}_j(k) = \sum_{i=1}^2 \beta_{ji} u_j(k-i) + \sum_{i=1}^2 \sum_{p=1}^5 \beta_{jip} \varphi_p(u_j(k-i)) -$$

$$- \sum_{i=1}^2 a_i \hat{y}_j(k-i), \quad j=1,2.$$



а



б

Рисунок 4.19 – Восстановление статических нелинейностей: а) (4.36), б) (4.38)

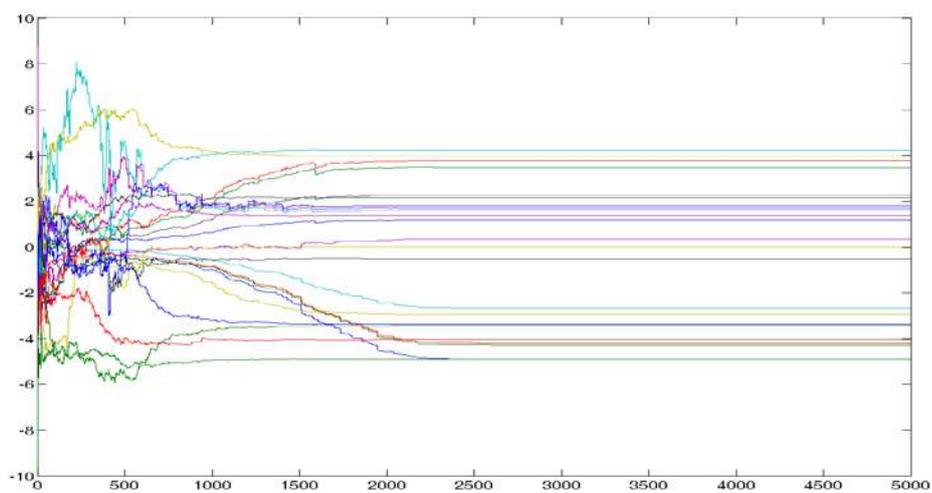


Рисунок 4.20 – Графики настройки параметров

Рассматривалась задача идентификации нелинейного динамического объекта, описываемого уравнением [156]:

$$y(k) = 0.725\beta(k)\sin\left(\frac{16u(k-1) + 8y(k-1)}{\beta(k)(3 + 4u^2(k-1) + 4y^2(k-1))}\right) + 0.2u(k-1) + 0.2y(k-1), \quad (4.40)$$

где  $\beta(k)$  - изменяемый во времени параметр, характеризующий степень нестационарности объекта.

Входной сигнал  $u(k)$  представляет собой случайную стационарную последовательность с равномерным законом распределения в интервале  $[-1,1]$ . Обучающий набор включает 5000 обучающих пар. Требуемая точность задавалась на уровне  $\varepsilon = 0.0001$ . При обучении МСП использовался алгоритм Левенберга-Марквардта.

Результаты идентификации стационарного объекта (4.40) представлены на рис. 4.21. Здесь показаны сама поверхность, описываемая заданным уравнением, при  $\beta(k) = 1$ , и ее сечения. Заданной точности решения МСП с архитектурой 5-5-1 достиг за 34 итерации за время 5,2 минуты.

Усиление вычислительной мощности МСП до архитектуры 20-20-1 приводило к сокращению числа итераций, необходимых для достижения заданной точности, но при этом существенно возросло время обучения, которое в данном случае составило 12,5 минут.

На рис. 4.22 представлены результаты идентификации объекта (4.40) при наличии на его выходе случайной помехи  $\xi(k)$ , имеющей нормальный закон распределения в интервале  $[-0.25, 0.25]$ . Для решения этой задачи использовалась та же структура сети 5-5-1. Как видно из рисунка, сеть успешно справилась с поставленной задачей, благодаря своим высоким фильтрующим свойствам. На сечениях сплошной жирной линией показана реакция объекта, а кружочками - выход сети при отсутствии помехи, реакция объекта и сети при наличии шума показаны сплошной тонкой линией и крестиками соответственно. Время обучения составило 8,4 минуты.

На рис. 4.23 показаны результаты идентификации объекта (4.40) при  $\beta(k) = 0.1$ . Повышение сложности формы поверхности потребовало увеличения

числа нейронов в скрытых слоях до 20. При решении этой задачи использовалась сеть 20-20-1, для обучения которой потребовалось 82 итерации и 17,3 минуты.

Динамика обучения нейросетевых моделей: сеть 4-1 - а), сеть 10-1 - б) представлена на рис. 4.24.

Как показывает практика, использование ИНС, в частности МСП, эффективно в тех случаях, когда построение математической модели реального объекта традиционными методами является весьма проблематичным. Однако качество решения задачи идентификации нелинейных нестационарных объектов с помощью МСП в свою очередь в значительной степени зависит от выбора алгоритма его обучения. Использование алгоритма Левенберга-Марквардта, обладающего хорошими фильтрующими и сглаживающими свойствами и поэтому обеспечивающего получение удовлетворительных результатов при наличии помех измерений, целесообразно в случае, если нестационарность исследуемого объекта не является существенной.

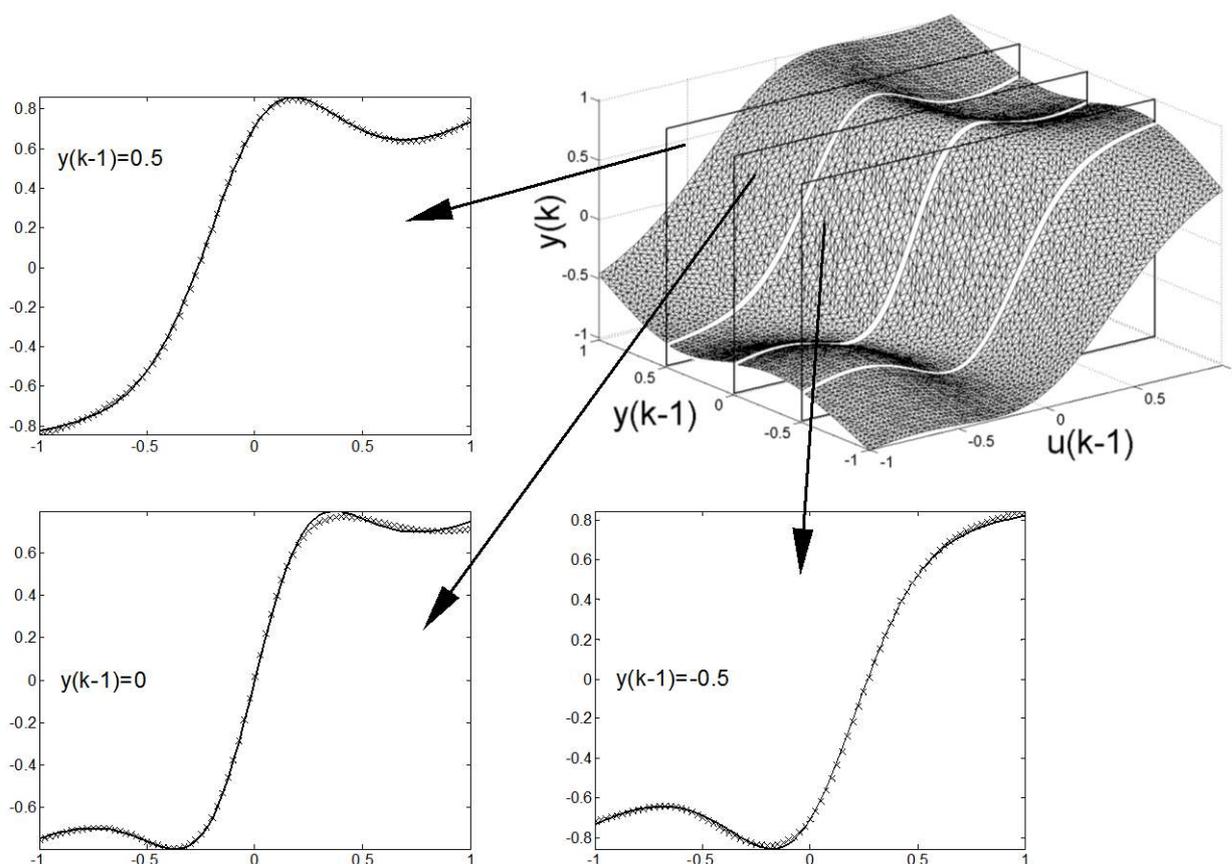


Рисунок 4.21 – Результаты идентификации стационарного нелинейного объекта (4.40) при  $\beta(k) = 1$

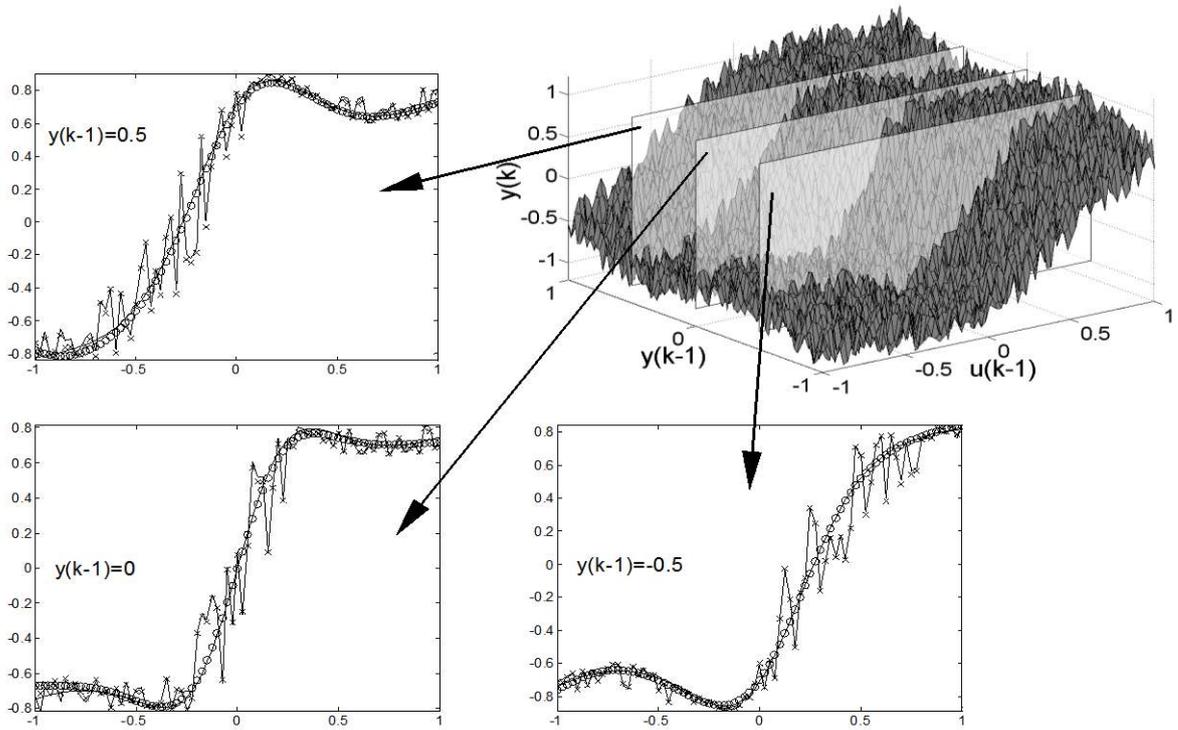


Рисунок 4.22 – Результаты идентификации стационарного нелинейного объекта (4.40) при наличии случайной помехи

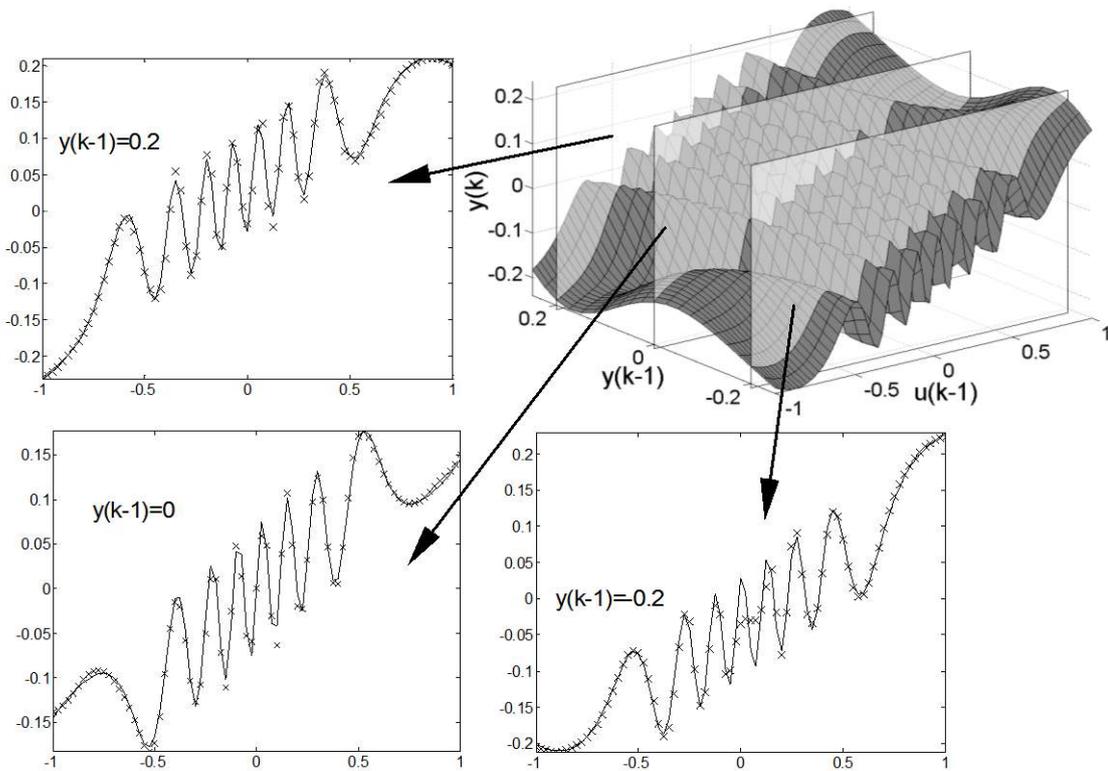


Рисунок 4.23 – Результаты идентификации стационарного нелинейного объекта (4.40) при  $\beta(k) = 0.1$

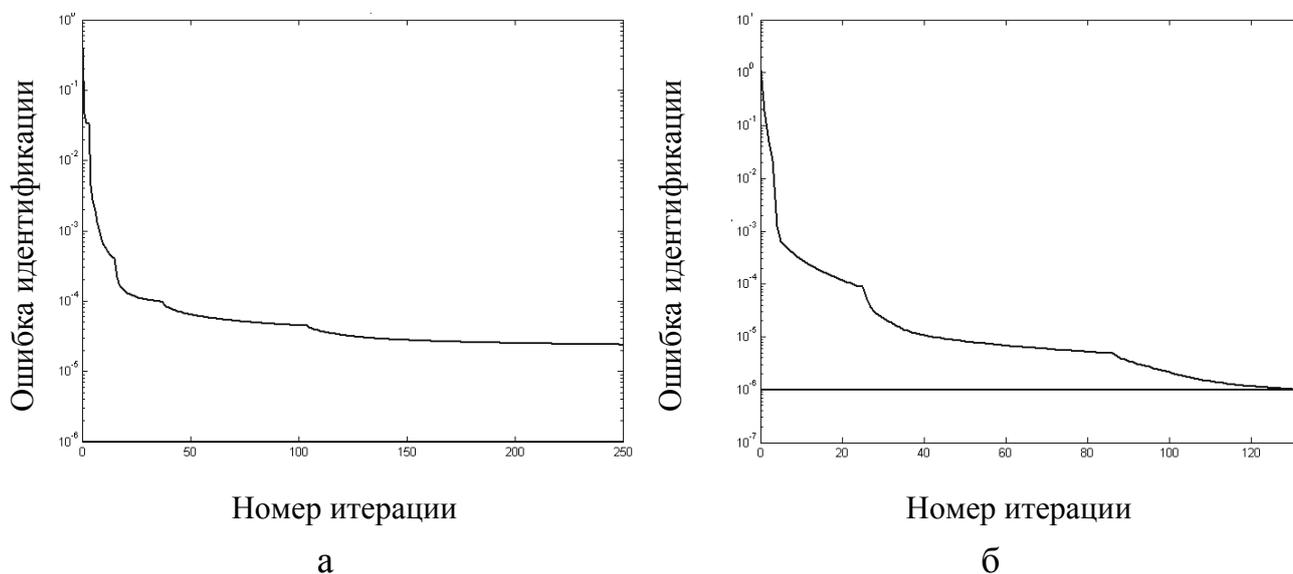


Рисунок 4.24 – Динамика обучения нейросетевых моделей:  
 а) – сеть 4-1, б) – сеть 10-1

#### 4.4.2 Построение нейросетевых моделей ТП

Рассматривались вопросы построения нейросетевых моделей ТП сахарного производства на основе многослойного персептрона и РБС [130, 182, 183].

Некоторые результаты моделирования приведены на рис. 4.25, 4.26. Рис. 4.25 соответствует модели (3.16), а рис.4.26 - моделям (3.17)-(3.20). Данные нелинейные модели по различным каналам  $y_i(k) = f(u_1(k), \dots, u_{11}(k))$ ,  $k = \overline{1, 100}$  были получены с помощью пяти двухслойных персептронов 2-7-5-1, время обучения составило  $\approx 3$  минуты. Следует отметить, что несколько лучшие результаты были достигнуты при использовании более сложных МСП: 2-20-20-1, 2-15-10-1. Однако для их обучения потребовалось значительно больше времени – 6 и 5 минут соответственно. Упрощение этих структур путем удаления наименее значащих весов и привело к получению окончательной персептронной модели 2-7-5-1, точность которой оказалась вполне приемлемой (отклонение от реальных данных (5-7%).

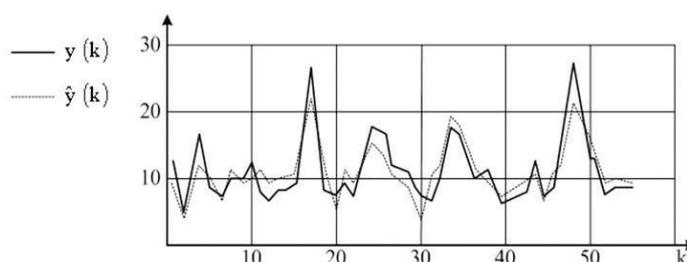


Рисунок 4.25 – Изменение реальной ( $y$ ) и модельной ( $\hat{y}$ ) выходных переменных отделения диффузии, соответствующие модели (3.16)

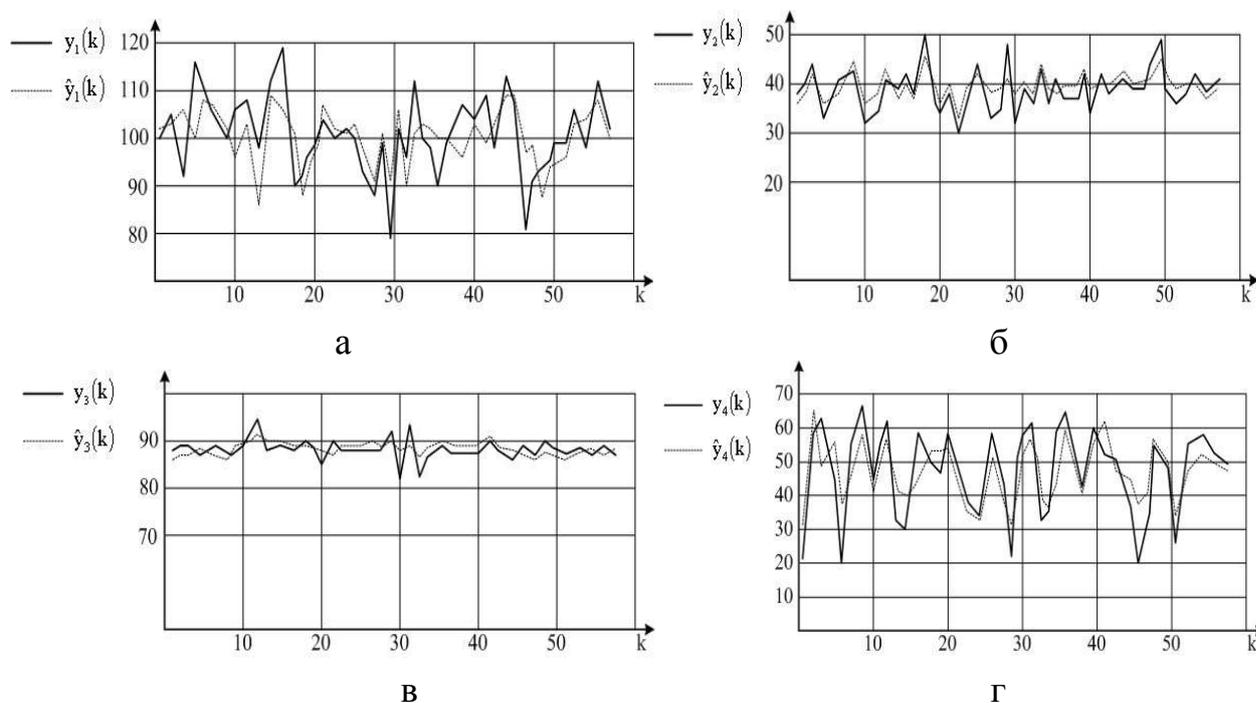


Рисунок 4.25 – Изменение реальных ( $y$ ) и модельных ( $\hat{y}$ ) выходных переменных отделения диффузии, соответствующие моделям (3.17) – (3.20): а) температура сокоотружечной смеси в 1-й зоне ДА; б) температура сокоотружечной смеси во 2-й зоне ДА; в) температура сокоотружечной смеси в 3-й зоне ДА; г) температура сокоотружечной смеси у 4-й зоне ДА

#### Выводы по разделу 4

1. Рассмотрены особенности построения нейросетевых моделей нелинейных динамических объектов, основанных на различных способах формирования предсказываемого сигнала объекта, а также на различном виде представления моделей, и приведены структуры нейросетевых моделей. Применяемый подход позволяет формализовать описание сложных нелинейных технологических объектов с целью их идентификации.

2. На основе известных классических моделей Вольтерра и Гаммерштейна построены их нейросетевые аналоги с использованием статичных ИНС типа МСП и РБС. Предложены различные виды применяемых при этом активационных и базисных функций, влияющих на общее количество идентифицирующих параметров, определяющих сложность модели, и получены процедуры их обучения в режиме online, позволяющие получать требуемые модели в реальном времени, что является необходимым при адаптивном управлении ТП.

3. На основе полученных одномерных моделей Гаммерштейна разработаны многомерные аддитивные и мультипликативные модели, которые реализуются также с применением МСП и РБС, использование при этом эквивалентного описания в виде уравнения псевдолинейной регрессии позволит использовать для оценки неизвестных параметров алгоритм МНК. Приведены возможные реализации многомерных нейросетевых моделей Гаммерштейна.

4. Применение имитационного моделирования позволило исследовать свойства полученных нейросетевых моделей нелинейных объектов, описываемых моделью Гаммерштейна и установить динамику обучения различных сетей. Так при моделировании одномерной модели Гаммерштейна, с помощью РБС и ОРС требуемая точность идентификации ( $\varepsilon = 10^{-4}$ ) достигалась: для линейной части модели – за 250 итераций для РБС и за 350 итераций для ОРС; для нелинейной части – за 400 итераций. При моделировании двумерной модели данная точность была достигнута: для линейной части – за 1000 итераций, для нелинейной – за 1500 итераций.

При моделировании нелинейного динамического объекта с изменяемым параметром нестационарности заданная точность решения МСП с архитектурой 5-5-1 достигается за 34 итерации и время 5,2 минуты. При увеличении нестационарности для МСП со структурой 20-20-1 число итераций составило 22, а время обучения 12,5 минут.

Это позволило сделать вывод о целесообразности их применения при получении моделей ТП сахарного производства.

5. На основе компьютерного моделирования были получены нейросетевые модели ТП сахарного производства, основанные на МПС РБС. Так применение МПС 2-7-5-1 и алгоритма их обучения Левенберга-Маркуардта позволило получить удовлетворительные результаты за 3 мин. Несколько лучшие результаты получены при использовании более сложных МПС 2-20-20-1 и 2-15-10-1. При этом ошибка идентификации составила 5-7%.

6. Основным теоретическим результатом данных исследований явилось усовершенствование математических моделей ТП сахарного производства, представленных в дискретной форме, на основе нейросетевой многомерной идентификации, что обеспечивает обобщение опыта и унификацию процесса построения моделей ТП различных отделений производства сахара.

## РАЗДЕЛ 5

### СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СТРАТЕГИЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ

#### 5.1 Схемы нейросетевого управления

##### 5.1.1 Прямые и непрямые методы нейросетевого управления

Для управления объектами с изменяющимися параметрами используются два принципиально разных метода адаптивного управления: прямое и не прямое адаптивное управление. В прямом адаптивном управлении параметры контроллера, зависящие от параметров объекта, которые предполагаются известными, настраиваются таким образом, чтобы происходило уменьшение ошибки управления  $e_u = y - y^*$ , где  $y^*$  – выходной сигнал эталонной модели. При не прямом адаптивном управлении (управление с идентификатором) параметры объекта предполагаются неизвестными либо дрейфующими, поэтому на его первом этапе происходит оценивание параметров объекта, либо их дрейфа, а на втором – полученные оценки используются в алгоритме управления.

Оба этих подхода используются и при нейросетевом управлении нелинейными объектами (рис. 5.1, 5.2). Если при прямом адаптивном управлении применяется одна ИНС, реализующая нейроконтроллер, то в случае не прямого адаптивного нейросетевого управления – две ИНС, одна из которых реализует нейроконтроллер, а другая – идентификатор. Так как в общем случае исследуемые объекты являются динамическими, при построении модели и синтезе закона управления используется информация о ряде последовательных временных тактов, что реализуется в приведенных схемах элементами задержки (ЭЗ).

В прямых методах регулятор обучается без использования модели объекта путем минимизации некоторого критерия качества функционирования системы в целом. Настройка параметров нейрорегулятора выполняется на основе алгоритма обратного распространения. При этом задача нейрорегулятора состоит в формировании управляющего воздействия  $u(k)$ , обеспечивающего минимальное рассогласова-

ние между выходом объекта  $y(k)$  и выходом эталонной модели  $y^*(k)$  при следующем критерии качества [16, 17]:

$$\min_{w_{ij}^l} J = \sum_k J(k), \quad J(k) = \frac{1}{2} (y^*(k) - y(k))^2, \quad (5.1)$$

где  $w_{ij}^l$  -  $ij$ -й вес в слое  $l$  нейрорегулятора.

Функционирование нейрорегулятора задается соотношениями

$$\begin{aligned} a_i^l &= \sum_{j=1}^{N^{l-1}} w_{ij}^l y_j^{l-1}; \\ y_i^l &= f(a_i^l), \end{aligned}$$

причем  $y^L(k) = u(k)$ , а  $y^0(k) = [y^*(k), y^*(k-1), \dots, y^*(k-k_d); y(k), y(k-1), \dots, y(k-k_y); u(k-1), \dots, u(k-k_u)]$ .

Применение обобщенного дельта правила дает следующий результат:

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^l = \eta \delta_i^l(k) y_j^{l-1}(k); \\ \delta_i^L(k) = \frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial y_i^L(k)} f'(a_i^L(k)) = (y^*(k) - y(k)) \frac{\partial y_k}{\partial y_i^L(k)} f'(a_i^L(k)); \\ \delta_i^l(k) = f'(a_i^L(k)) \sum_{n=1}^{N^{l+1}} \delta_n^{l+1}(k) w_{ni}^{l+1}, \quad l=1, \dots, L-1. \end{cases} \quad (5.2)$$

Как следует из рис. 5.1 и рис. 5.2, эталонная модель, на вход которой поступает некоторый ограниченный входной сигнал  $r(k)$ , формирует требуемый выходной сигнал  $y^*(k)$ . Как отмечалось, в этом случае процесс управления включает два этапа: на первом осуществляется идентификация, т.е. обучение ИНС, сводящееся к минимизации ошибки идентификации  $e_u = y(k) - \hat{y}(k)$ ; на втором ищется управление, минимизирующее ошибку управления  $e_y(k) = y^*(k) - \hat{y}(k)$ .

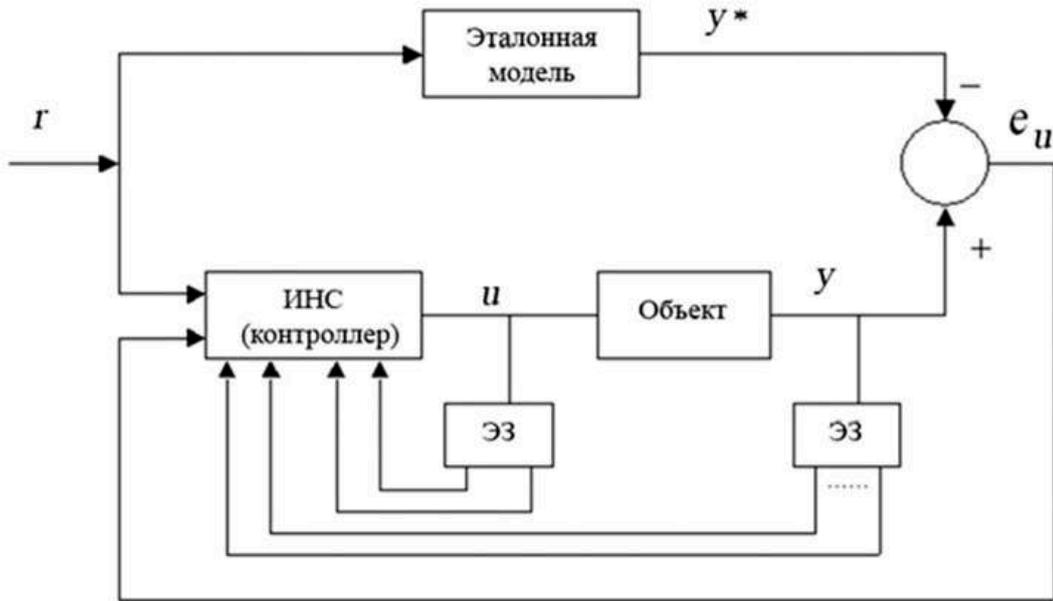


Рисунок 5.1 – Схема прямого нейросетевого управления

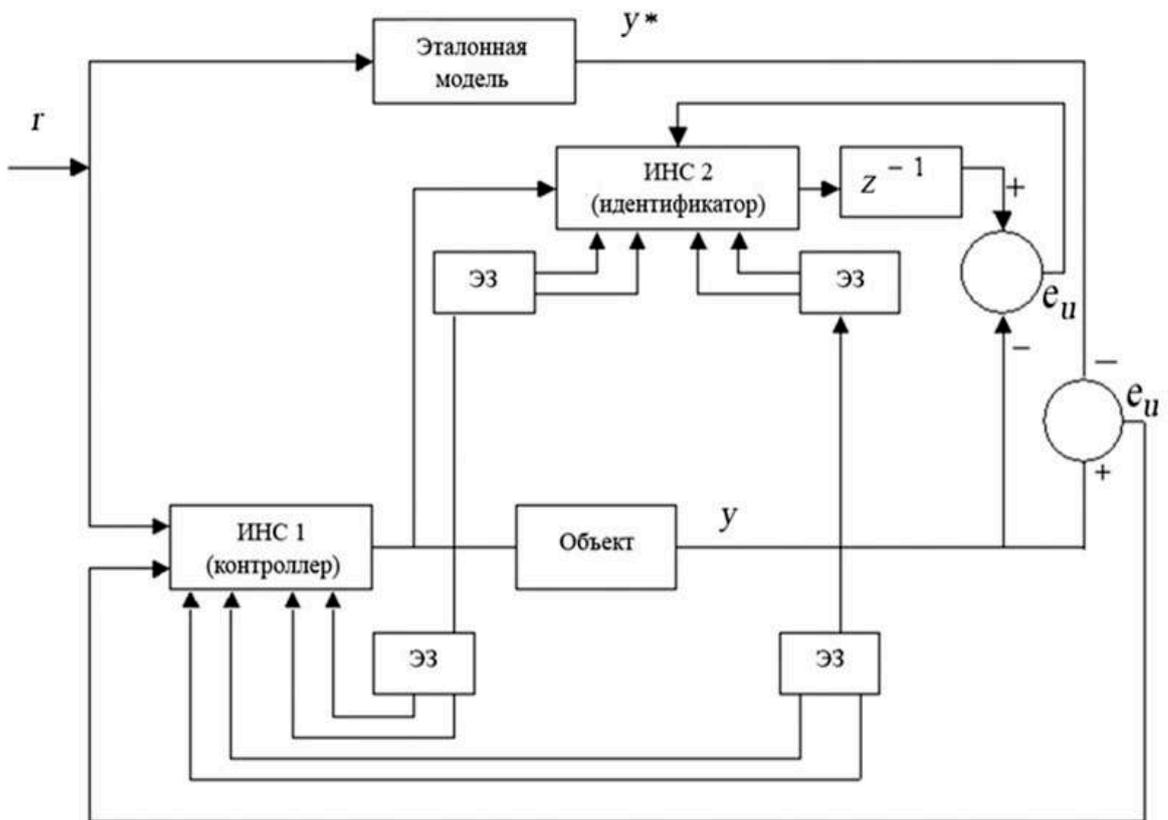


Рисунок 5.2 – Схема непрямого нейросетевого управления

Рассмотрим задачу управления объектом, описываемым уравнением

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-m)] + \sum_{j=0}^{n-1} \beta_j u(k-j), \quad n \leq m,$$

где  $f(\cdot)$  – неизвестная нелинейная функция;

$\beta_j$  ( $j = 0, 1, \dots, n$ ) – неизвестные параметры ( $\beta_0 \neq 0$ ).

Если бы нелинейность  $f(\cdot)$  и параметры объекта были известны, то искомое управление с эталонной моделью имело бы вид

$$u(k) = \frac{1}{\beta_0} \left\{ -f[y(k), \dots, y(k-m)] + \sum_{i=0}^m \alpha_i y(k-i) - \sum_{j=1}^n \beta_j y(k-j) + r(k) \right\}.$$

Решение задачи идентификации объекта позволяет получить оценки  $\hat{f}(\cdot)$ ,  $\hat{\beta}_j$  ( $j = 0, 1, \dots, n$ ), используемые в алгоритме управления

$$u(k) = \frac{1}{\hat{\beta}_0} \left\{ -\hat{f}[y(k), \dots, y(k-m)] + \sum_{i=0}^m \alpha_i y(k-i) - \sum_{j=1}^n \hat{\beta}_j y(k-j) + r(k) \right\}. \quad (5.3)$$

Как показано в [184], данное управление при выборе асимптотически устойчивой эталонной модели обеспечивает выполнение  $\lim_{k \rightarrow \infty} e_y(k) = 0$ .

### 5.1.2 Последовательная схема нейроуправления

Для управления объектом нейронная сеть реализует отображение, обратное закону функционирования объекта. Поэтому данная структура также называется “инверсно-прямым управлением”. Для реализации данного метода можно использовать два подхода [185-189]. Целью обучения сети в обоих случаях является минимизация некоторого функционала ошибки. При этом в первом методе для обучения сети используется Якобиан объекта. Обучение сети прекращается, если ошибка стано-

вится близкой к нулю, что дает основание считать, что ИНС реализует инверсную динамику объекта управления. Данный метод называется специализированным нейроуправлением с обратным отображением (рис. 5.3).

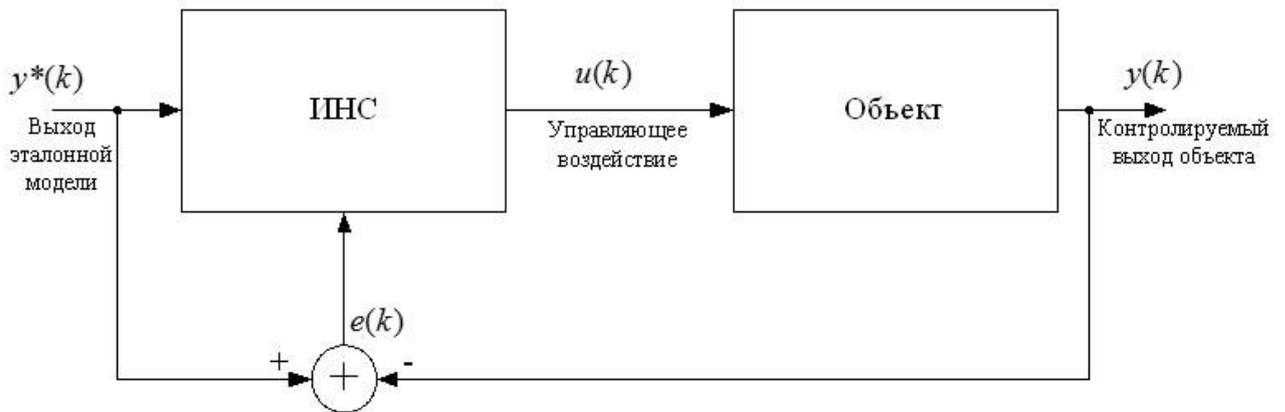


Рисунок 5.3 – Специализированное нейроуправление

Рассмотрим одномерный объект управления, с заданным соотношением вход-выход  $f_i$ . В качестве нейрорегулятора выберем двухслойный персептрон с одним нейроном в выходном слое и логистическими функциями активации  $f_{\log}$  (2.5) с  $\alpha = 1$  (рис. 5.4).

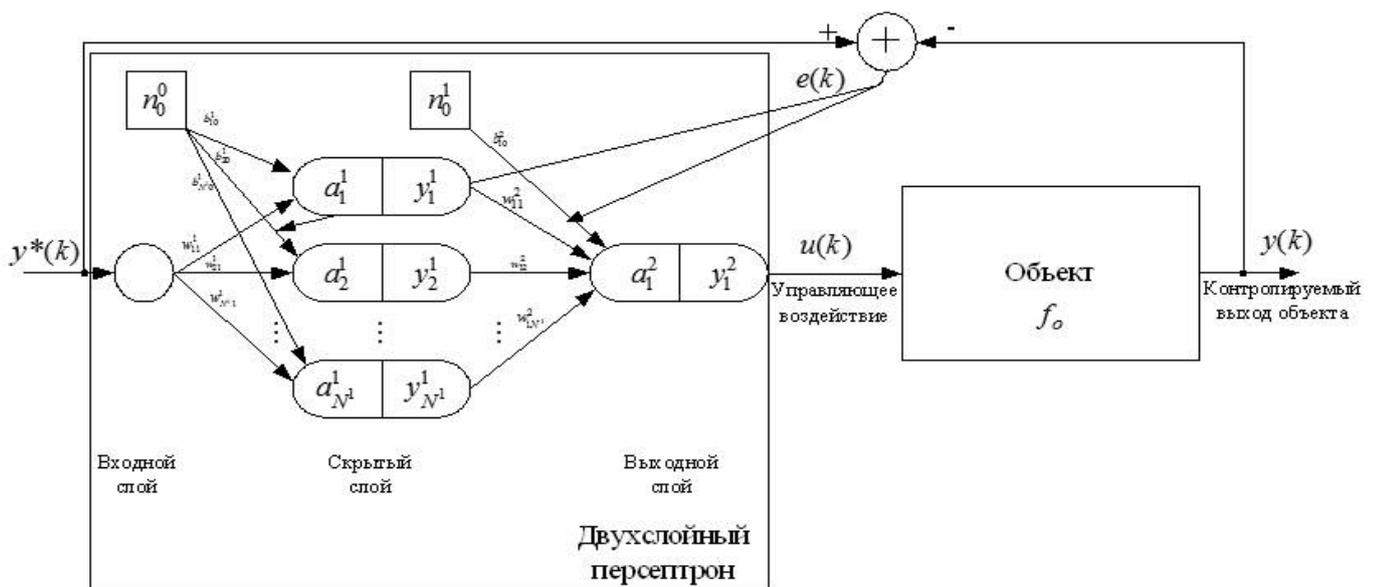


Рисунок 5.4 – Структура нейрорегулятора на основе двухслойного персептрона

Цель управления заключается в минимизации квадратичной функции ошибки

$$E = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (y^*(k) - y(k))^2, \quad (5.4)$$

причем  $y(k) = f_{\hat{i}}(u(k))$ .

Выходной сигнал сети может быть вычислен следующим образом:

$$u = y_1^2 = f_{\log}(a_1^2),$$

где

$$a_1^2 = \sum_{j=1}^{N^1} w_{1j}^2 y_j^1 + b_{10}^2 n_0^1; \quad (5.5)$$

$$y_j^1 = f_{\log}(a_j^1); \quad (5.6)$$

$$a_j^1 = w_{j1}^1 d + b_{j0}^1 n_0^0. \quad (5.7)$$

Для настройки весовых коэффициентов сети воспользуемся алгоритмом наискорейшего спуска. Применяя правило вычисления производных сложных функций, получаем следующую формулу для коррекции весов нейрона выходного слоя:

$$\Delta w_{1j}^2 = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{1j}^2} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_1^2} \frac{\partial a_1^2}{\partial w_{1j}^2}.$$

Опуская несложные преобразования, запишем правила настройки весов выходного слоя

$$\Delta w_{1j}^2 = -\eta \delta^2 y_j^1. \quad (5.8)$$

Аналогично для нейронов скрытого слоя можем записать

$$\Delta w_{j1}^1 = -\eta \delta_j^1 d, \quad (5.9)$$

где

$$\delta_j^1 = -\frac{\partial E}{\partial a_1^2} \frac{\partial a_1^2}{\partial y_j^1} \frac{\partial y_j^1}{\partial a_j^1} = \delta^2 w_{1j}^2 y_j^1 (1 - y_j^1). \quad (5.10)$$

Таким образом, алгоритм настройки параметров нейрорегулятора имеет вид:

1. Устанавливаются начальные значения весов  $w$  и смещений  $b$ , задается норма обучения  $\eta$ .

2. Вычисляется ошибка управления  $e$  и локальные ошибки выходного  $\delta^2$  и скрытого  $\delta_j^1$  слоев (по формулам (5.6) и (5.10) соответственно), на основании значений сигнала на выходе эталонной модели  $y^*(k)$ , рассчитанных значений управляющего воздействия  $u(k)$  и сигнала на выходе объекта управления  $y(k)$ .

3. Корректируются веса выходного слоя по формуле (5.8).

4. Корректируются веса скрытого слоя по формуле (5.9).

5. Повторяются действия пп.2-4, при  $k = k + 1$ .

### 5.1.3 Схема обратного распространения во времени

Другой подход состоит в построении НСМ объекта (нейроэмулятора), представляющей собой идентификатор системы. Функционирование системы управления состоит из двух этапов: на первом этапе нейрорегулятор обучается инверсной динамике объекта, а нейроэмулятор – прямой, и в дальнейшем используется для обратного распространения ошибки на втором этапе функционирования системы – управлении объектом.

Для обучения нейроэмулятора можно использовать последовательно-параллельную модель рис.4.2.

Добиться повышения скорости обучения нейроэмулятора можно, если в качестве оценки выхода объекта  $\hat{y}$  использовать сумму сигналов некоторой модели  $\hat{y}_1$  и сигнала

с выхода ИНС  $\hat{y}_2$ . При рассогласовании между прогнозируемым и контролируемым выходами объекта выполняется обучение сети, направленное на минимизацию ошибки идентификации. В этом случае эмулятор рассматривается как совокупность некоторой модели и нейронной сети (рис. 5.5), при этом настраиваются только параметры нейронной сети. Данный метод дает хорошие результаты при решении практических задач управления. Наилучшие результаты при этом дает использование модели авторегрессии (NAR-модель), модели авторегрессии с дополнительными входными сигналами (NARX-модель), модели авторегрессии скользящего среднего с дополнительными входными сигналами (NARMAX-модель), модели выходной ошибки (ОЕ-модель), модели Бокса-Дженкинса (BJ-модель) и других, обеспечивающих долгосрочное прогнозирование, при этом нейронная сеть обеспечивает реализацию нелинейных зависимостей.

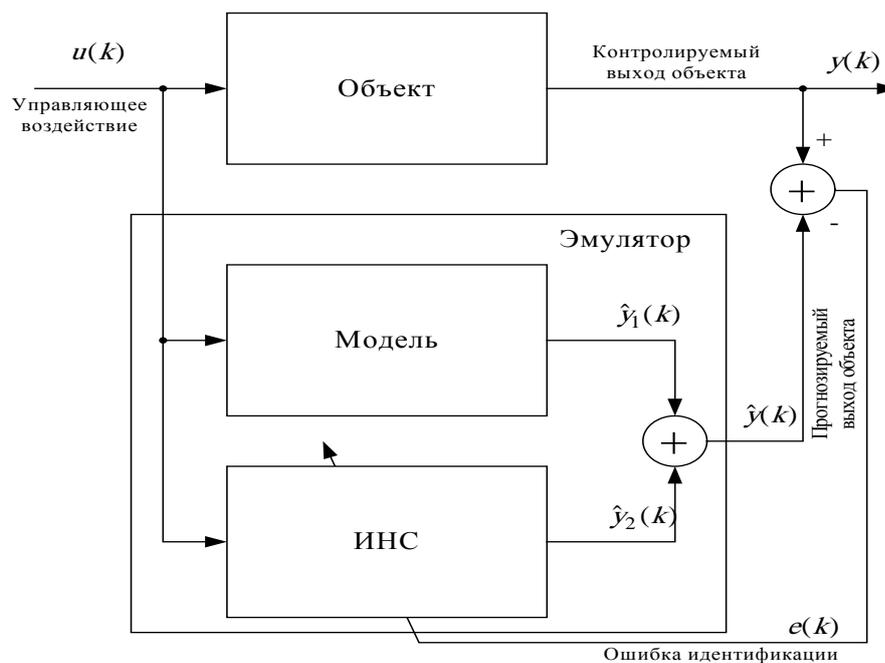


Рисунок 5.5 – Структура нейроэмулятора с условной моделью

Таким образом, общая структура системы управления нелинейным динамическим объектом показана на рис. 5.6. Здесь ИНС 2 является идентификатором объекта (рис. 5.7) и используется для получения оценки его Якобиана в целях обучения нейрорегулятора, построенного на ИНС 1 и реализующего инверсно-динамическое отображение закона функционирования объекта.

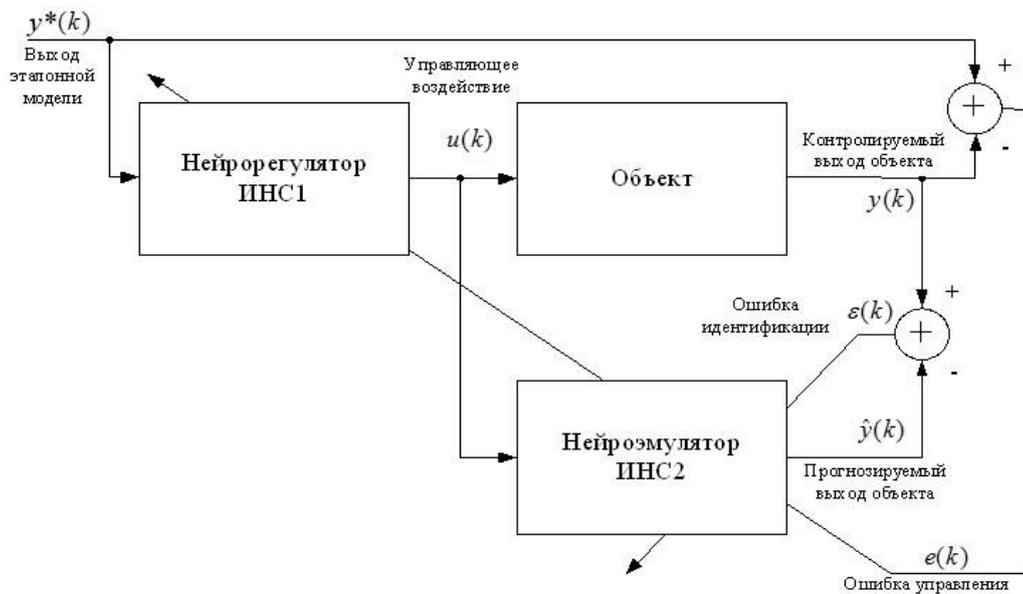


Рисунок 5.6 – Общая схема инверсно-динамического нейруправления

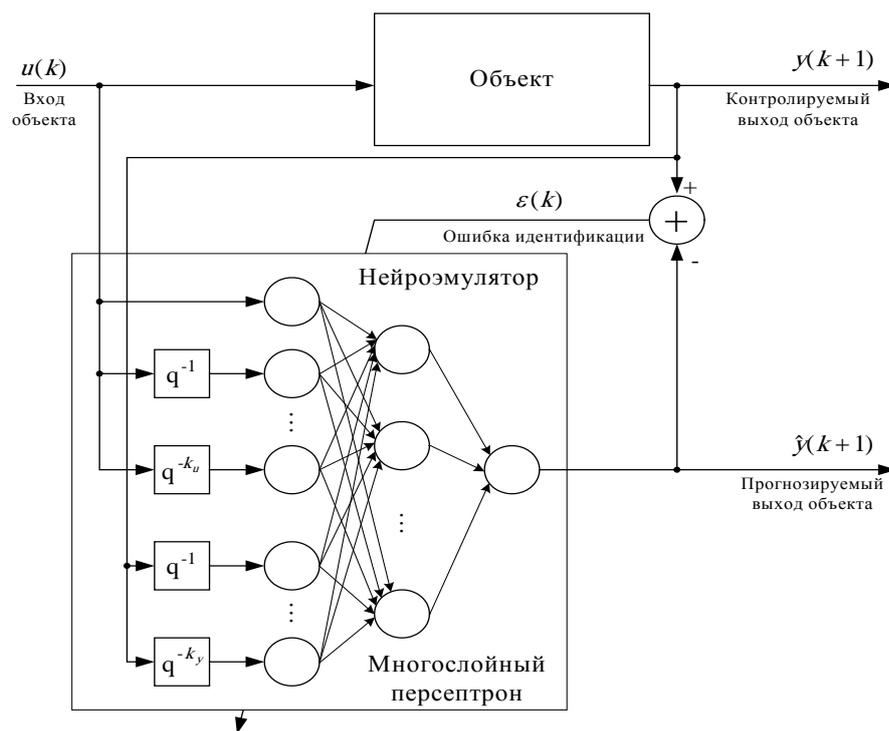


Рисунок 5.7 – Структура нейроэмулятора

Обучение нейрорегулятора выполняется на основании обратного распространения ошибки через нейроэмулятор. Данная схема управления также называется “схема обратного распространения во времени” [190-192].

### 5.1.4 Параллельное нейруправление

Широкое распространение получили схемы параллельного нейруправления. В этом случае управляющее воздействие формируется как сумма сигналов, формируемых традиционным регулятором (например, ПИД-регулятором) и нейрорегулятором (рис. 5.8).

Задача нейрорегулятора состоит в том, чтобы скорректировать выходной сигнал обычного регулятора, если тот не обеспечивает требуемого качества управления.

Один из вариантов параллельной схемы нейруправления, основанной на инверсной не прямой модели, был предложен в работах [193, 194] рис. 5.9.

Для настройки параметров нейрорегулятора используется алгоритм обучения по ошибке обратной связи.

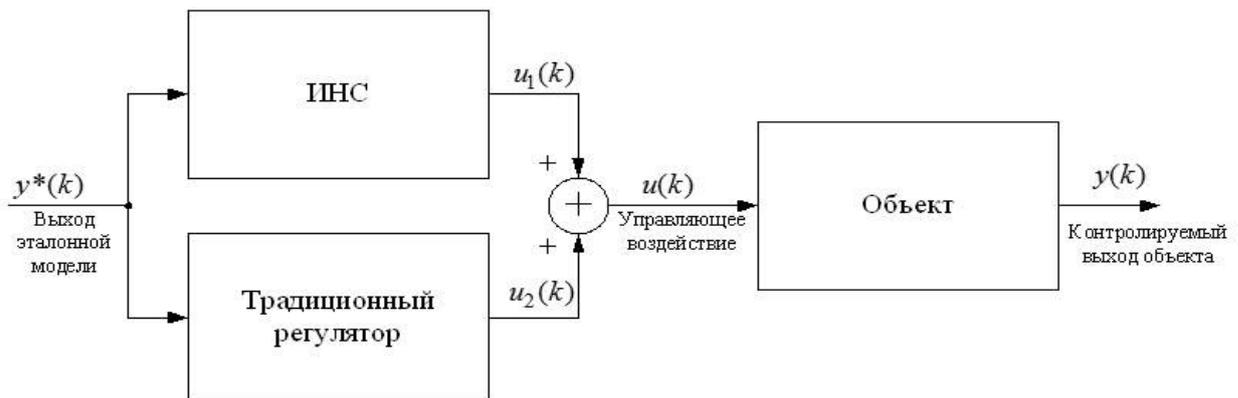


Рисунок 5.8 – Параллельная схема нейруправления

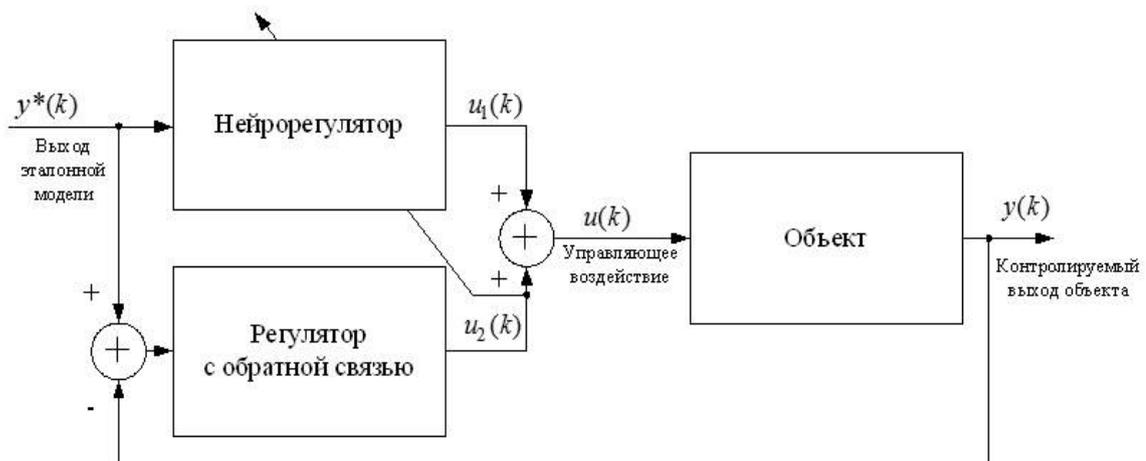


Рисунок 5.9 – Нейруправление по ошибке обратной связи

В ходе обучения главную роль играет внутренний контур обратной связи, и постепенно нейрорегулятор становится ведущим. По окончании обучения действие регулятора с обратной связью полностью исключается, и управление осуществляется нейрорегулятором прямого распространения, обеспечивающего высокую скорость управления даже в условиях воздействия помех.

### 5.1.5 Прямое адаптивное нейруправление

Рассмотрим нелинейный SISO объект, описываемый NARX моделью

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k), u(k-1), \dots, u(k-k_u)], \quad (5.11)$$

где  $y(k)$  - выход объекта управления;

$u(k)$  - управляющее воздействие;

$f[\cdot]$  - неизвестная нелинейная функция;

$k_u, k_y$  - порядки запаздывания по каналу управления и выходному каналу соответственно.

Для построения нейросетевой модели (НСМ) используем двухслойный персептрон, веса которого настроены в соответствии с алгоритмом ОР. В качестве функций активации нейронов скрытого слоя выберем функцию гиперболического тангенса (1.35) с  $\alpha = 1$ , а для нейрона выходного слоя выберем линейную функцию активации. Введем обозначение для вектора входных сигналов нейрорегулятора:

$$p = [y(k), y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k), u(k-1), \dots, u(k-k_u)].$$

НСМ объекта (5.11) имеет вид:

$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k), u(k-1), \dots, u(k-k_u)], \quad (5.12)$$

где  $\hat{y}(k+1)$  - выход ИНС;

$\hat{f}[\cdot]$  - является оценкой неизвестной функции  $f[\cdot]$ .

Поскольку алгоритм обучения нейросети обеспечивает минимизацию квадрата ошибки идентификации  $\varepsilon^2(k+1) = [y(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2$ , то выход НСМ  $\hat{y}(k+1)$  может использоваться как прогнозируемый выход объекта управления (5.11). В результате чего целью управления может служить минимизация рассогласования между выходными сигналами нейросетевой и эталонной моделей. Таким образом, критерий качества управления принимает вид:

$$J = \frac{1}{2} e^2(k+1), \quad (5.13)$$

где

$$e(k+1) = y^*(k+1) - \hat{y}(k+1). \quad (5.14)$$

Теперь управляющее воздействие  $u(k)$  может быть выбрано таким образом, чтобы доставить минимум функционалу  $J$ .

Используя нейросетевую структуру, уравнение (5.12) можем записать следующим образом:

$$\hat{y}(k+1) = w^2{}^T [\tanh(W^1 p + b^1)] + b^2, \quad (5.15)$$

где  $W^1$  - матрица весовых коэффициентов скрытого слоя;

$w^2$  - вектор весовых коэффициентов выходного слоя;

$b^1$  - вектор весовых коэффициентов смещений скрытого слоя;

$b^2$  - смещение выходного слоя.

Используя для минимизации  $J$  метод наискорейшего спуска, получим следующий алгоритм управления:

$$u(k+1) = u(k) + \eta e(k+1) w^{2T} [\operatorname{sech}^2(W^1 p + b^1)]^{-1} W^1 \frac{\partial p}{\partial u(k)}, \quad (5.16)$$

где  $\eta > 0$  - норма обучения;

$$\frac{\partial p}{\partial u} = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T.$$

Таким образом, алгоритм прямого адаптивного управления имеет вид:

1. Вычисляется  $\hat{y}(k+1)$  в соответствии с (5.15).
2. Вычисляется  $e(k+1)$  в соответствии с (5.14).
3. Выполняется настройка весов сети в соответствии с алгоритмом (5.2).
4. Вычисляется управляющее воздействие  $u(k+1)$  в соответствии с (5.16).
5. Подается сигнал  $u(k+1)$  на вход объекта управления.
6. Повторяются действия пп.1-5.

Улучшение свойств полученного алгоритма может быть достигнуто с использованием методов теории управления по прогнозированию, путем учета не только текущих значений входных и выходных сигналов объекта, но и их предсказанных значений.

## 5.2 Управление с самонастройкой

Одним из вариантов применения нейронных сетей в задачах управления является использование схем нейроуправления с самонастройкой [16, 17, 190, 195, 196]. В этом случае ИНС выполняет те же функции, что и оператор системы, то есть осуществляет настройку параметров обычного регулятора [197-202]. Как известно, многие методы адаптивного управления включают ряд параметров, которые необходимо выбирать или настраивать предварительно. Обычно начальные значения таких параметров настраиваются методом проб и ошибок. Использование ИНС позволяет автоматизировать процесс выбора и настройки параметров традиционных регуляторов. Таким образом, стратегия нейроуправления с самонастройкой может применяться во многих традиционных технологиях управления.

### 5.2.1 Нейроуправление с самонастройкой для ПИД-регулятора на базе МСП

Рассмотрим схему нейроуправления с самонастройкой для ПИД-регулятора, показанную на рис. 5.10 [203-205].

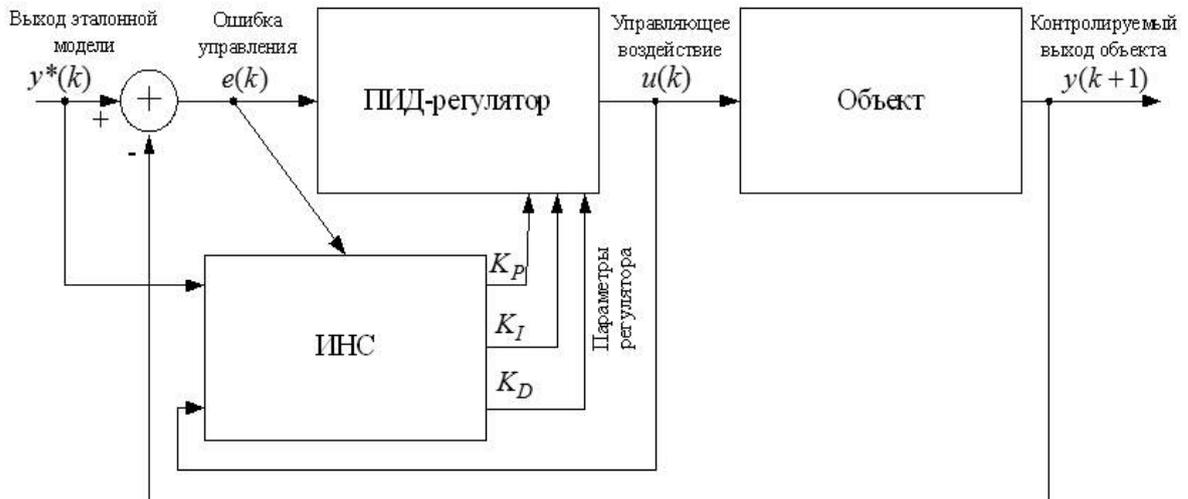


Рисунок 5.10 – Структура обучения ПИД-регулятора с самонастройкой

ИНС используется для настройки параметров ПИД-регулятора для того, чтобы обеспечить минимизацию ошибки управления. Закон функционирования ПИД-регулятора в дискретном времени описывается разностным уравнением

$$u(k) = u(k-1) + K_p(e(k) - e(k-1)) + K_I e(k-1) + K_D(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)), \quad (5.17)$$

или

$$u(k) = u(k-1) + k_0 e(k) + k_1 e(k-1) + k_2 e(k-2), \quad (5.18)$$

где  $k_0 = K_p + K_D$ ,

$k_1 = K_I - K_p - 2K_D$ ,

$k_2 = K_D$ ,

$K_P$ ,  $K_I$ ,  $K_D$  - пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты передачи соответственно,

$e(k) = y^*(k) - y(k)$  - ошибка управления,

$y^*(k)$  - требуемый выход объекта управления (уставка).

Рассмотрим объект управления, закон функционирования которого задается соотношением:  $y(k+1) = f_i(u(k))$ . В качестве критерия качества используем квадратичную функцию (5.13).

Для настройки параметров ПИД-регулятора построим двухслойный перцептрон с тремя нейронами в выходном слое. Алгоритм обучения нейронной сети построим таким образом, чтобы на первом выходе сеть формировала значение пропорционального коэффициента передачи  $K_P$ , на втором выходе – интегрального  $K_I$ , а на третьем – дифференциального  $K_D$ , т.е.

$$K_P = y_1^2, K_I = y_2^2, K_D = y_3^2. \quad (5.19)$$

Для реализации нелинейных отображений используем логистические функции активации (1.34) с  $\alpha = 1$  для нейронов скрытого слоя, а для нейронов выходного слоя используем линейные функции для обеспечения требуемого диапазона значений коэффициентов ПИД-регулятора. Для настройки весовых коэффициентов ИНС воспользуемся алгоритмом наискорейшего спуска.

При использовании квадратичной функции ошибки выражение для градиента критерия качества функционирования для нейронов выходного слоя имеет вид

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^2} = \frac{\partial E}{\partial e(k+1)} \frac{\partial e(k+1)}{\partial y(k+1)} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial y_i^2(k)} \frac{\partial y_i^2(k)}{\partial a_i^2(k)} \frac{\partial a_i^2(k)}{\partial w_{ij}^2(k)}.$$

Принимая во внимание то, что  $e(k+1) = y^*(k+1) - y(k+1)$  и учитывая (5.13) можем записать

$$\frac{\partial E}{\partial e(k+1)} \frac{\partial e(k+1)}{\partial y(k+1)} = -(y^*(k+1) - y(k+1)) = -e(k+1).$$

Так как правило функционирования нейронов выходного слоя имеет вид:

$$y_i^2 = a_i^2 = \sum_{l=0}^{N^{L-1}} w_{il}^2 y_l^1 + b_{i0}^2, \quad i = \overline{1,3},$$

$$\text{то } \frac{\partial y_i^2(k)}{\partial a_i^2(k)} = 1, \quad \frac{\partial a_i^2(k)}{\partial w_{ij}^2(k)} = y_j^1, \quad i = \overline{0,3}, \quad j = \overline{1, N^1}.$$

На основании закона функционирования ПИД-регулятора (5.17) и, учитывая (5.18), можем записать уравнения для частных производных  $\partial u(k)/\partial y_i^2(k)$

$$\begin{aligned} \frac{\partial u(k)}{\partial y_1^2(k)} &= e(k) - e(k-1); \\ \frac{\partial u(k)}{\partial y_2^2(k)} &= e(k-1); \\ \frac{\partial u(k)}{\partial y_3^2(k)} &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{aligned} \tag{5.20}$$

Теперь, введя обозначение для локальной ошибки выходного слоя

$$\delta_i^2 = e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial y_i^2(k)}, \tag{5.21}$$

можем записать правило настройки весов нейронов выходного слоя

$$w_{ij}^2(k+1) = w_{ij}^2(k) - \eta \delta_i^2 y_j^1, \quad i = \overline{1,3}, \quad j = \overline{1, N^1}. \tag{5.22}$$

Перейдя к скрытому слою, получим

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^1} &= \sum_{n=1}^3 \frac{\partial E}{\partial e(k+1)} \frac{\partial e(k+1)}{\partial y(k+1)} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial y_n^2(k)} \frac{\partial y_n^2(k)}{\partial a_n^2(k)} \frac{\partial a_n^2(k)}{\partial y_j^1(k)} \frac{\partial y_j^1(k)}{\partial a_j^1(k)} \frac{\partial a_j^1(k)}{\partial w_{ij}^1(k)} = \\ &= - \sum_{n=1}^3 e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial y_n^2(k)} w_{jn}^2 y_j^1(k) (1 - y_j^1(k)) y_j^*(k) = - \delta_i^1 y_j^*(k), \end{aligned}$$

где  $\delta_i^1$  - локальная ошибка скрытого слоя

$$\delta_i^1 = \sum_{n=1}^3 e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial y_n^2(k)} w_{jn}^2 y_j^1(k) (1 - y_j^1(k)) = y_j^1(k) (1 - y_j^1(k)) \sum_{n=1}^3 \delta_n^2 w_{jn}^2 \quad (5.23)$$

Таким образом, правило настройки весов нейронов скрытого слоя имеет вид:

$$w_{ij}^1(k+1) = w_{ij}^1(k) - \eta \delta_i^1 d_j, \quad i = \overline{1, N^1}, \quad j = \overline{1, N^0}. \quad (5.24)$$

Для реализации полученного алгоритма необходимо на каждом такте вычислять значения Якобиана объекта управления  $\partial y(k+1)/\partial u(k)$ , для чего можно использовать нейроэмулятор.

Общий алгоритм настройки весов ПИД-нейрорегулятора с самонастройкой имеет вид:

1. Устанавливаются начальные значения весов  $w$  и смещений  $b$ , задается норма обучения  $\eta$ . Устанавливается  $k = 0$ .

2. На вход сети подается опорный сигнал  $y^*(k+1)$  и вычисляется ошибка управления:  $e(k+1)$  и локальные ошибки выходного  $\delta_i^2$  (по формуле (5.21)) и скрытого  $\delta_i^1$  слоев (по формуле (5.23)).

3. Корректируются веса выходного слоя по формуле (5.22).

4. Корректируются веса скрытого слоя по формуле (5.24).

5. Повторяются действия пп. 2-4 при  $k = k + 1$ .

### 5.2.2 Синтез нейросетевого ПИД – регулятора на базе РБС

Рассмотрим задачу синтеза нейросетевого ПИД-регулятора нелинейного объекта, описываемого уравнением (5.11) с использованием РБС [204-208]

Для этого рассмотрим функционал вида

$$E_u(k+1) = \frac{1}{2} \left[ y^*(k+1) - y(k+1) \right]^2 + \frac{1}{2} \lambda u^2(k), \quad (5.25)$$

где  $\lambda \in (0,1]$  – некоторый весовой параметр, учитывающий стоимость управления.

Градиентный алгоритм управления, минимизирующий (5.25), имеет вид:

$$\Delta u(k) = \left( \frac{\partial u(k)}{\partial K} \right)^T \Delta K = u(k) + X^T \Delta K, \quad (5.26)$$

где  $X$  – обобщенный вектор входов нейронов;

$$\Delta K = (\Delta K_P, \Delta K_I, \Delta K_D)^T. \quad (5.27)$$

Из (5.26) получаем градиентное правило коррекции коэффициентов  $\Delta K$  имеет вид

$$\Delta K = -\gamma \frac{\partial E}{\partial K} = -\gamma \left[ e(k+1) \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} + \lambda u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial K} \right]. \quad (5.28)$$

Здесь

$$\frac{\partial E}{\partial K} = \frac{\partial E}{\partial y(k+1)} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial K}. \quad (5.29)$$

С учетом (5.17) имеем

$$\begin{aligned}
\frac{\partial u(k)}{\partial K_P} &= e(k) - e(k-1); \\
\frac{\partial u(k)}{\partial K_I} &= e(k-1); \\
\frac{\partial u(k)}{\partial K_D} &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2),
\end{aligned} \tag{5.30}$$

что совпадает с выражением (5.20).

При выборе гауссовской базисной функции в РБС присутствующий в (5.29)

Якобиан  $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$  вычисляется следующим образом:

$$\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \approx \frac{\partial \hat{y}(k+1)}{\partial u(k)} = \sum_{i=1}^M w_i \left( \frac{c_i - u(k)}{\sigma_i^2} \right) e^{-\frac{\|u(k) - c_i\|^2}{\sigma_i^2}}. \tag{5.31}$$

Определим условия, которым должен удовлетворять параметр  $\gamma$  для обеспечения сходимости алгоритма, а также его оптимальное значение, приводящее к максимальной скорости сходимости.

С этой целью рассмотрим изменение функционала (5.25) на двух соседних тактах управления

$$\Delta E(k+1) = E(k+1) - E(k) = \frac{1}{2} [e^2(k+1) - e^2(k)] + \frac{1}{2} \lambda [\Delta u^2(k+1) - \Delta u^2(k)] \tag{5.32}$$

Принимая во внимание, что

$$e(k+1) = e(k) + \Delta e(k) = e(k) + \left( \frac{\partial e(k)}{\partial K} \right)^T \Delta K, \tag{5.33}$$

после несложных преобразований имеем

$$\begin{aligned} \Delta E(k+1) = e(k+1) \left( \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} \right)^T \Delta K + \frac{1}{2} \left[ \left( \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} \right)^T \Delta K \right]^2 + \\ + \lambda \Delta u(k) X^T \Delta K + \frac{1}{2} \lambda \left( X^T \Delta K \right)^2, \end{aligned} \quad (5.34)$$

или с учетом (5.28)

$$\Delta E(k+1) = -\frac{\gamma}{2} \left\| \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} \right\|^2 \left[ 2 - \gamma \left( \left\| \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} \right\|^2 + \lambda \|X\|^2 \right) \right] \left\| e(k+1) \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} + \lambda \Delta u(k) \right\|^2. \quad (5.35)$$

Алгоритм управления будет сходиться, если

$$\Delta E(k+1) < 0. \quad (5.36)$$

Анализируя выражение (5.35), видим, что это условие выполняется, если

$$2 - \gamma \left( \left\| \frac{\partial e(k)}{\partial K} \right\|^2 + \lambda \|X\|^2 \right) > 0, \quad (5.37)$$

откуда следует требование к параметру  $\gamma$

$$0 < \gamma < \frac{2}{\left\| \frac{\partial e(k+1)}{\partial K} \right\|^2 + \lambda \|X\|^2}. \quad (5.38)$$

Оптимальное значение параметра  $\gamma$ , при котором скорость сходимости алгоритма управления будет наибольшей, получаемое путем дифференцирования (5.35) по  $\gamma$  и приравнивая полученного соотношения нулю, вычисляется из соотношения

$$\gamma^{\text{нб}} = \frac{1}{\left\| \frac{\partial e(k)}{\partial K} \right\|^2 + \lambda \|X\|^2}. \quad (5.39)$$

При выборе  $\lambda=0$ , т.е. при выборе обычного квадратичного функционала, алгоритм коррекции упрощается

$$\Delta K = -\gamma e(k+1) \frac{\partial e(k+1)}{\partial K}, \quad (5.40)$$

а выбор оптимального параметра  $\gamma$  приводит к алгоритму Качмажа.

### 5.2.3. Синтез предикторного ПИД – нейрорегулятора.

Предикторное управление (управление с предсказанием) предполагает наличие двух блоков ИНС, первый из которых выполняет функции контроллера, а второй – идентификатора [67].

Идентификатор настраивается на прямую динамику объекта, а контроллер настраивается через идентификатор таким образом, чтобы минимизировать критерий качества управления на определенном интервале времени в будущем. После реализации управления на данном интервале времени процесс повторяется. В литературе этот метод иногда называется как “обратное распространение во времени” или “принцип удаляющегося горизонта” [16, 17].

Управление с предсказанием по сравнению, например, с инверсным управлением дает лучшие результаты, особенно это проявляется в случае не реализуемости точной обратной динамики объекта. Данная схема управления относится к разомкнутым схемам.

Следует отметить, что изменение условий функционирования объекта, нестационарность его параметров [71, 212, 213], изменение характеристик сигналов и помех и т.д. приводят к возрастанию значения используемого функционала управления и, как следствие, к необходимости коррекции параметров регулятора только

подтверждают важность решения этой задачи.

В этих условиях более эффективным является использование предикторного (прогнозирующего) управления, при котором предиктор на основе текущей информации осуществляет прогнозирование значения выходных сигналов объекта, на основе которого происходит оптимизация параметров регулятора.

Рассмотрим задачу синтеза нейросетевого предикторного ПИД-регулятора для управления нелинейного объекта, описываемого уравнением (5.11).

Выходной сигнал нейросетевой персептронной модели может быть представлен так:

$$\hat{y}(k) = \sum_{j=1}^n w_j \varphi_j \left( w_j^{yT} y(k-1) + w_j^{uT} u(k-d-1) \right) + b_j + b, \quad (5.41)$$

где  $\varphi_j(\cdot)$  – активационная функция  $j$ -го нейрона;

$b_j$  – смещение  $j$ -го нейрона;

$w_j^y, w_j^u$  – весовые векторы  $j$ -го нейрона;

$n$  – количество нейронов.

В этом случае для прогнозируемого на  $i$  тактов  $i = \overline{N_1, N_2}$ , где  $N_1, N_2$  – горизонт прогноза, т.е.  $\hat{y}_{i\delta} = [y(k+N_1)y(k+N+1)\dots y(k+N_2)]^T$ , значение выходного сигнала можно записать

$$\hat{y}(k) = \sum_{j=1}^n w_j \varphi_j \left( w_j^{yT} y(k+i-1) + w_j^{uT} u(k-d+i-1) \right) + b_j + b. \quad (5.42)$$

Структура функционирующей таким образом системы управления приведена на рис. 5.11.

Отметим, что на нейропредикторный блок поступает информация о текущем состоянии объекта  $x$ .

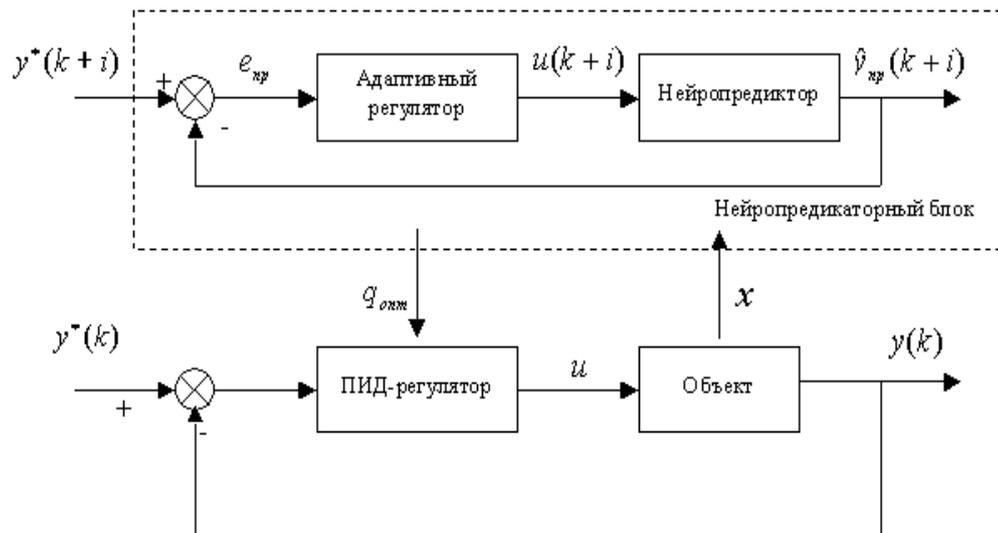


Рисунок 5.11 – Структура системы предикторного управления

В самом же блоке формируется ошибка предсказания

$$e_{i\bar{d}}(k+1) = \left[ \sum_{j=1}^n w_j \varphi_j \left( w_j^{yT} y(k+i-1) + w_j^{uT} u(k-d+i-1) + b_j \right) + b \right] - y^*(k+1), \quad (5.43)$$

которая используется в квадратичном критерии.

Минимизация выбранного критерия позволяет получить значения искоемых параметров ПИД-регулятора  $K_P, K_I, K_D$ .

Сам же поиск оптимальных значений параметров ПИД-регулятора осуществляется по алгоритму, аналогичному описанному в подразделе 5.2.1.

Общий алгоритм настройки весов предикторного ПИД-регулятора:

1. Выбирается горизонт прогнозирования  $N_1, N_2$  и устанавливаются начальные значения весов  $w$  и смещений  $b$ , задается норма обучения  $\eta$ . Устанавливается  $k=0$ .

2. На вход сети подается опорный сигнал  $y^*(k+1)$ , вычисляется ошибка управления:  $e(k+1)$  и локальные ошибки выходного  $\delta_i^2$  (по формуле (5.21)) и скрытого  $\delta_i^1$  слоев (по формуле (5.23)).

3. Корректируются веса выходного слоя по формуле (5.22).
4. Корректируются веса скрытого слоя по формуле (5.24).
5. Повторяются действия пп. 2-4 при  $k = k + 1$ .

5.3 Решение задачи прогнозирования на основе динамического многослойного персептрона

Наиболее общей линейной моделью, используемой в задачах прогнозирования, является модель авторегрессии скользящего среднего (ARX)

$$y(k) = \sum_{i=1}^{m_1} a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^{m_2} b_j u(k-j) , \quad (5.44)$$

где  $y(k), u(k)$  – эндо- и экзогенная переменные соответственно;

$\alpha_i, i = 1, 2, \dots, m_1, \beta_j, j = 1, 2, \dots, m_2$  – соответственно коэффициенты авторегрессионной части и части модели, описывающей скользящее среднее.

Модель (5.44) явилась основой создания нелинейной ARX (NARX) [208], имеющей вид

$$y(k) = F \left( \sum_{i=1}^{m_1} a_i y(k-i) + \sum_{j=1}^{m_2} b_j u(k-j) \right) + u(k) , \quad (5.45)$$

где  $F(\cdot)$  – неизвестная нелинейная дифференцируемая функция.

В (5.45) учтено, что переменная  $u(k)$  является наблюдаемой в отличие от  $F(\cdot)$  и поэтому она не включена в  $F(\cdot)$ .

Модель NARX позволяет зачастую обеспечить более точный прогноз, однако её получение является значительно более сложным, чем получение модели (5.44). Применение же разработанных, например, в [211, 212] методов анализа временных рядов является неэффективными. Для получения модели (5.45) целесообразно ис-

пользование нейросетевых методов, в частности, рекуррентных ИНС, структура которых аналогична модели (5.45).

Традиционные ИНС (МСП, РБС, сети с задержкой сигнала) являются статическими сетями, а динамика исследуемого процесса отражается в значениях эндо- и экзогенных сигналов, которые представляют собой задержанные на определенное число тактов значения соответствующих переменных [213-215]. В работе [215] предложены структуры сетей, представляющие собой комбинации статических сетей прямого распространения с линейными фильтрами и линиями задержки. Благодаря введению в сеть дополнительных динамических элементов удаётся повысить точность прогнозирования. Однако при этом существенно возрастают трудности обучения сети и количество параметров, которые должны быть настроены в процессе обучения. Положительные свойства рекуррентных ИНС достигаются путем введения обратных связей. Так как нет общих рекомендаций по построению таких сетей, в каждом конкретном случае необходимо проводить анализ их устойчивости. Такой анализ является достаточно сложным и должен учитывать специфику рассматриваемой задачи.

Одной из возможных структур многослойного динамического персептрона является сеть прямого распространения, образуемая динамическими нейронами [215-218], содержащими БИХ-фильтры и имеющими вид, аналогичный приведенному на рис. 5.13.

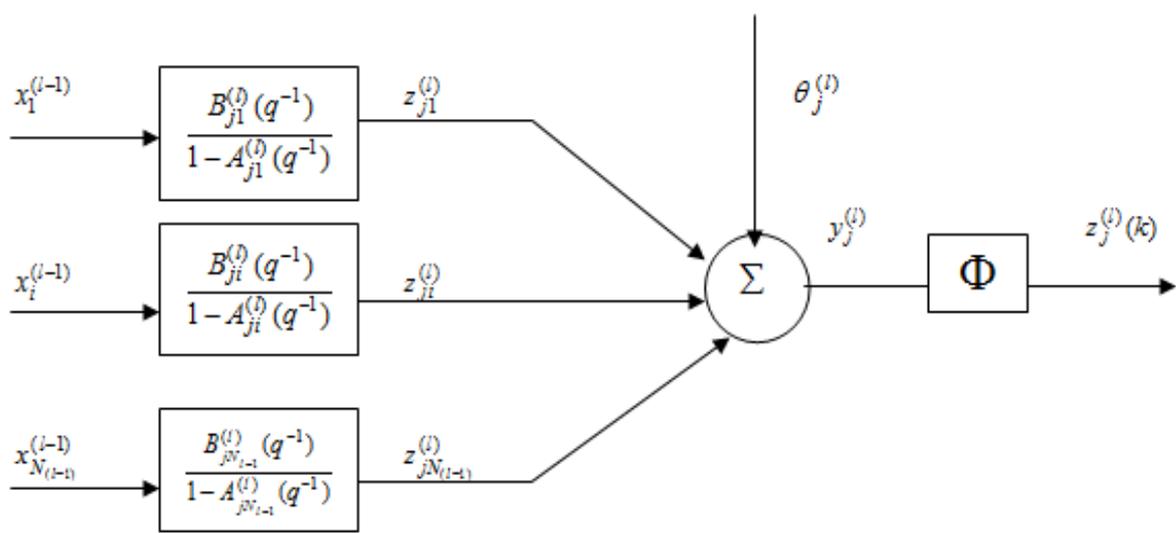


Рисунок 5.12 – Динамический нейрон

При рассмотрении многослойного персептрона используем следующие обозначения:  $l = 0, 1, \dots, L$  – количество слоев;  $N_l$  – количество нейронов в  $l$ -м слое;  $x_i^{(l)}(k)$  – выход  $i$ -го нейрона  $l$ -го слоя в момент времени  $k$ ;  $i = 1, 2, \dots, N_l$ ;  $y_j^{(l)}(k)$  – суммарный входной сигнал  $j$ -го нейрона в момент времени  $k$ ;  $z_{ji}^{(l)}(k)$  – выходной сигнал БИХ-фильтра, связывающего,  $i$ -й нейрон слоя  $(l-1)$  с  $j$ -м нейроном слоя  $l$ .

Динамические свойства нейрона, приведенного на рис. 5.12, определяются уравнениями БИХ – фильтров

$$z_{ji}^{(l)}(k) = \frac{B_{ji}^{(l)}(q^{-1})}{1 - A_{ji}^{(l)}(q^{-1})} x_i^{(l-1)}(k), \quad (5.46)$$

$$\text{где } A_{ji}^{(l)}(q^{-1}) = \sum_{m_1=1}^{M_1} a_{jim_1}^{(l)} q^{-m_1};$$

$$B_{ji}^{(l)}(q^{-1}) = \sum_{m_2=1}^{M_2} b_{jim_2}^{(l)} q^{-m_2};$$

$a_{jim_1}^{(l)}$ ,  $b_{jim_2}^{(l)}$  – коэффициенты (веса нейросетевой) модели;

$q^{-1}$  – оператор запаздывания ( $q^{-i} \bullet x(k) = x(k-i)$ );

$m_1 = 1, 2, \dots, M_1$ ;  $m_2 = 1, 2, \dots, M_2$  – порядки запаздывания по эндо- и экзогенной переменной соответственно.

Таким образом, данный вариант многослойного динамического персептрона, описывается следующими соотношениями:

$$x_j^{(l)} = \Phi(y_j^{(l)}(k)); \quad (5.47)$$

$$y_j^{(l)}(k) = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} z_{ji}^{(l)} + \theta_j^{(l)}; \quad (5.48)$$

$$z_{ji}^{(l)} = \sum_{m_1=1}^{M_1} a_{jim_1}^{(l)} z_{ji}^{(l)}(k - m_1) + \sum_{m_2=0}^{M_2} b_{jim_2}^{(l)} x_i^{(l-1)}(k - m_2), \quad (5.49)$$

где  $l = 1, 2, \dots, L$ ;  $j = 1, 2, \dots, N_l$ ;  $i = 1, 2, \dots, N_{l-1}$ .

Более простой разновидностью структуры динамического нейрона является структура, представленная на рис. 5.13.

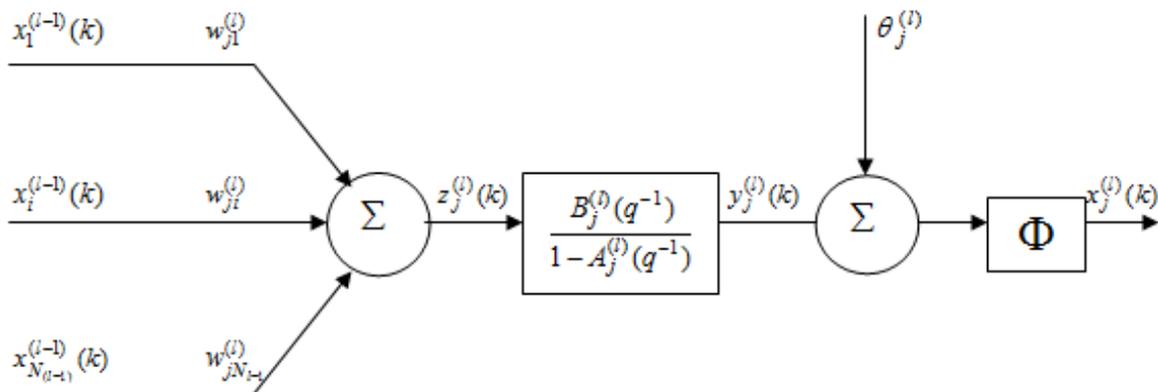


Рисунок 5.13 – Упрощенный динамический нейрон

Как и ранее, для отражения динамических свойств нейрона используется уравнение БИХ фильтра. При этом поступающий на вход блока нелинейности  $\Phi$  сигнал  $y_j^{(i)}(k)$  связан с сигналом  $z_j^{(i)}(k)$  так

$$y_j^{(i)}(k) = \frac{B_j^{(i)}(q^{-1})}{1 - A_j^{(i)}(q^{-1})} z_j^{(i)}(k), \quad (5.50)$$

где  $B_j^{(i)}(q^{-1})$ ,  $A_j^{(i)}(q^{-1})$  определяются как в (5.46)

Учитывая структуру сети, функционирование данного нейрона можно представить соотношениями

$$x_j^{(l)} = \Phi(\tilde{y}_j^{(l)}(k)); \quad (5.51)$$

$$z_j^{(l)}(k) = \sum_{m_1=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^{(l)} x_i^{(l-1)}; \quad (5.52)$$

$$y_j^{(l)} = \sum_{m_1=1}^{M_1} a_{jm_1}^{(l)} y_j^{(l)}(k - m_1) + \sum_{m_2=0}^{M_2} b_{jm_2}^{(l)} z_j^{(l)}(k - m_2); \quad (5.53)$$

$$\tilde{y}_j^{(l)}(k) = y_j^{(l)}(k) + \theta_j^{(l)}. \quad (5.54)$$

### Обучение сети.

Задача построения прогнозирующей нейронной модели состоит в определении весовых параметров  $a_{jm_1}^{(l)}$ ,  $b_{jm_2}^{(l)}$ ,  $m_1 = 1, 2, \dots, M_1$ ,  $m_2 = 1, 2, \dots, M_2$  и сводится к обучению сети на основе предъявления обучающих пар  $\{x^{(0)}(k) y^*(k)\}$ , где  $x^{(0)}(k)$  – вектор входных сигналов сети,  $y^*(k)$  – требуемая реакция сети в момент времени  $k$ , и сравнения реакции сети  $x^{(L)}(k)$  с  $y^*(k)$ . При использовании квадратичного функционала  $e^2(k) = \|y^*(k) - x^{(L)}(k)\|^2$  обучение может осуществляться традиционным методом обратного распространения ошибки, в соответствии с которыми сначала настраиваются веса последнего,  $L$ -го выходного, слоя, затем предпоследнего,  $L - 1$ -го и т.д.

Тогда градиентная процедура настройки параметров последнего,  $L$ -го, слоя будет иметь вид:

$$v_j^{(L)}(k) = v_j^{(L)}(k - 1) - \gamma_v \left. \frac{\partial e^2(k)}{\partial w_j^{(L)}} \right|_{v_j^{(L)} = v_j^{(L)}(k - 1)}, \quad (5.55)$$

где  $v_{ji}^{(L)} = a_{jm_1}^{(L)}$ ,  $b_{jm_2}^{(L)}$ ,  $\theta_j^{(L)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, N_L$ ;

$\gamma_v$  – некоторые параметры, влияющие на скорость процесса обучения.

Входящие в данные алгоритмы градиенты имеют следующий вид:

$$\frac{\partial e^2(k)}{\partial v_j^{(L)}} = -e_j(k) \frac{\partial x_j^{(L)}(k)}{\partial v_j^{(L)}}. \quad (5.56)$$

Принимая во внимание (5.47), имеем

$$\frac{\partial x_j^{(L)}(k)}{\partial w_{ji}^{(L)}} = \Phi'(y_j^{(L)}(k)) \frac{\partial z_{ji}^{(L)}(k)}{\partial w_{ji}^{(L)}}.$$

Учет выражений (5.46), (5.48), (5.49), позволяет получить следующие соотношения:

$$\frac{\partial z_{ji}^{(L)}(k)}{\partial a_{jim_1}^{(L)}} = \frac{z_{ji}^{(L-1)}(k - m_1)}{1 - A_{ji}^{(L)}(q^{-1})};$$

$$\frac{\partial z_{ji}^{(L)}(k)}{\partial b_{jim_2}^{(L)}} = \frac{x_i^{(L-1)}(k - m_1)}{1 - A_{ji}^{(L)}(q^{-1})};$$

$$\frac{\partial z_{ji}^{(L)}(k)}{\partial \theta_j^{(L)}} = \frac{1}{1 - A_{ji}^{(L)}(q^{-1})}.$$

$$j = 1, 2, \dots, N_L; \quad i = 1, 2, \dots, N_{L-1}; \quad m_1 = 1, 2, \dots, M_1; \quad m_2 = 1, 2, \dots, M_2.$$

Распространение ошибки в обратном направлении и знание параметров выходного  $l = L$  слоя, позволяет последовательно определить параметры скрытых слоев.

Принимая во внимание тот факт, что выходной сигнал нейрона  $l$ -го ( $l < L$ ) слоя поступает на входы всех нейронов выходного слоя, можно записать алгоритм настройки параметров скрытых слоев в виде

$$\Delta w_{rp}^{(l)}(k) = -\gamma_{rp} \sum_{i=1}^{N_l} \frac{\partial e_i^2(k)}{\partial w_{rp}^{(l-1)}},$$

где  $e_i(k)$  – ошибка на  $i$  – м выходе в момент времени  $k$ .

Как следует из (5.56), при реализации алгоритма обучения для  $l < L$  необходимо вычислять производные  $\frac{\partial x_r^{(l)}}{\partial w_{rp}^{(l-1)}}$ .

Учитывая структуру персептрона, имеем

$$\frac{\partial x_r^{(l)}}{\partial w_{rp}^{(l-1)}} = \Phi'(y_r^{(l)}(k)) \frac{\partial z_{rp}^{(l)}(k)}{\partial w_{rp}^{(l-1)}},$$

где  $\frac{\partial z_{rp}^{(l)}(k)}{\partial a_{rp}^{(l-1)}} = \frac{B_{rp}^{(l)}(q^{-1})}{1 - A_{rp}^{(l)}(q^{-1})} \frac{\partial x_p^{(l-1)}(k)}{\partial w_{rp}^{(l-1)}}$ ,  $l = 0, 1, \dots, L - 1$ .

Аналогично может быть получен алгоритм обучения локально-рекуррентного персептрона, нейроны которого описываются соотношениями (5.51) – (5.54).

## 5.4 Моделирование работы нейрорегуляторов

### 5.4.1 Моделирование работы нейрорегулятора на базе МСП

Исследовался процесс управления различными нелинейными объектами при управляющем сигнале вида

$$u(k) = u(k-1) + \nabla_u e(k) [\delta I + \nabla_u^T e(k) \nabla_u e(k)]^{-1} e(k), \quad (5.57)$$

где  $\nabla_u e(k) = \frac{\partial e(k)}{\partial u(k)}$ ,  $\delta > 0$ .

Параметр  $\delta$  играет в (5.57) регуляризующую роль, т.е. используется в алгоритме (5.57) для повышения его вычислительной устойчивости [219].

В качестве входных сигналов при обучении сети использовались некоррелированные случайные последовательности с равномерным законом распределения в интервале  $[-1,1]$  [220-222]. Объекты предполагались стационарными. Для обучения сети использовался алгоритм Левенберга-Марквардта [223-226], а для управления – (5.57) с различными значениями  $\delta$ . Обучающий набор включает 5000 обучающих пар.

Результаты исследования динамического объекта, описываемого уравнениями

$$\begin{cases} \tilde{y}_1(k) = \frac{15u_1(k-1)y_2(k-1)}{2 + 50[u_1(k-1)]^2} + 0.5u_1(k-1) + 0.25y_2(k-1) + 0.1; \\ \tilde{y}_2(k) = \frac{\sin(\pi u_2(k-1)y_1(k-1)) + 2u_2(k-1)}{3}, \end{cases} \quad (5.58)$$

приведены на рис. 5.14 и рис. 5.15.

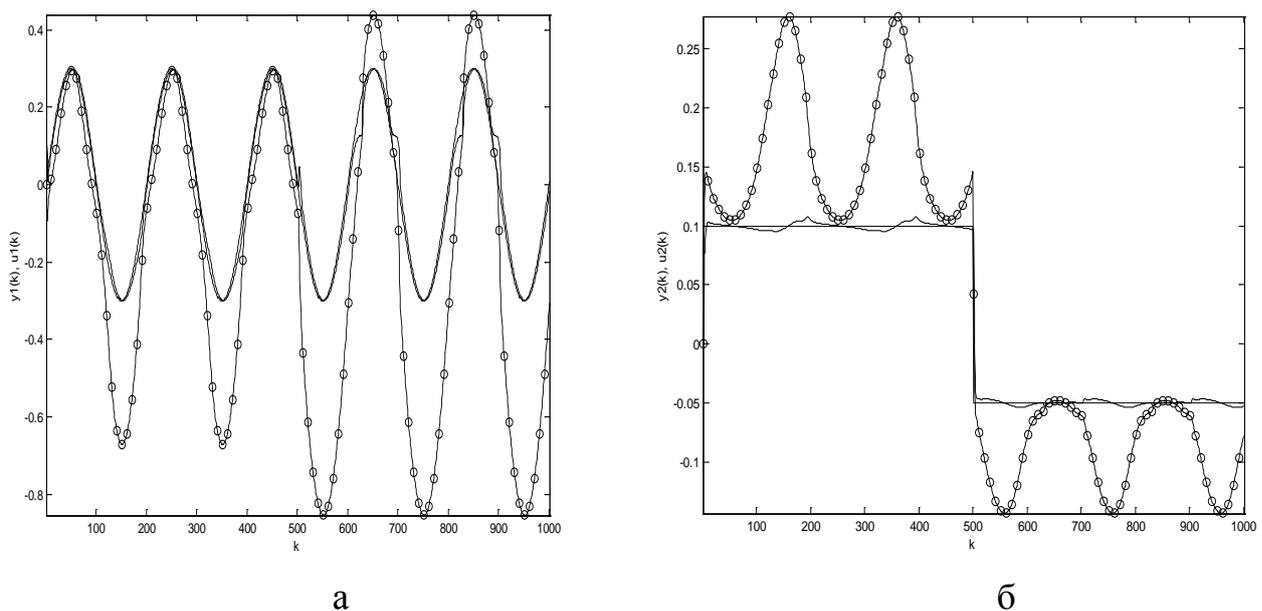


Рисунок 5.14 – Управление объектом, описываемым уравнениями (5.58), при  $\delta = 0.05$ : изменение выходного сигнала  $y_1(k)$  и управления  $u_1(k)$  (а); изменение выходного сигнала  $y_2(k)$  и управления  $u_2(k)$  (б)

Результаты работы нейрорегулятора, реализующего алгоритм (5.57) при  $\delta = 0.05$  приведены на рис. 5.14. На всех рисунках пунктирной линией показан тре-

буемый выходной сигнал  $y^*_i(k)$ , сплошной – реальный сигнал  $\hat{y}_i(k)$  на выходе объекта, а линией с кругами – соответствующее изменение управляющего сигнала  $u_i(k)$  ( $i=1,2$ ). Требуемые значения выходных сигналов задавались следующие:

$$y^*_1(k) = 0.3 \sin(\pi k / 100);$$

$$y^*_2(k) = \begin{cases} 0.1 & \text{иначе} & k = \overline{1,500}; \\ -0.05 & \text{иначе} & k = \overline{500,1000}. \end{cases}$$

Рис. 5.15 а отражает работу регулятора при отсутствии помех измерения ( $\xi(k) = 0$ ), а рис. 5.15 б - при наличии случайной помехи  $\xi(k)$ , равномерно распределенной в интервале  $[-0.3, 0.3]$ . Наличие помехи не привело к ухудшению качества управления объектом. Объясняется это тем, что при построении НСМ использовался алгоритм Левенберга-Марквардта, обладающий высокими сглаживающими свойствами.

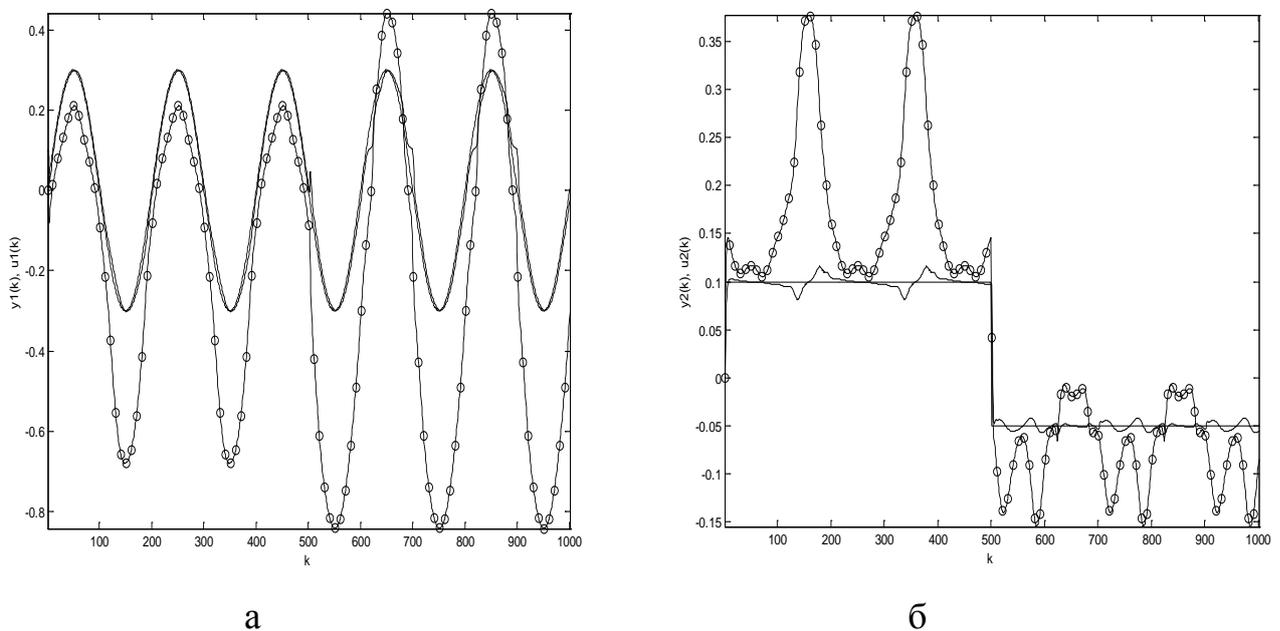


Рисунок 5.15 – Управление объектом, описываемым уравнениями (5.58), при наличии помехи  $\xi(k)$  и  $\delta = 0.0001$ : а) изменение выходного сигнала  $y_1(k)$  и управления  $u_1(k)$ ; б) изменение выходного сигнала  $y_2(k)$  и управления  $u_2(k)$

Для построения НСМ объектов использовалась сеть с архитектурой 12-12-2. В качестве функции активации нейронов входного и скрытого слоев использовался гиперболический тангенс, а выходного слоя – линейная функция.

Динамика обучения этой нейросетевой модели для обоих выходов показана на рис. 5.16.

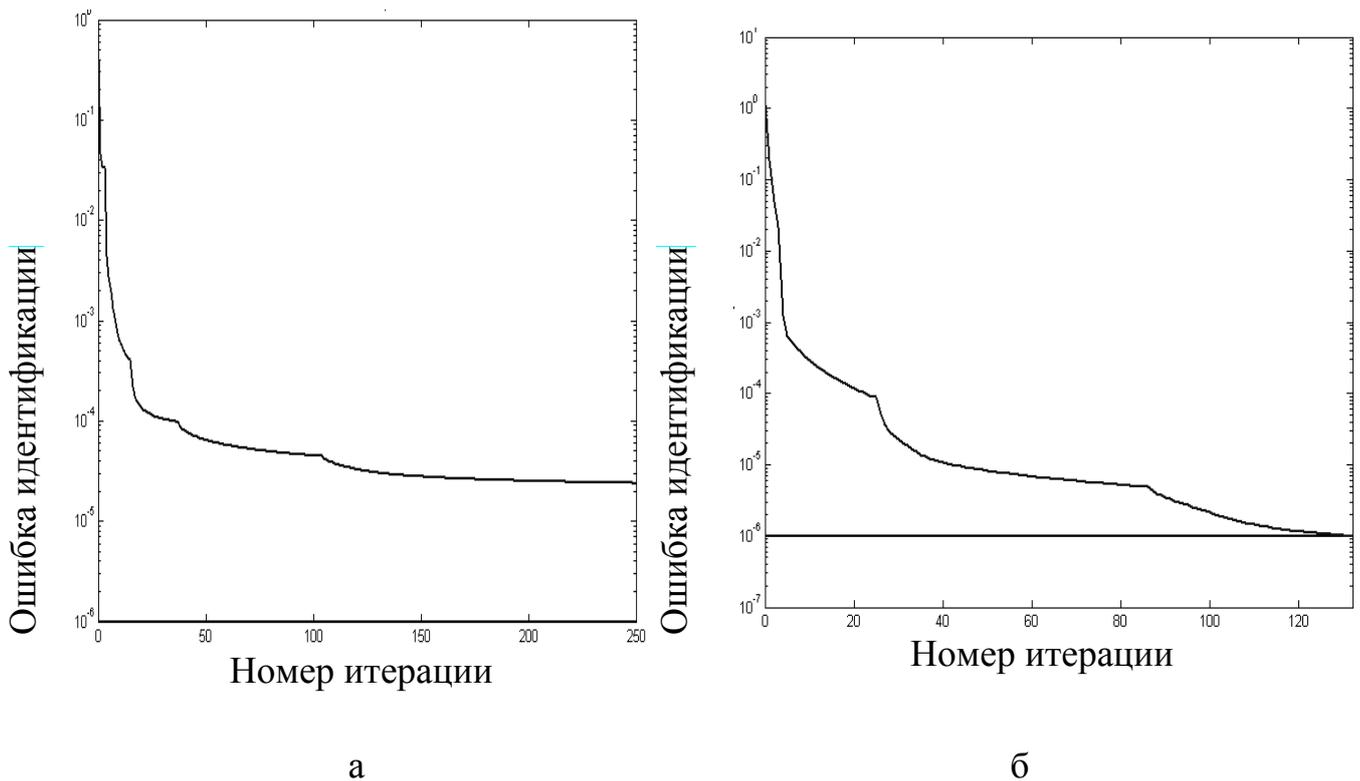


Рисунок 5.16 – Динамика обучения нейросетевой модели 12-12-2:

а) для первого выхода, б) для второго выхода

На рис. 5.17 приведены результаты работы адаптивного нейрорегулятора при управлении объектом, описываемого уравнениями

$$\begin{cases} \tilde{y}_1(k) = \frac{y_1(k-1)}{1 + [y_2(k-1)]^2} + u_1(k-1); \\ \tilde{y}_2(k) = \frac{y_1(k-1)y_2(k-1)}{1 + [y_2(k-1)]^2} + u_2(k-1). \end{cases} \quad (5.59)$$

Для управления этим объектом использовалась та же структура сети 12-12-2 с помощью алгоритма (5.57) при  $\delta = 0.1$ . На рис.5.17 приведены результаты управления объектом (5.59) при задании

$$y_1^*(k) = \cos(\pi k / 100);$$

$$y_2^*(k) = \begin{cases} 1 - 0.004k & \text{при } k = \overline{1,500}; \\ 1 & \text{при } k = \overline{500,1000}. \end{cases}$$

Как видно из рисунка, нейрорегулятор обеспечивает высокое качество управления. Выходной сигнал объекта  $\tilde{y}_1(k)$  практически совпадает с  $y_1^*(k)$ . Вид требуемого сигнала  $y_1^*(k)$  приводит к необходимости выработки периодического сигнала  $u_1(k)$ . Эта периодичность сказывается на виде как выходного сигнала  $y_2(k)$ , так и управления  $u_2(k)$ . Резкое изменение на 501 шаге значения требуемого сигнала  $y_2^*(k)$  с  $-1$  до  $+1$  (рис. 5.18 б) приводит к возникновению переходного процесса, длящегося около 20 тактов. После окончания переходного процесса качество управления достигает прежнего уровня.

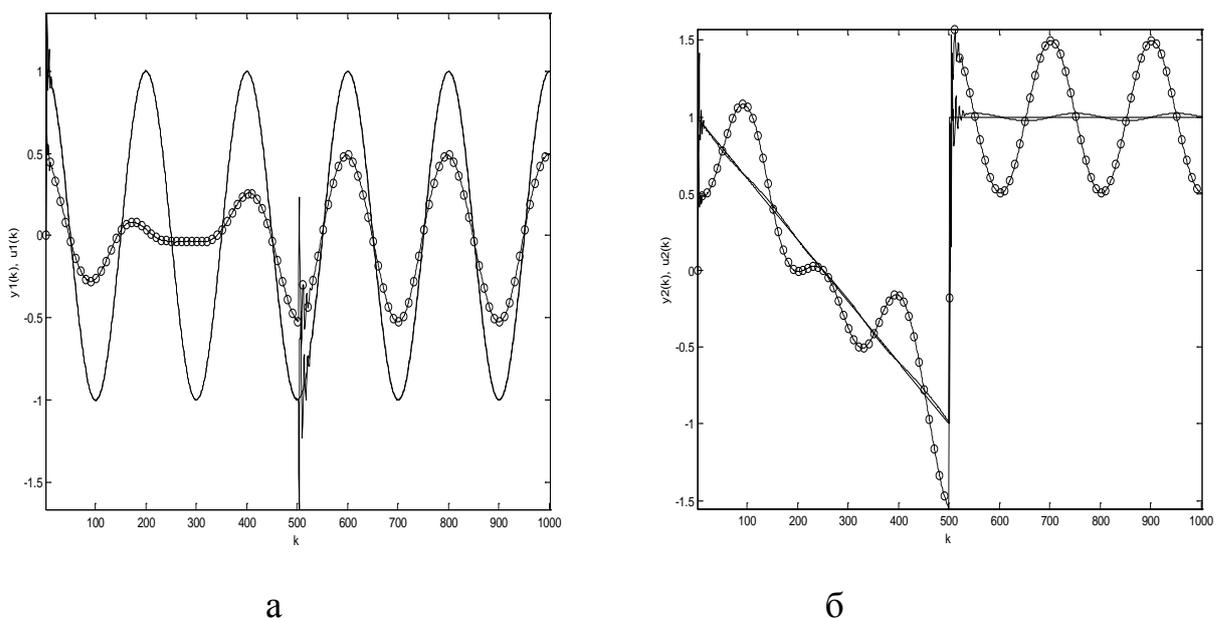


Рисунок 5.17 – Управление объектом, описываемым уравнениями (5.59), при  $\delta = 0.1$  :

- а) изменение выходного сигнала  $y_1(k)$  и управления  $u_1(k)$  ;
- б) изменение выходного сигнала  $y_2(k)$  и управления  $u_2(k)$

Обобщая результаты экспериментов, можно сделать следующие выводы: качество управления, в первую очередь, зависит от точности, с которой НСМ отражает структуру объекта, во-вторых, получение на выходе объекта требуемого сигнала произвольной формы, при использовании алгоритма (5.57) не всегда возможно, т.к. для многомерного объекта равенство нулю градиента функционала по одному из выходов может приводить к резким изменениям управления и, следовательно, к длительному переходному процессу на выходе объекта. Кроме того, выбор значения параметра  $\delta$  в (5.57) зависит как от структуры исследуемого объекта, так и от формы требуемого сигнала и, поэтому, должен решаться индивидуально для каждого случая.

#### 5.4.2 Моделирование работы нейросетевого ПИД – контроллера

Моделирование системы управления нейросетевой подстройкой параметров ПИД-регулятора производилась на математической модели, которая представлена на рис. 5.18 (расход диффузионного сока) [227-233].

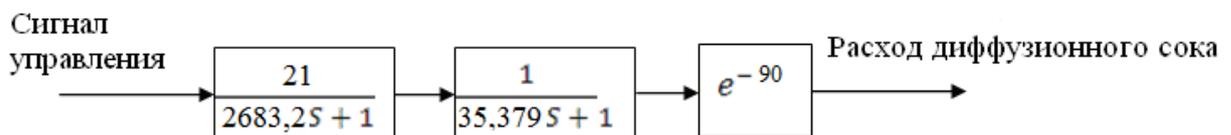


Рисунок 5.18 – Модель управления

Для данного объекта в пакете Matlab с целью получения сравнительных характеристик были синтезированы модели двух систем управления для диффузионного аппарата, приведенные на рис. 5.19.

Здесь в верхней части реализован ПИД-регулятор с нейросетевой подстройкой его параметров. В нижней части реализован классический ПИД-регулятор.

При моделировании режима работы ДА брались данные из табл. 3.1 и принималось во внимание, что в ДА подавались питательная вода (75-100 м<sup>3</sup>/ч) и стружка (83-111 м<sup>3</sup>/ч), которые превращались в сокостружечную смесь (158-211 м<sup>3</sup>/ч), из которой и получали выходной продукт – диффузионный сок (80-105 м<sup>3</sup>/ч).

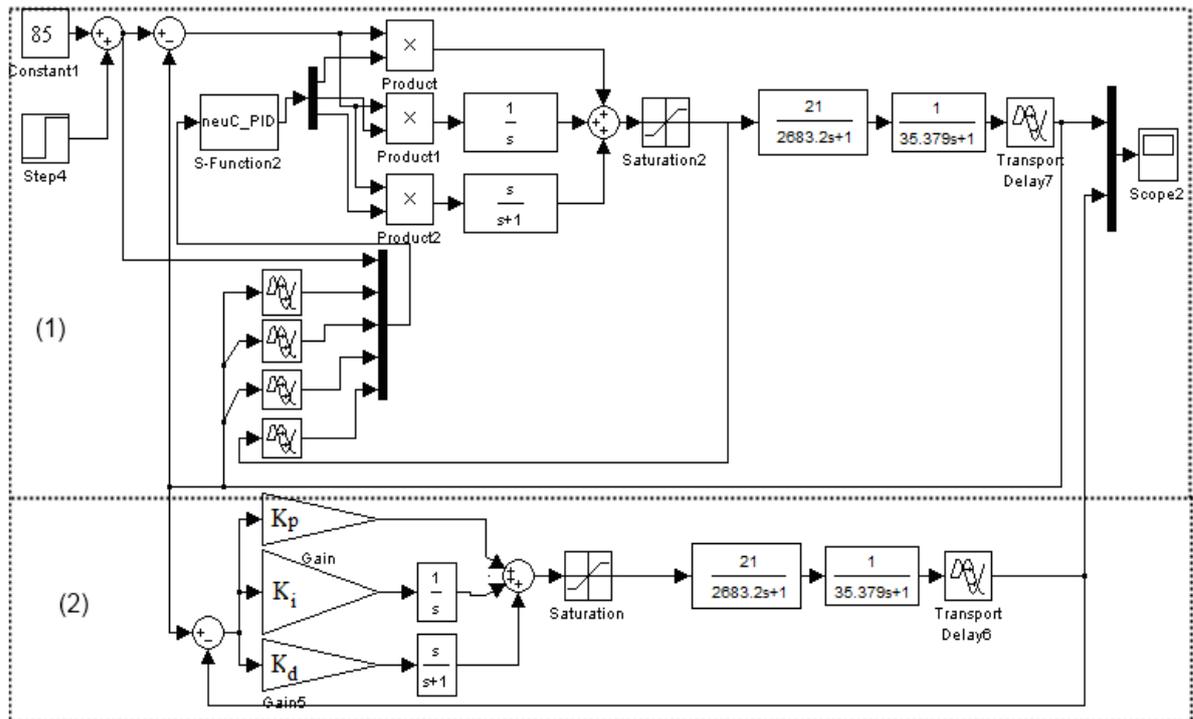


Рисунок 5.19 – Схема моделирования поведения объекта управления, регулируемого ПИД-регулятором (2) и ПИД-регулятором с нейросетевой подстройкой его параметров (1)

До начала моделирования создается нейронная сеть, которая имеет два слоя. Входной вектор состоит из пяти компонент: текущее задание по расходу диффузионного сока из ДА, задержанные на один, два, три шага моделирования сигналы по выходу объекта управления и задержанный на один шаг моделирования сигнал управления объектом. Выходной слой содержит три нейрона, которые отвечают за формирование значений коэффициентов ПИД-регулятора. Экспериментально было установлено, что в скрытом слое необходимо использовать 15 нейронов. В скрытом слое использована функция активации гиперболический тангенс, в выходном слое – линейная функция.

Шаг моделирования принят равным одной секунде. Весовые коэффициенты выходного слоя сети рассчитываются так, чтобы выходные нейроны в начальный момент времени выдавали значения коэффициентов ПИД-регулятора настроенного на  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$ .

Весовые коэффициенты сети подстраиваются с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

В опыте моделировались две ситуации: 1) работа систем управления в условиях изменения динамических свойств объекта. Первично параметры ПИД-регулятора оптимально настраивались на реализацию задания  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$ . Моделирование выполнялось для объекта, модель которого представлена на рис. 5.18; 2) изменение задания по расходу диффузионного сока с  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$  до  $105 \text{ м}^3/\text{ч}$  и обратно до  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$ .

Из графиков переходных процессов рис. 5.20 видно, что выход на  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$  производится с меньшим перерегулированием, а выход на  $105 \text{ м}^3/\text{ч}$  система с нейросетевой подстройкой система осуществляет быстрее на 8 мин., более полно используя ресурс канала управления. При переходе с  $105 \text{ м}^3/\text{ч}$  на  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$  ПИД-регулятор из-за эффекта «интегрального насыщения» проваливает переходную характеристику до  $76 \text{ м}^3/\text{ч}$ , чего не происходит при нейросетевой подстройке параметров.

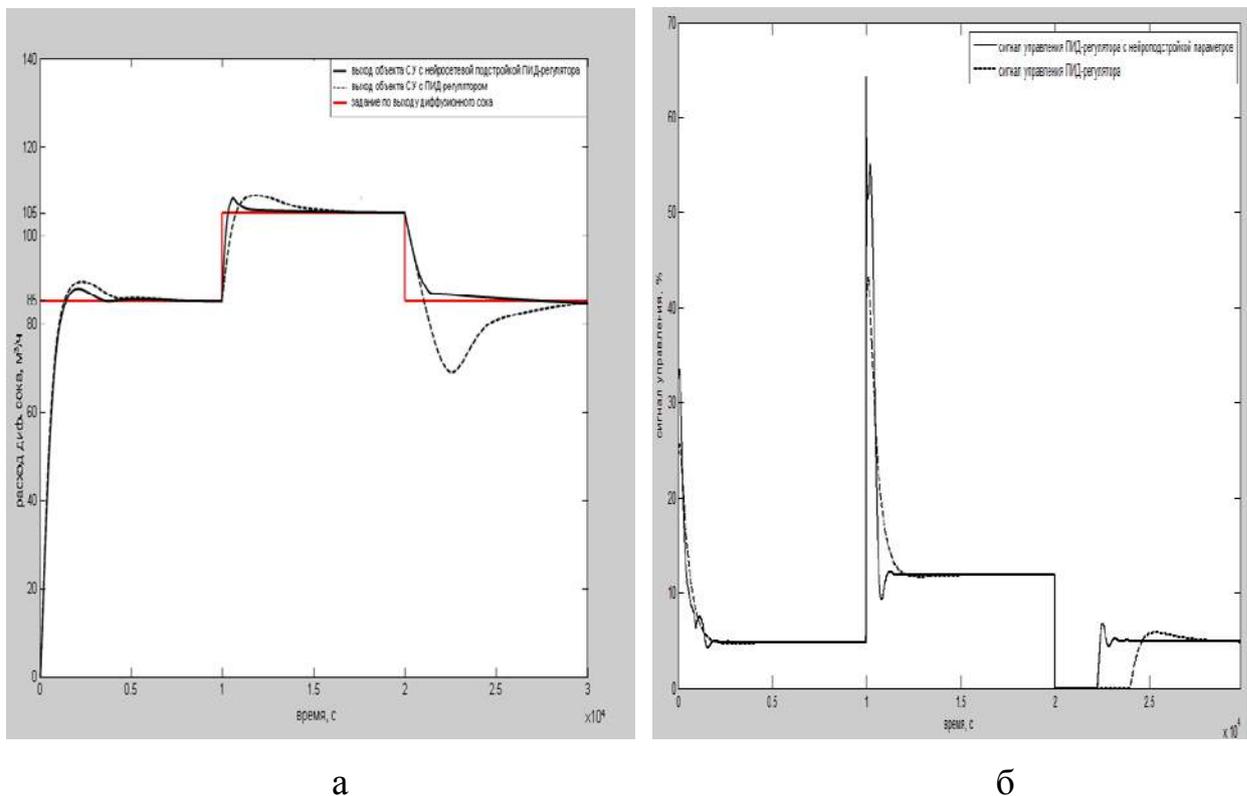


Рисунок 5.20 – Графики переходных процессов: а) выходов объекта управления  
б) сигналов управления

5.4.3. Моделирование интеллектуальной системы управления с нейроконтроллером, нейроэмулятором и эталонной моделью.

В ППП Neural Network Toolbox реализованы архитектуры нейронных сетей в виде следующих контроллеров [234-237]:

- контроллер с предсказанием (NN Predictive Controller);
- контроллер на основе модели авторегрессии со скользящим средним (NARMA-L2 Controller);
- контроллер на основе эталонной модели (Model Reference Controller).

Для каждой из трех архитектур используется одна и та же процедура идентификации, однако этапы синтеза существенно различаются.

При управлении с предсказанием модель управляемого процесса используется для того, чтобы предсказать его будущее поведение, а алгоритм оптимизации применяется для расчета такого управления, которое минимизирует разность между желаемыми и действительными изменениями выхода модели.

При управлении на основе модели авторегрессии со скользящим средним регулятор представляет собой достаточно простую реконструкцию модели управляемого процесса.

При управлении на основе эталонной модели регулятор – это нейронная сеть, которая обучена управлять процессом так, чтобы он отслеживал поведение эталонного процесса. При этом модель управляемого процесса активно используется при настройке параметров самого регулятора.

Следует отметить, что ни один конкретный регулятор не является универсальным.

**Регулятор с предсказанием** использует модель управляемого процесса в виде нейронной сети, для того чтобы, предсказать будущие реакции процесса на случайные сигналы управления. Алгоритм оптимизации вычисляет управляющие сигналы, которые минимизируют разность между желаемыми и действительными изменениями сигнала на выходе модели, и таким образом оптимизируют управляемый процесс. Контроллер, реализующий такой регулятор, требует значительного объема

вычислений, поскольку для расчета оптимального закона управления оптимизация выполняется на каждом такте управления.

**Регулятор на основе эталонной модели.** Требуемый объем вычислений для этого регулятора сравним с предыдущим. Однако архитектура регулятора с эталонной моделью требует обучения нейронной сети управляемого процесса и нейронной сети регулятора. При этом, обучение регулятора оказывается достаточно сложным, поскольку обучение основано на динамическом варианте метода обратного распространения ошибки. Достоинством регуляторов на основе эталонной модели является то, что они применимы к различным классам управляемых процессов.

При синтезе контроллера с эталонной моделью также использовалась нейросетевая аппроксимация нелинейностей. Схема регулятора приведена на рис. 5.21.

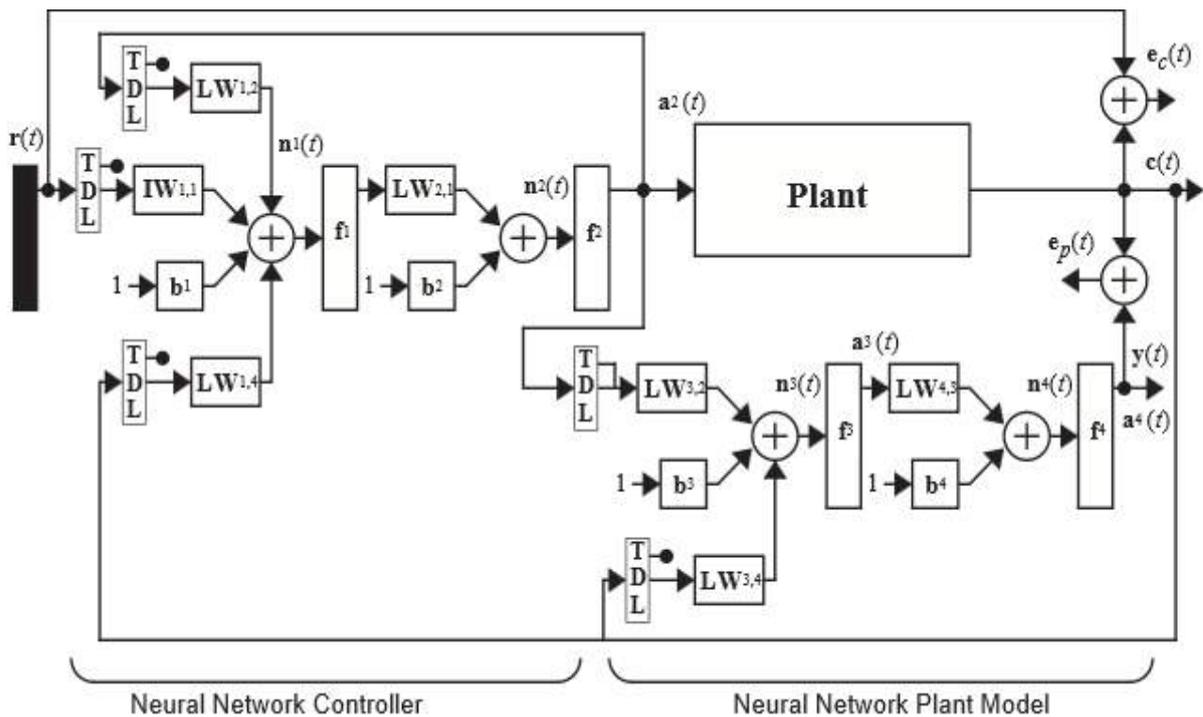


Рисунок 5.21 – Схема нейросетевого регулятора с эталонной моделью

Окно системы управления на основе эталонной модели и задания ее параметров представлены на рис. 5.22. На рис. 5.23 показаны задающий и выходной сигналы системы управления на основе эталонной модели.

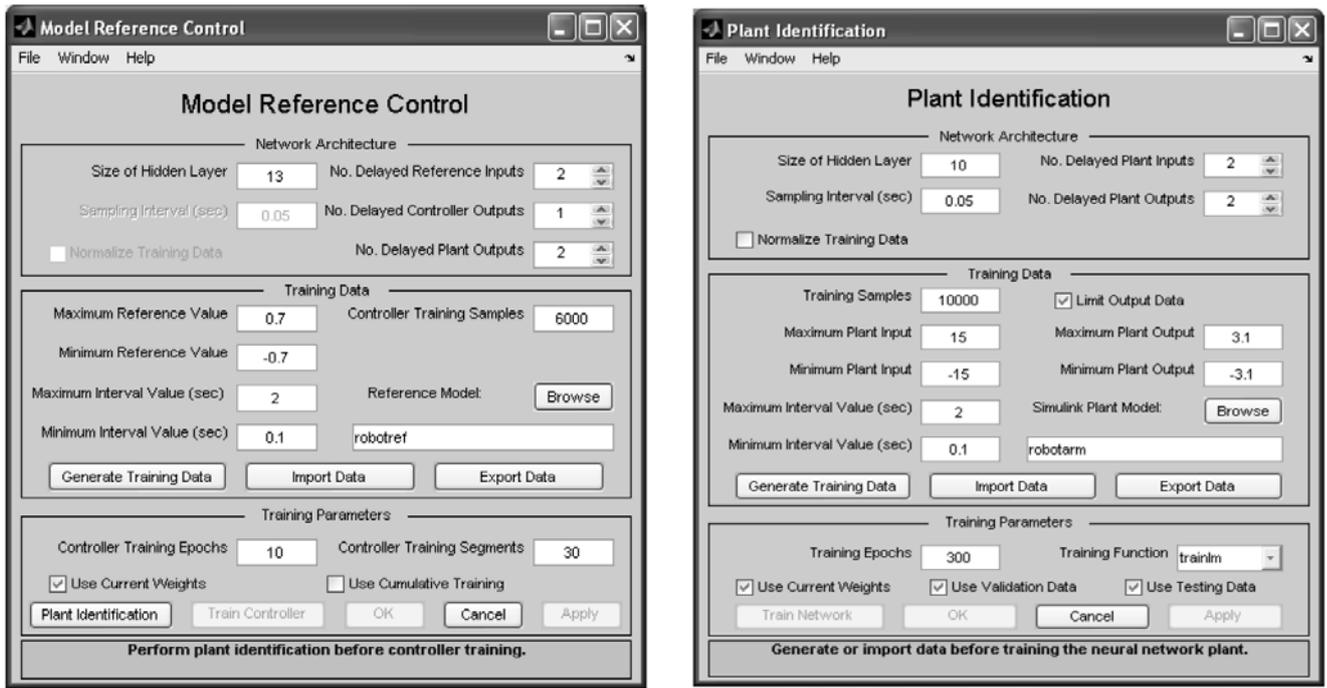


Рисунок 5.22 – Окно системы управления на основе эталонной модели и задания ее параметров

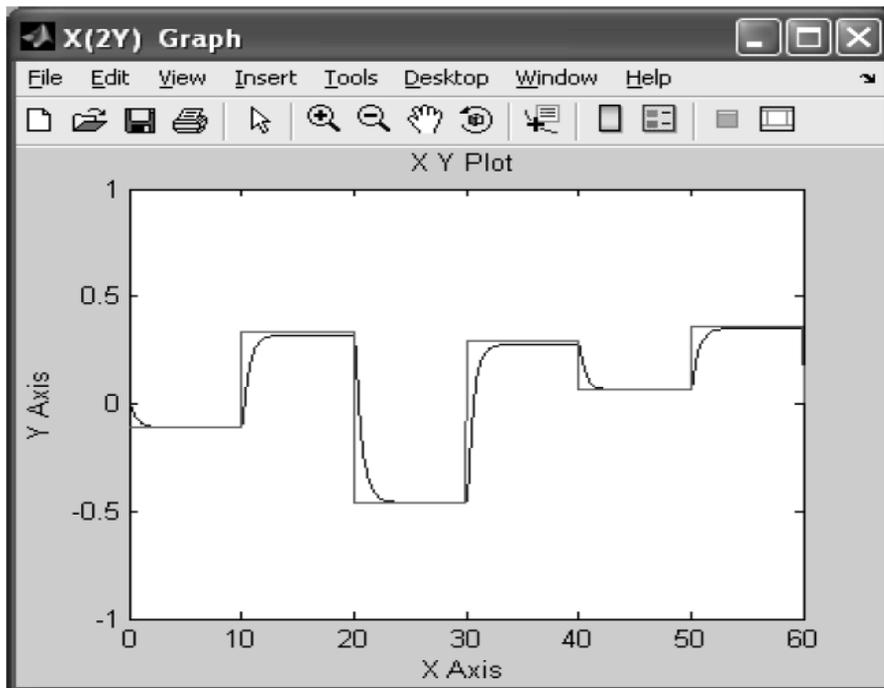


Рисунок 5.23 – Задающий и выходной сигналы системы управления на основе эталонной модели

Для параметризации систем, построения нейроэмуляторов, решения задачи идентификации и верификации всех моделей были предварительно подготовлены три независимых статистических выборки соответствующих технологических показателей. С целью более качественной проверки результатов моделирования выходные данные этих выборок были получены следующим образом:

- 1) использованием методов пассивного эксперимента (статистические данные, снятые непосредственно на технологическом объекте);
- 2) путем имитационного моделирования с применением задаваемых распределений случайных величин, близких к реальным.

Структура интеллектуальной системы управления в MATLAB с нейроконтроллером, нейроэмулятором и эталонной моделью представлена на рис. 5.24.

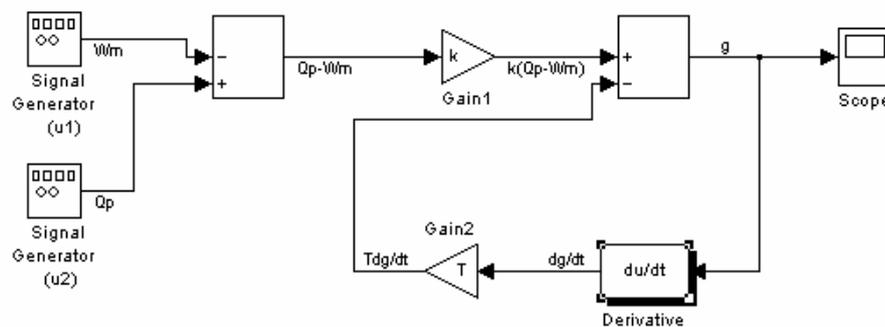
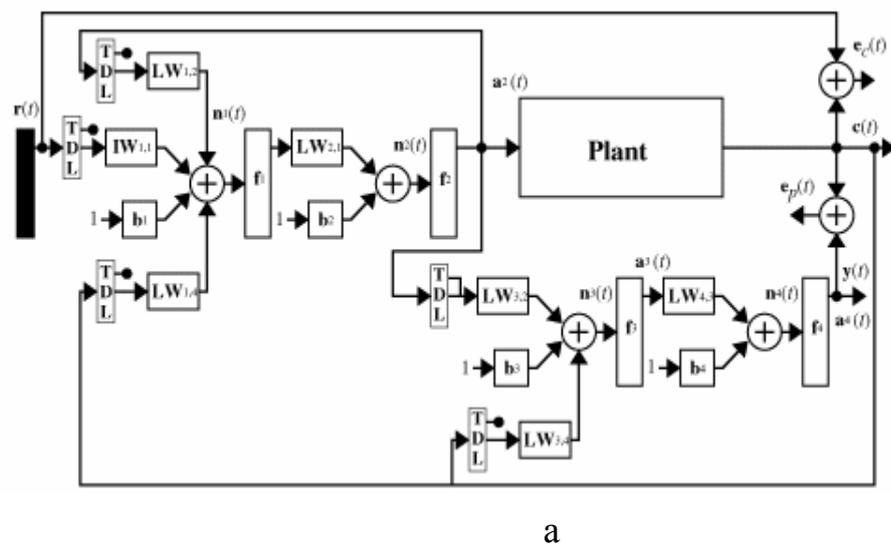


Рисунок 5.24 – Структура интеллектуальной системы управления в MATLAB с нейроконтроллером, нейроэмулятором и эталонной моделью: а) общая схема системы; б) схема реализации уравнения эталонной модели типа (5.57) в среде Simulink

Структура нейросети представляла многослойный персептрон и определялась экспериментально. На основании проведённого исследования поведения различных структур, была выбрана трёхслойная сеть, обучающаяся по алгоритму обратного распространения, состоящая из 10 нейронов (4 - входной слой, 4 - скрытый слой, 2-выходной слой). В качестве активационной функции нейронов входного и скрытого слоя выбиралась сигмоидальная, а для нейронов выходного слоя – линейная.

Проанализировав графические данные, можно выделить важную особенность всех результатов – запаздывание сигналов модели. Если же в реальной системе есть запаздывание, то, при моделировании такой системы обычно не известна не только ее структура, но и время запаздывания.

#### 5.4.4 Моделирование работы нейросетевого регулятора NARMA – L2

В [236, 238] описаны контроллер на основе модели авторегрессии со скользящим средним NARMA – L2 Controller, контроллер на основе эталонной модели Model Reference Controller и контроллер с предсказанием NN Predictive Controller.

Нейросетевой регулятор NARMA – L2 использует в качестве модели управляемого объекта модель нелинейной авторегрессии со скользящим средним (Nonlinear Autoregressive-Moving Average - NARMA – L2). При синтезе рассматриваемого регулятора строится дискретная нелинейная модель нелинейного объекта управления как авторегрессионная модель со скользящим средним, или NARMA - модель в форме

$$y(k + d) = N[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)], \quad (5.60)$$

где  $y(k)$  - выход модели;

$d$  - число тактов предсказания;

$u(k)$  - вход модели.

На этапе идентификации строится нейронная сеть для NARMA – модели, вида (5.60). Эта процедура аналогична описанной в [236, 238] процедуре идентификации с регулятором с предсказанием.

Если требуется спроектировать систему, которая обеспечивает движение по заданной траектории

$$y(k + d) = y_r(k + d), \quad (5.61)$$

то это означает, что необходимо сформировать регулятор следующего вида:

$$u(k) = G[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), y_r(k + d), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)] \quad (5.62)$$

Для практического решения задачи слежения Нарендра и Макхопадхаи предложили приближенную NARMA - модель с выделенной составляющей управления (NARMA – L2).

Так для NARMA-модели вида (1.14) с выделенной составляющей управления требуемое управление может быть вычислено следующим образом:

$$u(k + 1) = \frac{y_r(k + d) - f[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]}{g[u(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]}. \quad (5.63)$$

При синтезе нейроконтроллера NARMA – L2 Controller в окне системы SIMULINK формируется схема системы со структурой, аналогичной схеме 5.25 [239], однако вместо блока контроллера NN Prediction Controller используется блок NARMA – L2 Controller.

Параметры, которые задаются при проведении процедуры идентификации, схема модели исполнительного устройства СВ, порядок генерации обучающей последовательности описаны в [236]. При этом структура нейронной сети существенно отличается от структуры сети, которая используется в NN Predictive Controller.

На рис. 5.25 показана структура нейронной сети, верхняя часть которой служит для управления, а нижняя - для аппроксимации.

Использование NARMA – L2 модели позволяет представить NARMA – L2 Controller в виде, показанном на рис. 5.26.

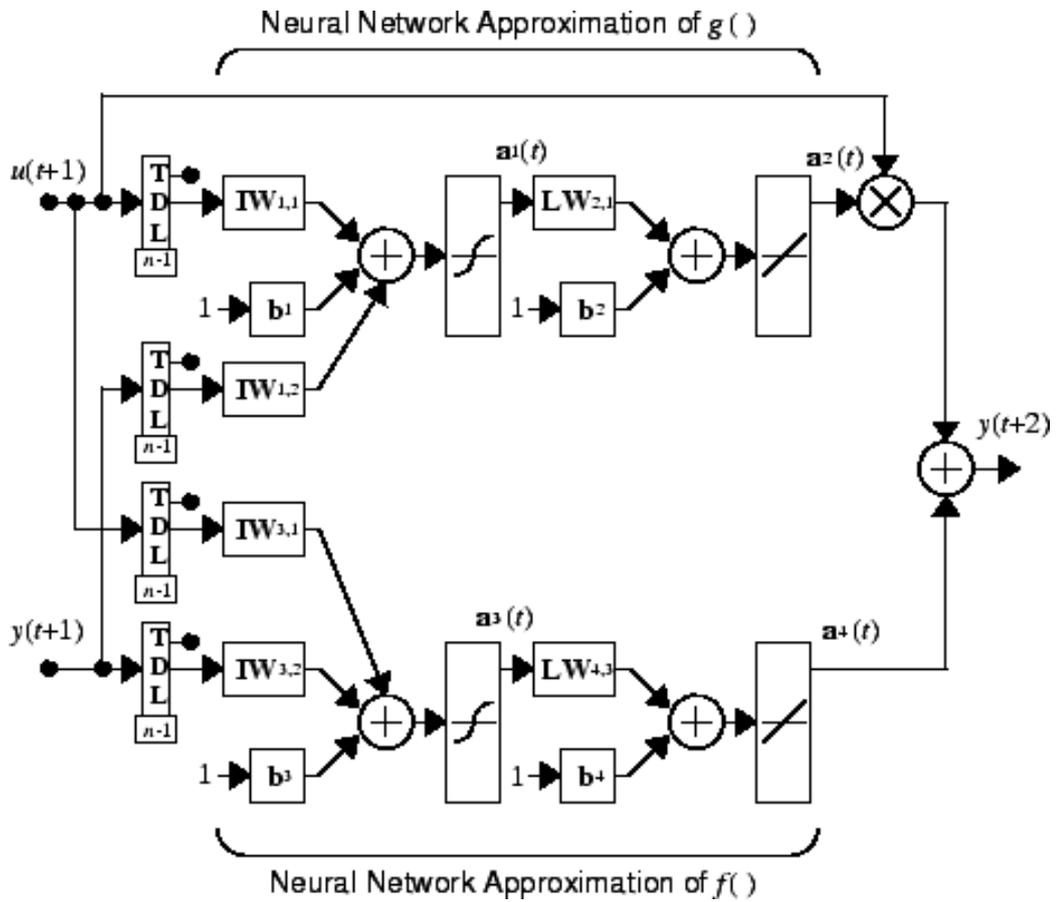


Рисунок 5.25 – Структура нейронной сети

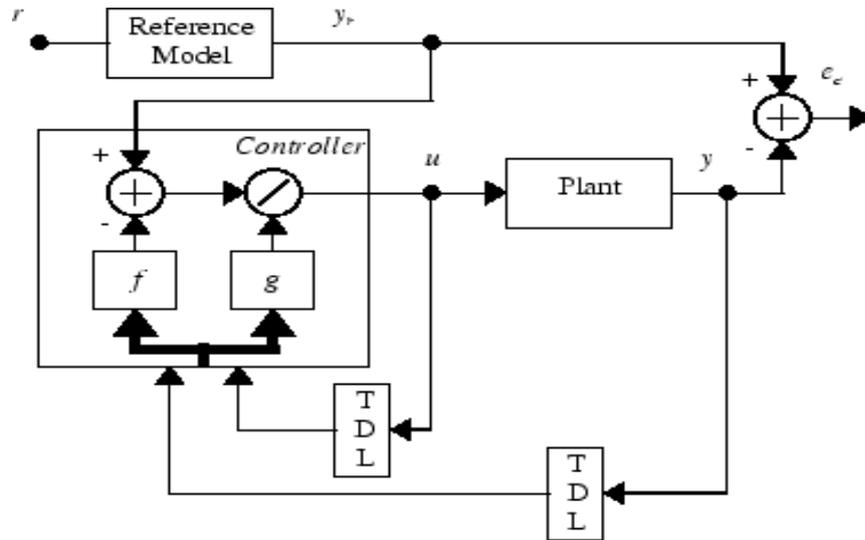


Рисунок 5.26 – Схема блока NARMA – L2 Controller

Общая схема нейросетевого регулятора NARMA – L2 приведена на рис. 5.27.

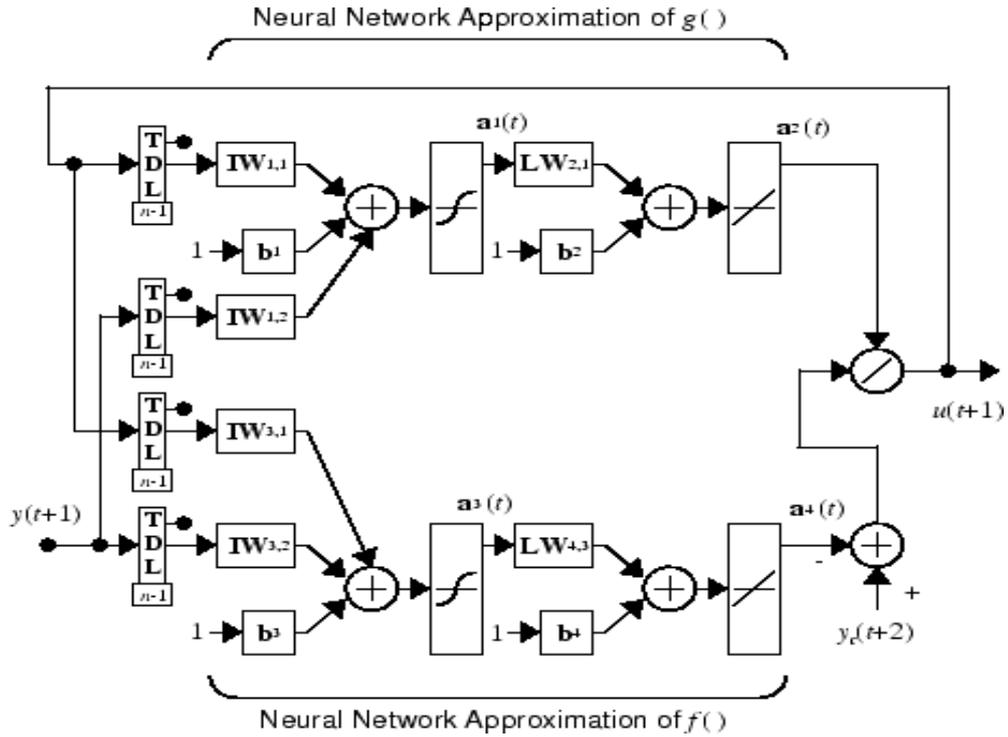


Рисунок 5.27 – Общая схема нейросетевого регулятора NARMA – L2

На рис. 5.28 приведена структурная схема исследуемой нейросетевой модели объекта регулирования нейрорегулятора NARMA – L2

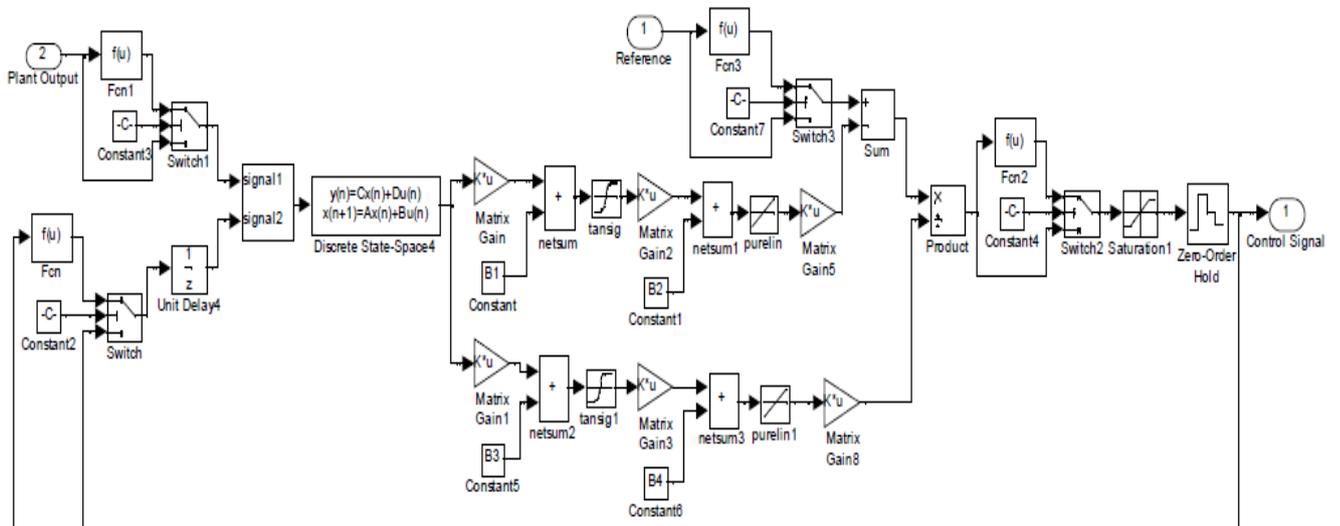


Рисунок 5.28 – Структурная схема нейросетевой модели объекта регулирования нейрорегулятора NARMA – L2

После создания сети происходит её преобразование и выполняется процесс её обучения с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта.

При синтезе контроллера NARMA – L2 Controller, наиболее важным вопросом является выбор количества нейронов первого и третьего слоёв  $S$ . Для рассматриваемого контроллера оптимальные значения  $S = 10 \div 14$ . Количество элементов запаздывания на входе  $N_i$  и выходе  $N_j$  модели варьировалось в пределах  $N_i = 1 - 4$ ,  $N_j = 2 \div 5$ . Количество циклов обучения  $N_{\delta}$ , по истечении которых ошибка обучения переставала уменьшаться, составляло  $300 \div 600$ . В качестве оптимальных параметров приняты следующие:  $S = 10$ ,  $N_i = 1$ ,  $N_j = 5$ . При этом средняя ошибка обучения составляет  $3,68 \cdot 10^{-12}$ , а мгновенные ошибки на обучающем, тестовом и контрольном множествах не превышают  $4 \cdot 10^{-5}$ .

Идентификация (обучение сети) осуществлялась на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Окно идентификации приведено на рис. 5.29.

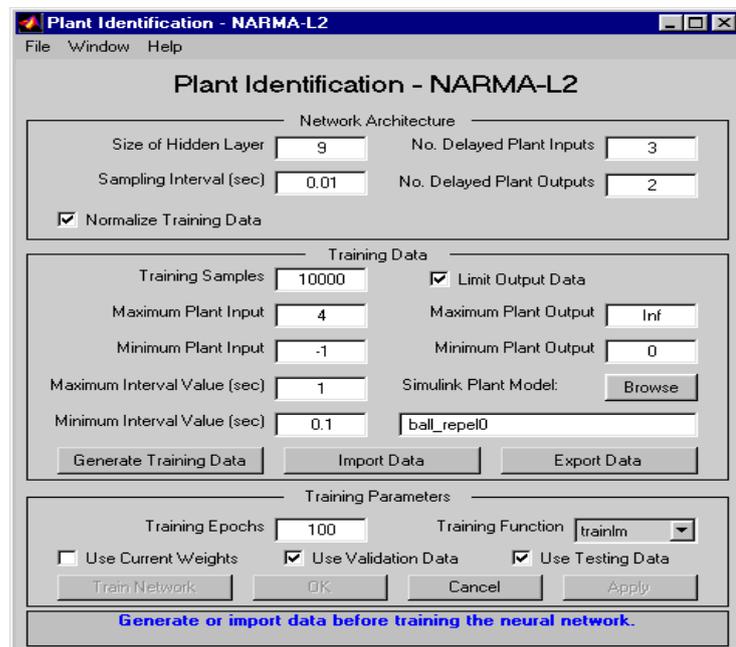


Рисунок 5.29 – Окно идентификации

На рис. 5.30 показаны главное меню обучения нейронной сети и данные обучения. Данные тестирования и данные проверки приведены на рис. 5.31.

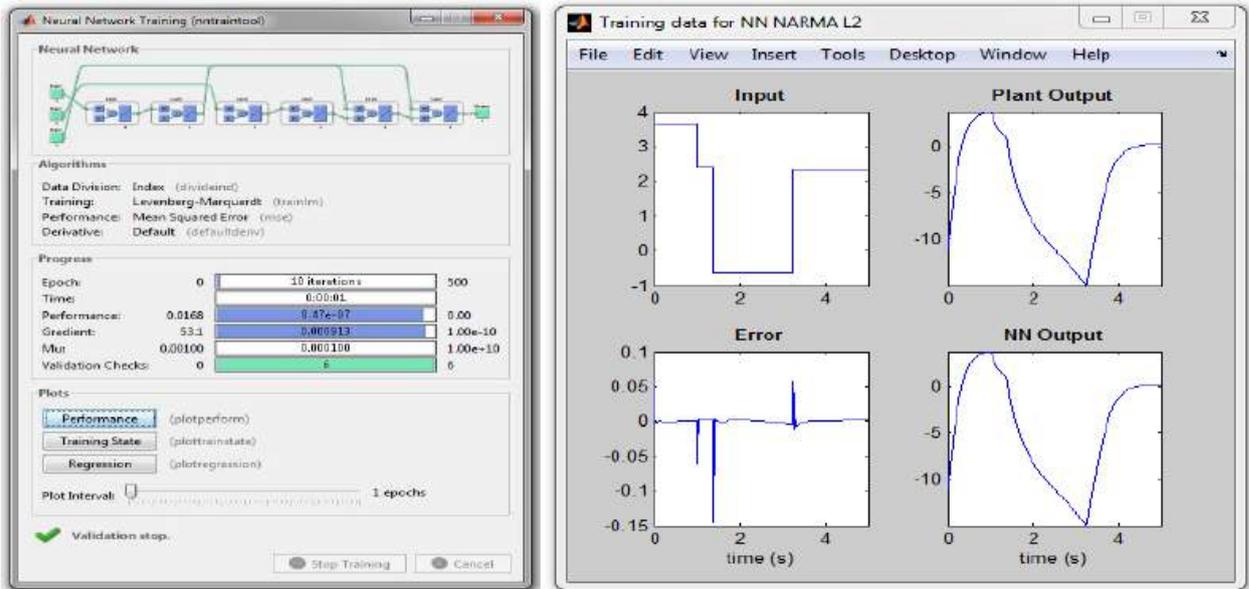


Рисунок 5.30 – Главное меню обучения нейронной сети и данные обучения

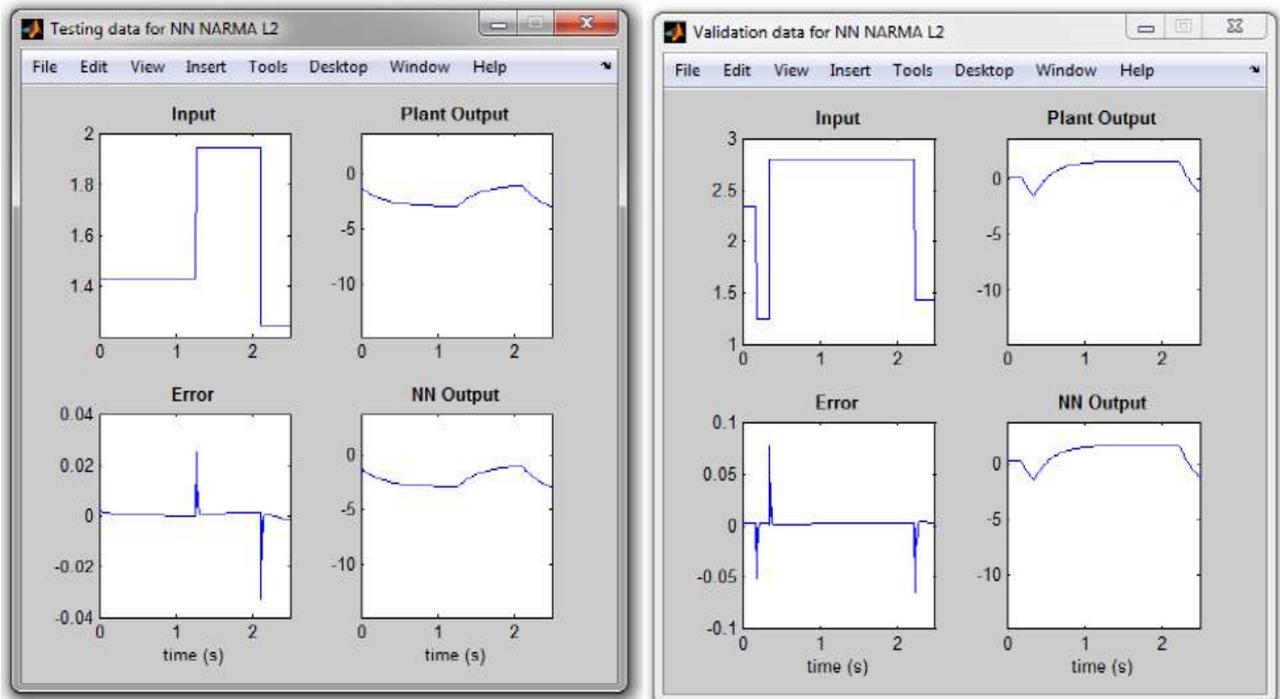


Рисунок 5.31 – Данные тестирования и данные проверки

На рис. 5.32 представлены результаты синтеза контроллера NARMA – L2

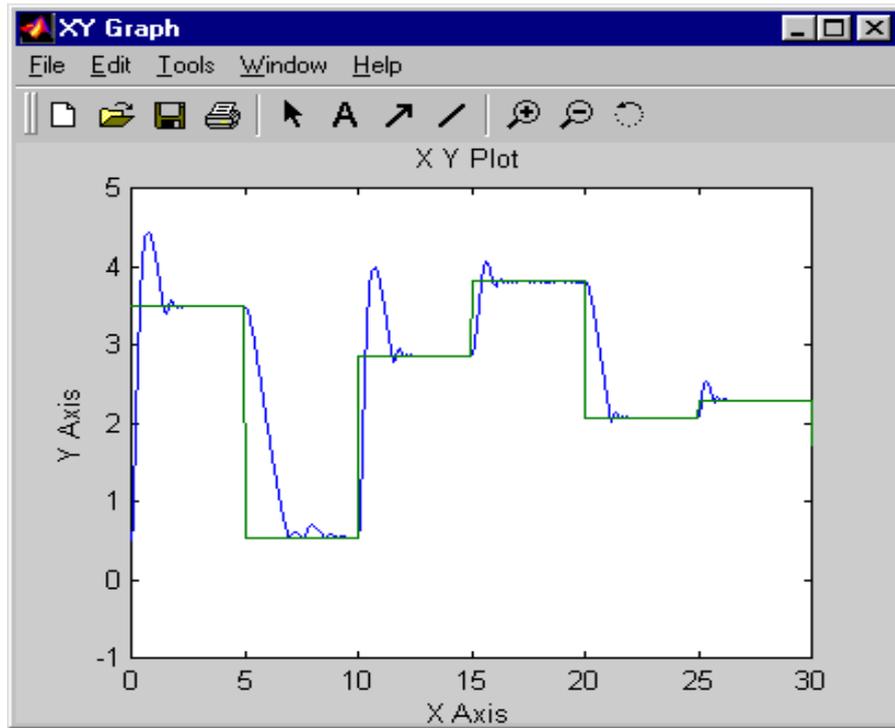


Рисунок 5.32 – Результаты синтеза контроллера NARMA – L2

Для схемы системы управления с регулятором NARMA-L2 Controller, приведенной на рис. 5.33, в качестве входных сигналов использовались случайные величины.

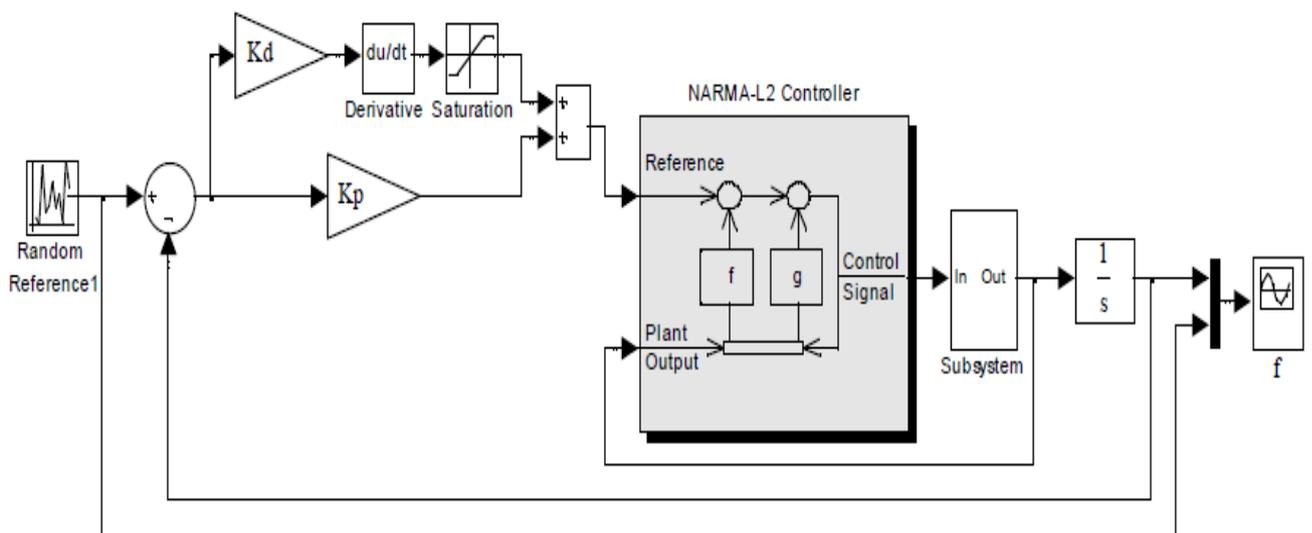
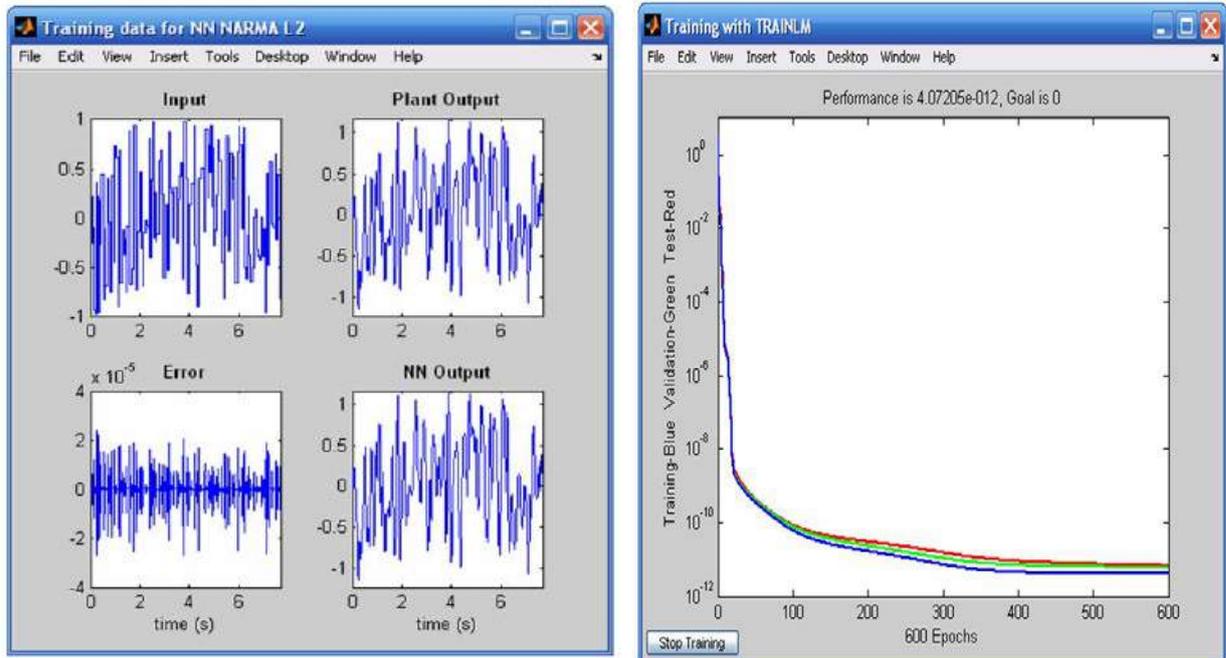


Рисунок 5.33 – Схема системы управления с регулятором NARMA-L2 Controller

Окно контроля обучения нейронной сети нейрорегулятора NARMA-L2 Controller и результаты ее тренировки для этого случая приведены на рис. 5.34.



а

б

Рисунок 5.34 – Окно контроля обучения: а) нейронной сети нейрорегулятора NARMA-L2 Controller; б) результаты ее тренировки

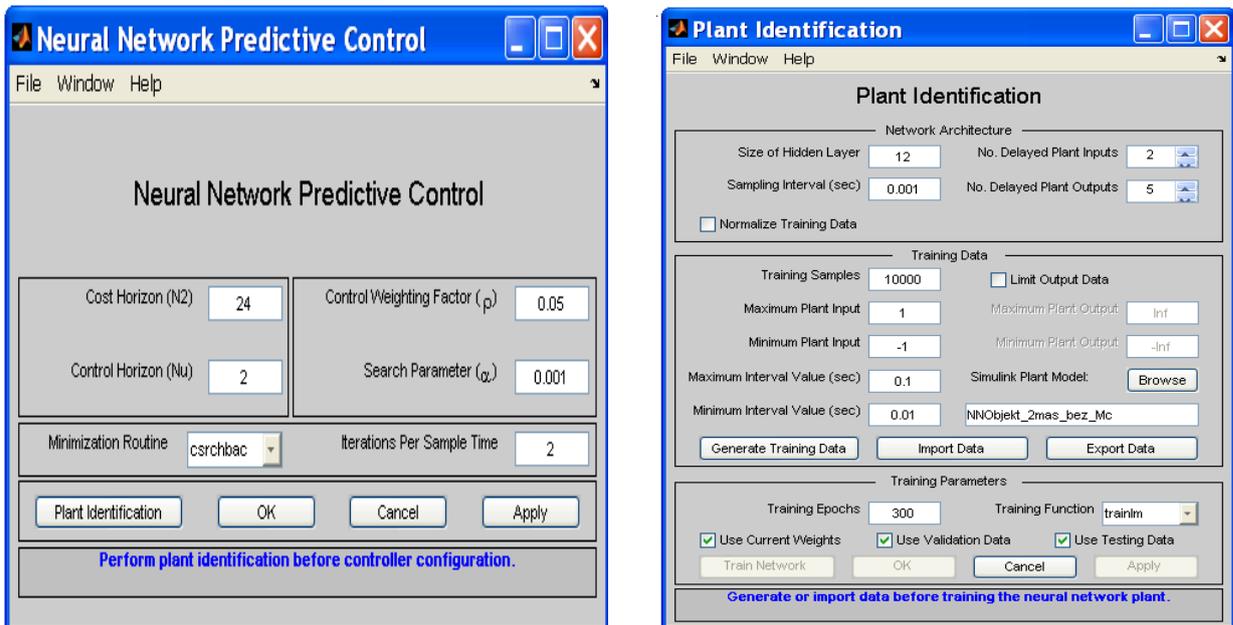
#### 5.4.5 Моделирование управления с предсказанием

Принцип управления с предсказанием заключается в использовании принципа меняющегося горизонта, когда нейросетевая модель управляемого процесса предсказывает реакцию объекта управления на определенном интервале времени в будущем.

Регулятор состоит из нейросетевой модели управляемого процесса и блока оптимизации. Блок оптимизации определяет значения управляющего сигнала, которые минимизируют критерий качества управления, а соответствующий управляющий сигнал управляет процессом. В пакете прикладных программ Neural Network Toolbox системы MATLAB реализован контроллер с предсказанием NN Predictive

Controller, при построении которого использован принцип нелинейного предикторного управления.

Графический интерфейс пользователя нейросетевой системы управления с предсказанием и окно идентификации управляемой системы показаны на рис. 5.35.



а

б

Рисунок 5.35 – Графический интерфейс: а) пользователя нейросетевой системы управления с предсказанием; б) окно идентификации управляемой системы

На рис. 5.36 приведена схема моделируемой нейросетевой системы управления.

Схема включает блок контроллера NN Prediction Controller, блоки генерации эталонного ступенчатого сигнала со случайной амплитудой Random Reference, блоки построения графиков и блоки, относящиеся к объекту управления. Особенность этой структуры заключается в том, что она выполняет не только функции блок-схемы системы Simulink, но и функции графического интерфейса пользователя GUI.

Процедура идентификации позволяет построить нейронную сеть, которая будет моделировать динамику управляемого объекта.

Схема исследуемой модели объекта управления показана на рис. 5.37.

Процесс синтеза нейроконтроллера NN Prediction Controller начинается с построения нейросетевой модели объекта управления, отражающей динамику объекта.

После завершения обучения сети параметры нейросетевой модели управляемого объекта вводятся в блок NN Predictive Controller системы Simulink.

При активизации блока Subsystem открывается окно со схемой рис. 5.38. Данная схема так же является нейросетевой моделью объекта управления, имеющей дополнительные выходы и используемой для предсказания процесса.

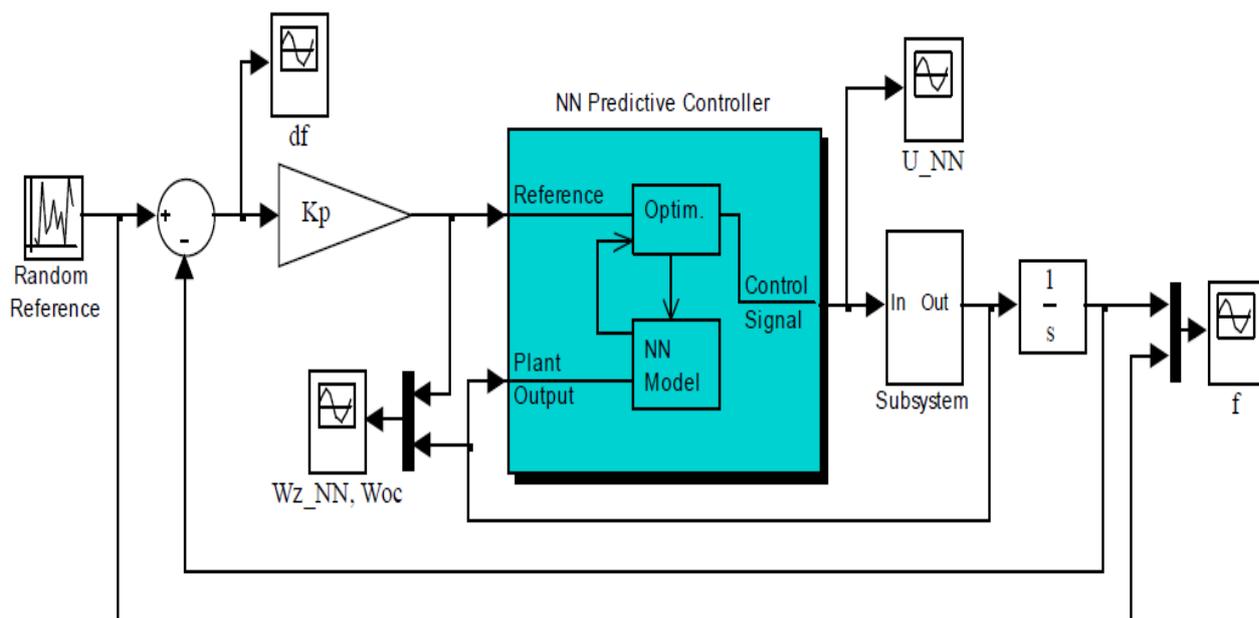


Рисунок 5.36 – Схема нейросетевой системы управления

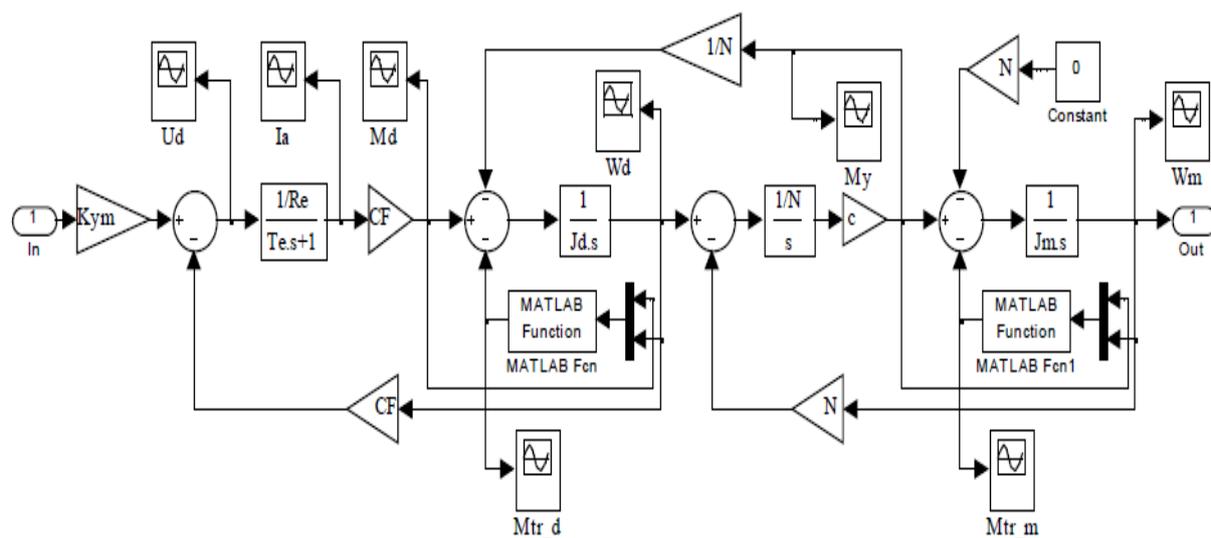


Рисунок 5.37 – Схема модели объекта управления

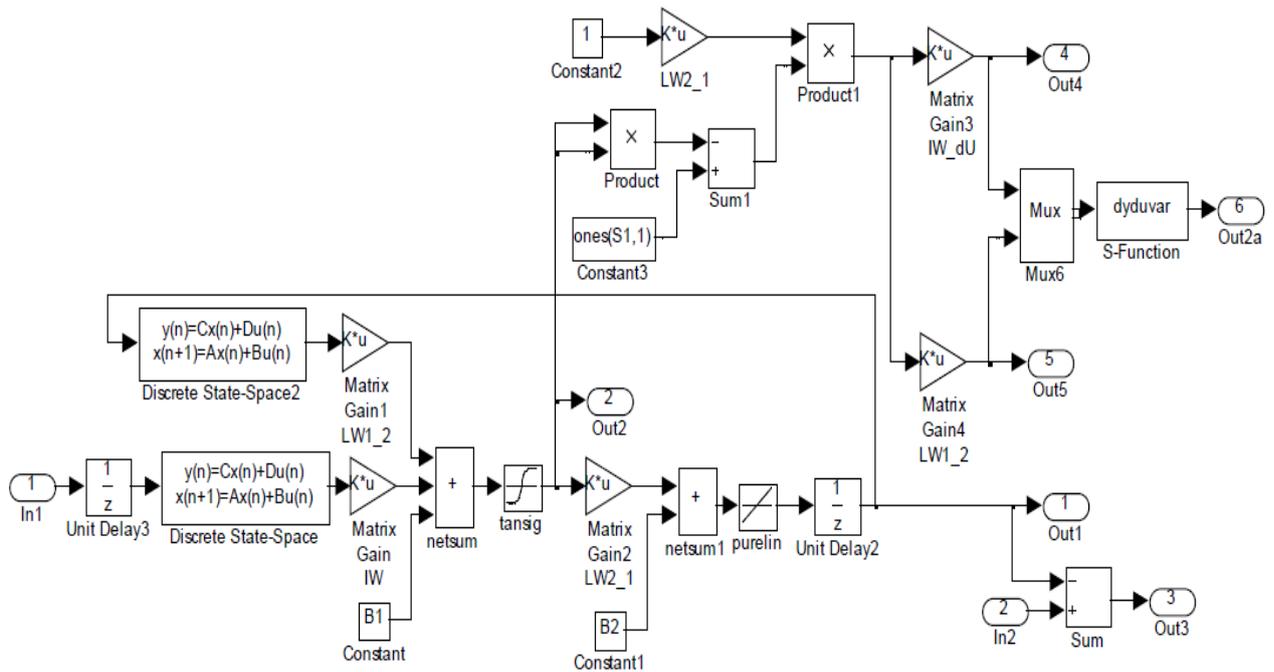


Рисунок 5.38 – Схема блока Subsystem системы ptest3sim2

Прежде чем установить параметры контроллера, необходимо решить задачу идентификации управляемого объекта, т.е. построить его нейросетевую модель.

В рассматриваемом случае такой моделью является нелинейная динамическая модель (5.60).

Графики входного и выходного сигналов объекта управления выводятся на экран (рис. 5.39). По завершении генерации обучающей происходит создание сети с прямой передачей сигнала.

На рис. 5.40 показаны результаты обучения нейросетевой модели и окно контроля процесса управления соответственно.

На рис. 5.41 показаны результаты работы прогнозирующего нейроконтроллера при управлении нелинейным объектом, значения выходного сигнала которого задавались эталонной моделью первого порядка  $Y_{ref} = 0.2/(s + 0.2)$ .

На рис. 5.42 и 5.43 приведены результаты сравнительного моделирования работы различных нейроконтроллеров, а на рис. 5.44 - результат управления отделением диффузии.

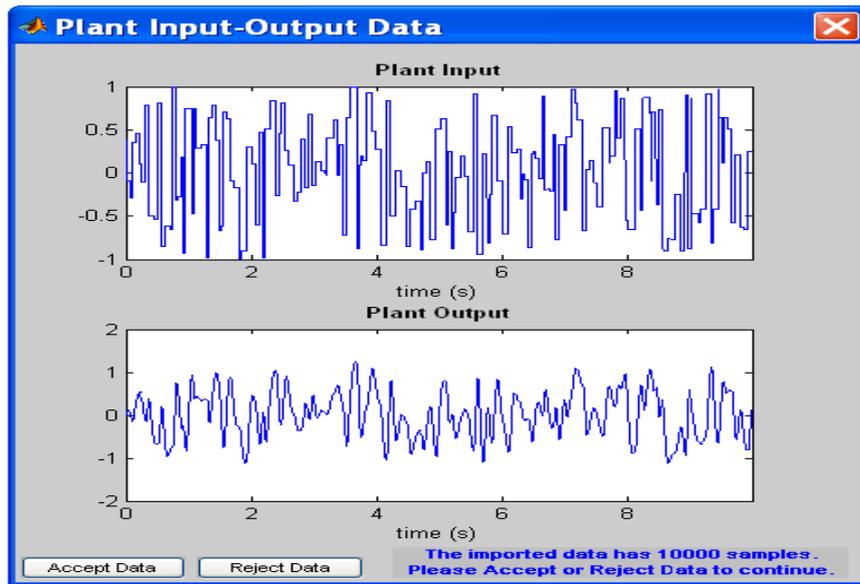
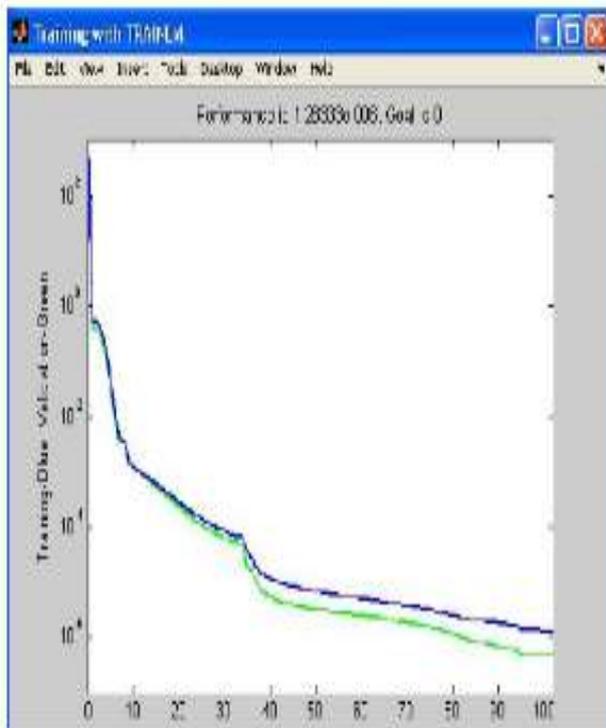
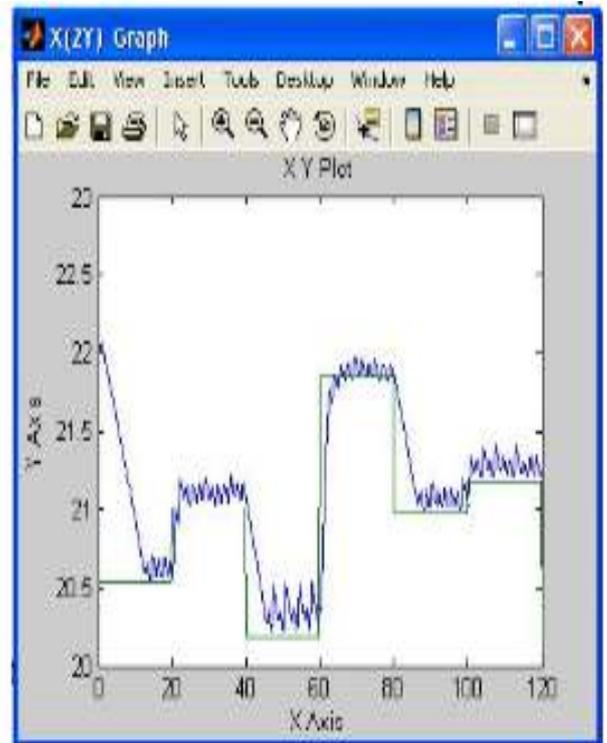


Рисунок 5.39 – Графики входного и выходного сигналов объекта управления



а



б

Рисунок 5.40 – Результаты а) обучения НСМ; б) окно контроля процесса управления

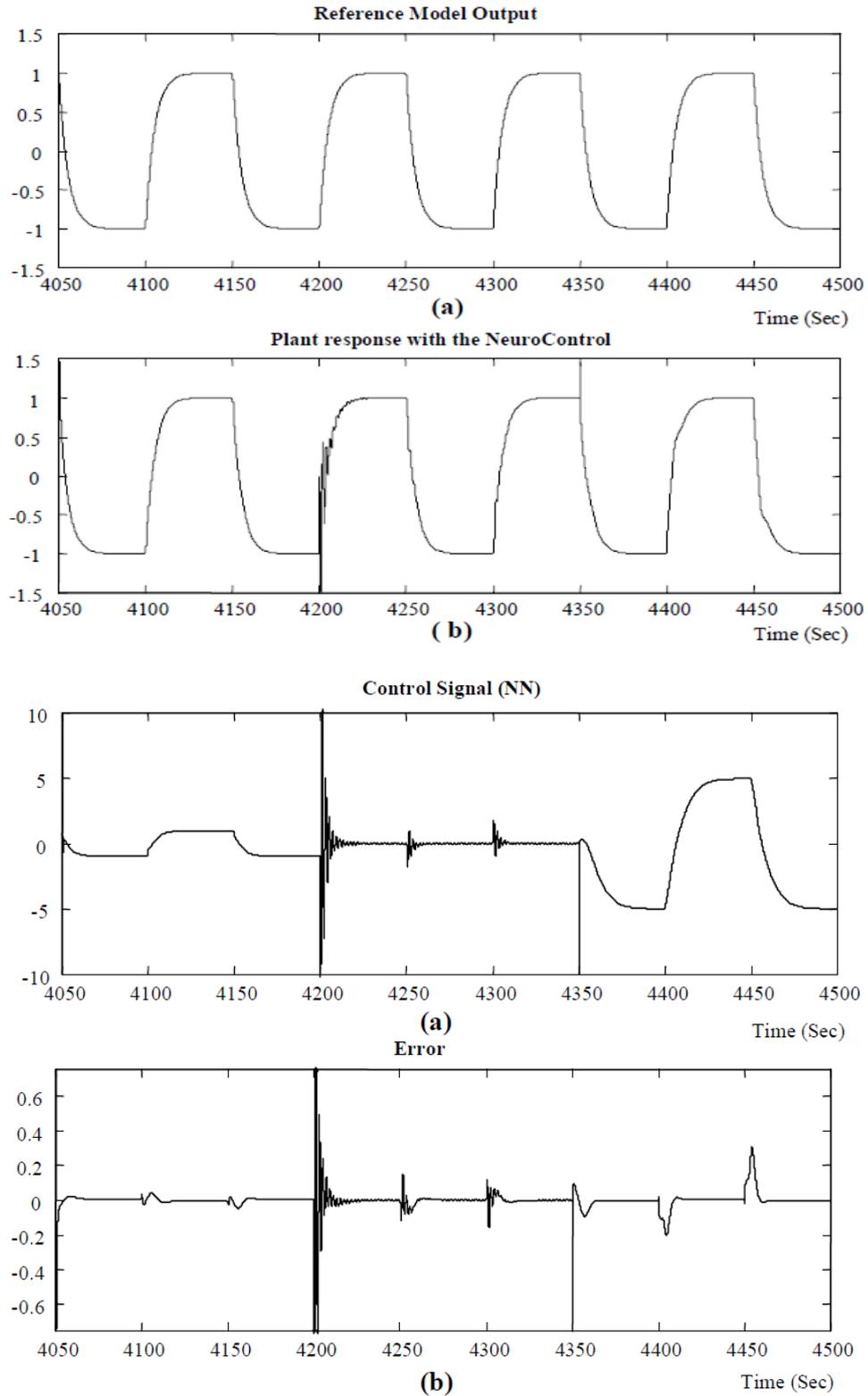
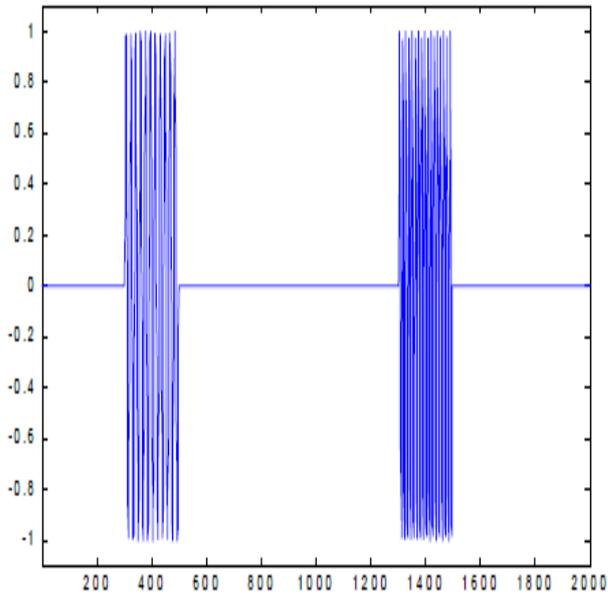
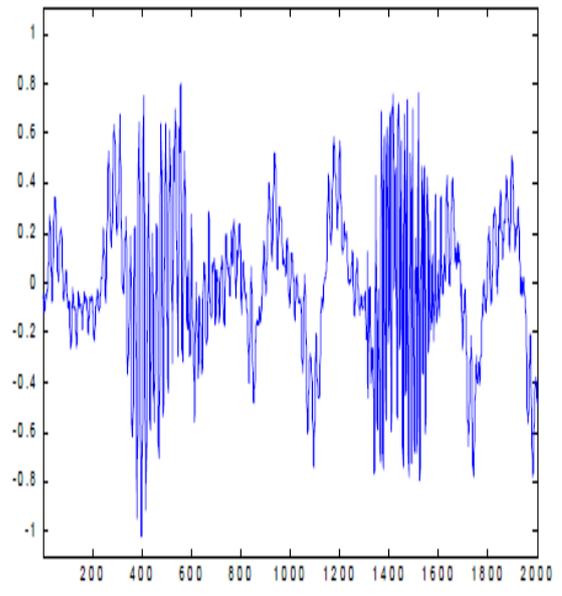


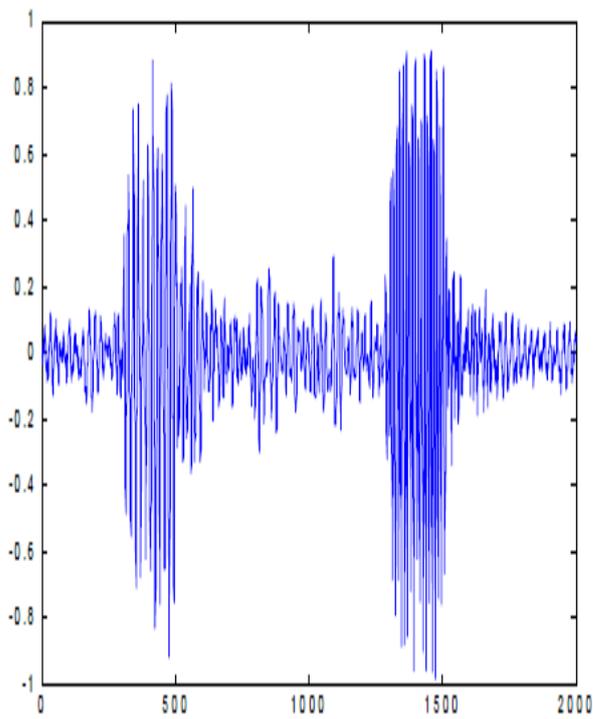
Рисунок 5.41 – Результаты моделирования а) требуемый выходной сигнал; б) выходной сигнал объекта при нейроуправлении; в) управляющий сигнал; г) изменение ошибки



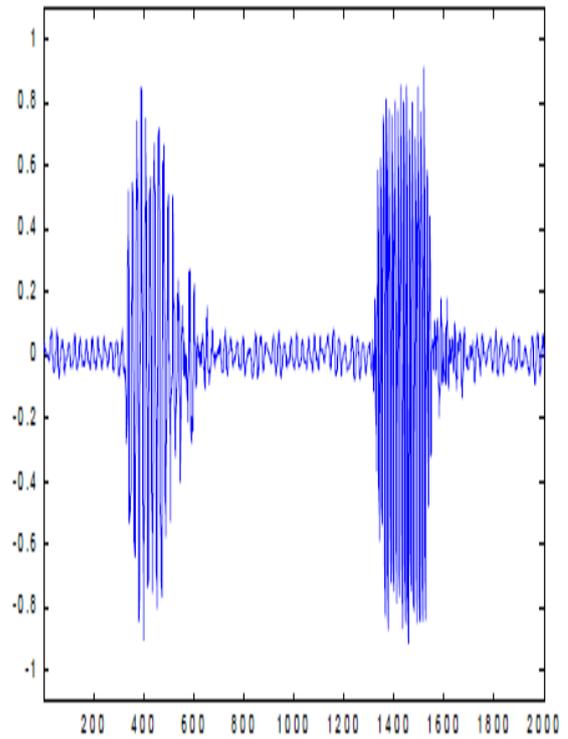
а



б



в



г

Рисунок 5.42 – Результаты работы регуляторов: а) заданный сигнал; б) регулятор с эталонной моделью; в) NARMA-L2 Controller; г) NN Prediction Controller

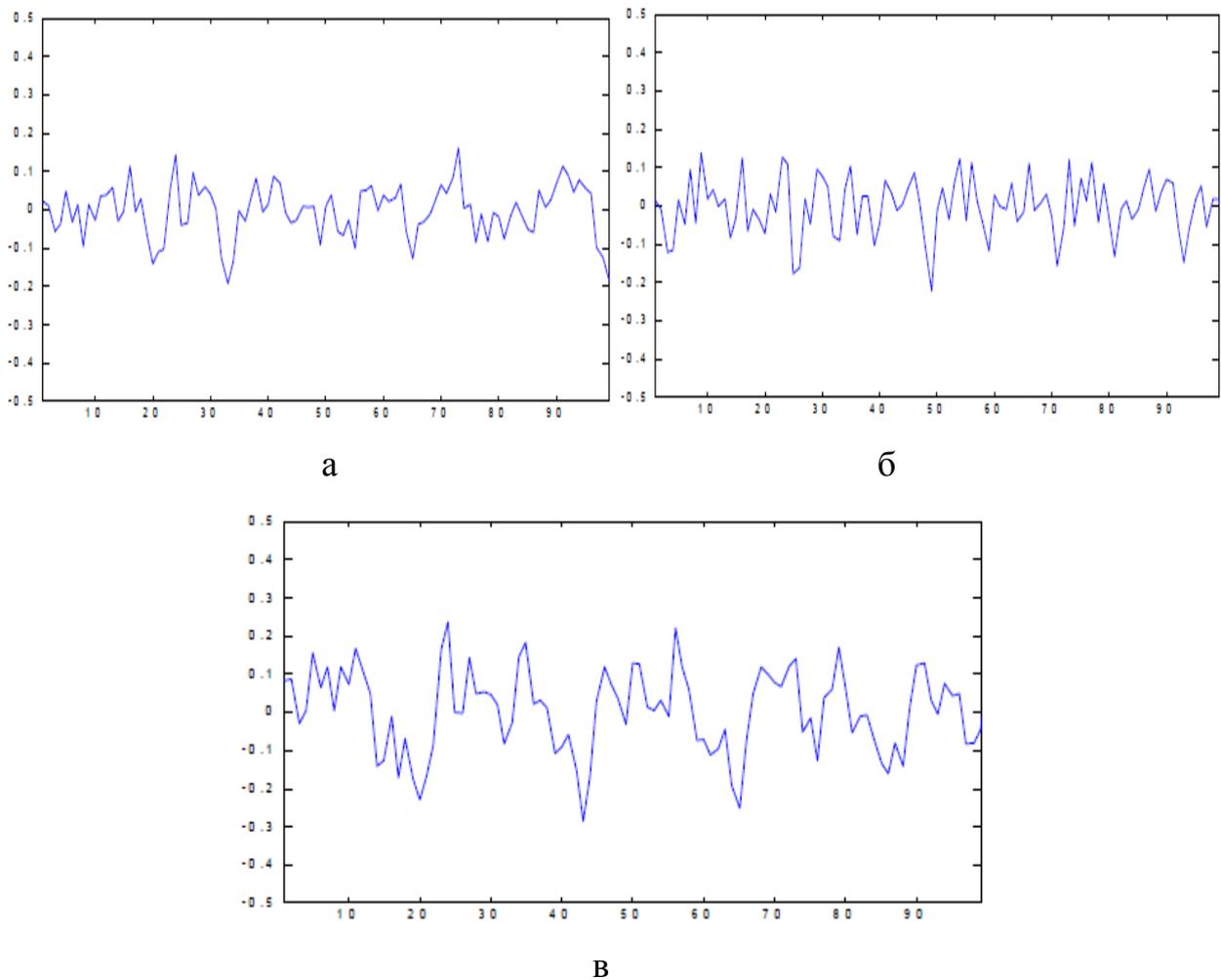


Рисунок 5.43 – Ошибки управления: а) регулятор с эталонной моделью;  
 б) NARMA-L2 Controller; в) NN Prediction Controller

Некоторые результаты моделирования процесса диффузии (для 4-х выходных параметров) приведены на рис. 4.24 и 4.25. Как отмечалось выше данные нелинейные модели по различным каналам  $y_i(k) = f(u_1(k), \dots, u_{11}(k))$ ,  $i = \overline{1,4}$ ,  $k = \overline{1,100}$  были получены с помощью пяти двухслойных персептронов 2-7-5-1, обучение которых осуществлялось по алгоритму Левенберга-Маркуардта, время обучения составило  $\approx 3$  минуты [231-233, 239, 240]. Следует отметить, что несколько лучшие результаты были достигнуты при использовании более сложных МСП: 2-20-20-1, 2-15-10-1.

Однако для их обучения потребовалось значительно больше времени – 6 и 5 минут соответственно. Упрощение этих структур путем удаления наименее значащих весов и привело к получению окончательной персептронной модели 2-7-5-1,

точность которой оказалась вполне приемлемой.

График изменения выходной величины модели диффузионного аппарата после управления по алгоритму (5.57) приведен на рис. 5.44.

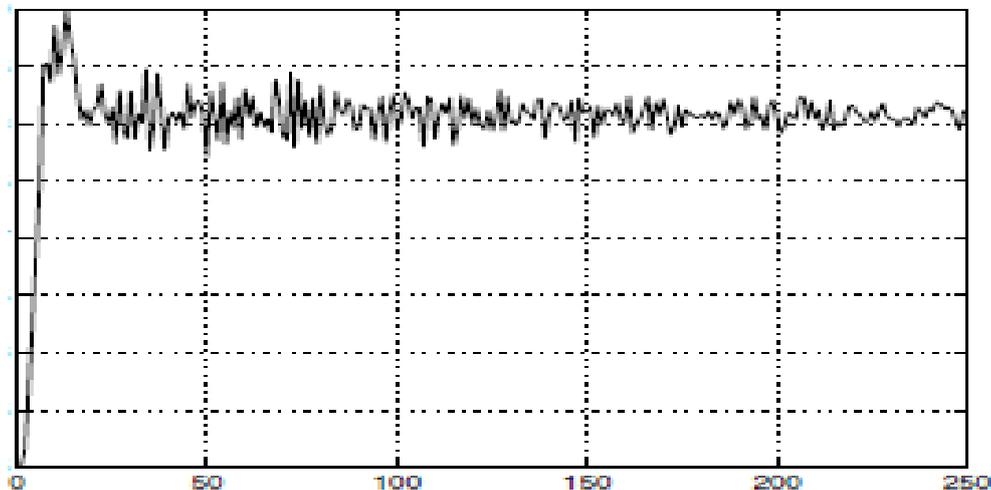


Рисунок 5.44 – График изменения выходной величины модели (3.16) после управления.

#### Выводы по разделу 5

1. Рассмотрены принципы построения нейрорегуляторов, проанализированы достоинства и недостатки основных их схем. Для всех рассмотренных схем нейроруправления разработаны алгоритмы настройки параметров нейрорегуляторов, основанные на использовании градиентных процедур.

2. Рассмотрен один из вариантов применения нейронных сетей в задачах управления - схема нейроруправления с самонастройкой, в которой ИНС выполняет те же функции, что и оператор системы, т.е. осуществляет настройку параметров обычного регулятора. Синтезированы схемы нейроруправления с самонастройкой для ПИД-регулятора на базе МСП и РБС. Показано, что реализация данных схем является достаточно простой и не требует какой-либо дополнительной информации о свойствах объекта и помехах. Получены условия сходимости процесса управления при использовании РБС общего вида.

Разработаны процедуры предикторного нейро ПИД-управления, состоящие в коррекции параметров нейросетевого ПИД-регулятора на основе минимизации квадратного функционала от ошибки предсказания.

3. Изучены особенности реализации систем предикторного нейроуправления и разработаны схемы такого управления на основе РБС и динамических моделей в пространстве состояний

4. Решена задача прогнозирования хода технологического процесса с использованием локально-рекуррентного персептрона, при построении которого используются динамические нейроны. Показано, что в этом случае задача построения нейросетевой прогнозирующей модели сводится к определению параметров БИХ фильтра, осуществляемому в процессе обучения сети. Полученный алгоритм обучения сети является одной из реализаций метода обратного распространения ошибки, реализация которого затруднений не вызывает. Параметры алгоритма, влияющие на скорость процесса обучения, должны выбираться, исходя из условий конкретной решаемой задачи.

5. Проведено имитационное моделирование разработанных схем нейросетевого управления с использованием ППП Neural Network Toolbox. Исследован процесс решения задач адаптивного нейросетевого управления нелинейными динамическими объектами при воздействии помех. Показана эффективность использования алгоритма Левенберга-Марквардта, обладающего хорошими фильтрующими и сглаживающими свойствами и поэтому обеспечивающего получение удовлетворительных результатов при наличии помех измерений.

При моделировании работы нейрорегулятора, для управления двумерным объектом на базе МСП с архитектурой 12-12-2, требуемая точность модели была достигнута на основе 5000 обучающих пар, после 25 итераций. При изменении свойств объекта возникает переходной процесс, составляющий 20 итераций.

При моделировании работы нейросетевого ПИД-регулятора изменялось задание по расходу диффузионного сока с  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$  до  $105 \text{ м}^3/\text{ч}$  и обратно. Получено, что выход на  $80 \text{ м}^3/\text{ч}$  производится с меньшим перерегулированием, а выход на  $105 \text{ м}^3/\text{ч}$  осуществляется быстрее на 8 мин.

б. Моделирование работы контроллера на основе модели авторегрессии со скользящим средним NARMA – L2 Controller, контроллера на основе эталонной модели Model Reference Controller и контроллера с предсказанием NN Predictive Controller показало, что наиболее целесообразным при управлении ТП сахарного производства является применение NARMA – L2 Controller.

При синтезе NARMA – L2 Controller средняя ошибка обучения для рассматриваемого примера составила  $3,68 \cdot 10^{-12}$ , а мгновенные ошибки на обучающем, тестовом и контрольном множествах не превышают  $4 \cdot 10^{-5}$ .

Использование результатов имитационного моделирования, полученных с помощью пяти двухслойных персептронов 2-7-5-1 для управления диффузионным процессом позволило обеспечить высокую точность управления (отклонение от требуемой выходной величины составило 5-8%).

## РАЗДЕЛ 6

### ОРГАНИЗАЦИЯ ИНФОРМАЦИОННОГО И ПРОГРАММНО- АЛГОРИТМИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ТРЕНАЖЕРА

Целью обучения на тренажере является умение принимать решения по управлению технологическим объектом на уровне, близком к оптимальному, т. е. на том уровне, который определяет профессиональную подготовку диспетчера. Необходимо также, чтобы диспетчер имел возможность на тренажерном комплексе проанализировать варианты решений различных задач управления [241-248]. Это позволит углубить у него знания об объекте управления. Кроме того, необходимо оценивать качество принимаемых диспетчером решений, для чего должны быть разработаны эталонные модели расчетов оптимальных решений функционирования технологических систем (ТС).

В основе всех этих задач лежит имитационная обучающая модель. Ориентация данной модели как на обучение, так и на переподготовку (поддержание на постоянно высоком уровне знаний и навыков) диспетчерского персонала определила следующие основные принципы, положенные в основу формирования учебно-тренировочных задач (УТЗ):

- развитие понимания физических процессов, протекающих в химико-технологических системах;
- развитие навыков и отработка алгоритмов оперативной деятельности, ведущих к повышению экономичности эксплуатации ТС;
- развитие навыков управления в различных аварийных и нештатных ситуациях, возникающих в практике оперативно-диспетчерского управления.

В соответствии с указанными принципами имитационная обучающая модель должна обеспечивать решение функциональных задач управления стационарными и нестационарными режимами работы ТС [249-251].

Функциональная структура модульного тренажера, обеспечивающая выполнение всех задач обучения и являющаяся блочной, включает в себя основную управляющую программу, редактор, интерпретатор ввода-вывода, базу данных,

имитатор и программу управления обучением, реализующую алгоритм обучения для различных режимов функционирования автоматизированного обучающего комплекса [252-254].

Рассмотрим организацию информационного и программно-алгоритмического обеспечения компьютерного тренажера более подробно.

### 6.1 Алгоритм обучения на тренажере

Обучение на тренажере должно осуществляться в ходе решения УТЗ в интерактивном режиме с имитационной моделью [249, 250]. Так как контингент обучаемых различен по опыту производственной деятельности, а также учитывая необходимость проверки знаний, целесообразно использование трех режимов функционирования автоматизированного тренажерного комплекса (АТК) - обучение, контроль, исследование. На рис. 6.1 показана структура имитационной обучающей модели как ядра АТК. Сплошными линиями показана функциональная структура при режиме «Обучение»; пунктирными - при режиме «Контроль»; штрих - пунктирными - функциональная структура режима «Исследование».

Основным режимом функционирования АТК является режим «Обучение». Он предназначен для отработки алгоритмов оперативной деятельности диспетчера по управлению режимами работы ТС, ведущих к повышению надежности и экономичности эксплуатации ТС.

Режим "Контроль знаний" предназначен для проведения входного и выходного контроля знаний, а также для контроля текущей успеваемости.

Исследовательский режим предназначен для более глубокого изучения процессов, происходящих в газотранспортных теплотехнологических системах, позволяет имитировать различные переходные процессы в условиях, приближенных к реальным ситуациям на реальных объектах. Режим подготавливает обучаемых к опасным для оборудования и сложным для управления ситуациями.

Рассмотрим функционирование имитационной обучающей модели на примере режима «Обучение» (модель технологического процесса).

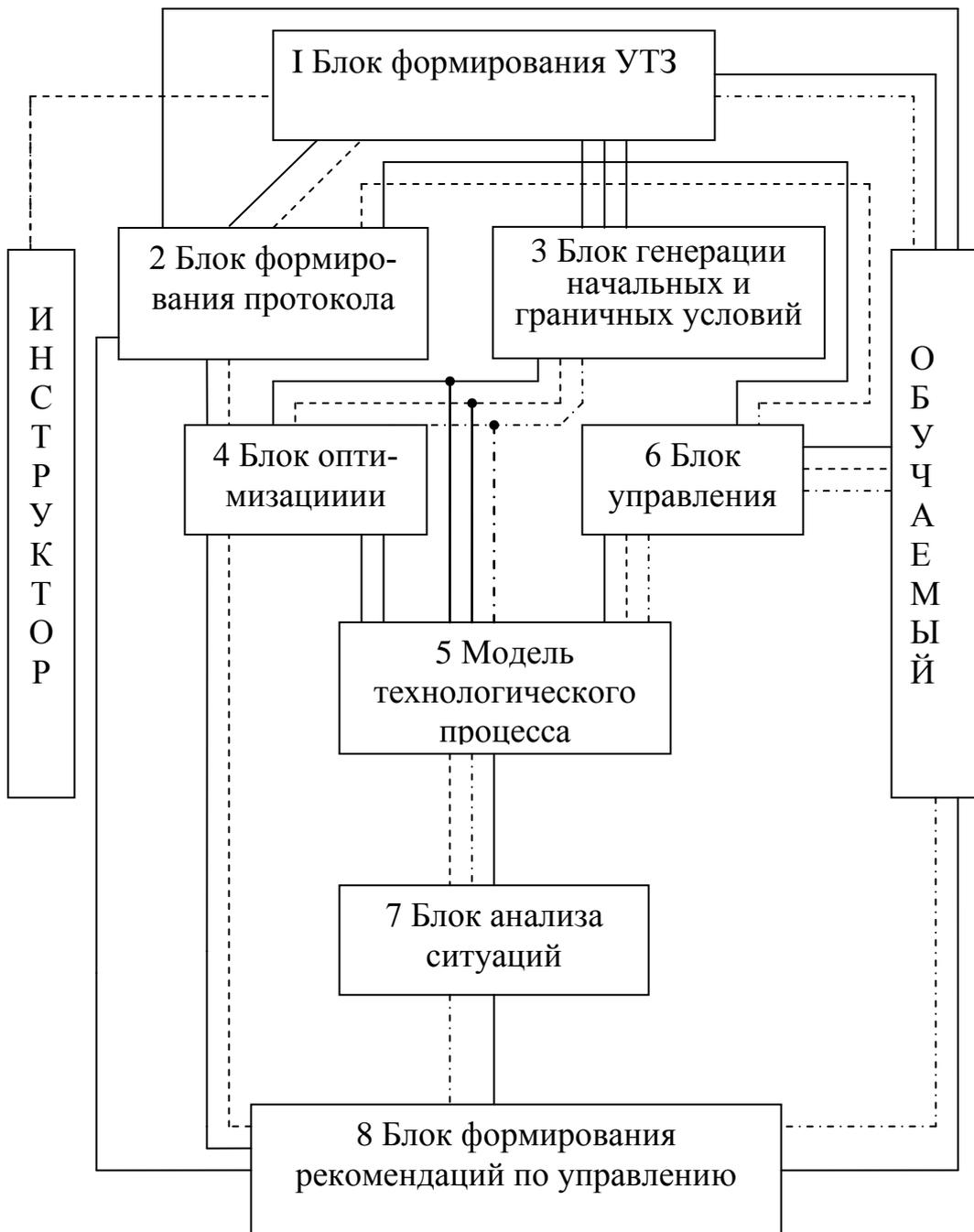


Рисунок 6.1 – Структура имитационной обучающей модели

В режиме “Обучение” в соответствии с указанным номером и вариантом задания, в блоке формирования задания или УТЗ (блок I) осуществляется выбор из базы данных информации по соответствующему отделению, а также формулируется задание по обучению, затем в блоке 3 производится генерация параметров входных сигналов. В блоке 5 осуществляется расчет режимных параметров процесса при за-

данных управлениях. Если результаты расчета не соответствуют совокупности имеющихся технологических ограничений, диспетчер выбирает (блок 6) новые управляющие воздействия и производит новый расчет. При принятии управленческих решений диспетчер может обратиться за рекомендациями (блок 8), которые сформируются в зависимости от возникшей ситуации (блок 7) и на основе оптимального решения (блок 4). Для оценки действий обучаемых в блоке 2 формируется протокол выполнения заданий.

Предложенную структуру имитационной обучающей модели характеризуют [245, 249, 250]:

- универсальность; в качестве модели технологического процесса (блок 5) может быть задана и модель технологического элемента ТС, например, ДУ, и модель процесса в целом (причем как в условиях стационарного, так и нестационарного режимов);
- многофункциональность; охватывает весь цикл обучения: режим обучения, исследовательский режим, контроль знаний;
- возможность проигрывания на тренажере различных сложных ситуаций с одновременным получением оптимальных решений по управлению ТС, что позволяет повысить эффективность их функционирования.

При разработке УТЗ на тренажере для обучения диспетчеров ТП, необходимо помимо синтеза имитационных моделей создать непосредственно алгоритмы, а также системы анализа ситуаций и выработки рекомендаций по управлению, системы оценок результатов обучения и т.д.

Центральное место в тренажере занимает алгоритм обучения диспетчерского персонала, схема которого приведена на рис. 6.2. Данный алгоритм является достаточно универсальным, так как может быть применен при обучении на различных сформулированных выше классах задач [99].

Обучающий алгоритм реализован в виде компонента, управляющего диалогом между обучаемым и имитационной моделью. Обучение ведется в терминах проблемной области и включает меню, вопросы, требующие ответа ДА/НЕТ, шаблоны. Выполнение каждого шага диалога сопровождается картинкой на экране дисплея.

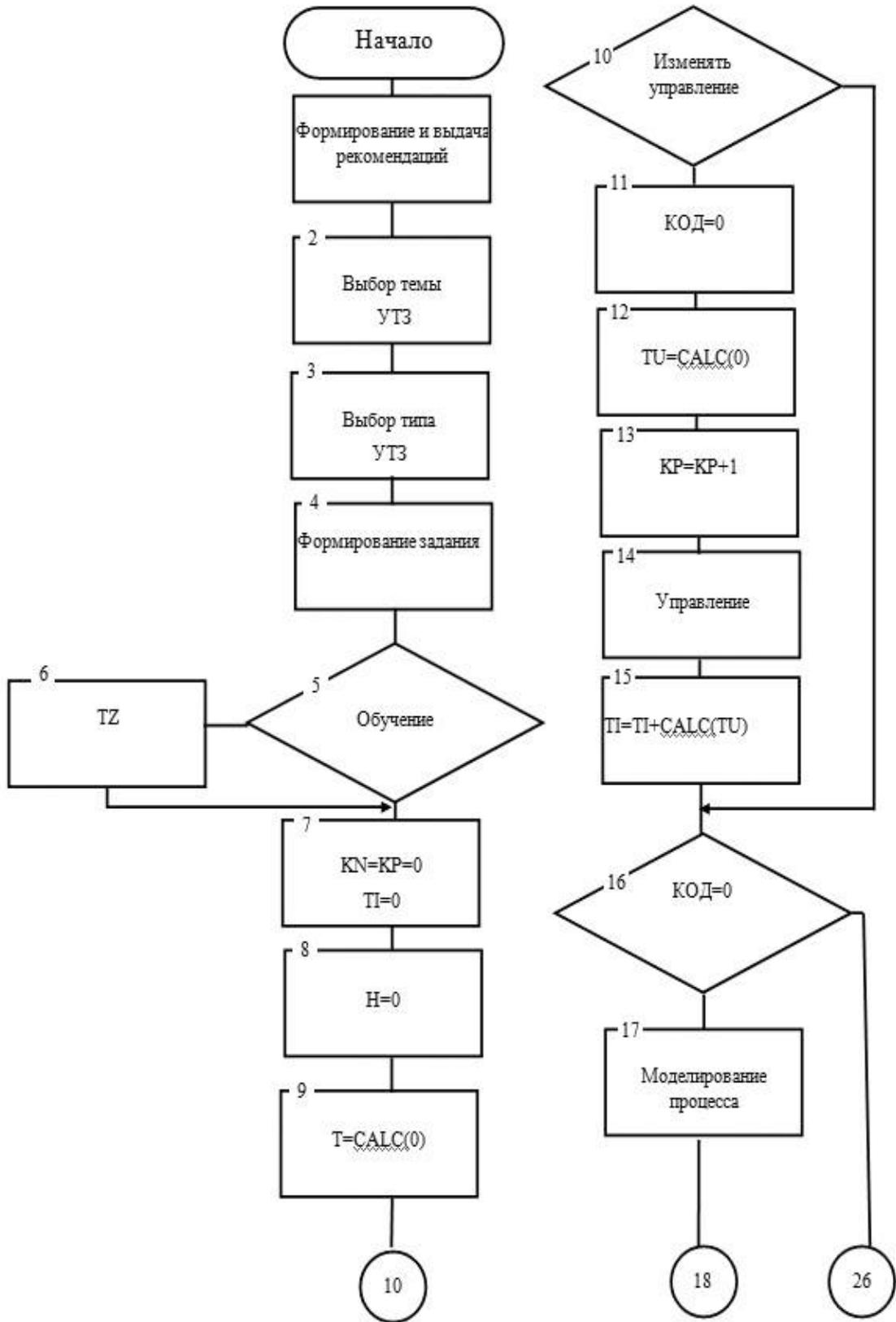


Рисунок 6.2 – Алгоритм обучения на тренажере

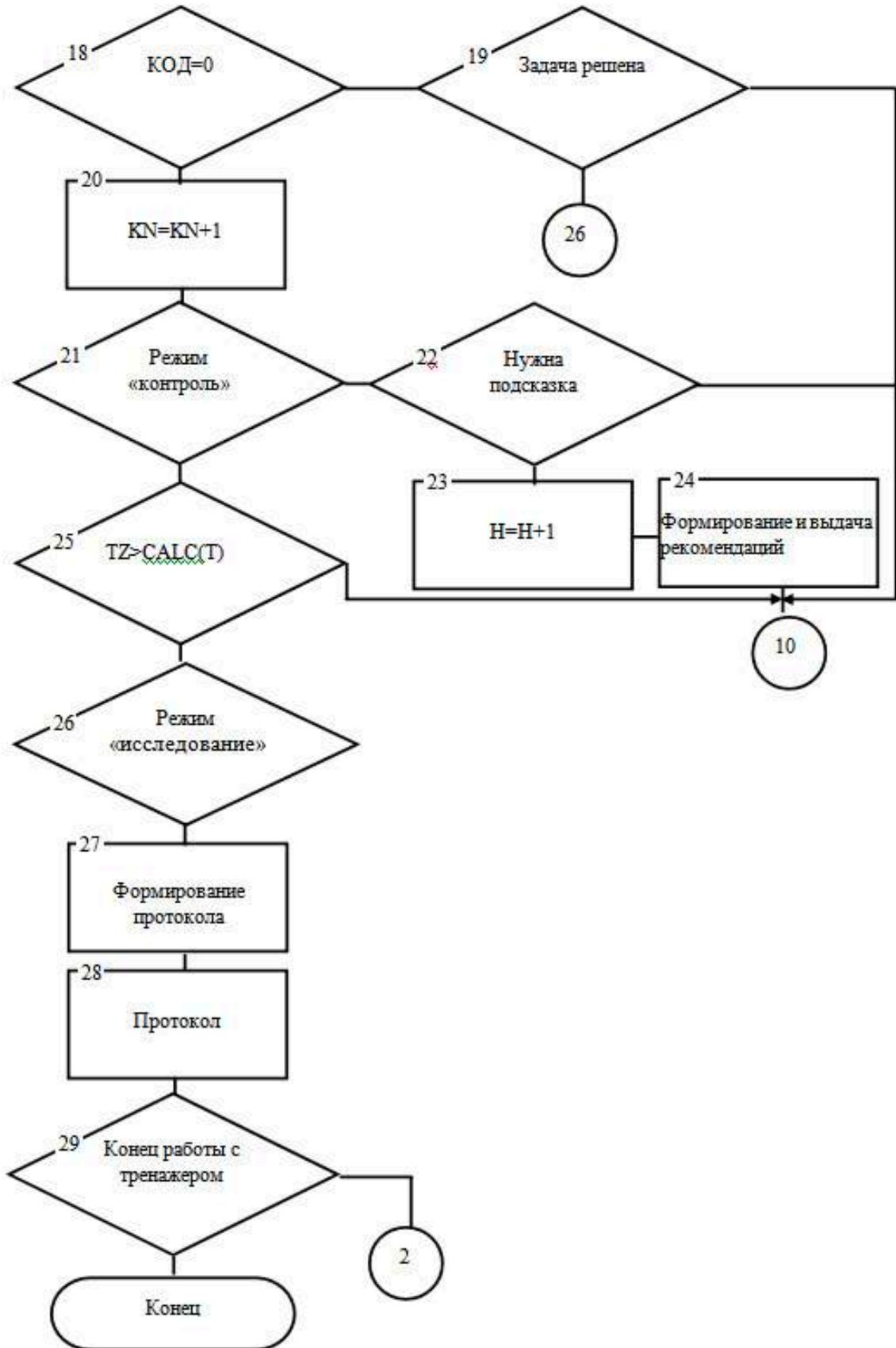


Рисунок 6.2, лист 2

Процесс работы с тренажером начинается с выбора режима функционирования (блок 1). Как указывалось выше, тренажер поддерживает работу в следующих режимах «обучение», «подсказка», «контроль знаний» и «исследовательский режим». Режим «обучение» предполагает проведение учебного процесса с оператором, работающим самостоятельно за персональным дисплеем. В начале работы обучаемый получает от инструктора номер варианта конкретной УТЗ. В этом режиме обучаемому предоставляется возможность обращаться за рекомендациями по управлению (подсказками) к ЭВМ. Все действия обучаемого фиксируются в протоколе обучения. В режиме «контроль» все действия обучаемого также фиксируются, но подсказки по управлению в этом случае запрещены. Кроме того, на решение УТЗ накладываются жесткие временные ограничения.

Режим «исследование» предназначен для имитации в учебных условиях реально возможных ситуаций, позволяющих обучаемым отрабатывать действия, которые в этих ситуациях должны быть предусмотрены. Этот режим ориентирован также на приобретение обучаемыми навыков управления ТП в условиях, приближенных к реальным, т. е. позволяет работать с реальными объектами, их реальными характеристиками и параметрами. В данном режиме, как и в режиме «обучение», разрешается использование обучаемым рекомендаций по управлению.

Пример окна меню для диффузионного отделения приведен на рис. 6.3.

После задания режима работы тренажера производится выбор темы и типа УТЗ (блоки 2,3 соответственно) и формируется задание на обучение (блок 4).

В зависимости от режима работы, формирование УТЗ, заключается в выборе или задании конкретных исходных данных (влажности исходного материала, количества поступающего на сушку материала, технологических ограничений, начальных параметров управления и т.д.). В блоке 5 осуществляется проверка выбранного режима работы. Если выбран режим контроля знаний, то задается время на выполнение задания TZ (блок 6) и управление передается к блоку 7.

По ходу выполнения задания фиксируется ряд параметров, характеризующих степень подготовленности обучаемого (например, количество нарушений техноло-

гических ограничений, количество попыток управления, время, затраченное на обдумывание и принятие управленческих решений и т.д.). Поэтому перед сеансом работы в блоках 7, 8 осуществляется обнуление счетчиков указанных параметров.

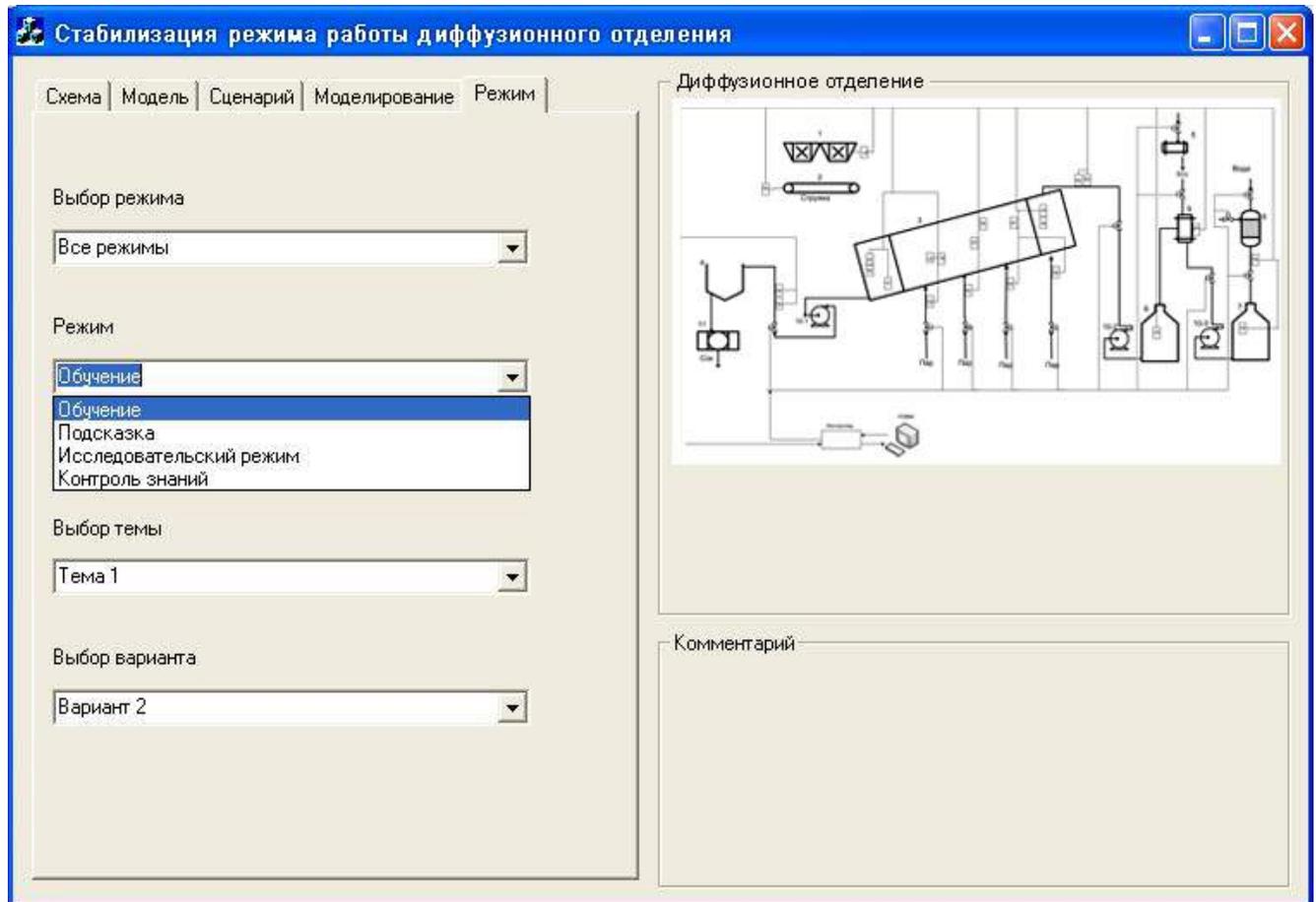


Рисунок 6.3 – Окно меню отделения диффузии

В тренажере должны быть предусмотрены системные часы, которые фиксируют общее время выполнения УТЗ. Поэтому перед началом выполнения УТЗ счетчик времени обнуляется (блок 9).

Обучаемый, изменяя соответствующее управляющее воздействие, т.е. давая положительный ответ на вопрос об изменении управления (блок 10), может уже в исходной ситуации повлиять на режим работы моделируемого объекта. При этом в блоке 11 обнуляется параметр, характеризующий тип возникающей ситуации (код события). В исходном состоянии этот параметр и так равен нулю, однако, как и будет показано ниже, к блоку 10 осуществляется переход из различных точек алго-

ритма, при этом не исключена возможность, что код события отличен от нуля. Блок 12 обнуляет счетчик времени, подсчитывающий время на обдумывание и принятие обучаемым управленческих решений. В блоке 13 количество попыток управления увеличивается на единицу. Обучаемый выбирает из предложенного меню тип управляющего воздействия и реализует принятое решение (блок 14). При этом в блоке 15 подсчитывается и фиксируется общее время, затраченное на обдумывание и принятие решений в процессе выполнения УТЗ.

Блок 16 осуществляет проверку кода события (КОД) на равенство нулю. Если  $\text{КОД} \neq 0$ , то управление передается к блоку 26. При  $\text{КОД} = 0$  происходит имитация моделируемого процесса (блок 17) и вновь код события проверяется на ноль (блок 18). Если программа, моделирующая технологический процесс, завершает работу с  $\text{КОД} \neq 0$ , то на экран монитора выдается сообщение о нарушении технологических ограничений и счетчик нарушений увеличивается на единицу (блок 20).

При всех режимах работы тренажера, кроме режима «контроль знаний», обучаемому разрешается пользоваться рекомендациями по управлению, которые на основе сложившейся ситуации вырабатывает ЭВМ, реализующая функции «идеального оператора». При отказе от подсказки (блок 22) управление вновь передается к блоку 10. В противном случае счетчик соответствующей подсказки увеличивается на единицу (блок 23). На основе анализа ситуаций формируются и выдаются на экран монитора соответствующие рекомендации ЭВМ (блок 29) и управление передается к блоку 10.

Рассмотренный процесс будет повторяться до тех пор, пока УТЗ не будет решена (блок 19) или же не будет исчерпано время на решение задачи (блок 25). Если предусматривается возможность отказа от выполнения задачи (блок 16), то  $\text{КОД} \neq 0$ , характеризует отказ от выполнения задания. В любом из рассмотренных случаев управление передается к блоку 26. Если режим работы тренажера не является исследовательским (блок 26), на основе статистики, набранной в ходе выполнения УТЗ, формируется протокол обучения (блок 27) и выдается на экран монитора (блок 28). Пример протокола приведен на рис. 6.4.

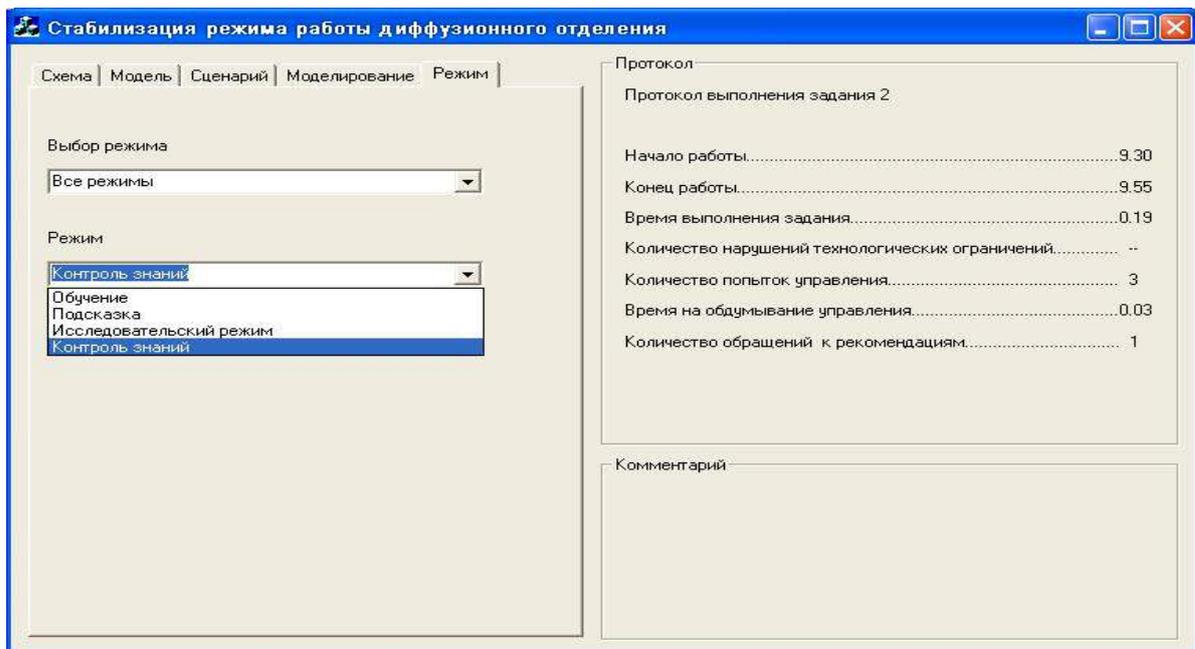


Рисунок 6.4 – Окно меню при режиме «контроль знаний»

## 6.2 Организация информационного обеспечения имитационной обучающей модели

Наиболее сложной проблемой при разработке имитационной обучающей модели является создание моделей ТП, обеспечивающих имитацию рабочей обстановки диспетчера к его деятельности по управлению в различных режимах.

Сложность разработки модели ХТС для использования в имитационной обучающей модели, наряду с решением вопросов выбора математического аппарата для описания физических процессов в переходных и аварийных режимах эксплуатации, идентификации параметров, начальных и граничных условий, связана также с решением ряда вопросов, имеющих большое значение в обеспечении эффективности имитации. Такими вопросами, в частности, являются:

- ориентация модели на ее экспериментальное применение;
- обеспечение модификации параметров модели и ее структуры в ходе имитации;
- разработка системы подсказки (диалог) и обеспечение возможности эффективного управления моделью;

- создание условий для наблюдения и анализа результатов имитаций;
- организация эффективных методов ввода, вывода и обработки информации.

Использование для решения перечисленных вопросов стандартных средств математического обеспечения ЭВМ малоэффективно и приводит к значительным затратам времени. Для обеспечения моделирования систем на ЭВМ создано большое количество языков моделирования, которые служат вспомогательным аппаратом разработки машинной реализации, исследования и анализа имитационных моделей. Однако число языков моделирования систем, которые описываются дифференциальными уравнениями в частных производных, очень мало. Исследование таких систем с использованием обычных языков непрерывного или дискретного моделирования не дает требуемых результатов. Создание языков моделирования систем, описываемых дифференциальными уравнениями в частных производных, наталкивается на трудности, обусловленные отсутствием удобного универсального метода их решения, значительными затратами машинного (ЭВМ) времени, необходимостью соединения и деления пространственных форм и т.д.

Математические модели, описывающие различные технологические процессы и условия их протекания, весьма разнообразны - стохастические модели, детерминированные, дифференциальные уравнения в частных производных и др. В связи с этим оказывается затруднительным подбор какого-либо известного языка имитационного моделирования, так как возникает несоответствие между узкой языковой концептуальной направленностью и широкой проблемной областью.

Как было показано выше, весьма перспективным является применение нейросетевых моделей ТП. Однако при их построении возникает задача выбора эффективного нейроэмулятора.

### 6.2.1 Выбор нейроэмуляторов

Имитационное моделирование является необходимым этапом исследования эффективности как выбранной архитектуры ИНС, так и применяемого алгоритма обучения сети.

В настоящее время наиболее массовым направлением нейрокомпьютинга яв-

ляется моделирование нейронных сетей на персональных компьютерах. Успехи в моделировании позволяют создавать обучающие программы, дающие пользователю полное представление об ИНС и их возможностях.

Однако независимо от используемого пакета результатом экспериментального исследования является определение областей наиболее эффективного применения того или иного типа ИНС и разработка рекомендаций по их практическому использованию.

В настоящее время популярны и широко используются следующие программные нейросимуляторы:

- SNNS 4.1, позволяющий эмулировать работу достаточно большого количества алгоритмов нейронных сетей, является наиболее универсальным и многофункциональным среди свободно распространяемых программных нейросимуляторов;

- Trajan 3.0, к сожалению, доступна только демо-версия, которая позволяет проектировать модели нейронных сетей, производить их обучение и наблюдать за результатами работы созданного проекта. В пакете реализованы алгоритм обратного распространения, алгоритм сопряженных градиентов, Левенберга-Марквардта, быстрого распространения, Delta-Bar-Delta, что позволяет использовать версию в образовательных целях;

- NeuroPro 0.25, разработанный в Институте вычислительного моделирования СО РАН г. Красноярск. В данной программе реализованы широкие возможности по упрощению нейронных сетей на основе вычисляемых показателей значимости, что позволяет отсеять малозначимые, "шумовые" входные сигналы, и оставить элементы, действительно необходимые для правильного решения задачи, а затем привести нейронную сеть к логически прозрачному виду, когда по структуре сети становится возможным построить явный алгоритм решения задачи;

- однако наиболее полные возможности по исследованию свойств алгоритмов обучения ИНС предоставляет программный пакет MATLAB. Входящий в его состав Neural Network Toolbox представляет собой пакет программ, ориентированный на решение широкого спектра задач с использованием нейросетевых алгоритмов. В нем предусмотрена реализация 15 разновидностей нейронных сетей, а также

возможность создания пользовательских сетей практически любой конфигурации.

– Поэтому в данной работе исследования алгоритмов обучения многослойного персептрона проводились именно в среде MATLAB.

#### 6.2.2. Анализ основных симуляторов ИНС.

Одним из наиболее популярных симуляторов нейронных сетей является программный пакет SNNS 4.1. Данный пакет позволяет эмулировать работу достаточно большого количества алгоритмов нейронных сетей и является наиболее универсальным и многофункциональным среди свободно распространяемых программных нейросимуляторов. Следует отметить, что пакет SNNS 4.1, изначально разработанный для X Windows ОС Linux и впоследствии адаптированный под XGUI для Windows 95, обладает неудобным графическим интерфейсом приложения для пользователя Windows 95 и имеет некоторые проблемы с настройкой XGUI для Windows 95.

Довольно интересным является проект Trajan 3.0, но он, к сожалению, является не бесплатным. Демо-версия не позволяет сохранять созданные файлы, пересылать информацию через Clipboard, что необходимо для более детальной обработки выходных данных в пакете STATISTICA, использовать программный интерфейс API для включения кода функционирования нейронов в собственные программы проектировщика. Однако демо-версия позволяет проектировать модели нейронных сетей, производить их обучение и наблюдать за результатами работы созданного проекта. Данное приложение реализует ряд наиболее распространенных алгоритмов обучения таких, как алгоритм обратного распространения, алгоритм уменьшения сопряженных градиентов, Левенберга-Марквардта, быстрого распространения, Delta-Bar-Delta. И этого вполне достаточно, чтобы применять данную демо-версию в образовательных целях.

Исследования алгоритмов обучения многослойного персептрона проводились при помощи программных пакетов MATLAB 6.1 и Trajan Neural Network Simulator 3.0 для сравнения показателей эффективности обучающих алгоритмов.

Neural Network Toolbox (v.4.0) для MATLAB (v.6.1) представляет собой пакет программ, ориентированный на решение широкого спектра задач с использованием

нейросетевых алгоритмов. В пакете предусмотрена реализация 15 разновидностей нейронных сетей, а также возможность создания пользовательских сетей практически любой конфигурации. Нейронная сеть представлена в пакете, как объект, включающий подобъекты и свойства, к большинству из которых имеется доступ из командного окна, что позволяет контролировать поведение сети и гибко управлять свойствами сети. Сеть может быть сохранена в виде .mat – файла.

Чтобы создать нейронную сеть, необходимо выполнить следующие операции:

- сформировать последовательности входов и целей (кнопка New Data), либо загрузить их из рабочей области системы MATLAB или из файла (кнопка Import);
- создать новую нейронную сеть (кнопка New Network), либо загрузить ее из рабочей области системы MATLAB или из файла (кнопка Import);
- выбрать тип нейронной сети и нажать кнопку Train..., чтобы открыть окно для задания параметров процедуры обучения;
- открыть окно Network для просмотра, инициализации, моделирования, обучения и адаптации сети.

Затем в командном файле при помощи определенных процедур задаются алгоритмы обучения и их параметры. После обучения результаты можно вывести в графическом виде.

Программный пакет Trajan Neural Network Simulator 3.0 является лучшим по количеству и эффективности реализованных аналитических методов. При этом Trajan - не только самый мощный и универсальный, но и самый простой в освоении нейросетевой пакет. Пользователю достаточно определить цель прогнозирования и данные, которые могут быть для этого использованы. Пакет Trajan уникален в том отношении, что он автоматически отбирает наилучшие среди всех возможных предсказывающих переменных и автоматически строит сеть оптимальной архитектуры. Тем самым пользователь избавлен от самой кропотливой части работы с нейронными сетями - поиска наилучшей архитектуры сети методом проб и ошибок.

Процесс проведения экспериментов в среде Trajan 3.0 достаточно прост. Вначале задается структура исследуемой сети. Затем задается обучающая выборка в виде таблицы данных.

После чего запускаются различные алгоритмы обучения нейронной сети с возможностью отслеживания результатов обучения как в табличном, так и в графическом виде.

### 6.2.3 Принципы организации программно-информационного обеспечения имитационной обучающей модели

При построении тренажера диспетчера для обучения управлению ТП должны учитываться, кроме разнообразия моделей, и другие характерные особенности: большие объемы информации, отражающие функционирование оборудования, требования по времени реакции системы, удовлетворяющие активному диалогу обучаемого с моделью в процессе тренажа.

Исходя из изложенного, рассмотрим некоторые теоретические положения, которыми руководствовались при организации программно-информационного обеспечения имитационной обучающей модели.

1. Использование двухуровневой базы данных. Нижний уровень размещается на внешнем запоминающем устройстве прямого доступа (ВЗУПД), верхний представляет собой резидентную в оперативной памяти общую область данных.

2. Реализация программно-информационного обеспечения в виде целостной системы автономных программ (самостоятельных задач) и использование для организации машинных экспериментов средств порождения, синхронизации и завершения задач, предоставляемых современными операционными системами.

3. Отделение диалога с ЭВМ от программ, реализующих имитационные модели.

Если вопросам применения баз данных (БД) в информационных и справочных системах, посвящено большое количество работ [255, 256], то вопросы организации БД в имитационном моделировании исследовались в весьма ограниченном числе работ [257, 258]. В отличие от БД, используемых, например, для организации информационных справочных систем, базы данных при имитационном моделировании имеют свои особенности, обусловленные их целевым назначением. Перечислим некоторые из них.

На этапе разработки моделей общая логическая структура БД находится в со-

стоянии постоянного развития, поэтому система управления данными должна обеспечивать возможность изменениям логической структуры БД без изменения программ модели.

База данных имитационного моделирования имеет практически одного пользователя (хотя работать с моделью может и коллектив пользователей), который должен полностью представлять себе как структуру БД, так и структуру тех подмножеств данных, с которыми он работает в текущий момент. Это обуславливает необходимость использовать при организации базы содержательную и логически простую структуру базы данных.

Имитационное моделирование широко опирается на интерактивный режим работы, эффективно использующий диалог с ЭВМ, поэтому средства управления данными должны обеспечивать время ответа на запросы, удовлетворительное для диалога "человек-терминал".

Особенностями баз данных имитационного моделирования является отсутствие необходимости в восстановлении базы данных, в шифровке данных и защите данных от несанкционированного доступа, в наличии языков запросов.

Указанные особенности снимают многие проблемы, на решение которых ориентированы системы управления базами данных информационных систем.

Использование баз данных на внешних запоминающих устройствах прямого доступа позволяет успешно решить проблемы связанные с моделированием статических структур имитируемых систем, с заданием параметров модели и начальных условий, решить проблемы, отделения процесса анализа результатов от проведения имитационных экспериментов. Однако использование БД, размещенных на ВЗУПД, для отслеживания динамики изменения состояния моделируемой системы в ходе имитации малоэффективно, так как это требует значительных затрат времени.

Чтобы избежать работы с медленными внешними устройствами (и исключить функции ввода/вывода), необходим второй уровень БД, который бы размещался в оперативной памяти и содержал бы полную или частичную копию данных основного уровня БД.

Для этого была создана резидентная в оперативной памяти общая область

данных. Кроме того, такая область данных дает возможность наиболее рационально использовать оперативную память, устанавливать связь между двумя и более задачами, использовать одну копию данных несколькими задачами.

Двухуровневая БД делает возможным реализацию имитационных моделей в виде целостной системы самостоятельных задач (автономных программ). Такая организация моделей позволяет:

- разрабатывать различные функциональные блоки моделей в виде самостоятельных программ, что упрощает их разработку, отладку и тестирование;
- дополнять систему новыми проблемно-ориентированными компонентами или исключать устаревшие;
- легко моделировать функциональную структуру имитационных моделей;
- моделировать параметры модели в ходе имитации;
- используя режим разделения времени, распараллеливать процессы имитации.

Возможность связи нескольких задач между собой, а также проблемная независимость требований, предъявляемых к подсистеме диалога, обуславливают возможность отделения диалога с ЭВМ от программ, реализующих имитационные модели. Такое отделение дает следующие преимущества:

- обеспечивается концептуальная целостность диалога;
- упрощается разработка и отладка диалоговых программ в связи с функциональной декомпозицией диалога на самостоятельные программы;
- обеспечивается возможность постоянного развития и совершенствования диалоговых программ и диалога в целом;
- программы моделей становятся независимыми от способа взаимодействия диалоговых программ с пользователем, а исключение диалоговых санкций снижает трудоемкость и объем их реализации.

На рис.6.5 представлена структура организации информационного обеспечения имитационной обучающей модели. Основой информационного обеспечения является двухуровневая база данных. Для ведения БД на ВЗУПД, а также для подготовки имитационной модели к машинным экспериментам, требующим в основном корректировки в изменения информации, разработан ряд сервисных задач модели.

На первом этапе моделирования необходимая для машинных экспериментов информация (начальные и граничные условия, нормативно-справочная информация, схемы соединения оборудования и т.д.) отображается из БД нижнего уровня в резидентную в ОЗУ общую область данных. Для этого используется задача отображения информации (рис.6.5).

Имитация функционирования работы ТС и деятельности диспетчера по управлению осуществляется выполнением задач модели (рис. 6.5), взаимодействующих между собой через БД верхнего уровня. Это задача моделирования, адаптации и оптимизации режимов работы ТС (стационарный, нестационарный режим); генерации начальных и граничных условий; управления (изменение схем соединений, структуры ТС и т.д.); формирование выходных таблиц и документов; статистические обработки информации и т.д.

Для организации порождения синхронизации и завершения задач в ходе имитации используются соответствующие директивы операционной системы. В процессе эксперимента обучаемый может влиять на ход имитации, на параметры и структуры модели, запуская те или иные задачи модели, управления. При этом изменение хода эксперимента может осуществляться как по желанию экспериментатора, так и по запросам модели (например, в результате нарушения технологических ограничений).

Результата эксперимента, которые необходимо сохранить для последующего анализа, отображается в БД на ВЗУПД соответствующей задачей.

Благодаря такой организации информационного обеспечения имитационной обучающей моделью ХТС быстродействие машины экспериментов увеличилось в 5-10 раз. Рациональное использование оперативной памяти, достигаемое за счет общей (для задач системы) области данных, резидентом в оперативной памяти, позволило значительно снизить требования к объемам оперативной памяти в целом.

Двухуровневая БД может быть представлена как распределенная информационная система, при этом локальные БД должны быть (могут быть) организованы на основе объектно-ориентированного подхода.

Такой подход к построению БД и ИС применяется в системах САПР (CAD, CASE, ...) [257, 258].

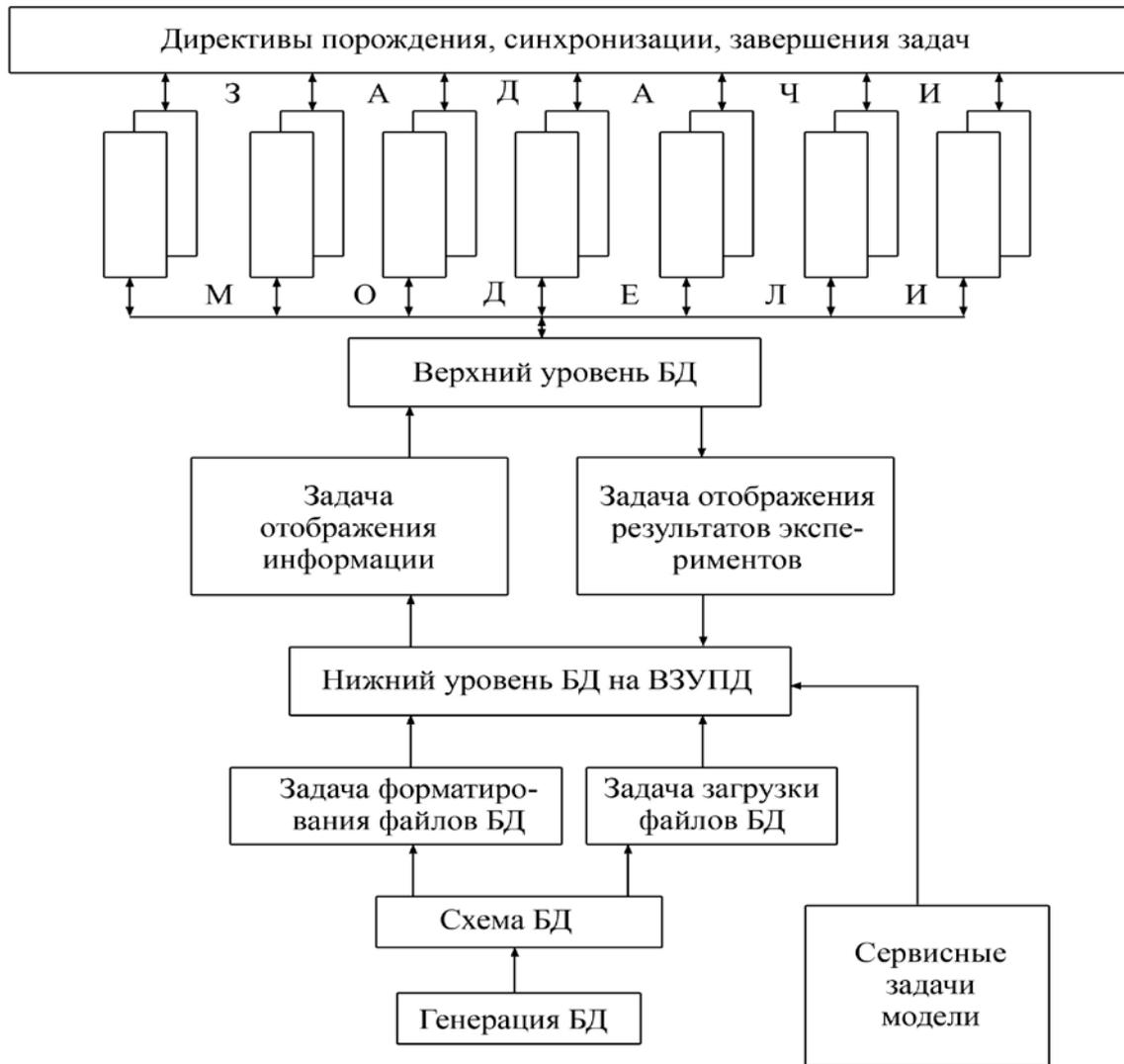


Рисунок 6.5 – Организация информационного обеспечения имитационной обучающей модели

Отличие реляционной от объектной БД состоит в том, что ООБД наряду с данными может содержать набор методов обработки и манипулирования данными рассматриваемого класса.

ООБД<классы, методы, объекты, наследование>.

Тогда «двухуровневая БД» - подсистема автоматизированного проектирования ХТС, построенная на основе ОО распределенной БД.

На рис. 6.6 блоком с цифрой 1 обозначена БД методов решения задач услов-

ной оптимизации, блоком с цифрой 2 – БД методов решения задач безусловной оптимизации, блоком с цифрой 3 – БД динамических моделей, блоком с цифрой 4 – БД статических моделей.

В подсистеме генерации может быть сформулирована модифицированная задача синтеза (задача о назначениях) [255].

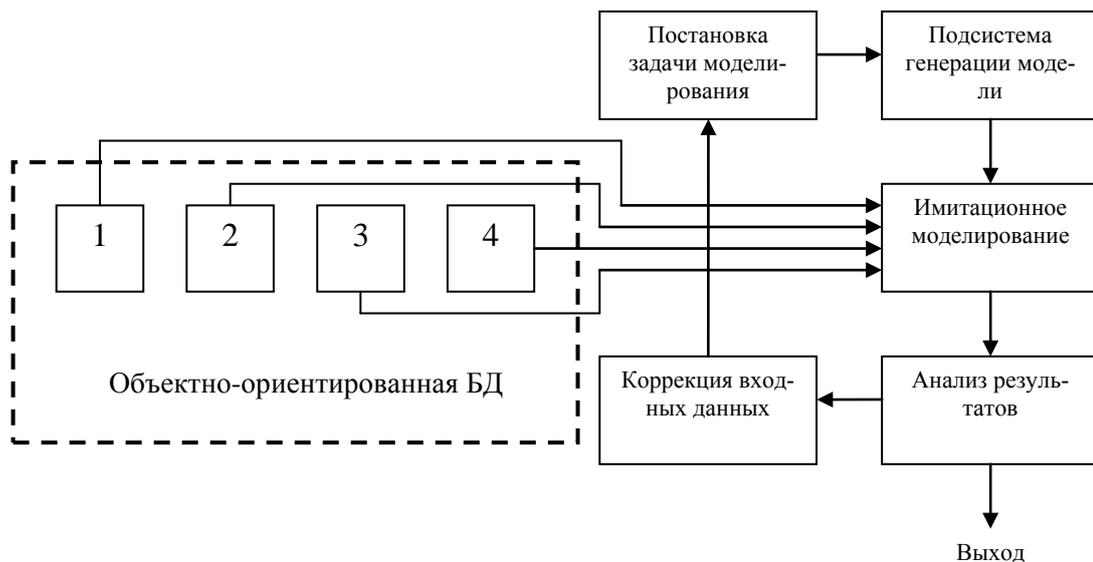


Рисунок 6.6 – Подсистема автоматизированного проектирования ТС

### 6.3 Программно-алгоритмическое обеспечение модульного тренажера

В соответствии с требованиями к построению тренажеров для непрерывных производств разработано программно-алгоритмическое обеспечение модульного тренажера для операторов сахарного производства с использованием интегрированной системы разработки GURU, русскоязычная версия которой известна как экспертная система ИНТЕР-ЭКСПЕРТ [259].

Система ИНТЕР-ЭКСПЕРТ является первой системой, в которой объединены все традиционные средства разработки прикладных систем для решения экономических задач с двумя основными направлениями ИИ: обработка естественных языков и экспертных систем. Средства системы ИНТЕР-ЭКСПЕРТ для разработки ЭС позволяют создавать интеллектуальные прикладные системы.

Выбор системы ИНТЕР-ЭКСПЕРТ в качестве инструментального средства для разработки модульного тренажера обучения операторов ТП был осуществлен в силу следующих преимуществ этого пакета:

- система ИНТЕР-ЭКСПЕРТ обеспечивает комбинацию компонентов экспертных систем и практически всех современных вычислительных средств (база данных, электронные таблицы, пакетные программы, ограниченный естественный язык, графические средства);
- все компоненты свободно взаимодействуют в пределах одной программы без специальных остановов и переключений;
- продукционный тип базы знаний, поддерживаемый системой ИНТЕР-ЭКСПЕРТ, хорошо подходит для решения задач обучения операторов;
- база знаний, создаваемая с помощью ИНТЕР-ЭКСПЕРТ, позволяет использовать результаты анализа технологического процесса и интерпретировать такие формы описания технологической установки, как причинно-следственные графы, деревья отказов и сети Петри, что дает дополнительные возможности для предвидения возможных путей развития ситуации.

Программно-алгоритмическое обеспечение модульного тренажера построено по блочно-модульному принципу, который позволяет максимально унифицировать тренажер и использовать его для обучения операторов-технологов различных непрерывных производств. Структура программного обеспечения представлена на рис. 6.7. В соответствии с функциональным назначением модульного тренажера разработаны пакеты программ, состоящие из программы-администратора, осуществляющей взаимосвязь всех элементов тренажера; «идеального» оператора; базы данных; имитатора; графического редактора и редактора ввода-вывода.

Предлагаемое программное обеспечение выполняет следующие функции:

- имитацию технологического процесса в различных режимах функционирования производства;
- управление выполнением учебных, тренировочных и контрольных заданий на тренажере;

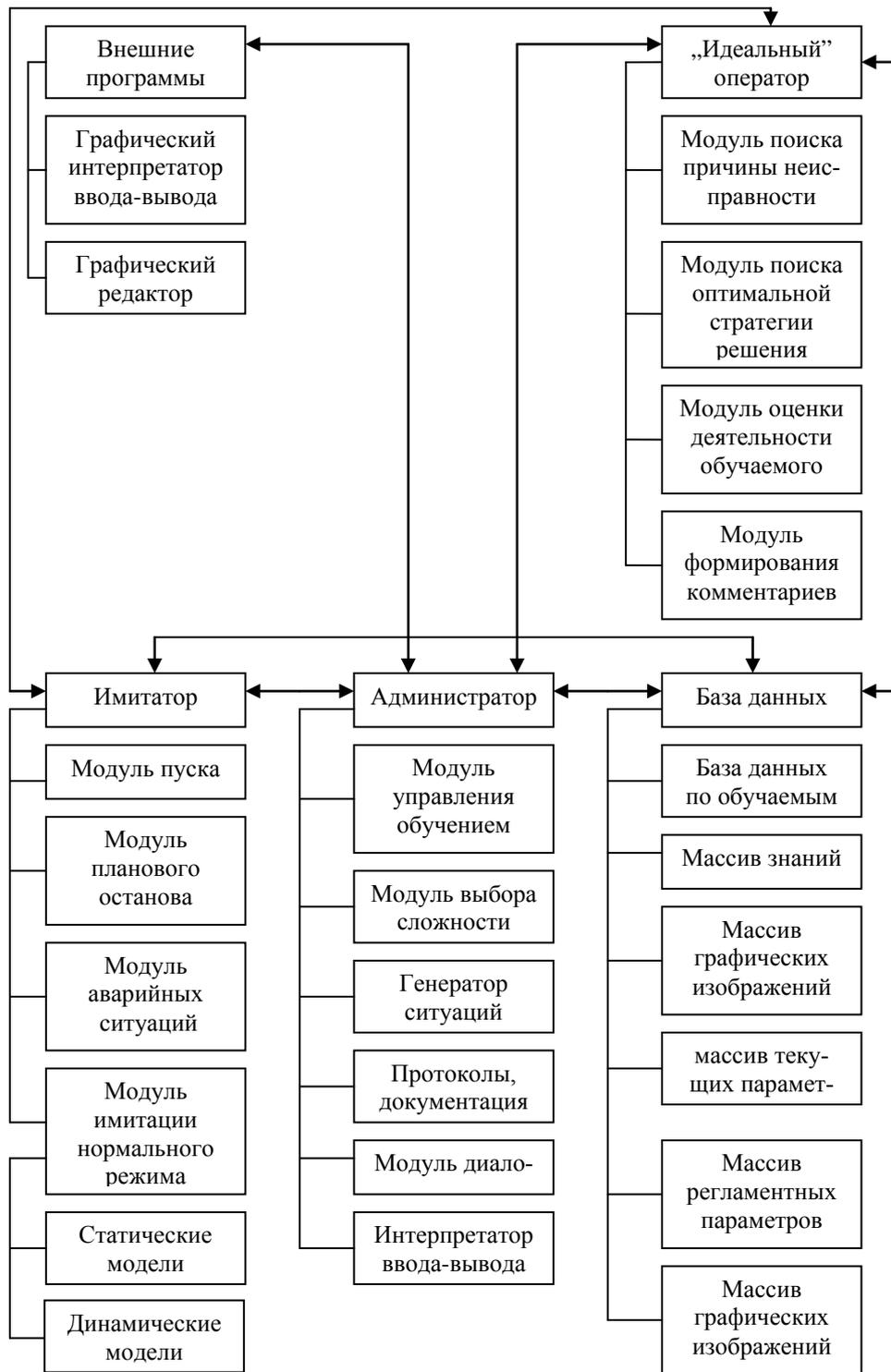


Рисунок 6.7 – Структура программно-алгоритмического обеспечения тренажера

- управление процессом обучения;
- оценку деятельности оператора;
- ведение документации;

- генерацию технологических ситуаций;
- рекомендаций по управлению технологическим процессом оператору-технологу;
- информационно-справочные функции;
- генерацию и редактирование баз данных по технологическому процессу, программам и методикам обучения, индивидуальным характеристикам обучаемого.

Основными элементами программы-администратора являются:

- модуль управления обучением, осуществляющий взаимосвязь всех блоков тренажера, определяющий уровень и цель обучения;
- модуль выбора сложности;
- генератор ситуации;
- подпрограмма работы с протоколом, работающая с базой данных обучаемых, в котором записываются имя обучаемого, дата тренировки, регистрируются прохождение разделов обучения и оценки, полученные на всех этапах обучения (по требованию обучаемого может быть сделана твердая копия протокола обучения);
- модуль диалога;
- интерпретатор ввода-вывода текстовой информации, например: ввод имени обучаемого, его ответов на поставленные вопросы; вывод меню, подсказок, вариантов ответа и т.п.

Основными компонентами блока «идеального оператора» являются [260]:

- модуль поиска причины неисправности, в котором реализованы деревья отказов;
- модуль поиска оптимальной стратегии действий, в котором реализованы методика и схемы принятия решений на основе деревьев анализа решений;
- модуль оценки деятельности обучаемого, на основе полученной оценки делается заключение о продолжении обучения (переход на следующий уровень обучения, повторение части теоретического материала);
- модуль формирования комментариев, который использует данные модулей поиска причины неисправности, поиска оптимальной стратегии действий, оценки

деятельности обучаемого.

База данных содержит следующую информацию:

- данные по обучаемым, содержащие фамилии обучаемых, их коды и дату обучения, оценки, полученные ими на всех этапах обучения;
- массив регламентных параметров, используемый при работе блоков «идеального» оператора и имитатора для задания начальных отклонений и оценки деятельности обучаемого;
- массив текущих параметров, используемый имитатором для хранения основных параметров, характеризующих состояние процесса в данный момент в данном аппарате, а «идеальным» оператором – для оценки действий обучаемого;
- массив заданий, содержащий стандартные аварийные ситуации; начальные значения параметров других режимов функционирования; теоретические вопросы;
- массив текстов, содержащий текстовую информацию по теоретическим и практическим вопросам, знание которых необходимо оператору-технологу (тексты используются как для обучения оператора в режиме изучения материала, так и в режимах тренировки и контроля);
- массив графических изображений, используемый на всех этапах обучения.

Блок имитатора производит имитацию производственного процесса с учетом управляющих воздействий обучаемого и на основе заданных параметров исходной ситуации. Имитатор содержит модули следующих режимов: пуска, планового останова, нормального режима, аварийных ситуаций.

В связи с особенностями реализации тренажерных систем необходимы внешние программы, обеспечивающие выполнение следующих функций:

- графический ввод-вывод, осуществляющий ввод-вывод символов в графическом режиме работы монитора и работу с набором графических изображений;
- графический редактор, предназначенный для пополнения набора графических изображений при создании нового тренажера или модернизации существующего.

Организацию взаимодействия тренажерной системы с внешними программами обеспечивает программа-администратор.

#### 6.4 Состав и схема взаимодействия программных средств имитационной обучающей модели

Имитационная обучающая модель реализована в виде комплекса программ самостоятельных задач, взаимодействующих между собой через единую базу данных.

Комплекс включает в себя программные модули, содержащиеся в библиотеке объектных файлов (БОФ) и загружаемые модули, включенные в библиотеку образов задач (БОЗ), а также информационные файлы базы данных, которые можно разделить на основные (ОФД) и связующие (СФД). Структура и состав программного комплекса, его информационного обеспечения показаны на рис. 6.8 и табл. 6.1.

В табл. 6.1. приняты следующие сокращения: ДУ – диффузионная установка; МДУ – модель диффузионной установки; ПДФ – преддефектор; МПД – модель преддефектора; ВУ – выпарная установка; МВУ – модель выпарной установки; ВА – вакуум-аппарат; МВА – модель вакуум-аппарата.

Начало работы программного комплекса осуществляется путем запуска на выполнение на ЭВМ файла «TRE». Дальнейшая работа комплекса осуществляется автоматически, организуя диалог с пользователем.

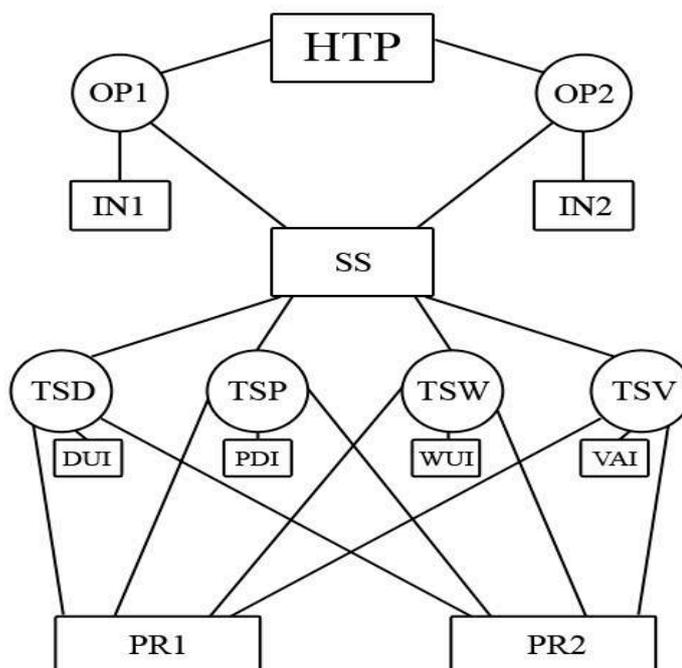


Рисунок 6.8 – Схема базы данных

Таблица 6.1 – Состав программного комплекса

Наименование файла	Программ. статус	Место хранения	Назначение файла
1	2	3	4
TRE	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая алгоритм обучения
DBDREZ	задача	БОЗ	задача, реализующая верхний уровень БД
NSI	задача	БОЗ	задача, отображающая НСИ из БД нижнего уровня в БД верхнего уровня
MEG	задача	БОЗ	задача отображения оперативной информации из БД нижнего уровня в БД верхнего уровня
GEM	задача	БОЗ	задача отображения результатов расчета из БД верхнего уровня в БД нижнего уровня
Диффузионная установка			
DSR	программа	БОФ	программа расчета МДУ
DSA	программа	БОФ	программа адаптации МДУ
DSO	программа	БОФ	программа оптимизации МДУ
DST	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МДУ на экран терминала
DSP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МДУ на печать
DSU	программа	БОФ	программа реализации управления на МДУ
Преддефекатор			
PIR	программа	БОФ	программа расчета МПД
PIA	программа	БОФ	программа идентификации МПД
PIT	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МПД на экран терминала

Продолжение таблицы 6.1

1	2	3	4
PIP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МПД на печать
PIU	программа	БОФ	программа реализации управления на МПД
PIE	программа	БОФ	программа определения эквивалентных характеристик МПД
KM1	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая диалог диспетчера при работе с комплексом режимно-технологических задач на МПД
Выпарная установка			
1. Стационарный режим			
WVR	программа	БОФ	программа расчета МВУ
WVO	программа	БОФ	программа оптимизации МВУ
WVT	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВУ на экран
WVP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВУ на печать
WSV	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая диалог диспетчера при работе с комплексом режимно-технологических задач на МВУ
2. Нестационарный режим			
WNR	программа	БОФ	программа расчета МВУ
WNO	программа	БОФ	программа оптимизации МВУ
WNT	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВУ на экран терминала
WNP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВУ на печать
KM3	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая диалог диспетчера при работе с комплексом режимно-технологических задач на МВУ
FSS	программа	БОФ	программа формирования ситуации на МВУ

Продолжение таблицы 6.1

1	2	3	4
Вакуум-аппарат			
1. Стационарный режим			
VVR	программа	БОФ	программа расчета МВА
VVO	программа	БОФ	программа оптимизации МВА
VVT	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВА на экран терминала
VVP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВА на печать
VSV	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая диалог диспетчера при работе с комплексом режимно-технологических задач на МВА
2. Нестационарный режим			
VNR	программа	БОФ	программа расчета МВА
VNO	программа	БОФ	программа оптимизации МВА
VNT	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВА на экран терминала
VNP	программа	БОФ	программа формирования и выдачи результатов расчета МВА на печать
KM3	задача	БОЗ	управляющая задача, реализующая диалог диспетчера при работе с комплексом режимно-технологических задач на МВА
FSS	программа	БОФ	программа формирования ситуации на МВА
DIA	программа	БОФ	программа диагностики ситуаций
FRU	программа	БОФ	программа формирования рекомендаций по управлению
TE1	программа	БОФ	программа формирования УТЗ по первой теме обучения
TE2	программа	БОФ	программа формирования УТЗ по второй теме обучения

Продолжение таблицы 6.1

1	2	3	4
PR1	программа	БОФ	Программа формирования протокола обучения по первой теме
PR2	программа	БОФ	программа формирования протокола обучения по второй теме
TR1	задача	БОЗ	задача, организующая алгоритм обучения по первой теме
TR2	задача	БОЗ	задача, организующая алгоритм обучения по второй теме
HTS	файл	ОФД	файл данных, содержащий информацию по различным ТС
SS	файл	ОФД	файл данных, содержащий информацию по отделению сушки
DSI	файл	ОФД	файл данных, содержащий НСИ по ДУ
PII	файл	ОФД	файл данных, содержащий НСИ по ПД
WVI	файл	ОФД	файл данных, содержащий НСИ по ВУ
VVI	файл	ОФД	файл данных, содержащий НСИ по ВА
TSD	файл	ОФД	файл данных, содержащий технологические схемы соединения ДУ
TSP	файл	ОФД	файл данных, содержащий технологические схемы соединения ПД
TSW	файл	ОФД	файл данных, содержащий технологические схемы соединения ВУ
TSV	файл	ОФД	файл данных, содержащий технологические схемы соединения ВА
IN1	файл	ОФД	файл данных, содержащий ответы УТЗ по первой теме обучения
IN2	файл	ОФД	файл данных, содержащий ответы УТЗ по второй теме обучения
OP1	файл	ОФД	файл данных, содержащий варианты УТЗ по первой теме обучения
OP2	файл	ОФД	файл данных, содержащий варианты УТЗ по второй теме обучения

## 6.5 Общие принципы и структурная схема управления станциями главного корпуса Кириковского сахарного завода

Теоретические исследования и компьютерное моделирование [94, 130-134, 144, 145, 148-153, 162-164, 169, 174-175, 180-183, 206-208, 213, 214, 216, 217, 220-222, 227-233, 239, 240, 248, 253, 254 и др.] доказали принципиальную возможность применения интеллектуального подхода для построения математических моделей и оптимизации ТП сахарного производства. В соответствии с результатами, полученными в предыдущих разделах, предлагается следующая реализации АСУ ТП (рис. 6.9).

Основой системы является аппаратно-программное ядро (АПЯ), включающее интерфейсную часть, сервер и монитор SCADA и реализуемую на основе специализированного программного обеспечения типа: Контур, Monitor Pro, Citect, Trace Mode.

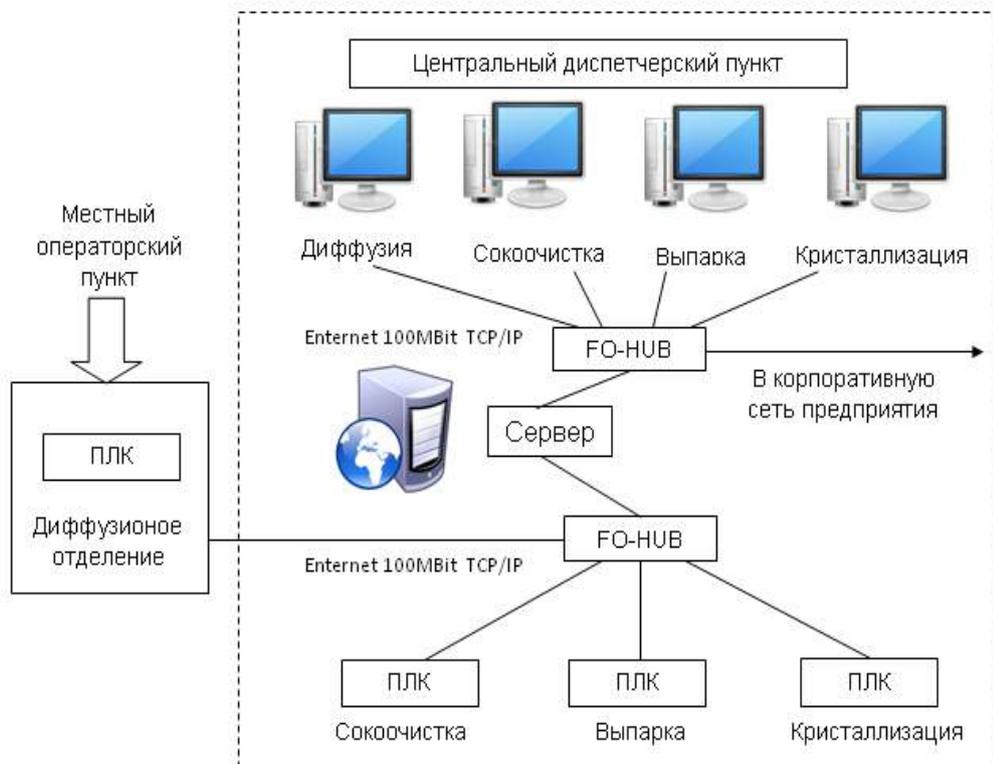


Рисунок 6.9 – Структурная схема управления станциями главного корпуса Кириковского сахарного завода

Данная подсистема выполняет функции визуализации (мониторинга) хода ТП, введения и контроля установок технологических параметров, формирование отчетов. На аппаратном уровне такие подсистемы реализуются на основе применения архитектуры «клиент- сервер». В качестве серверов рабочих станций применяется компьютерное оборудование в промышленном исполнении с повышенным уровнем надежности (стандарты: IP50, IP65-67 [261]).

Клиентские станции реализуются в виде автоматизированных рабочих мест (АРМ) специалистов. Для информационного обмена необходимо применять промышленные сети типа ModBus, ProfBus, CAN [262].

Синхронизация непрерывного процесса опроса датчиков всех локальных ТП, пополнение технологической базы данных (БД) актуальными значениями показателей результатов управления, обеспечение постоянного взаимодействия и информационного обмена с другими подсистемами АСУ ТП (нейроэмуляторами и контроллерами ПЛК) реализуются программно средствами SCADA.

Технологическая БД предназначена для накопления статистики изменения показателей в ходе ТП. В качестве системы управления такой БД целесообразно использовать СУБД промышленного типа: Industrial SQL, ORACLE, MS SQL, Informix [263].

Реализация автоматизированного интеллектуального управления отдельными ТП осуществляется с помощью соответствующих ПЛК (нейросетевых контроллеров и эмуляторов). В соответствии с принципами работы АСУ ТП, рассмотренными в работе, нейроконтроллеры обеспечивают поддержание необходимых значений уставок, определяемых оператором (технологом). В свою очередь нейроэмуляторы (предикторы) обеспечивают прогнозирование хода технологических процессов на основе текущих значений показателей из технологической БД. Таким образом, обеспечивается функционирование АСУ ТП на уровне отдельных локальных ТП.

Шлюз к корпоративной информационной системе предприятия обеспечивает возможность обмена информацией между локальными АСУ ТП и аппаратно-программными системами более высокого уровня. Принципы, технологии и аппаратное обеспечение для реализации таких структур достаточно известны [264-267].

В приложении Ж представлены схемы локальных АСУ ТП всех рассматриваемых отделений сахарного завода.

## 6.6 Экономическое обоснование создания АСУ ТП в ООО «Кириковский сахарный завод»

### 6.6.1 Основные данные для расчета экономической эффективности.

Экономическая эффективность – основной критерий качества функционирования автоматизированного объекта.

Для определения экономического эффекта от внедрения современных эффективных средств управления процессом автоматизации основных производственных участков (диффузионное отделение, отделение дефекосатурации, выпарное и кристаллизационное отделения) на Кириковском сахарном заводе проводился ряд измерений основных расходных параметров (расход пара, расход условного топлива и т.д.) и учитывались экономические и технико-экономические показатели работы завода.

Оценить эффективность системы управления производства, действующей в течении всего производственного сезона, можно путем сравнения данных декадных отчетов о работе основного производства с прогнозируемыми показателями, рассчитанными по уравнениям, полученным в результате статистической обработки отчетных данных завода за предыдущие производственные сезоны до внедрения системы управления автоматизации технологическими процессами [93,94,103].

Стоимость системы автоматизации технологическими процессами определялась на базе обследования завода специалистами Скиф Контрол по ценам на 2007 год [268].

Стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники в диффузионном отделении представлена в таблице 3.1, стоимость регулирующей арматуры - в таблице 3.2, стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники в сокоочистительном отделении - в таблицах 3.3, 3.4, стоимость регулирующей арматуры - в таблице 3.5, стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники в выпарном отделении - в таблицах 3.6, 3.7, стоимость регулирующей арматуры в табли-

це 3.8, стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники в кристаллизационном отделении - в таблице 3.9, стоимость регуливающей арматуры - в таблице 3.10, стоимость комплекса выполняемых работ для существующей системы автоматического управления диффузионным отделением, станцией сокоочистки, выпарной станцией, вертикальным кристаллизатором и ЗИП микропроцессорной техники - в таблицах 3. 11 и 3. 12 (Приложение 3).

Сводная таблица общей стоимости оборудования и выполняемых работ по созданию автоматизированной системы управления станции Кириковского сахарного завода (диффузионное отделение, дефекосатурация, выпарная станция, вертикальный кристаллизатор) представлена в таблице 3.13 (Приложение 3).

Стоимость контроллеров, которые использовались на заводе в 2006 году в АСУ ТП, представлена в таблицах 3. 1 - 3. 9, и составила 271613, 00 грн. (Приложение 3).

Стоимость нейроконтроллеров, которые использовались на заводе в 2007 году в АСУ ТП, представлена в таблице 3. 1- 3. 9, и составила 176675, 00 грн. (Приложение 3).

Стоимость работ по созданию усовершенствованной системы управления технологическими процессами, согласно выполненной хоздоговорной теме № 6/1 – 2007 между Харьковским национальным техническим университетом им. П. Василенко и ООО “Кириковский сахарный завод” на создание научно-технической продукции “Разработка математического, программного и технического обеспечения АСУ ТП при производстве сахарной продукции”, составила 15 000 грн.

#### 6.6.2 Технико-экономические показатели работы завода

Расчет технико-экономических показателей завода, представленных в таблице Е.14 (Приложение 3), основывался на данных “Окончательного производственно-технического отчета по сахарно-песочному производству” и лаборатории завода в ООО ”Кириковский сахарный завод” за 2006-2007 гг. Данными, необходимыми для расчетов эффективности сахарного производства, являлись показатели, представленные в подразделе 2.4.1.

Расчет основных технико-экономических показателей завода (потери, выход

сахара, коэффициент завода и коэффициент производства) осуществлялся на основании формул 2.3-2.10, представленных в подразделе 2.4.1.

### 6.6.3 Себестоимость продукции

Себестоимость продукции сахара на заводе за анализируемый период определялась по ведомостях фактической калькуляции производства сахара.

Полная себестоимость выпускаемой продукции сахарным заводом (сахар) состоит из следующих основных статей:

1. Затраты на сырье (количество произведенного сахара, стоимость свеклы по закупочной цене, вывоз свеклы, прием и хранение свеклы, общезаготовительные затраты, выгрузка, доставка);

2. Производственные затраты (дополнительные материалы, вспомогательные материалы на технологические цели, топливо и энергия на технологические цели, основная и дополнительная заработная плата, отчисления на социальные мероприятия, затраты на содержание и эксплуатацию оборудования, общепроизводственные затраты);

3. Общехозяйственные (административные) затраты;

4. Внепроизводственные затраты (затраты на сбыт).

Калькуляция затрат на производство сахара за анализируемый период берется из расчета себестоимости 1 тонны сахара и на общее количество произведенного сахара.

Себестоимость производства сахара на заводе с учетом ПДВ составила:

- за 2006 год - 2643,39 грн. на 1 тонну, соответственно при производстве 16970 т., себестоимость составила 44858328,3 грн.

- за 2007 год - 2883,15 грн. на 1 тонну сахара, соответственно при производстве 6010 т., себестоимость составила 17327731,5 грн.

Предложенная система управления позволила повысить продуктивность производства (выпуск сахара), снизить энергозатраты (газ, пар, топливо, электроэнергия и т.д.), улучшить условия труда и повысить производительность труда, а также уменьшить численность рабочих работающих во вредных и опасных условиях тру-

да. При анализе вредностей на производстве и условий труда, в которых работают работники, использовался способ диагностирования функционального состояния работников [89] и определялись профессии, которые можно освободить от вредных работ за счет полной автоматизации всех производственных процессов.

При уменьшении количества рабочих, работающих во вредных и опасных условиях труда, естественно уменьшились и отчисления на социальные мероприятия и выплаты основной и дополнительной заработной платы.

Например, себестоимость 1т сахара, на которую приходится социальные отчисления и выплата основной и дополнительной зарплаты в 2007 г., составили 44.47 грн., а с учетом общего количества работников, на заводе можно определить, сколько приходится на одного работающего - 0,54 грн. Следовательно, себестоимость 1 тонны сахара при уменьшении количества работников, работающих во вредных условиях труда, уменьшилась на 0,54 грн.

#### 6.6.4 Производственные и ценовые соотношения за исследуемый период

В 2007 году в системе автоматизации сахарного завода использовалась предложенная система управления технологическим процессом получения сахарной продукции.

В связи с тем, что в сравниваемых годах сахаристость перерабатываемой свеклы была различной, основные показатели и выход сахара нельзя сравнивать непосредственно. Поэтому приведенные в таблице 3. 14 фактические технико-экономические показатели завода за 2007 год в строке (2007сах.) года пересчитаны с учетом сахаристости предыдущего года (Приложение 3).

Для определения экономической эффективности от внедрения предложенных инженерных разработок в период нестабильности работы производств, роста цен на различное техническое оборудование и товары потребления, возникает необходимость учитывать колебание цен за различные годы на все эти услуги. Для минимизации расхождения цен за различные года при определении экономической эффективности от внедрения инженерных разработок необходимо учитывать индекс инфляции или индекс потребительских цен, устанавливаемый централизованно и яв-

ляющийся единым для всех регионов Украины.

Поэтому в связи с ростом потребительских цен в Украине с 2007-го по 2009 года, а затем, соответственно, и до 2014 года, при расчете экономического эффекта для корректного сравнения все показатели за исследуемый период необходимо умножить на коэффициент инфляции, который приведен в сводной таблице 6.2 [269].

Таблица 6.2 – Сводная таблица индексов инфляции

Года	Индекс инфляции	Года	Индекс инфляции	Года	Индекс инфляции	Года	Индекс инфляции
2007	116,6	2009	112,3	2011	104,6	2013	100,5
2008	122,3,	2010	109,1	2012	99,8	2014	124,9

6.6.5 Расчет основных показателей экономической эффективности от внедрения инженерных разработок

Следует отметить, что расчеты годового эффекта и эффективности инноваций могут применяться и в условиях рыночных отношений, например, расчет экономического эффекта от внедренных инженерных решений, согласно [93, 94, 103], определяется по формуле (2.12).

При этом годовой объем производства продукции (работы)  $A_{1,2}$ , полученный при работе базовой АСУ ТП ( $A_1$ ) и с помощью предложенной АСУ ТП в расчетном году ( $A_2$ ), составил  $A_1 = 16970$  тонн сахара и  $A_2 = 6010$  тонн сахара.

Экономический эффект определяется на основе сопоставления приведенных затрат по базовой и предложенной инженерной разработке.

Приведенные затраты  $Z_{1,2}$  можно представить формулой (2.13) [94].

Подставляя (2.13) в (2.12), получим годовой экономический эффект, представленный формулами (2.14) и (2.15) (с учетом инфляции).

Значения себестоимости из отчетной калькуляции производства сахара на заводе соответственно составили  $C_1 = 2643,39$  грн. на 1 тонну сахара и  $C_2 = 2883,15$  грн. на 1 тонну сахара.

Так как себестоимость приведена к единице продукции (тонна сахара), то и

капитальные вложения должны быть приведены к соответствующей единице измерения.

Значений удельных капиталовложений ( $K_{1,2}$ ) на единицу продукции можно определить из выражения:

$$K_{1,2} = \frac{B_{1,2}}{A_{1,2}}, \quad (6.1)$$

где  $B_{1,2}$  - общая стоимость выполнения комплекса работ и поставок оборудования для АСУ ТП (без частотных преобразователей) в базовом и внедренном годах, соответственно  $B_1 = 1439935,0 \text{ грн.}$ ,  $B_2 = 1344997 \text{ грн.}$

При определении стоимости капитальных вложений к единице продукции ( $B_2$ ) в 2007 году (год внедрения) необходимо учесть и затраты на создание этой программной продукции ( $B_2^2$ ), поэтому конечное значение ( $B_2$ ) и будет соответствовать  $B_2^1 = B_2 + B_2^2 = 1359997,00 \text{ грн.}$

Исполнительное оборудование, заслонки, датчики, преобразователи, арматура и т. д. остались прежними (базовая АСУ ТП), а внедренные инженерные разработки относились к разработке современной системы управления, основанной на применении нейросетевых технологий, которые и были реализованы в программном обеспечении для нейроконтроллеров в основных производственных отделениях завода.

Используя все перечисленные составляющие, по формуле (2.12) определяем годовой экономический эффект от внедрения предложенной системы управления технологическими процессами на сахарном заводе,  $E = 1081435,40 \text{ грн.}$

Экономическое обоснование внедренной разработки по управлению технологическими процессами на сахарном заводе представлено актами о внедрении (Приложение И).

Второй важной составляющей экономической эффективности предложенной разработки является срок окупаемости, который определяется из выражения [93]:

$$T_{ок} = \frac{B_2}{E_p}. \quad (6.2)$$

где  $B_2$  - стоимость внедренной разработки – 1359997,00 грн.;

$E_p$  - годовая экономия от снижения себестоимости, которая определяется из формулы  $E_p = (C_1^1 - C_2^1) \cdot A_2$ , 1442400,4 грн.

В нашем случае  $T_{ок} = 0,95$  года.

Кроме того, если принять во внимание, что ООО "Кириковский сахарный завод" в среднем ежегодно производил до 2007 года (исходя из производственных мощностей) 16000 тонн сахара, а в анализируемом 2007 году из-за поломки и остановки завода он произвел только 6010 тонн сахара, ожидаемый экономический эффект бы составил

$$E = [3097,03 - 2917,09] \cdot 16000 = 2879041 \text{ грн.}$$

Исходя из разницы себестоимости единицы продукции, мы можем отметить, что предложенные инженерные разработки позволят получить на 1 тонне сахара 179,94 грн. прибыли, т.е. 18 коп. на 1 кг сахара, при себестоимости сахара 2,91 грн.

Кроме того, используя значения таблицы 6.2 экономический эффект в 2014 году составил бы 5474474,27 грн. (при средней производительности завода).

## Выводы по разделу 6

1. Разработана структура имитационной обучающей модели как ядра автоматизированного тренажерного комплекса. Рассмотрены различные режимы ее функционирования. Предложен обобщенный алгоритм обучения на тренажере, являющийся достаточно универсальным и реализованный в виде компонента, управляющего диалогом между обучаемым и имитационной моделью. Подробно описаны все блоки алгоритма и приведены различные окна меню.

2. Рассмотрена организация информационного обеспечения имитационной

обучающей модели и освещены вопросы, решение которых необходимо для обеспечения эффективности имитации. Проанализированы вопросы выбора нейроэмуляторов и организации БД в имитационном моделировании. Описана двухуровневая БД, позволяющая реализовать имитационные модели в виде целостной системы самостоятельных задач (автономных программ) и которая может быть представлена как распределенная информационная система.

3. Разработано программно-алгоритмическое обеспечение модульного тренажера, построенное по блочно-модульному принципу, позволяющему максимально унифицировать тренажер и использовать его для обучения операторов-технологов различных ТП.

4. Рассмотрен состав и схема взаимодействия программных средств имитационной обучающей модели.

## ВЫВОДЫ

В диссертационной работе, в соответствии с поставленной целью, решена актуальная научно-практическая проблема по созданию теоретических основ автоматизации процессов управления технологическими линиями сахарного производства, функционирующими в условиях существенной текущей неопределенности, на основе нейросетевого подхода.

В результате проведенных исследований сформулированы и обоснованы следующие научные выводы и практические результаты:

1. Предложен новый метод синтеза моделей ТП сахарного производства на основе адаптивного подхода с учётом нестационарности рассматриваемых процессов, который автоматически настраивает параметры моделей, что позволяет упростить их структуру, повысить уровень обобщения и увеличить скорость работы системы управления.

2. Предложен новый метод построения нейромоделей ТП, описываемых нелинейными разностными или дифференциальными уравнениями, который на основе статических ИНС прямого распространения автоматически, по выборке данных, строит модель, адекватно отражающую свойства объекта, что позволяет повысить эффективность процесса управления и уровень достоверности прогнозирования хода ТП.

3. Предложен новый метод синтеза нейросетевого и нейросетевого предикторного ПИД-регуляторов, в которых на основе разработанного алгоритма управления в автоматическом режиме определяются параметры этих регуляторов, что позволяет упростить их реализацию и повысить эффективность управления.

4. Предложена новая нейросетевая модель прогнозирования хода ТП на основе динамического персептрона, позволяющая более адекватно отражать динамические свойства исследуемых ТП, что способствует повышению точности прогнозирования.

5. Усовершенствован рекуррентный метод построения нестационарной регрессионной модели, предназначенный для работы в контуре идентификации

адаптивной системы управления в условиях, когда параметры объекта изменяются во времени, а полезные сигналы измеряются с помехами.

6. Усовершенствована организация информационного и программного обеспечения компьютерного тренажера за счет использования предлагаемых методов при построении блоков управления, оптимизации и синтеза моделей ТП, позволяющая моделировать различные технологические режимы и обеспечивающая повышение эффективности подготовки операторов ТП сахарного производства.

7. Получил дальнейшее развитие метод управления динамическими объектами с помощью их статических моделей, что позволяет упростить процесс построения обобщенной модели и ее использования при оптимизации режимов работы отделений сахарного производства.

8. Получили дальнейшее развитие нейросетевые методы построения традиционных нелинейных моделей Винера и Гаммерштейна, которые усовершенствованы путём применения ИНС прямого распространения с использованием простых процедур обучения, что позволяет увеличить уровень автоматизации и скорость процесса построения моделей, а также улучшить их интерпретируемость.

9. Получили дальнейшее развитие адаптивные модели нестационарных ТП сахарного производства, которые модифицированы путём использования для их построения рекуррентных алгоритмов, обладающих повышенной скоростью сходимости, что позволяет сократить время построения математических моделей управляемых процессов

10. Разработано программно-алгоритмическое обеспечение компьютерного тренажера, построенное по блочно-модульному принципу, позволяющему максимально унифицировать тренажер и использовать его для обучения операторов-технологов различных ТП.

11. Разработаны общие принципы и структурная схема интеллектуального управления станциями главного корпуса Кириковского сахарного завода, реализующие концепцию стандартизации и унификации аппаратного и программного обеспечения и взаимозаменяемости измерительной и

преобразовательной аппаратуры, что позволяет повысить качество выпускаемой продукции при снижении ее себестоимости и энергопотребления.

12. Дано экономическое обоснование создания АСУ ТП в ООО «Кириковский сахарный завод». Расчет экономической эффективности от внедрения результатов диссертационной работы для ООО «Кириковский сахарный завод» показывает, что экономический эффект составляет 1081435 грн., а срок окупаемости – 0,95 года.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Автоматизация технологических процессов и виробництв харчової промисловості : [підручник] / А. П. Ладанюк, В. Г. Трегуб, І. В. Ельперін, В. Д. Цюцюра. – К. : Аграрна освіта, 2001. – 224 с.
2. Ладанюк А. П. Оперативное управление технологическими процессами в пищевой промышленности / А. П. Ладанюк, В. Г. Перепечаенко. – К. : Урожай, 1987. – 160 с.
3. Еременко Б. А. Автоматическое управление процессами свеклосахарного производства : [производственно-практическое издание] / Еременко Б. А. – Москва : Пищевая промышленность, 1976. – 223 с.
4. Ляшенко С. А. Обоснование автоматического регулирования производственных процессов сахарных заводов / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко, А. С. Ляшенко, И. С. Беляева // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Сучасні напрямки технології та механізації процесів переробних і харчових виробництв». – Харків, 2009. – Вип. 88. – С. 104-109.
5. Ляшенко С. А. Концепция повышения эффективности АСУ ТП при производстве сахара в Украине / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, И. С. Беляева // Вісник ХНТУСГ ім. П. Василенка «Сучасні напрямки технології механізації процесів переробних і харчових виробництв». – Харків, 2008. – Вип. 74. – С. 54-63.
6. Пономарев Я. Проблема сопряжения программируемых логических контроллеров при интеграции локальных систем автоматизации управления технологическими процессами на сахарном заводе [Электронный ресурс] // Укрсервисавтоматика : [сайт] / Я. Пономарев – Режим доступа: <http://automated.com.ua/articles.php?aid=26> (16.08.08). - Загл. с экрана.
7. Методы классической и современной теории автоматического управления /под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 3: Синтез регуляторов систем автоматического управления. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 614 с.

8. Методы классической и современной теории автоматического управления /под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 5: Методы современной теории автоматического управления. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 741 с.
9. Дорф Р. Современные системы управления / Р. Дорф, Р. Бишоп ; пер. с англ. – М. : Лаборатория Базовых Знаний, 2004.– 832 с.
10. Изерман Р. Цифровые системы управления / Изерман Р. ; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 1984. – 541 с.
11. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992. – 238 с.
12. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С. ; [пер. с польск.]. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
13. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов В. В. – М. : Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
14. Руденко О. Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2002. – 317 с.
15. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. ; [пер. с англ.]. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
16. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.
17. Омату С. Нейроуправление и его приложения / Омату С., Халид М., Юсоф Р. ; пер. с англ. – М.: ИПРЖРБ, 2000. – 272 с.
18. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под.ред. Н. Д. Егупова.– М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2002.– 744 с.
19. Жбанова Н. Ю. Коррекция исходных данных по варке сахара с использованием нечёткой переключаемой системы / Н. Ю. Жбанова // Автоматика и телемеханика. – 2012. – № 12. – С. 14-23.
20. Тодорцев Ю. К. Использование методов искусственного интеллекта при подготовке специалистов по автоматизации технологических процессов / Ю. К. Тодорцев // Матеріали 12-ї міжнар. конф. з автоматичного управління/ – Харків: Вид-во НТУ „ХПІ”, 2005. – Т.1 – С. 151.

21. Автоматизация технологических процессов и производств пищевой промышленности : [монография] / А. П. Ладанюк, О. А. Ладанюк, Р. О. Бойко, В. В. Івашук, Д. О. Кроніковський, Д. А. Шумігай. – К. : Інтер Логістик Україна, 2015. 408 с.

22. Прокопенко Т. О. Інтелектуальна інформаційна система оцінки ефективності підприємств цукрової промисловості : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.06 “Інформаційні технології” / Т. О. Прокопенко. – К., 2004. – 21 с.

23. Прокопенко Т. О. Розробка моделі інтелектуальної інформаційної системи оцінки ефективності підприємств цукрової промисловості / Т. О. Прокопенко // Вісник ЧДТУ. – 2003. – №4 – С. 17-23.

24. Ладанюк А. П. Методи сучасної теорії управління / А. П. Ладанюк, В. Д. Кишенько, Н. М. Луцька, В. В. Івашук. – К. : НУХТ, 2010. – 190 с.

25. Пархоменко І. І. Автоматизована система управління ділянкою очищення дифузійного соку на базі нечіткої логіки : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизация технологических процессов” / І. І. Пархоменко. – Київ, 2002. – 16 с.

26. Пархоменко І.І. Управління цукровим виробництвом в умовах невизначеності на прикладі ділянки очищення дифузійного соку / І. І. Пархоменко, А. П. Ладанюк, В. Д. Кишенько // Наукові праці УДУХТ. – 2001. – №9 – С. 37-38.

27. Комплексный подход к автоматизации сахарного производства. [Электронный ресурс] // Комплексные технологические системы : [сайт] / Комплексный подход к автоматизации сахарного производства. – Режим доступа: <http://www.cts.com.ua/ru/solutions/solution1/> (13.10.2014).– Загл. с экрана.

28. Белоусов В. Ю. Сахар [Электронный ресурс] // Стратегия автоматизации производства сахара : [сайт] / Белоусов В. Ю., Литвинов А. Ф., Потапов О. А., Горчинский Ю. Н. – Режим доступа : <http://instanswer.ru/vneklassnaya-rabota-obrazovanie/belousov-v-iu-litvinov-a-f-potapov-o-a-gorchinskii-iu-n/> (13.10.2014) – Загл. с экрана.

29. КИП и Автоматика. Автоматизация в пищевой промышленности [Электронный ресурс] // АСУ сахарной отрасли : [сайт] : КИП и

ка. Автоматизация в пищевой промышленности – Режим доступа : <http://elites-montage.com.ua/asugar.php> (13.10.2014).– Загл. с экрана.

30. Одноуровневые системы автоматизации сахарного производства [Электронный ресурс] // Сахар. – 2008. – №11 – С 52 – 53. – Режим доступа к журналу: [http://www.nt-prom.ru/upload/iblock/7ee/7eeff48d524a64584437c9875\\_c4d1c\\_30.pdf](http://www.nt-prom.ru/upload/iblock/7ee/7eeff48d524a64584437c9875_c4d1c_30.pdf) (13.10.14). – Загл. с экрана.

31. Белоусов В. Ю. Консалтинг и автоматизация производства [Электронный ресурс] // Группа компаний Лоэс : [сайт] / Белоусов В. Ю., Литвинов А. Ф., Горчинский Ю. Н. – Режим доступа: <http://www.loes.ru/main/publication/1-02-2003.html> (13.10.14). – Загл. с экрана.

32. Автоматизированная система управления выпарным ем [Электронный ресурс] // СКИФ : [сайт] / Автоматизированная система управления выпарным отделением – Режим доступа: [http://www.skifcorp.com.ua/article.php?id=27&l=\\_r](http://www.skifcorp.com.ua/article.php?id=27&l=_r) (13.10.14). – Загл. с экрана.

33. Компьютерная автоматизация свеклосахарных заводов [Электронный ресурс] // Сайт ООО "Кред" : [сайт] / Компьютерная автоматизация свеклосахарных заводов. – Режим доступа: <http://www.citynet.odessa.ua/sugar/> (13.10.14). – Загл. с экрана.

34. Teplocom. Energy saving solutions [Электронный ресурс] / ООО "Теплоком", 2010. – Режим доступа: <http://www.teplocom.kiev.ua/rus/> – Загл. с экрана.

35. Teplocom. Energy saving solutions [Электронный ресурс] / ООО "Теплоком", 2010. – Режим доступа: <http://www.teplocom.kiev.ua/> – Загл. с экрана.

36. Комплекс работ по модернизации сахаросушильного и упаковочного отделений на Шепетовском сахарном заводе [Электронный ресурс] // Teplocom. Energy saving solutions : [сайт] – Режим доступа: <http://www.teplocom.kiev.ua/875> (13.10.14). – Загл. с экрана.

37. Автоматизация дефекосатурации [Электронный ресурс] // ООО "Сахавтомат" 2010. – Режим доступа: <http://www.sakhavtomat.com/en/equipment/automation/automation-of-saturation.html> – Загл. с экрана.

38. Модернізація станції дефекосатурації та теплової схеми на Кобеляцькому цукровому заводі [Електронний ресурс] // Teplocom. Energy saving : [сайт] – Режим доступа: <http://www.teplocom.kiev.ua/881>(13.10.14). – Загл. с экрана.

39. Модернизация технологической схемы сушки и охлаждения сахара-песка на Селищанском сахарном заводе [Электронный ресурс] // Teplocom. Energy saving : [сайт] – Режим доступа: <http://teplocom.kiev.ua/557/?PHPSESSID=b33934479d583f53c243f9e99fee01f&qtrstr=> (13.10.14). – Загл. с экрана.

40. АСУ ТП станции дефекосатурации [Электронный ресурс] // CTSystems : [сайт] – Режим доступа : <http://www.cts.com.ua/ru/references/?pid=469> (13.10.14). – Загл. с экрана.

41. АСУ ТП процесу дефекосатурації Оржицького цукрового заводу [Електронний ресурс] // TRACE MODE : [сайт] – Режим доступа: [http://www.tracemode.ua/news/orj\\_sug/](http://www.tracemode.ua/news/orj_sug/) (16.12.09). – Загл. с экрана.

42. АСУ ТП Дефекосатурация - свекла [Электронный ресурс] // ЦАНТ : [сайт] – Режим доступа: <http://xn--80a0apn.xn--p1ai/work/defectosaturation/index.shtml> (13.10.14). – Загл. с экрана.

43. Современные технологии в АСУ ТП [Электронный ресурс] / ООО «ТОМИУС-ПРОЕКТ», 2010 – Режим доступа: <http://tomics.tomsk.ru/site/pages.php> – Загл. с экрана.

44. Якимович В. Н. Одноуровневые системы автоматизации сахарного производства [Электронный ресурс] // NT PROM The Engineering Company : [сайт] / В. Н. Якимович, А. В. Ревенко, И. И. Округлов, В. А. Киряев, Н. Ф. Бочаров, С. М. Петров Одноуровневые системы автоматизации сахарного производства – Режим доступа: <http://nt-prom.com/articles/33/> (02.10.09). – Загл. с экрана.

45. SCADA TRACE MODE в автоматизации технологических процессов производства сахара на сахарных заводах Украины [Электронный ресурс] // TRACE MODE : [сайт] / SCADA TRACE MODE в автоматизации технологических процессов производства сахара на сахарных заводах Украины — Режим доступа: <http://www.tracemode.ua/apps/food/sugar/> (16.12.09). – Загл. с экрана.

46. АСУ ТП дефекосатурации Краснознаменского сахарного завода: высокая эффективность и быстрая окупаемость [Электронный ресурс] // TRACE MODE : [сайт] / АСУ ТП дефекосатурации Краснознаменского сахарного завода: высокая эффективность и быстрая окупаемость — Режим доступа: [http://www.tracemode.ua/news/saharnyj\\_zavod/](http://www.tracemode.ua/news/saharnyj_zavod/) (30.04.08). — Загл. с экрана.

47. Комплекс программного обеспечения для управления процессом сахарного производства Украины [Электронный ресурс] // Техинсервис [сайт] / — Режим доступа: [http://www.techinservice.com.ua/index.php?option=com\\_content&view=article&id=159%3Aauto-6&catid=57%3Acategory-auto-1&Itemid=90](http://www.techinservice.com.ua/index.php?option=com_content&view=article&id=159%3Aauto-6&catid=57%3Acategory-auto-1&Itemid=90) (13.10.14). — Загл. с экрана.

48. АСУ ТП выпарного отделения [Электронный ресурс] // Тригла: [сайт] / АСУ ТП выпарного отделения — Режим доступа: <http://trigla.com.ua/product-food/solutions/261-fd-su04> (13.10.14). — Загл. с экрана.

49. АСУ ТП сатурации, выпарки, жомосушки и фильтрации [Электронный ресурс] // Укрсервисавтоматика : [сайт] / АСУ ТП сатурации, выпарки, жомосушки и фильтрации. — Режим доступа: <http://automated.com.ua/event.php?eid=83> (13.10.14). — Загл. с экрана.

50. SCADA система SIMATIC WinCC V7.0 [Электронный ресурс] // SIEMENS. — 2008 — Режим доступа до вид.: [http://iadt.siemens.ru/assets/files/infocenter/catalogs\\_and\\_brochures/as/ProductInfo/13\\_WinCC\\_V70\\_r.pdf](http://iadt.siemens.ru/assets/files/infocenter/catalogs_and_brochures/as/ProductInfo/13_WinCC_V70_r.pdf) (16.08.08). — Загл. с экрана.

51. Ziegler, Y. G. Optimum setting for automatic controllers / Y. G. Ziegler, N. B. Nichols // Trans. Of ASME. — 1942. — Vol.15. — N8. — P. 827-834.

52. Nishikawa, Y., N. Sanomiya, T. Ohta, and H. Tanaka A method for auto-tuning of PID control parameters / Y. Nishikawa, N. Sanomiya, T. Ohta, H. Tanaka // Automatica. — 1984. — Vol. 20. — N3. — P. 321-332.

53. Aström, K. J. Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins / K. J. Aström, T. Hagglund // Automatica. — 1984. — Vol.20. — N3. — P. 645-651.

54. Райбман Н. С. Построение моделей процессов производства / Н. С. Райбман, В. М. Чадеев. — М. : Энергия, 1975. — 375 с.

55. Kalman, R. E. Design of self-optimizing control system / R. E. Kalman // Trans. ASME. – 1958. – Vol.80. – N5. – P. 468-478.

56. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 1: Математические модели, динамические характеристики и анализ систем автоматического управления. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 654 с.

57. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 638 с.

58. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. Т. 4: Теория оптимизации систем автоматического управления. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 741 с.

59. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления / Эйкхофф П. ; [пер. с англ.]. – М.: Мир, 1975. – 683 с.

60. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя / Льюнг Л. ; [пер. с англ.]. – М.: Наука, 1991. – 432 с.

61. Habet R. Nonlinear system identification – input-output modeling approach. / R. Habet, L. Keviczky. – Vol. 1: Nonlinear System Parameter Estimation. – 398 p. Vol. 2: Nonlinear System Structure Identification. – 399-800 p. – Kluwer Academic Publishers. – Dordrecht, 1999.

62. Ку И. Х. Применение функционалов Вольтерра-Винера для анализа нелинейных систем / И. Х. Ку, А. А. Вольф. – В кн. «Техническая кибернетика за рубежом». – М.: Машиностроение, 1968. – С. 145-165.

63. Wray J. Calculation of the Volterra kernels of non-linear dynamic systems using an artificial neural network / J. Wray, G. G. R Green. // Biol. Cybern. – 1994. – V. 71. – P. 187-195.

64. Chon K. H. Comparative nonlinear modelling of renal autoregulation in Rats: Volterra approach versus artificial neural networks / K. H. Chon, N.-H. Holstein-Rathlou,

D. J. Marsh, V. Z. Marmarelis // IEEE Tr. Neural Networks. – 1998. – V. 9. - № 3. – P. 430-435.

65. Ли Ю. В. Определение ядер Винера-Хопфа для нелинейных систем методом взаимной корреляции / Ю. В. Ли, М. Шетцен. – В кн.: «Техническая кибернетика за рубежом». – М. : Машиностроение, 1968. – С. 166-185.

66. Chaoui F. Z. System identification based of Hammerstein model / F.Z. Chaoui, F. Giri, Y. Rachdi, H. Haloua, A. Naitali // Int. J. Control. – 2005. – V. 78. – N 6. – P. 430 – 442.

67. Nelles O. Nonlinear system identification. / O. Nelles. – Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2001. – 785 p.

68. Wellers M. Identifikation nichtlinearer Systeme mit Wiener-und Hammerstein-Modellansätzen auf Basis der Volterra-Reihe / M. Wellers, N. Kositzka // Automatisierungstechnik. – 1999. – 47(5). – S. 209-216.

69. Billings S. A. Identification of nonlinear systems: a survey / S. A. Billings // IEEE Proc. – 1980. – V. 127. – N1. – P. 272-285.

70. Chen S. Representations of nonlinear systems; The NARMAX model / S. Chen, S.A. Billings // Int. J. Control. – 1983. – V. 49(3). – P. 1013-1032.

71. Johansen T. Constructing NARMAX models using ARMAX models / T. Johansen, B. Foss // Int. J. Control. – 1997. – V. 33. – P. 441-446.

72. Усков А. А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А. А. Усков, А. В. Кузьмин. – М. : Горячая линия - Телеком, 2004. – 143 с.

73. Люпер Д. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Люпер Д. Ф. – М. : Изд-во Вильямс, 2003. – 864с.

74. Narendra K. S. Stable adaptive systems / K. S. Narendra, A. M. Annaswamy. – N.Y.: Prentice Hall, 1989. – 248 p.

75. Patterson D. Artificial Neural Networks, Theory and Application / Patterson D. – Singapur: Prentice Hall Inc., 1996. – 497 p.

76. Ham F. M. Principles of Neurocomputing for Science and Engineering / F. M. Ham, I. Kostanic. – N.Y.: Mc Graw-Hill Inc., 2001. – 468 p.

77. Shepherd A. J. Second-order methods for neural networks: Fast and reliable training methods for multi-layer perceptrons / Shepherd A. J. – New York: Springer, 1997. – 146 p.

78. Widrow B. Adaptive switching circuits / B. Widrow, M. E. Hof // IRE WES-CON Convention Record. – N.Y., IRE, 1960. – P. 96-104.

79. Сапронов А. Р. Технология сахарного производства : [учебник и учеб. пособие для студентов высших учебных заведений] / Сапронов А. Р. – М. : Колос, 1998. – 495 с.

80. Бахмаш М. І. Буряковий цукор технології виробництва / М. І. Бахмаш, М. І. Ігнат'єв, І. А. Вітківський. – Кам'янець – Подільський : Абетка – НОВА, 2004. – 372 с.

81. Силин П. М. Технология сахара / Силин П. М. – Москва : Второе издание. Пищевая промышленность, 1967. – 624 с.

82. Хоменко Т. Д. Сучасні схеми та обладнання для переробки цукрових буряків. Транспортування, очищення, отримання стружки і дифузійного соку: [навч. посіб.]. / Хоменко Т. Д. – К. : Сталь, 2006. – 240 с.

83. Лысянский В. М. Процесс экстракции сахара из свеклы. Теория и расчет./ Лысянский В. М. – М. : Пищевая промышленность, 1973. – 223 с.

84. Негода Ф. В. Управление наклонным диффузионным аппаратом / Ф. В. Негода, А. П. Ладанюк, В. М. Лысянский. – М. : ЦНИИТЭПищпром, 1983, сер. 3. – 14 с.

85. Сущенко Г. А. Автоматизоване управління технологічним комплексом очистки дифузійного соку з урахуванням взаємодії підсистем : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / Г. А. Сущенко. – К., 1998. – 16 с.

86. Луцька Н. М. Дослідження та синтез оптимальних регуляторів для систем автоматизації технологічних комплексів неперервного типу : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / Н. М. Луцька. – К., 2006. – 16 с.

87. Ладанюк А. П. Анализ динамических характеристик наклонного шнекового экстрактора как объекта управления. / А. П. Ладанюк, Ф. В. Негода, Ю. А. Янченко. – К., 1985, – 32. – Деп. в УкрНИИТИ 18.02.85, № 357-УК-85.

88. Ляшенко С. А. Анализ эксплуатационных параметров оборудования диффузионного отделения сахарного завода / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко, И. С. Беляева, А. С. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Технічний сервіс АПК, техніка та технології у сільськогосподарському машинобудуванні». – Харків, 2012. – Вип. 131. – С. 98-106.

89. Пат. 38661 Україна, МПК А 61 В 5/00. Спосіб діагностики зміни функціонального стану робітників сільськогосподарського виробництва / П. В. Волошин, В. І. Сухоруков, І. А. Сербіненко, О. М. Біневська, Ю. В. Бовт, О. М. Корсунов, Л. П. Забродіна, С. А. Ляшенко, І. С. Біляєва. – Заявл. 01.07.2008; Опубл. 12.01.2009; Бюл. № 1. – 4 с.

90. Ляшенко С. А. Повышение производительности и улучшение условий труда в диффузионном отделении сахарного завода / С. А. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Сучасні напрямки технології та механізації процесів переробних і харчових виробництв». – Харків, 2014. – Вип. 152. – С. 65-75.

91. Ляшенко С. О. Шляхи покращання умов праці при виробництві цукру / С. О. Ляшенко, А. М. Фесенко, І. С. Беляєва, О. С. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Механізація сільськогосподарського виробництва». – Харків, 2012. – Вип. 124. – Том. 2. – С. 439-443.

92. Іванілов О. С. Економіка підприємства : [підручник] / Іванілов О. С. – К. : Центр учбової літератури, 2009. – 728 с.

93. Методические рекомендации по определению экономической эффективности мероприятий, направленных на ускорение научно-технического прогресса. – М. : Экономика, 1988. – 54 с.

94. Ляшенко С. А. О некоторых подходах повышения эффективности АСУ ТП сахарного производства / Ляшенко С.А., Ляшенко А.С., Беляева И.С. // Вестник Херсонського національного технічного університету. – Херсон, 2013. – №1(46). – С. 319-323.

95. Власенко Л. О. Підвищення ефективності функціонування технологічного комплексу цукрового заводу за рахунок використання методів діагностики та прогнозування / Л. О. Власенко, А. П. Ладанюк // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2010. – №2/3 (44). – С. 57-62.

96. Ладанюк А. П. Координація функціонування технологічних дільниць цукрового заводу з урахуванням задач прогнозування / А. П. Ладанюк, Н. А. Заєць, Л. О. Власенко, Н. М. Луцька // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2006. – №6. – С. 112-115.

97. Сахарная свекла. Проблемы повышения технологических качеств и эффективности переработки / [общ. ред. Людмила Ивановна Чернявская]. – К. : Фитосоциоцентр, 2003. – 308 с.

98. Власенко Л. О. Автоматизоване управління підсистемами технологічного комплексу цукрового заводу з використанням методів діагностики і прогнозування : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / Л. О. Власенко. – К., 2010. – 21 с.

99. Системы автоматизации технологических процессов сахарного производства [Электронный ресурс] / О. Яковлев, С. Танцюра, А. Войтюк, Ю. Рудаков, С. Латышев, В. Волков, М. Рак, Н. Круглый // Пищевая промышленность. – 2000. – №1. – С. 44–53. Режим доступа до журн.: [http://www.cta.ru /cms/f/3666648.hdf](http://www.cta.ru/cms/f/3666648.hdf).

100. Ляшенко С. А. Выбор автоматизированных режимов работы выпарной установки сахарного завода / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко, А. С. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Технічний сервіс АПК, техніка та технології у сільськогосподарському машинобудуванні». – Харків, 2010. – Вип. 106. – С. 217-231.

101. Гатаулин А. М. Математическое моделирование экономических процессов в сельском хозяйстве / Гатаулин А. М. – М. : ВО Агропромиздат, 1990. – 431 с.

102. Орлов П. А. Обоснование цен на машины производственного назначения на основе учета их эффективности : [Научное издание] / П. А. Орлов, Н. И. Алдохина. – Харьков : Изд. ХНЭУ, 2004. – 212 с.

103. Горбатюк В. И. Процессы и аппараты пищевых производств / Горбатюк В. И. – М. : Колос, 1999. – 335 с.

104. Дідур В. А. Теплотехніка, теплопостачання і використання теплоти в сільському господарстві / В. А. Дідур, М. І. Стручаєв (За заг. ред. В.А. Дідура). – К. : Аграрна освіта, 2008. – 233 с.

105. Ляшенко С. А. Определение критериальной связи между основными показателями работы выпарной установки / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Технічний сервіс АПК, техніка та технології у сільськогосподарському машинобудуванні». – Харків, 2010. – Вип. 101. – С.82-88.

106. Ляшенко С. А. Определение структурной зависимости основных технологических показателей в автоматизированной системе управления сахарного завода заводов / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, И. С. Беяева // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Механізація сільськогосподарського виробництва». – Харків, 2013. – Вип. 135. – С. 498-506.

107. Справочник по гидравлическим расчетам / под ред. П. Г. Киселева. [изд. 4-е переработ. и доп.]. – М. : Энергия, 1972. – 312 с.

108. Ляшенко С. А. О нейросетевом подходе к созданию АСУ ТП сахарного производства / С. А. Ляшенко // Матеріали четвертої міжнародної науково-технічної конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління». – Полтава: ПНТУ; Баку: ВА ЗСАР; Белгород: «БелДУ»; Кіровоград: КЛА НАУ; Харків: ДП «ХНДІ ТМ», 2014. – С. 23.

109. Коваленко А.Н. Адаптивное управления технологическими процессами на основе их линеаризированных моделей / А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними комплексами : прогр. і матеріали Міжнар. наук.-техн. конф., 26-27 листоп. 2009 р. – К. : НУХТ, 2009. – С. 74-75.

110. Бородюк В. П. Статистические методы в инженерных исследованиях / В.П. Бородюк, Г. К. Круг. – М. : Высшая школа, 1983. – 216 с.

111. Елисеева И. И. Статистика / Елисеева И. И. – М. : ТК Велби, 2005. – 448 с.
112. Купер Дж. Вероятностные методы анализа сигналов и систем / Дж. Купер, К. Макгилом. – М. : Мир, 1989. – 376 с.
113. Ефимова М. Р. Общая теория статистики / М. Р. Ефимова, Е. В. Петрова, В. Н. Румянцев. – М. : ИНФРА-М, 2007. – 416 с.
114. Ионин В. И. Статистика : [курс лекций] / Ионин В. И. – Новосибирск : НГАЭиУ, 2000. – 310 с.
115. Львовский Е. Н. Статистические методы построения эмпирических формул: [учебное пособие] / Львовский Е. Н. – М. : Высшая школа, 1982. – 224 с.
116. Степашко В. С. Методы и критерии решения задач структурной идентификации / В. С. Степашко, Ю. Л. Кочерга // Автоматика. – 1985. – №5. – С. 29–37.
117. Ивахненко А. Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А. Г. Ивахненко, И. А. Мюллер. – К. : Техника, 1984. – 350 с.
118. Ивахненко А. Г. Самообучающаяся система распознавания автоматического управления / Ивахненко А. Г. – К. : Техніка, 1979. – 392 с.
119. Ивахненко А. Г. Индуктивный метод самоорганизации сложных систем / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – К. : Наукова думка, 1982. – 296 с.
120. Ивахненко А. Г. Помехоустойчивость моделирования / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский, В. С. Степашко – К. : Наукова думка, 1985. – 221 с.
121. Ивахненко А. Г. Моделирование сложных систем по эмпирическим данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М. : Радио и связь, 1987. – 120 с.
122. Лисицин Д. В. Выбор структуры многооткликной регрессионной модели / Д. В. Лисицин // Научный вестник НГТУ. – Новосибирск. – 2006. – №1(22). – С. 17–32.
123. Вапник В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным / Вапник В. Н. – М. : Наука, 1979. – 447 с.
124. Сарычев А. П. Усредненный критерий регулярности метода группового учета аргументов в задачах поиска наилучшей регрессии / А. П. Сарычев // Автоматика. – 1990. – №5. – С. 28-33.
125. Allen D. M. The relationship between variable selection and data angmantation and a method of prediction / D. M. Allen // Technometrics. – 1974. - Vol. 16. – P. 125-127.

126. Al-Subaihi A. A. Variable selection in multivariable regression using SAS/IML / A. A. Al-Subaihi // *Jarnral of Stabistical Software*. – 2002. – Vol. 7. – P. 1-20.
127. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ / Себер Дж. ; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 1980. – 456 с.
128. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами / Химмельблау Д. – М. : Мир, 1973. – 957 с.
129. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессии / Демиденко Е. З. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 302 с.
130. Ляшенко С. А. Построения математических моделей в системе автоматизированного управления сокоочистительным отделением сахарного завода / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко // *Матеріали другої міжнародної науково-технічної конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління»*. – К.: ДП «ЦНДІ НіУ»; Х.: ДП «ХНДІ НіУ ТМ»; К.: КДАВТ, 2011. – С. 54-55.
131. Ляшенко С. А. Линеаризация математических моделей сокоочистительного оборудования сахарного производства / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, А. М. Фесенко // *Автоматизація: проблеми, ідеї, рішення: матеріали міжнар. наук.-техн. конф. Севастополь, 3-7 вересня 2012 р./ М-во освіти і науки, молоді та спорту України; Севастоп. нац. техн. ун-т; наук. ред. В. Я. Копп. – Севастополь: СевНТУ, 2012 – С. 219-220.*
132. Ляшенко С. А. Построение линеаризированных математических моделей сокоочистительного оборудования сахарного производства / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, И. С. Беляева // *Всеукраинский межведомственный научно-технический сборник. Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – ХНУ-РЭ. – Харьков, 2012. – Вып. 160. – С. 66-74.*
133. Ляшенко С. А. Получение линеаризированных математических моделей работы вакуум-аппаратов для АСУ ТП сахарного завода / С. А. Ляшенко // *Научно-практический журнал. Агротехника и энергообеспечение. ФГБОУ ВПО Орловский ГАУ. – Орел, 2015. – № 2 (6). – С. 15-23.*
134. Ляшенко С. А. О некоторых подходах к линеаризации математических моделей аппаратов технологических систем / С. А. Ляшенко, А.Н. Коваленко // *Жу-*

рнал ХНТУ «Проблеми інформаційних технологій». – № 01 (005). – 2009. – С. 51-54.

135. Иванец В. Н. Процессы и аппараты пищевых производств : [учебное пособие] / В. Н. Иванец, И. А. Бакин, С. А. Ратников. – Кемеровский технологический институт пищевой промышленности. – Кемерово, 2004. – 180 с.

136. Таубман Е. И. Выпаривание / Таубман Е. И. – М. : Химия, 1982, – 326 с.

137. Волошаненко Г. П. Справочник для работников лабораторий сахарных заводов / Г. П. Волошаненко, А. Р. Сапронов. – М. : Агропромиздат, 1985. – 271 с.

138. Бабченко Е. А. Автоматизація і моделювання технологічних процесів відділення очищення дифузійного соку цукрового виробництва : автореф. дис. ... канд. техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / Е. А. Бабченко. – О., 1998. – 15 с.

139. Корниенко Л. И. Моделирование процессов в многокорпусной выпарной установке с промежуточным пароотбором сахарного производства с целью ее автоматизации : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.198 / Л. И. Корниенко. – К., 1972. – 28 с.

140. Деруссо П. Пространство состояний в теории управления / П. Деруссо, Р. Рой, Ч. Клоуз. – М. : Наука, 1970. – 620 с.

141. Луцька Н. М. Синтез оптимальних регуляторів для систем автоматизації технологічних комплексів неперервного типу / Н. М. Луцька // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. – 2005. – № 1 (15). – С. 148-151.

142. Лобок О. П. Синтез оптимального керування для технологічних процесів харчової промисловості / О. П. Лобок, Н. М. Луцька // Автоматизація виробничих процесів. – 2003. – № 1 (16). – С. 81-84.

143. Ладанюк А. П. Розробка багатовимірних оптимальних регуляторів для об'єктів одного класу / А. П. Ладанюк, Н. М. Луцька, О. П. Лобок // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. – 2004. – № 1 (13). – С. 140-144.

144. Куник Е. Г. Оценка точности управления динамическим объектом с помощью его статической модели / Е. Г. Куник, А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Тезисы докладов Международной научной конференции «Теория и техника передачи, приёма и обработки информации». – Харьков-Туапсе. – 2003. – С.431-432.

145. Куник Е. Г. Управление динамическим объектом с помощью его статической модели / Е. Г. Куник, А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Научно-технический журнал «Радиоэлектроника и информатика». – Х. : ХНТУРЭ. – 2003. – №2. – С. 59-60.

146. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации / Цыпкин Я. З. – М. : Наука, 1984. – 320 с.

147. Лоусон И. Численное решение задач метода наименьших квадратов / И. Лоусон, Р. Хенсон ; пер. с англ. – М. : Наука, 1986. – 232 с.

148. Ляшенко С. А. Оценка параметров модели псевдолинейной регрессии / С. А. Ляшенко // 1-а міжнародна конференція «Глобальні інформаційні системи. Проблеми та тенденції розвитку». Зб. матеріалів конференції. – Харків: ХНУРЕ, 2006. – С. 197-198.

149. Ляшенко С.А. Оценка модели псевдолинейной регрессии. / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Науково-технічний журнал «Автоматика. Автоматизація. Електротехнічні комплекси та системи». Херсонський національний технічний університет. – Херсон, 2010. – № 1(25). – С. 36-40.

150. Ляшенко С. А. Об одном алгоритме оценивания параметров модели псевдолинейной регрессии / С. А. Ляшенко // Интеллектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: Матеріали міжнародної наукової конференції. – Том 2. – Херсон: ХНТУ, 2010. – С. 101-103.

151. Ляшенко С. А. Построение линейной регрессионной модели диффузионного отделения сахарного производства / С. А. Ляшенко // Вісник НТУ «ХПІ». – Збірник наукових праць. Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Х. : НТУ «ХПІ». – 2014. – № 55(1097). – С. 58-64.

152. Ляшенко С. А. Адаптивное управление технологическими процессами диффузионного отделения сахарного производства / С. А. Ляшенко // Информатика, математическое моделирование, экономика: Сборник научных статей по итогам Четвертой Международной научно-практической конференции, г. Смоленск, 23-25 апреля 2014 г. в 2-х томах. Том 1. – Смоленск : Смоленский филиал Российского университета кооперации, 2014. – С. 120-126.

153. Ляшенко С. А. Адаптивное управление безопасными технологическими процессами диффузионного отделения сахарного производства / С. А. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Механізація сільськогосподарського виробництва». – Харків, 2014. – Вип. 148. – С. 520-527.

154. Ляшенко С. А. Автоматизация технологических процессов сахарного производства / С. А. Ляшенко // Автоматизація: проблеми, ідеї, рішення: матеріали між нар. наук.-техн. конф. Севастополь, 5-9 вересня 2011 р. / М-во освіти і науки, молоді та спорту України; Севастоп. нац. техн. ун-т; наук. ред. В. Я. Копп – Севастополь: СевНТУ, 2011 – С. 63-65.

155. Haber R. Structure identification of nonlinear dynamic systems-a survey of input/output approaches / R. Haber, H. Unbehauen // Automatica. – 1990. – Vol. 26. – P. 651-677.

156. Narendra K. S. Identification and control dynamical systems using neural networks / K. S. Narendra, K. Parthasarathy // IEEE Transactions Neural Networks. – 1990. – Vol. 1. – №1. – P. 4-26.

157. Billings S. A. Properties of neural networks with applications to modelling nonlinear dynamical systems. / S. A. Billings, H. B. Jamaluddin, S. Chen // Intern. J. of Control – 1992. – Vol.55, – P. 193-224.

158. L158eontaritis I. J. Input-output parametric model for nonlinear systems / I. J. Leontaritis, S. A. Billings // Part 1: Deterministic non-linear systems. Part 2: Stochastic non-linear systems. – Int. J. Control. – 1985. – Vol. 41. – N2. – P. 303-344.

159. Копысов О. Ю. Быстродействующие адаптивные наблюдатели / О. Ю. Копысов, В. П. Кулагин, Б. И. Прохоров. – М. : Поиск, 1996. – 437 с.

160. Schroder P. Intelligent observer and Control Design for Nonlinear Systemms / Schroder P. – Berlin : Springer-Verlag, 2000. – 196 p.

161. Zinober A. Nonlinear and adaptive control /Ed. by A. Zinober, D Owens. – New York : Springer-Velag, 2003. – 394 p.

162. Ляшенко С. А. Упрощение нелинейной модели Вольтерра / С. А. Ляшенко, Т. С. Сакало // Вісник Харківського національного технічного університету сіль-

ського господарства імені Петра Василенка «Технічний сервіс АПК, техніка та технології у сільськогосподарському машинобудуванні». – Харків, 2008. – Вип. 68. – 2008. – С. 206-210.

163. Ляшенко С. А. Нейросетевая реализация нелинейной модели Винера / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Вестник ХГТУ. – Херсон, 2005. – Вып. №1(21). – С. 48-51.

164. Ляшенко С. А. О некоторых особенностях построения нелинейной модели Винера / С. А. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільськогосподарства імені Петра Василенка «Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України». – Харків, 2008. – Вип. 73. – Т.2. – С. 93-95.

165. Narendra K. S. An iterative method for the identification of nonlinear system using a Hammerstein model / K. S. Narendra, P. G. Gallman // IEEE Transactions on Automatic Control. – 1966. – Vol. 11. – N 3. – P. 546-550.

166. Zhu Y. Identification of Hammerstein model for control ASUM / Y. Zhu // Automatica. – 2000. – Vol.73. – N18. – P. 1692-1702.

167. Bloemen H. H. J. Model-based predictive control for Hammerstein-Wiener systems / H. H. J. Bloemen, T. J. J. van den Boom, H. I. Verbruggen // Int. J. Control. – 2001. – Vol. 74. – N5. – P.482-495.

168. Boutayeb M. Recursive identification method for MISO Wiener-Hammerstein model / M. Boutayeb, M. Darouach // IEEE Trans. Aut. Contr. – 1995. – Vol. 40. – N2. – P. 287-291.

169. Ляшенко С. А. Построение нелинейной модели прогнозируемого процесса на основе принципа разделения / С. А. Ляшенко // Вестник ХНТУ. – Херсон, 2012. – №1(44) – С. 303-305.

170. Billings S. A. Identification of systems containing linear dynamic and static nonlinear elements / S. A. Billings, S. Y. Fakhouri // Automatica. – 1982. – Vol. 18. – № 1. – P. 15-26.

171. Ляшенко С.А. Построение модели Гаммерштейна с помощью радиально-базисной сети / С. А. Ляшенко, Т. С. Сакало // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. – Харків, 2008. – Вип. 1(16). – С. 85-89.

172. Ляшенко С. А. Об одном алгоритме обучения нейросетевой модели нелинейного динамического объекта / С. А. Ляшенко // Научно-технич. журнал „Бионика интеллекта”. – Харьков : ХНУРЭ. – 2004. – Вып. №1(61) – С. 107-110.

173. Ляшенко С. А. Построение математической модели нелинейного процесса с помощью нормализованной радиально-базисной сети / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Вестник Херсонского национального технического университета. – Херсон, 2006. – Вып. №1(24). – С. 32-35.

174. Ляшенко С. А. Об одной модификации радиально-базисной сети. / С. А. Ляшенко // Міжнародна наукова конференція «Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій». Збірка наукових праць у чотирьох томах. Т.2. «ISDMIT» -2006. – Розділ 4. – Нейромережеві технології. – Євпаторія. – 2006. – С. 233-235.

175. Ляшенко С. А. Об одной модификации радиально-базисной сети / С. А. Ляшенко // НАН України. Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем (МННЦ ІТС). Моделювання та керування станом еколого-економічних систем регіону: Зб. наук. праць.– 2006. – Вип. 3. – С. 172-179.

176. Specht D. F. A general regression neural network / D. F. Specht // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1991. – V. 2. – N 6. – P. 568-576.

177. Schram G. System identification with orthogonal basis function and neural networks / G. Schram, A. Krijgsman, M. N. G. Varhaegen // Proc. IFAC World Congress, San Francisco, USA. – 1996. – P. 221-226.

178. Benaim M. On functional approximation with normalised gaussian units / M. Benaim // Neural Computation. – 1989. – V. 1. – P. 281-294.

179. Shorten R. On normalizing Radial Basis function networks / R. Shorten, R. Murray-Smith // Int. Joint Conf. on Neural Networks. Nagoya, Japan, 1993. – V. 1. – P. 29-34.

180. Ляшенко С. А. Построение модели нелинейного динамического объекта на основе модифицированной радиально-базисной сети / С. А. Ляшенко // Вестник Херсонского национального технического университета. – Херсон, 2007. – Вып. №4(27). – С. 33-35.

181. Ляшенко С. А. Построение нелинейной ARX модели на основе радиально-базисной сети / С. А. Ляшенко // Зб. наук. праць. Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи. КМИС-2007. За ред. д.т.н. Д. М. Пізи, к.т.н. С. О. Суботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ. – 2007. – С. 42-48.

182. Ляшенко С. А. Автоматизация технологических процессов сахарного производства на основе нейросетевого подхода / С. А. Ляшенко // Автоматизация: проблемы, идеи, решения: материалы междунар. науч. техн. конф. Севастополь, 6-10 сент. 2010 г. / М-во образования и науки Украины, Севастоп. нац. техн. ун-т ; науч. ред. Копп В. Я. – Севастополь: Сев-НТУ, 2010. – С. 92-94.

183. Ляшенко С. А. Синтез нейросетевых динамических моделей технологических процессов сахарного производства / С. А. Ляшенко // Материалы международной научной конференции: Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта. – Херсон: ХНТУ, 2012. – С. 119.

184. Pham D. T. Neural Network for Identification, Prediction and Control / D. T. Pham, X. Liu. – London: Springer-Verlag, 1997. – 238 p.

185. Choy M. C. Neural networks for continuous online learning and control / M. C. Choy, D. Srinivasan, R. L. Chen // IEEE Tr. on Neural Networks. – 2006. – V. 17. – № 6. – P. 1511-1531.

186. Tsoi A. C. Discrete time neural architectures: a unifying review / A. C. Tsoi, A. Back // Neurocomputing. – 1997. – V. 15(3). – P. 183-223.

187. Jolly K. G. An artificial neural network based dynamic controller for a robot in multi-agent system / K. G. Jolly, R. S. Kumar, R. Vijayaakumar // Neurocomputing. – 2009. – V.73. – №1-3. – P. 283-294.

188. Vrabie D. Neural network approach to continuous-time direct adaptive optimal control for partially unknown nonlinear systems / D. Vrabie, F. Lewis // Neural Networks. – 2009. – V.22. – №3. – P. 237-246.

189. Zhang Z. Advances in Neural Networks Research and Application / Z. Zhang, J. Wang. – Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2010. – 946 p.

190. Ugnen D. H. Neural networks for self-learning control systems / D. H. Ugnen, B. Widrow // IEEE Control Systems Magazine. – 1990. – Vol. 10, – №3. – P. 18-23.

191. Parisini T. Neural networks for feedback feedforward nonlinear control systems / T. Parisini, R. Zappoli // IEEE Trans Neural networks. – 1994. – Vol. 5 – N 3. – P. 434-449.
192. Huang G.-B. Now-hidden-layer feedforward networks learning storage capacity / G.-B. Huang // IEEE Trans Neural networks -2003. – Vol. 5 – N 2. – P. 434-449.
193. Kawato V. Hierarchical neural network model for voluntary movements with application to robotics / V. Kawato, Y. Uno, V. Isobe, R. Suzuki // IEEE Control Systems Magazine. – 1988. – Vol. 8. – N 7. – P. 8-15.
194. Miller W. T. Application of a gambrel learning algorithm to control of robotic manipulators / W. T. Miller, F. H. Glanz, L. G. Kraft // Int. J. of Robotics Research. – 1987. – Vol. 6. – N 2. – P. 84-98.
195. Ko H.-S. Power quality control of an autonomous wind-dised power system based on hybrid intelligent controller / H.-S. Ko, K. Y. Lee, M. J. Kang, H. C. Kim // Neural Networks. – 2008. – V.21. – №10. – P. 1439-1438.
196. Clarke D. W. Self-tuning control / D. W. Clarke, P. J. Gawthrop // Proc. of IEE, Pt-D. – 1979. – N126. – P. 633-640.
197. Шубладзе А. М. Адаптивные промышленные ПИД-регуляторы / А. М. Шубладзе, С. В. Гуляев, А. А. Шубладзе // Приборы и средства автоматизации. – 2003. – № 7. – С. 24-31.
198. Шубладзе А. М. Адаптивные автоматически настраивающиеся ПИД-регуляторы / А. М. Шубладзе, С. В. Гуляев, А. А. Шубладзе // Математическое обеспечение АСУ. – 2003. – № 6. – С. 12-14.
199. Шубладзе А. М. Методика расчета оптимальных по степени устойчивости ПИД-законов регулирования. / А. М. Шубладзе // Автоматика и телемеханика. – 1987. – № 6. – С.36-42.
200. Шубладзе А. М. Методика расчета оптимальных по степени устойчивости ПИ законов управления / А. М. Шубладзе // Автоматика и телемеханика. – 1987. – № 4. – С. 47-54.
201. Дикусар Ю. Г. Разработка метода определения параметров настройки цифровых регуляторов / Ю. Г. Дикусар, Г. В. Фарафонов // Зб. наук. праць СНУЯЕ та П. – 2010. – С. 21-26.

202. Костров Б. В. Микропроцессорные системы и микроконтроллеры / Б. В. Костров, В. Н. Ручкин. – М. : "ТсхБук", 2007. – 320 с.
203. Chen L. Self-tuning PID Temperature controller based on flexible neural network / L. Chen, B. Ge, A. T. Almeida // In "Advanced in Neural Networks", Liu D. (ed). – Berlin, Heidelberg : Springer – Verlag, 2007. – P. 138-147.
204. Tokuda M. A design of multiloop PID controllers with a neural-net based decoupler / M. Tokuda, T. Yamamoto, Y. Monden // Asian J. of Control. – 2005. – V.7. – №3. – P. 275-285.
205. Han W.-Y. Development of a self tuning PID controller based on neural network for nonlinear systems / W.-Y. Han, J.-W. Han, C.-G. Lee // Proc. of the 7-th Conf. on Control and Automation, Heifa, – 1999. – P. 979-988.
206. Ляшенко С. А. Управлением нелинейным объектом на основе нейросетевой модели / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Сборник научных трудов. Автомобильный транспорт. – Харьков. – 2003. – Выпуск 13. – С. 272-274.
207. Ляшенко С. А. Об одном подходе к построению нейросетевой модели нелинейного объекта / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Труды 7-й Международной научно-практической конференции «Современные информационные технологии» "СИЭТ-2006". – 22-26 мая 2006. – г. Одеса. – Т. 1. – С. 95.
208. Ляшенко С. А. Синтез нейросетевого ПИД-регулятора для управления технологическими процессами производства сахара / С. А. Ляшенко // Вестник Херсонского национального технического университета. – Херсон, 2010. – Вып. №2(38). – С. 430-433.
209. Lazar C. Neuro-predictive control based self tuning of PID controllers / C. Lazar, S. Carari, B. Vrabie, M. Klotzer // European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges, 2004. – P. 391-396.
210. Johansen T. A. Identification of non linear system structure and parameters using regime decomposition / T. A. Johansen, B. A. Foss // Automatica. – 1995. – Vol. 31. – P. 321-326.
211. Хеннан Э. Анализ временных рядов / Хеннан Э. – М. : Наука, 1964. – 214 с.
212. Бокс Дж.. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М. : Мир, 1974. – 286 с.

213. Ляшенко С. А. Прогнозирование временных рядов с помощью радиально-базисных сетей / С. А. Ляшенко // Труды 6-й Международной научно-практической конференции «Современные информационные и электронные технологии» "СИЭТ-2005". – 23-27 мая 2005. – г. Одесса. – С. 209.

214. Ляшенко С. А. Об одном подходе получения нестационарной прогнозной модели динамических объектов / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, И. С. Беляева, Р. Н. Чапча // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Технічний сервіс АПК, техніка та технології у сільськогосподарському машинобудуванні». – Харків, 2009 – Вип. 81. – С. 39-44.

215. Bai E.-W. Identification of IIR nonlinear systems without prior structural information / E.-W. Bai, R. Tempo, Y. Lin // IEEE Tr. Aut. Control. – 2007. – V. 52. – N 3. – P. 442-453.

216. Ляшенко С. А. Использование нейронных сетей при определении технического состояния двигателей / С. А. Ляшенко // Вестник ХГТУ. – Херсон, 2004. – Вып. №1(19). – С. 352-355.

217. Ляшенко С. А. Локально-рекуррентная сеть для прогнозирования случайных последовательностей / С. А. Ляшенко // Вторая международная научная конференции «Современные информационные системы. Проблемы и тенденции развития.»: Сб. материалов конференции. – Харьков : ХНУРЭ, 2007. – С. 471-472.

218. Back A. D. FIR and IIR synapses a new neural network architecture for time series modeling / A. D. Back, A. C. Tsoi // Neural Comp., 1991. – №3. – P. 375-385.

219. Тихонов А. Н. Методы решения некорректных задач / А. Н. Тихонов, В. Я. Арсенин. – М. : Наука, 1986. – 223 с.

220. Ляшенко С. О. Решение задачи прогнозирования с помощью динамического персептрона / С. О. Ляшенко // НАН України. Інститут проблем моделювання в енергетиці. Моделювання та інформаційні технології: Зб. наук. праць. – Київ, 2007. – Вип.43. – С. 30-36.

221. Ляшенко С. А. Обучение радиально-базисных сетей на основе устойчивого модифицированного фильтра Калмана / С. А. Ляшенко // Проблеми інформатики і

модельовання. Матеріали сьомої міжнародної науково-технічної конференції. – Х.: НТУ «ХП», 2007. – С. 30.

222. Ляшенко С. О. Нейромережевий метод прогнозування за допомогою динамічного перцептрону / С. О. Ляшенко // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка «Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України». – Харків, 2007. – Вип. 57. – Т.2. – С. 122-127.

223. Narendra K. S. Adaptive control using neural networks and approximate models / K. S. Narendra, S. Mukhopadhyay // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1997. – Vol. 8. – P. 475-485.

224. Hagan M. T. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm / M. T. Hagan, M. B. Menhaj // IEEE Tr. Neural Networks. – 1994. – V. 5(6). – P. 989-993.

225. More J. J. The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory / J. J. More // In “Numerical Analysis”. – Berlin: Springer-Verlag, 1977. – V.630. – P. 105-116.

226. Ngia L. S. H. Efficient training of neural nets for nonlinear adaptive filtering using a recursive Levenberg-Marquardt algorithm / L. S. H. Ngia, J. Sioberg // IEEE Trans. On Signal Processing. – 2000. – V 48. – №7. – P. 1915-1926.

227. Ляшенко С. А. Моделирование интеллектуальной системы управления технологическими процессами сахарного производства / С. А. Ляшенко // Научно-практический журнал. Агротехника и энергообеспечение. ФГБОУ ВПО Орловский ГАУ. – Орел, 2014. – № 3 (3). – С. 6-15.

228. Ляшенко С. А. Особенности применения нейросетевых технологий для автоматизации технологических процессов сахарного производства / С. А. Ляшенко // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. – Х. : Харківський університет Повітряних сил імені Івана Кожедуба, 2014. – Вип. 2(39). – С. 214-217.

229. Ляшенко С. А. Интеллектуальный подход к управлению технологическими процессами сахарного производства / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Автоматизация: проблемы, идеи, решения : материалы междунар. наук.-техн. конф. Севастополь, 9-13 вересня 2013 р./М-во освіти і науки України; Севастоп. нац. техн. ун-т; наук. ред.. В. Я. Копп – Севастополь: СевНТУ, 2013 – С. 114-116.

230. Ляшенко С. А. Интеллектуальное управление технологическими процессами сахарного производства / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Motrol. Commission of motorization and energetics in agriculture. – 2013. – Vol. 15, – №7. – Lublin-Rzeszow. – P. 145-150.

231. Ляшенко С. А. Оптимизация управления сложными технологическими процессами в сахарном производстве на основе применения нейросетевых регуляторов / С. А. Ляшенко // Вестник ХНТУ. – 2011. – №2(41). – С. 412-415.

232. Ляшенко С. А. Анализ эффективности применения нейроруупления при автоматизации технологических процессов / С. А. Ляшенко // Інформаційні технології в навігації і управлінні; стан та перспективи розвитку. Матеріали першої міжнародної науково-технічної конференції. – К.: ДП “ЦНДІ НіУ”, – 2010. – С. 60.

233. Ляшенко С. А. Синтез нейросетевого управления многосвязными технологическими процессами сахарного производства / С. А. Ляшенко // Сучасні напрями розвитку інформаційно -комунікаційних технологій та засобів управління. Матеріали першої науково-технічної конференції. – Х.: ДП “ХНДІ ТМ”; К.: ДП “ЦНДІ НіУ”, 2010. – С. 80.

234. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks / [пер. с англ.]. – М. : Горячая линия. – Телеком, 2001. – 122 с.

235. Медведев В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин. – М. : Диалог–МИФИ, 2002. – 496 с.

236. Beale M. Neural Network Toolbox User Guide / M. Beale, H. Demuth. – Natick: Mathworks, 1997. – 700 p.

237. Costa M. A. Improving generalization of MLPs with sliding mode control and the Levenberg-Marquardt algorithm / M. A. Costa, A. Braga, B. R. Menezes // Neurocomp. – 2007. – V. 70. – № 7-9. – P. 1342-1347.

238. Narendra Kumpati S. Learning Automata Approach to Hierarchical Multiobjective Analysis / Kumpati S. Narendra, Kannan Parthasarathy // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – January/February 1991. – Vol. 20. – No. 1. – P. 263-272.

239. Ляшенко С.А. Усовершенствование автоматизированной системы управления диффузионного отделения сахарного завода с помощью нейросетевого подхода

да / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко // Motrol. Motorization and rower industry in agriculture. – 2009. – Vol. 11A. – Simferopol-Lublin. – P. 207-209.

240. Ляшенко С. А. Синтез нейросетевых подходов управления сложными динамическими процессами в сахарном производстве / С. А. Ляшенко // Вісник НТУ «ХП». – Збірник наукових праць. Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Х. : НТУ «ХП». – 2014. – № 61(1103). – С. 30-39.

241. Зайцев В. С. Системный анализ операторской деятельности / Зайцев В. С. – М. : Радио и связь, 1990. – 120 с.

242. Красовский А. А. Проблемы теории компьютеризации профессиональной подготовки / А. А. Красовский // Тр. науч.-технич. конференция «Теория и практика имитационного моделирования и создания тренажеров». – М. : ВТО им. Вавилова, 1992. – С. 4-29.

243. Стенин А. А. Автоматизированные обучающие системы (анализ и синтез) / Стенин А. А. – Луганск: изд-во ВУНУ, 2000. – 109 с.

244. Раманов А. Н. Имитаторы и тренажеры в системах отладки АСУ ТП / А. Н. Раманов, В. П. Жабеев.–М. : Энергоатомиздат, 1987.– 112 с.

245. Самойлов В. Д. Автоматизация построения тренажеров и обучающих систем / В. Д. Самойлов, А. П. Писаренко, С. И. Сметана. – К. : Наукова думка, 1989. – 200 с.

246. Ляшенко С. А. Создание человеко-машинного интерфейса для диспетчеризации и управления сахарным производством / С. А. Ляшенко, А. М. Фесенко, А. С. Ляшенко, Ю. Е. Ромашевская // Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: матеріали міжнародної наукової конференції. – Том 2. – Херсон: ХНТУ, 2011. – С. 56-59.

247. Ляшенко С. А. Усовершенствование процесса обучения операторов автоматизированных систем управления в производстве сахара / С. А. Ляшенко // Інформаційні технології в навігації і управлінні; стан та перспективи розвитку. Матеріали другої міжнародної науково-технічної конференції. – К.: ДП “ЦНДІ НіУ”, 2011. – С. 36.

248. Ляшенко С. А. Создание информационно-аналитической системы управления сахарным производством / С. А. Ляшенко, А. С. Ляшенко, А. А. Герасченко, К. В. Карташов // Информатика, математическое моделирование, экономи-

ка: Сборник научных статей по итогам третьей Международной научно-практической конференции, г. Смоленськ, 22 апреля 2013 г. в 3-х томах. Том 3 – Смоленськ: Смоленський филиал АНО ВПО ЦС РФ «Російський університет кооперації», 2013. – С. 124-127.

249. Дозорцев В. М. Динамическое моделирование в оптимальном управлении и автоматизированном обучении операторов технологических процессов. Часть 1. Задачи оптимального управления / В. М. Дозорцев // Приборы и системы управления. – 1996. – № 7. – С. 46-51.

250. Дозорцев В. М. Динамическое моделирование в оптимальном управлении и автоматизированном обучении операторов технологических процессов. Часть 2. Компьютерные тренажеры реального времени / В. М. Дозорцев // Приборы и системы управления. – 1996. – № 8. – С.41–50.

251. Дозорцев В. М. Структура человеко-машинного взаимодействия в компьютерных тренажерах операторов технологических процессов / В. М.Дозорцев // Процессы и системы управления. – 1998. – №5. – С. 57-65.

252. Куник Е. Г. Построение упрощенных моделей сложных технологических процессов для тренажерных систем / Е. Г. Куник, А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Тези доповідей IV Міжнар. наук.-практичної конференції «Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій». – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – С. 190-192.

253. Куник Е. Г. Архитектура компьютерного тренажера для обучения операторов АСУ ТП / Е. Г. Куник, А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Науковий журнал «Радіоелектроніка. Інформатика. Управління». – Запоріжжя: ЗНТУ. – 2009. – № 1 (20). – С. 128-131.

254. Куник Е. Г. Организация информационного и программно-алгоритмического обеспечения компьютерного тренажера / Е. Г. Куник, А. Н. Коваленко, С. А. Ляшенко // Сб. научн. трудов 3 Междунар. радиоэлектронного форума «Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития». МРФ-2008. Том 5. «Информационные компьютерные технологии и системы». – Харьков, 2008. – С. 137-139.

255. Мартин Дж. Организация баз данных в вычислительных системах / Мартин Дж. ; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 1980. – 664 с.
256. Тиори Т. Проектирование структур баз данных: в 2-х томах / Т. Тиори, Дж. Фрай ; пер. с англ. – М. : Мир, 1985. – Т.1 – 287 с., Т.2 – 320 с.
257. Попов Э. В. Статические и динамические экспертные системы / Попов Э. В. – М. : Финансы и статистика, 1996. – 211 с.
258. Рыбина Г. В. Проектирование систем, основанных на знаниях : [учебное пособие] / Рыбина Г. В. – М. МИФИ, 1997. – 102 с.
259. Интегрированная система для создания прикладных систем с базами данных и знаний (ИНТЕРЭКСПЕРТ). Калинин: НПО "ЦЕНТРПРОГРАММСИСТЕМ", 1988, т. 1-8.
260. Красовский А. А. Концепция оптимального инструктора и автоматизация обучения на тренажерах / А. А. Красовский // Техническая кибернетика. – 1989.– №6. – С. 139-144.
261. Анашкин А. С. Техническое и программное обеспечение распределенных систем управления / А. С. Анашкин, Э. Д. Кадыров, В. Г. Хазаров; под ред проф. В. Г. Хазарова. – СПб.: П-2, 2004 – 368 с.
262. Купин А. И. Вопросы интеграции распределенных АСУ ТП на основе промышленных сетей / А. И. Купин, Д. В. Хомутенко // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем. – №15 – 16. – 2005. – С. 95-103.
263. Ослендер Д. Управляющие программы для механических систем: объектно-ориентированное проектирование систем реального времени / Д. Ослендер, Дж. Риджи, Дж. Ринггенберг. – М.: БИНОМ Лаборатория базовых знаний, 2004. – 413 с.
264. Назаренко М. В. Розвиток теорії інтегрованого управління технологічними комплексами залізорудного гірничо-збагачувального комбінату: Автореф. дис. д-ра. техн. наук: спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / Назаренко Михайло Володимирович. – Дніпропетровськ, 2006. – 36 с.
265. Назаренко М. В. Концептуальний підхід до побудови сучасної комплексної системи управління гірничим підприємством на основі ПІС- технологій / М. В.

Назаренко, В. М. Назаренко, С. А. Хоменко, А. І. Купін // Сборник научных трудов Национального горного университета. – №14, т.2. – Днепропетровск, 2002. – С. 13-22.

266. Комплексна система управління підприємством: свідоцтво на реєстрац. авторськ. права на твір 9804 Україна, комп'ютерна програма / В. М. Назаренко, М. В. Назаренко, Н. В. Смирнова, С. А. Хоменко, А. І. Купін; дата реєстрації 15.04.2004.

267. Назаренко В. М. Шляхи збереження та розвитку потенціалу вітчизняних ІТ-технологій / В. М. Назаренко, М. В. Назаренко, Н. В. Смирнова, А. І. Купін, С. А. Хоменко // Вісник КТУ. – Кривий Ріг. –2005. – №9. – С. 95-100.

268. Мусиенко В. В. Микропроцессорная система автоматизации станций Кириковского сахарного завода (диффузия, дефекосатурация, выпарная станция, вертикальный кристаллизатор) / Мусиенко В. В. – К. : ООО “Скиф Контрол”, 2007. – 17 с.

269. Значения индекса инфляции (индекса потребительских цен) на Украине с 2000 года. [Электронный ресурс] / Финансовый портал МИНФИН – Режим доступа: <http://www.currency.in.ua>. – Загл. с экрана.

ПРИЛОЖЕНИЯ

## Содержание приложений

А. Определение технических и технологических (эксплуатационных) параметров оборудования в диффузионном отделении сахарного завода.....	341
Б. Определение основных оптимальных тепловых режимов работы ВУ....	348
В. Вывод основных соотношений управления динамическим объектом с использованием статических моделей.....	363
Г. Исследование свойств алгоритма ускоренной идентификации.....	370
Д. Результаты построения нестационарных моделей работы оборудования в отделениях завода и синтеза их адаптивного управления.....	382
Е. Вывод алгоритма адаптивного управления.....	393
Ж. Структурные схемы системы автоматизации технологических процессов сахарного производства .....	395
З. Техничко-экономические показатели АСУ ТП в ООО «Кириковском сахарном заводе».....	400
И. Акты внедрения результатов диссертационной работы.....	409

## Приложение А

Определение технических и технологических (эксплуатационных) параметров оборудования в диффузионном отделении сахарного завода.

Расчет мощности установленного оборудования в диффузионном отделении производится с целью определения его паспортной производительности диффузионного аппарата DC-8 на основе нормативно-технологических параметров [81]:

1. Техническая норма производительности бункера перед свеклорезками (30 м<sup>3</sup>), определяемая формулой:

$$A = 1,44 \cdot (V \cdot \varphi \cdot \frac{\rho}{\tau}), \quad (\text{A.1})$$

где  $A$  – техническая норма производительности, тонн св./сут;

$V$  – объем бункера, м<sup>3</sup>;

$\varphi$  – коэффициент заполнения;

$\rho$  – объемная масса свеклы, кг/м<sup>3</sup>;

$\tau$  – время пребывания свеклы в бункере (согласно нормы) минут.

Техническая норма производительности при нормативном времени пребывания свеклы 15 минут составит

$$A = 1,44 \cdot (30 \cdot 0,9 \cdot \frac{600}{14}) = 1555 \text{ т. св./сут.}$$

Время пребывания свеклы в бункере при производительности  $A = 1800$  т св/сут равно

$$\tau = 1,44 \cdot (30 \cdot 0,9 \cdot \frac{600}{1800}) = 13 \text{ мин.}$$

а при  $A = 2200$  т св/сут

$$\tau = 1,44 \cdot (30 \cdot 0,9 \cdot \frac{600}{2200}) = 10 \text{ мин.}$$

2. Производительность свеклорезок, определяется соотношением:

$$A = 0,001296 \cdot n \cdot v \cdot \rho \cdot K_k \cdot \frac{K_s}{(S \cdot l)}, \quad (\text{A.2})$$

где  $A$  – производительность свеклорезок, т/сут;

$n$  – количество ножей в свеклорезке, шт;

$v$  – скорость резанья, м/с;

$\rho$  – объемная масса свеклы, кг/м<sup>3</sup>;

$K_k; K_s$  – соответственно конструктивный и эксплуатационный коэффициенты;

$S$  – шаг ножа, м;

$l$  – длина стружки, м в 100 г.

Производительность 16-рамной свеклорезки при использовании безреберных ножей с шагом 8,25 мм при получении свекловичной стружки длиной 7-10 м в 100 г, скорости резания – 6 м/с, при имеющейся в наличии резервной свеклорезке составит

- при длине свекловичной стружки 7 м в 100 г

$$A = 0,001296 \cdot 32 \cdot 6 \cdot 600 \cdot 0,9 \cdot \frac{0,9}{(0,00825 \cdot 7)} = 2094 \text{ т.св./сут.};$$

- при длине свекловичной стружки 8 м в 100 г

$$A = 0,001296 \cdot 32 \cdot 6 \cdot 600 \cdot 0,9 \cdot \frac{0,9}{(0,00825 \cdot 8)} = 1832 \text{ т.св./сут.};$$

- при длине свекловичной стружки 9 м в 100 г

$$A = 0,001296 \cdot 32 \cdot 6 \cdot 600 \cdot 0,9 \cdot \frac{0,9}{(0,00825 \cdot 9)} = 1628 \text{ т.св./сут.};$$

- при длине свекловичной стружки 10 м в 100 г

$$A = 0,001296 \cdot 32 \cdot 6 \cdot 600 \cdot 0,9 \cdot \frac{0,9}{(0,00825 \cdot 10)} = 1465 \text{ т.св./сут.}$$

3. Производительность ленточного конвейера свекловичной стружки вычисляется как

$$A = 86,4 \cdot M \cdot v \cdot K_3, \quad (\text{A.3})$$

где  $A$  – производительность ленточного конвейера, т св/сут;

$M$  – погонная нагрузка, кг/м;

$v$  – скорость ленты, м/с;

$K_3$  – эксплуатационный коэффициент.

Погонная нагрузка определяется следующим выражением:

$$M = K_1 \cdot K_2 \cdot B^2 \cdot \frac{\gamma}{3600}, \quad (\text{A.4})$$

где  $K_1$ ,  $K_2$  – коэффициенты, учитывающие форму и угол наклона ленты соответственно;

$B$  – ширина ленты, м;

$\gamma$  – насыпная плотность св. стружки, кг/м<sup>3</sup>.

Подставив значения (А. 4) в (А. 3), получим

$$A = 86,4 \cdot [150 \cdot 0,9 \cdot (1,0)^2 \cdot \frac{500}{3600}] \cdot 2,0 \cdot 1,0 = 3240 \text{ т.св./сут.}$$

4. Производительность шнека для удаления жома после диффузионного аппарата DC-8 ( $D = 900$  мм,  $L = 4500$  мм) определяется следующим образом:

$$A = 3,6 \cdot F_m \cdot l_1 \cdot \varphi \cdot \gamma \cdot K \cdot t \cdot n \quad (\text{A.5})$$

где  $A$  - производительность шнека, т жома/час;

$$F_m = \frac{\pi D^2}{4} - \text{площадь сечения шнека, м}^2;$$

$l_1$  - длина - 1 м;

$\varphi$  - коэффициент заполнения;

$\gamma$  - объемная масса жома, кг/м<sup>3</sup>;

$K$  - коэффициент, учитывающий угол шнека;

$t$  - шаг шнека, м;

$n$  - частота оборотов шнека, с<sup>-1</sup>.

Производительность при частоте оборотов шнека - 0,33 с<sup>-1</sup> составит

$$A = 3,6 \cdot \left(\frac{3,14 \cdot 0,9^2}{4}\right) \cdot 1,0 \cdot 0,5 \cdot 600 \cdot 0,6 \cdot 0,6 \cdot 0,33 = 81,6 \cdot \text{т.жома/час.},$$

что соответствует производительности по свекле, при выходе жома до 80% к массе свеклы, ~ 2448 т св/сут.

5. Производительность грабельного транспортера жома ( $A$ ) перед прессами ГН-2 определяется по формуле

$$A = 86,4 \cdot M \cdot v \cdot \left(\frac{100}{a}\right) \cdot K, \text{ т.св./сут.}, \quad (\text{A.6})$$

где  $M$  – масса жома на 1 м длины, кг/м;

$v$  – скорость движения цепи, м/с;

$a$  – количество жома, % к массе свеклы;

$K_e$  – эксплуатационный коэффициент.

Масса жома на одном метре длины вычисляется следующим образом

$$M = B \cdot h_{\text{жс}} \cdot l_1 \cdot \gamma \cdot K, \quad (\text{A.7})$$

где  $B$  – ширина желоба, м;

$h_{\text{жс}}$  – высота желоба, м;

$l_1$  – длина 1 м;

$\gamma$  – объемная масса жома, кг/м<sup>3</sup>;

$K$  – коэффициент, учитывающий угол наклона конвейера.

Производительность грабельного транспортера при скорости цепи 0,8 м/с (рекомендовано не более 0,8 м/с) составит

$$A = 86,4 \cdot (0,42 \cdot 0,24 \cdot 1,0 \cdot 600 \cdot 0,5) \cdot 0,8 \cdot \left(\frac{100}{80}\right) \cdot 1,0 = 2612 \text{ т. св. / сут.}$$

6. Производительность ленточного конвейера жома вычисляется аналогично формулам (А. 3) и (А. 4)

$$A = 86,4 \cdot [310 \cdot 0,8 \cdot 0,65^2 \cdot \frac{500}{3600}] \cdot 1,6 \cdot 1,0 = 2012 \text{ т. жома / сут.}$$

7. Сборник диффузионного сока ( $D = 2500$  мм,  $H = 4500$  мм).

Объем сборника определяется как

$$V = \left(\frac{\pi \cdot D^2}{4}\right) \cdot H, \quad (\text{A.8})$$

и составит

$$V = \left( \frac{3,14 \cdot 2,5^2}{4} \right) \cdot 4,5 = 22,1 \text{ м}^2.$$

Время пребывания диффузионного сока в сборнике вычисляется по формуле

$$\tau = 1440 \cdot \left( V_{II} \cdot \frac{\rho}{A} \right) \cdot \left( \frac{100}{a} \right), \quad (\text{A.9})$$

где  $A$  – производительность, т св/сут;

$\rho$  – плотность диффузионного сока;

$V_{II}$  – полезный объем сборника, м<sup>3</sup>;

$a$  – откачка диффузионного сока, % к массе свеклы.

Время пребывания диффузионного сока в сборнике при  $A = 1800$  т св/сут составит

$$\tau = 1440 \cdot \left( 22,1 \cdot 0,9 \cdot \frac{1,064}{1800} \right) \cdot \left( \frac{100}{125} \right) = 14 \text{ мин},$$

а при  $A = 2200$  т св/сут –

$$\tau = 1440 \cdot \left( 22,1 \cdot 0,9 \cdot \frac{1,064}{2200} \right) \cdot \left( \frac{100}{125} \right) = 11 \text{ мин}.$$

Нормативное время 10 минут.

8. Сборник барометрической воды перед сульфитацией.

Объем сборника вычисляется следующим образом:

$$V = L \cdot B \cdot H, \quad (\text{A.10})$$

где  $L, B, H$  - длина, ширина и высота сборника, м.

Нормативное время пребывания барометрической воды в сборнике – 10 минут.

Фактическое время пребывания при  $A = 1800$  т св/сут составит

$$\tau_{\text{факт}} = 1440 \cdot \left(11,2 \cdot \frac{0,99}{1800}\right) \cdot \left(\frac{100}{100}\right) = 9 \text{ мин.},$$

а при  $A = 2200$  т св/сут

$$\tau_{\text{факт}} = 1440 \cdot \left(11,2 \cdot \frac{0,99}{2200}\right) \cdot \left(\frac{100}{100}\right) = 7 \text{ мин.}$$

## Приложение Б

Определение основных оптимальных тепловых режимов работы ВУ.

Для получения максимально качественной перерабатываемой продукции из выпарной установки необходимо знать режимы работы ВУ. Режимы работы выпарной установки зависят от технических параметров выпарной установки и технологических значений перерабатываемой продукции. Определение оптимального теплового рабочего режима работы пятикорпусной выпарной установки (Кириковский сахарный завод) заключается в следующем:

1. Процесс выпаривания воды из сока осуществляется на основании уравнения материального баланса [79-81]

$$G_n = G_k + W, \quad (\text{Б.1})$$

где  $G_n$  – производительность по исходному раствору, кг/час;

$G_k$  – производительность по конечному раствору, кг/час;

$W$  – общее количество выпаренной воды, кг/час.

Уравнения материального баланса предполагает равенство

$$G_n \cdot x_n = G_k \cdot x_k, \quad (\text{Б.2})$$

где  $x_n$  и  $x_k$  - начальная и конечная концентрации выпариваемого раствора, вес. дол, %.

Воспользовавшись формулами (Б.1) и (Б.2), определяем общее количество выпаренной воды:

$$W = G_n \cdot \left(1 - \frac{x_n}{x_k}\right) = 100509 \cdot \left(1 - \frac{12,31}{62,11}\right) = 80610 \text{ кг/ч}.$$

В первом приближении количество выпаренной воды по корпусам принимаем с учетом технологических требований к обеспечению необходимой концентрации сока, т.е.

$$W_1 = 30000 \text{ кг/ч}; W_2 = 29400 \text{ кг/ч}; W_3 = 13810 \text{ кг/ч}; \\ W_4 = 5900 \text{ кг/ч}; W_5 = 1500 \text{ кг/ч}.$$

Конечная концентрация раствора по корпусам определяется следующим образом:

$$x_{k1-5} = \frac{G_n \cdot x_n}{G_n - W_k}. \quad (\text{Б.3})$$

Результаты расчет приведены в таблице Б.1.

Таблица Б.1 – Технические данные ВУ и результаты расчетов

Наименование	Обозначение	Размерность	Кол-во
1	2	3	4
Производительность по исходному раствору	$G_n$	кг/ч	100509
Начальная концентрация раствора	$x_n$	вес. Дол, %.	12,31
Конечная концентрация раствора	$x_k$	вес. Дол, %.	62,18
Давление греющего пара	$P$	Па	290000
Давление в барометрическом конденсаторе	$P_k$	Па	19620
Длина греющих трубок	$l_{mp}$	м	
В первом корпусе	$l_{mp1}$	м	4,36
Во втором корпусе	$l_{mp2}$	м	4,36
В третьем корпусе	$l_{mp3}$	м	3,16
В четвертом корпусе	$l_{mp4}$	м	2,18
В концентраторе	$l_{mp5}$	м	2,00
Наружный диаметр греющих трубок	$d_{mp}$	м	0.033
Количество выпаренной воды общее	$W$	кг/ч	80610
Конечная концентрация раствора в первом корпусе	$x_{k1}$	вес. Дол, %.	17,55
Конечная концентрация раствора во втором корпусе	$x_{k2}$	вес. Дол, %.	30,09

Пролжение таблицы Б. 1

1	2	3	4
Конечная концентрация раствора в третьем корпусе	$x_{к3}$	вес. дол, %.	45,32
Конечная концентрация раствора в четвертом корпусе	$x_{к4}$	вес. дол, %.	57,82
Конечная концентрация раствора в концентраторе	$x_{к5}$	вес. дол, %.	62,18

2. По конечным концентрациям раствора  $x_{к1}, x_{к2}, x_{к3}, x_{к4}, x_{к5}$  определяем “нормальную” (при атмосферном давлении) температурную депрессию  $\Delta_0^I, \Delta_0^{II}, \Delta_0^{III}, \Delta_0^{IV}, \Delta_0^V$  [79] и рассчитываем суммарную температурную депрессию по формуле

$$\begin{aligned} \sum \Delta_0 &= \Delta_0^I + \Delta_0^{II} + \Delta_0^{III} + \Delta_0^{IV} + \Delta_0^V. \\ \sum \Delta_0 &= 0,5 + 0,8 + 1,6 + 2,7 + 3,4 = 9,0^\circ C. \end{aligned} \quad (\text{Б.4})$$

Потери температуры пара между корпусами за счет гидравлических сопротивлений составляют  $\Delta_n^I = \Delta_n^{II} = \Delta_n^{III} = \Delta_n^{IV} = \Delta_n^V = 1^\circ C$  и суммарные потери будут равняться  $\sum \Delta_n = \Delta_n^I + \Delta_n^{II} + \Delta_n^{III} + \Delta_n^{IV} + \Delta_n^V = 5^\circ C$ .

Суммарная полезная разность температур установки без учета суммы потерь температур определяется за счет гидростатического эффекта по формуле

$$\sum \Delta t = T_1 - t_{\text{конд}} - \sum \Delta_0 - \sum \Delta_n, \quad (\text{Б.5})$$

$$\sum \Delta t = 131,9 - 74,6 - 9 - 5 = 35,99^\circ C.$$

где  $T_1$  - температура греющего пара ( $T_1 = 131,9^\circ C$  - при давлении греющего пара  $P = 2,8 \text{ атм.}$ );

$t_{\text{конд}}$  - температура вторичного пара на входе в конденсатор ( $t_{\text{конд}} = 59,4^\circ C$  - при давлении в барометрическом конденсаторе  $P_{\text{конд}} = 0,2 \text{ атм.}$ ) [79,100].

Полезная разность температур по корпусам в первом приближении принима-

ется равной  $\Delta t_1 = \sum \Delta t / 5$ ,  $\Delta t_2 = \sum \Delta t / 5$ ,  $\Delta t_3 = \sum \Delta t / 5$ ,  $\Delta t_4 = \sum \Delta t / 5$ ,  $\Delta t_5 = \sum \Delta t / 5$ , следовательно  $\Delta t_1 = \Delta t_2 = \Delta t_3 = \Delta t_4 = \Delta t_5 = 35,99 / 5 = 7,198^\circ C$ .

Температура кипения раствора (по корпусам) определяется по формулам

$$\begin{aligned} t'_{k1} &= T_1 - \Delta t_1 = 131,9 - 7,198 = 124,7^\circ C; \\ t'_{k2} &= t'_{k1} - \Delta_o^I - \Delta_n^II - \Delta t_2 = 124,7 - 0,5 - 1 - 7,198 = 116,2^\circ C; \\ t'_{k3} &= t'_{k2} - \Delta_o^{III} - \Delta_n^{III} - \Delta t_3 = 116,02 - 1,6 - 1 - 7,198 = 106,01^\circ C; \\ t'_{k4} &= t'_{k3} - \Delta_o^{IV} - \Delta_n^{IV} - \Delta t_4 = 106,01 - 2,7 - 1 - 7,198 = 93,7^\circ C; \\ t'_{k5} &= t'_{k4} - \Delta_o^V - \Delta_n^V - \Delta t_5 = 93,7 - 3,4 - 1 - 7,198 = 78,0^\circ C. \end{aligned} \quad (\text{Б.6})$$

Температура греющего пара (по корпусам) определяется следующим образом:

$$\begin{aligned} T_2 &= t'_{k1} - \Delta_o^I - \Delta_n^I = 125 - 0,5 = 123,5^\circ C; \\ T_3 &= t'_{k2} - \Delta_o^{II} - \Delta_n^{II} = 116,02 - 0,8 - 1,0 = 114,3^\circ C; \\ T_4 &= t'_{k3} - \Delta_o^{III} - \Delta_n^{III} = 105,9 - 1,6 - 1,0 = 103,3^\circ C; \\ T_5 &= t'_{k4} - \Delta_o^{IV} - \Delta_n^{IV} = 93,7 - 2,7 - 1,0 = 90,0^\circ C. \end{aligned} \quad (\text{Б.7})$$

Температура вторичного пара (по корпусам)

$$\begin{aligned} t_{un}^I &= t'_{k1} - \Delta_o^I = 125,0 - 0,5 = 124,5^\circ C; \quad t_{un}^{II} = t'_{k2} - \Delta_o^{II} = 116,1 - 0,8 = 115,3^\circ C; \\ t_{un}^{III} &= t'_{k3} - \Delta_o^{III} = 105,9 - 1,6 = 104,3^\circ C; \quad t_{un}^{IV} = t'_{k4} - \Delta_o^{IV} = 93,7 - 2,7 = 91,0^\circ C; \\ t_{un}^V &= t'_{k5} - \Delta_o^V = 78,0 - 3,4 = 74,6^\circ C. \end{aligned} \quad (\text{Б.8})$$

По значениям температур вторичного пара из определяем значения следующих параметров: теплоты парообразования воды  $r_{\delta 1}, r_{\delta 2}, r_{\delta 3}, r_{\delta 4}, r_{\delta 5}$ ; давления вторичного пара  $P_{\delta n}^I, P_{\delta n}^{II}, P_{\delta n}^{III}, P_{\delta n}^{IV}, P_{\delta n}^V$ ; плотность воды  $\rho_{\delta 1}, \rho_{\delta 2}, \rho_{\delta 3}, \rho_{\delta 4}, \rho_{\delta 5}$  [79-83, 100, 135, 136].

По значениям концентраций  $x_{\kappa 1}, x_{\kappa 2}, x_{\kappa 3}, x_{\kappa 4}, x_{\kappa 5}$  и температурам кипения раствора  $t'_{\kappa 1}, t'_{\kappa 2}, t'_{\kappa 3}, t'_{\kappa 4}, t'_{\kappa 5}$  находим значения плотности раствора по корпусам  $\rho_{p1}, \rho_{p2}, \rho_{p3}, \rho_{p4}, \rho_{p5}$ . Для этого воспользуемся методикой определения основных те-

физических свойств для пищевых продуктов [135]. Результаты представлены в таблице Б.2.

Плотность вещества при температуре  $20^{\circ}\text{C}$  равна  $\rho_0 = 10[1,42x + (100 - x)]$ . Поправка на искомую температуру определяется из выражения  $\rho_t = \rho_0 + 0,0005(t - t_0)$ . Значения представлены в таблице Б.2.

Температура греющего пара для барометрического конденсатора -  $54,9^{\circ}\text{C}$ .

Таблица Б.2 – Данные расчетов и справочных данных по ВУ

Параметры	Обозначения	Корпуса				
		1	2	3	4	5
Температура греющего пара, $^{\circ}\text{C}$	$T$	131,9	123,5	114,3	103,3	90
Полезная разность температур, $^{\circ}\text{C}$	$\Delta t$	6,9	7,3	8,41	9,6	12,0
Температура кипения раствора, $^{\circ}\text{C}$	$t'_k$	125,0	116,1	105,9	93,7	78,0
Температура вторичного пара, $^{\circ}\text{C}$	$t_{вн}$	124,5	115,3	104,3	91,0	74,6
“Нормальная” температурная депрессия, $^{\circ}\text{C}$	$\Delta_o$	0,5	0,8	1,6	2,7	3,4
Конечная концентрация раствора, вес. дол., %	$x_k$	17,55	30,09	45,32	57,82	62,18
Теплота парообразования воды, $\text{кДж/кг}$	$r_e$	2184,91	2210,84	2250,76	2416,01	2452,42
Плотность воды, $\text{кг/м}^3$	$\rho_e$	938,67	945,95	953,6	956,7	963,2
Давление вторичного пара, $\text{Па}$	$P_{вн}$	241000	178000	111000	59000	25000
Плотность раствора, $\text{кг/м}^3$	$\rho_p$	1074,26	1131,59	1196,06	1241,61	1261,14

3. В связи с тем, что “нормальная” температурная депрессия выбрана для атмосферного давления, а давление вторичного пара по корпусам отличается от атмосферного, то необходимо провести перерасчет температурной депрессии по следующей формуле:

$$\Delta = 0,0162 \cdot \frac{T^2}{r_d} \cdot \Delta_o^{1-v} \quad (\text{Б.9})$$

где  $T = (t_{un}^{1-v} + 273)$  - температура вторичного пара, К;

$r_e$  - теплота парообразования воды при температуре вторичного пара  $t_{en1-5}$  кДж/кг.

Значения действительной температурной депрессии представлены в таблице Б.3.

Суммарная температурная депрессия будет иметь значение:

$$\sum \Delta = \Delta_1 + \Delta_2 + \Delta_3 + \Delta_4 + \Delta_5 = 0,585 + 0,88 + 1,632 + 2,399 + 2,71 = 8,21^\circ \text{C}. \quad (\text{Б.10})$$

Для определения температурных потерь за счет гидростатического эффекта необходимо рассчитать оптимальный уровень заполнения греющих трубок и давления раствора в аппаратах на уровне половины длины греющих трубок (у середины греющих трубок).

Оптимальную высоту заполнения трубок раствором находим по эмпирической формуле:

$$H_{o1-5} = [0,26 + 0,0014 \cdot (\rho_{p1-5} - \rho_{e1-5})] \cdot l_{mp}, \quad (\text{Б.11})$$

где  $l_{mp}$  - длина греющих трубок, м.

Гидростатическое давление столба у середины греющих трубок определяется из следующей формулы:

$$\Delta P_{1-5} = \frac{g \cdot H_{o1-5} \rho_{p1-5}}{2}. \quad (\text{Б.12})$$

Значения результатов представлены в таблице Б.3.

Давление раствора в корпусах у середины греющих трубок определяется по формуле:

$$P_c^{I-V} = P_{en}^{I-V} + \Delta P_{1-5}. \quad (\text{Б.13})$$

Таблица Б.3 – Результаты расчетов оптимальной высоты заполнения трубок

Наименование	Обозначение	Корпус				
		1	2	3	4	5
Действительная температурная депрессия, °C	$\Delta$	0,585	0,88	1,63	2,399	2,71
Суммарная температурная депрессия, °C	$\sum \Delta$	8,21				
Оптимальная высота заполнения трубки, м	$H_o$	1,96	2,27	1,89	1,44	1,35
Гидростатическое давление столба раствора, Па	$\Delta P$	10327,7	12599,5	11088,0	8769,7	8350,9
Давление раствора у середины греющих трубок, Па	$P_c \cdot 10^4$	25,13	19,06	12,21	6,77	3,34

4. Для определения истинных значений температур греющего пара, вторичного пара, кипения раствора в трубках и на верхнем уровне трубки, полезной разности температур по корпусам необходимо рассчитать температурные потери за счет гидростатического давления.

По данным  $P_c^{I-V}$  находим значения температур кипения воды у середины греющих трубок  $t_c^{I-V}$  [135].

Затем проводим расчет значений потерь температур за счет гидростатического эффекта (гидростатическую депрессию) по формуле:

$$\Delta_2^{II-V} = t_c^{II-V} - t_{un}^{I-VI}. \quad (\text{Б.14})$$

Суммарные потери температуры за счет гидростатического эффекта определяются по формуле:

$$\sum \Delta_2 = \Delta_2^{I-V}. \quad (\text{Б.15})$$

Суммарная полезная разность температур для установки будет иметь вид:

$$\sum \Delta t = T_1 - t_{\text{конд.}} - \sum \Delta - \sum \Delta_z - \sum \Delta_n. \quad (\text{Б.16})$$

Распределение полезной разности температур по корпусам имеет вид:

$$\Delta t_m = \sum \Delta t \cdot \frac{\sqrt{Q_m/K_m}}{\sqrt{\sum Q_m/K_m}}. \quad (\text{Б.17})$$

Результаты расчетов заносим в таблицу Б. 4.

Таблица Б.4 – Результаты расчетов и найденные табличные значения

Наименование	Обозначение	Корпус				
		1	2	3	4	5
Гидростатическая депрессия, °C	$\Delta_z$	3,0	2,9	0,4	0,5	1,3
Суммарная гидростатическая депрессия, °C	$\sum \Delta_z$	8,1				
Суммарная полезная разность температур, °C	$\sum \Delta t$	35,99				
Полезная разность температур, °C	$\Delta e$	6,9	7,3	8,41	9,6	12,0
Температура вторичного пара, °C	$t_{\text{вн}}$	124,5	115,3	104,3	91,0	74,6

5. Рассчитываем: расход греющего пара, расход выпаренной воды по корпусам, конечные концентрации раствора и в первом приближении тепловые нагрузки аппаратов.

Расход греющего пара определяем из уравнения теплового баланса [81]

$$DH_n + G_n c_n t_n = DH_k + WH_{\text{вн}} + G_k c_k t_k + G_k \cdot 0,01 x_k \Delta q + Q_n, \quad (\text{Б.18})$$

которое может быть записано для каждого корпуса в следующем виде:

$$D_1 = \frac{AW_1(H_{\text{вн}}^I - c_{n1}t'_{n1})}{H_{n1} - H_{k1}} + \frac{A(G_n - W_1)(c_{p1}t'_{k1} - c_{n1}t'_{n1} + 0,01x_{k1}\Delta q_1)}{H_{n1} - H_{k1}}; \quad (\text{Б.19})$$

$$D_2 = W_1 = \frac{AW_2(H_{\text{вн}}^{II} - c_{p1}t'_{n1})}{H_{n2} - H_{k2}} + \frac{A(G_n - W_1 - W_2)(c_{p2}t'_{k2} - c_{p1}t'_{k1} + 0,01x_{k2}\Delta q_2)}{H_{n2} - H_{k2}};$$

$$\begin{aligned}
D_3 = W_2 &= \frac{AW_3(H_{\text{ен}}^{\text{III}} - c_{p2}t'_{\kappa2})}{H_{n3} - H_{\kappa3}} + \\
&= \frac{A(G_H - W_1 - W_2 - W_3)(c_{p3}t'_{\kappa3} - c_{p2}t'_{\kappa2} + 0.01x_{\kappa3}\Delta q_3)}{H_{n3} - H_{\kappa3}}; \\
D_4 = W_3 &= \frac{AW_1(H_{\text{ен}}^{\text{IV}} - c_{p3}t'_{\kappa3})}{H_{n4} - H_{\kappa4}} + \\
&+ \frac{A(G_H - W_1 - W_2 - W_3 - W_4)(c_{p4}t'_{\kappa4} - c_{p3}t'_{\kappa3} + 0.01x_{\kappa4}\Delta q_4)}{H_{n4} - H_{\kappa4}}; \\
D_5 = W_4 &= \frac{AW_5(H_{\text{ен}}^{\text{V}} - c_{p4}t'_{\kappa4})}{H_{n5} - H_{\kappa5}} + \\
&+ \frac{A(G_H - W_1 - W_2 - W_3 - W_4 - W_5)(c_{p5}t'_{\kappa5} - c_{p4}t'_{\kappa4} + 0.01x_{\kappa5}\Delta q_5)}{H_{n5} - H_{\kappa5}}.
\end{aligned}$$

Потери тепла в окружающую среду принимаем равными 3 % от тепла греющего пара, т.е.  $A=1,03$ . Энтальпию вторичного пара  $H_{\text{ен}}^{\text{I}}, H_{\text{ен}}^{\text{II}}, H_{\text{ен}}^{\text{III}}, H_{\text{ен}}^{\text{IV}}, H_{\text{ен}}^{\text{VI}}$  находим по давлению вторичного пара  $P_{\text{ен}}^{\text{I}}, P_{\text{ен}}^{\text{II}}, P_{\text{ен}}^{\text{III}}, P_{\text{ен}}^{\text{IV}}, P_{\text{ен}}^{\text{VI}}$  [135]. Найденные данные заносим в таблицу Б.5.

Начальную теплоемкость раствора  $c_{n1}$  определяем по концентрации  $x_n = 12,31\%$  при температуре раствора  $t'_{n1}$ , которую принимаем равной температуре  $t_{k1}^{\text{yp}} = 125^\circ \text{C}$ . ( $c_{n1} = 3,68 \text{ кДж/кг} \cdot \text{град}$ .)

Энтальпии греющего пара  $H_{n1}, H_{n2}, H_{n3}, H_{n4}, H_{n5}$  и энтальпии конденсата  $H_{\kappa1}, H_{\kappa2}, H_{\kappa3}, H_{\kappa4}, H_{\kappa5}$  определяем из по температурам  $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5$  и заносим в таблицу В. 5 [81].

Теплоемкость пищевых продуктов при температуре  $20^\circ \text{C}$  равна

$$c_0 = 41,87[0,3 + (100 - x)]. \quad (\text{Б.20})$$

Поправка на искомую температуру:

$$c_t = c_0 + 0,00175(t - t_0). \quad (\text{Б.21})$$

Теплоемкость раствора  $c_{p1}, c_{p2}, c_{p3}, c_{p4}, c_{p5}$  находим по формулам (Б.20, Б.21) при соответствующих концентрациях  $x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}, x_{k4}, x_{k5}$  и температурах  $t'_{k1}, t'_{k2}, t'_{k3}, t'_{k4}, t'_{k5}$ .

Теплоту изменения концентрации (дегидратации)  $\Delta q_1, \Delta q_2, \Delta q_3, \Delta q_4, \Delta q_5$  – по концентрациям раствора в корпусах:

$$\Delta q_{1-5} = q(x_{k1-5}) - q(x_{n1-5}), \quad (\text{Б.22})$$

где  $q(x_{ki}), q(x_{ni})$  – интегральные теплоты растворения при конечной и начальной концентрациях раствора в соответствующем корпусе [136].

Значения формулы (Б.19) представлены в таблице Б.5.

Тепловая нагрузка аппаратов определяется из выражения [136]:

$$Q_{1-5} = D_{1-5} (H_{n1-5} - H_{k1-5}). \quad (\text{Б.23})$$

Результаты расчетов представлены в таблице Б. 5.

Таблица Б.5 – Расчетные значения греющего пара и тепловой нагрузки ВУ

Наименование	Обозначения	Корпус				
		1	2	3	4	5
1	2	3	4	5	6	7
Расход греющего пара, кг/ч	$D$	31021	29313	13763	946	1583
Расход выпаренной воды, кг/ч	$W$	30000	29400	13810	5900	1500
Конечная концентрация раствора, мас.дол.,%	$x_k$	17,55	31,32	46,67	57,52	62,18
Тепловая нагрузка аппаратов, кВт	$Q$	19158	17916	8516	3734	1008
Энтальпия греющего пара, кДж/кг	$H_n$	2769,6	2714,6	2701,5	2679,6	2653,5
Энтальпия конденсата греющего пара, кДж/кг	$H_k$	546,31	514,23	474,02	419,06	362,3
Энтальпия вторичного пара, кДж/кг	$H_{вп}$	2714,6	2701,5	2679,6	2653,6	2617,6
Теплоемкость кипящего раствора, кДж/кг	$c_p$	3,46	2,89	2,25	1,79	1,596

Продолжение таблица Б. 5

1	2	3	4	5	6	7
Теплоемкость исходного раствора, $\text{кДж}/(\text{кг}^\circ\text{C})$	$c_n$	3,68				
Теплота изменения концентрации, $\text{кДж}/\text{кг}$	$\Delta q$	14	20	30	41	51

6. Для определения тепловых нагрузок выпарных аппаратов и необходимой поверхности теплообмена необходимо вычислить коэффициенты теплоотдачи и коэффициенты теплопередачи.

Коэффициент теплопередачи является комплексной характеристикой процесса передачи тепла от теплоносителя к выпариваемому раствору:

$$K = \frac{1}{\frac{1}{\alpha_1} + \sum \frac{\delta}{\lambda} + \frac{1}{\alpha_2}}, \quad (\text{Б.24})$$

где  $\alpha_1$  – коэффициент теплоотдачи от конденсирующегося пара к внешней стенке трубки;

$$\sum \frac{\delta}{\lambda} = \frac{\delta_m}{\lambda_m} + \frac{\delta_n}{\lambda_n} - \text{суммарное термическое сопротивление стенки трубки и накипи};$$

$\alpha_2$  – коэффициент теплоотдачи от внутренней стенки трубки к кипящему раствору.

В качестве материала греющих трубок используется сталь 20. Ее коэффициент теплопроводности  $\lambda_m = 46,5 \text{ Вт}/(\text{м}\cdot^\circ\text{C})$  [136].

Толщину накипи принимаем  $\delta_n = 0,0005 \text{ м}$  для 1-2 корпусов выпарной установки и  $\delta_n = 0,002 \text{ м}$  для остальных корпусов, а ее коэффициент теплопроводности –  $\lambda_n = 2,5 \text{ Вт}/(\text{м}\cdot^\circ\text{C})$  [136].

$$\text{Значения } \sum \frac{\delta^{(1-2)}}{\lambda} = 0,000243 \text{ м}^2 \cdot ^\circ\text{C} / \text{Вт} , \sum \frac{\delta^{(3-5)}}{\lambda} = 0,000865 \text{ м}^2 \cdot ^\circ\text{C} / \text{Вт}.$$

Коэффициенты  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  для n-го корпуса рассчитываем методом последовательных приближений, принимая разность значений температур конденсации пара и стенки  $\Delta t'$ .

При этом, удельная тепловая нагрузка аппарата (удельный тепловой поток) для установившегося процесса теплопередачи предполагает равенство теплоотдачи от конденсата пара к стенке, прохождения через стенку, теплоотдачи от стенки к кипящему раствору и может быть рассчитана по формуле

$$q_1 = q_2 = \alpha_1 \Delta t' = \alpha_2 \Delta t'' = \frac{1}{\sum \delta / \lambda} \cdot \Delta t_{cm} \quad (\text{Б.25})$$

где  $q_1, q_2$  – удельный тепловой поток соответственно для передачи тепла от пара к стенке аппарата и от стенки к выпариваемому соку;

$\Delta t'$  – разность температур конденсации пара и стенки, °C ;

$\Delta t''$  – разность между температурой трубки и кипящего раствора, °C ;

$\Delta t_{cm}$  – перепад температур на стенке греющей трубки, °C .

Коэффициент теплоотдачи  $\alpha_1$  рассчитываем по формуле

$$\alpha_1 = 2.04 \cdot \sqrt[4]{\frac{\lambda^3 \rho^2 r}{\mu l_{mp} \Delta t'}} = 2.04 \cdot A_t \cdot (l_{mp})^{-0.25} \cdot (\Delta t')^{-0.25} . \quad (\text{Б.26})$$

Значения коэффициента  $A_t = \sqrt[4]{\frac{\lambda^3 \rho^2 r}{\mu}}$  для конденсата пара определяем в зависимости от температуры конденсации пара [136].

Перепад температур стенки греющей трубки равен:

$$\Delta t_{cm}^n = \alpha_1^n \cdot \Delta t_1' \cdot \sum \frac{\delta}{\lambda} \quad (\text{Б.27})$$

Разность между температурами стенки трубки и кипящего раствора определяется:

$$\Delta t_n'' = \Delta t_n - \Delta t_n' - \Delta t_{cm}' \quad (\text{Б.28})$$

где  $\Delta t_n$  - полезная разность температур в n – корпусе, °C .

Коэффициент теплоотдачи  $\alpha_2$  от стенки греющей трубки к кипящему раствору равен:

$$\alpha_2 = 780 \frac{\lambda_{p1}^{1.3} \cdot \rho_{p1}^{0.5} \cdot \rho_{n1}^{0.06}}{\sigma_{p1}^{0.5} \cdot c_{p1}^{0.3} \cdot \mu_{p1}^{0.3} \cdot r_{n1}^{0.6} \cdot \rho_{внорм}^{0.66}} \cdot (q_1)^{0.6} . \quad (\text{Б.29})$$

Необходимые для расчета характеристики кипящего сахарного сока и пара приведены в справочной литературе [135,136].

Расхождение между тепловыми нагрузками не должно превышать 5 %.

Аналогичный расчет проводим для остальных корпусов. Результаты расчета приведены в табл. Б. 6.

Таблица Б.6 – Расчетные значения коэффициента теплопередачи

Наименование	Обозначения	Корпус				
		1	2	3	4	5
1	2	3	4	5	6	7
Коэффициент теплопроводности раствора, $Вт/(м^0С)$	$\lambda_p$	0,548	0,500	0,459	0,423	0,406
Плотность раствора, $кг/м^3$	$\rho_p$	1074,3	1131,6	1196,1	1241,6	1261,1
Поверхностное натяжение раствора, $Н/м$	$\sigma_p$	0,025	0,063	0,078	0,099	0,109
Коэффициент динамической вязкости раствора, $Нс/м^2$	$\mu_p$	0,00024	0,00064	0,0016	0,031	0,046
Теплоемкость раствора, $Дж/(кг^0С)$	$c_p$	3464,9	2888,4	2245,6	1791,3	1596,2
Плотность вторичного пара, $кг/м^3$	$\rho_n$	1,247	0,973	0,690	0,451	0,210
Удельная теплота парообразования, $Дж/кг$	$r_n$	$2347 \cdot 10^3$	$2293 \cdot 10^3$	$2251 \cdot 10^3$	$2211 \cdot 10^3$	$2185 \cdot 10^3$
Коэффициент теплоотдачи от конденсирующегося пара к стенке, $Вт/(м^{20}С)$	$\alpha_1$	9314,9	9925,1	11974	13789	27056
Коэффициент теплоотдачи от стенки к раствору, $Вт/(м^{20}С)$	$\alpha_2$	3649,0	2579,6	1553,7	755,9	166,8
Коэффициент, $A_t$	$A_t$	7330	7250	7190	6969	6800
Длина греющих трубок, $м$	$l_{mp}$	4,36	4,36	3,16	2,18	2,00
Толщина стенки греющей трубки, $м$	$\delta_m$	0,003				

Продолжение таблицы Б. 6

1	2	3	4	5	6	7
Коэффициент теплопроводности стенки, $Вт/(м^0С)$	$\lambda_m$	46,5				
Коэффициент теплопроводности накипи, $Вт/(м^{20}С)$	$\lambda_f$	2,5				
Коэффициент теплопередачи, $Вт/(м^{20}С)$	$K$	1860,4	1355,5	858,5	486,5	157,9
Разность температур конденсации пара и стенки трубки, $^0С$	$\Delta t'$	1,15	1,00	1,00	1,00	1,00
Разность между температурой трубки и кипящим раствором, $^0С$	$\Delta t''$	3,15	3,64	4,32	5,1	6,33
Перепад температур на стенке греющей трубки, $^0С$	$\Delta t_{cm}$	3,0	2,66	3,09	3,5	4,667

## 7. Определение поверхностей теплообмена ВУ.

Распределение полезной разности температур по корпусам определяется из выражения:

$$t_{1-5}'' = \sum \Delta t \cdot \frac{\sqrt{Q_{1-5} / K_{1-5}}}{\sqrt{\sum Q_n / K_n}} \quad (\text{Б.30})$$

Суммарная полезная разность температур

$$t'' = t_1'' + t_2'' + t_3'' + t_4'' + t_5'' = 44,21^0С.$$

Поверхность теплообмена выпарного аппарата определяется из следующего выражения:

$$F_{1-5} = \frac{Q_1}{K_1 \cdot t_{1-5}''} \quad (\text{Б.31})$$

Число греющих трубок определяется из формулы:

$$n_{1-5} = \frac{F_{1-5}}{\pi \cdot d_{en} \cdot l_{mp}} \quad (\text{Б.32})$$

Расчетное значение тепловой нагрузки и площадей нагрева выпарной установки представлены таблицей Б.7.

Таблица Б.7 – Расчетные значения тепловой нагрузки и площадей нагрева выпарной установки

Наименование	Обозначение	Корпус				
		1	2	3	4	5
Полезная разность температур, $^{\circ}C$	$\Delta t^{\text{п}}$	6,9	7,3	8,41	9,6	12,0
Суммарная полезная разность температур $^{\circ}C$	$\sum \Delta t^{\text{п}}$	44,21				
Тепловая нагрузка аппарата, $кВт$	$Q$	19158	17916	8516	3734	1008
Коэффициент теплопередачи, $Вт/(м^2 \cdot ^{\circ}C)$	$K$	1860,4	1355,5	858,5	486,5	157,9
Поверхность теплообмена, $м^2$	$F$	1493	1811	1180	799	532
Число греющих трубок, $шт$	$n$	3304	3986	3602	3541	2566

Из полученных результатов видно, что расчетные площади нагрева выпарных аппаратов соответствуют заводским площадям нагрева ВУ и соответственно тепловые нагрузки аппаратов при различных площадях нагрева имеют различные значения.

На основании технологического расчета выпарной установки были определены значения тепловой нагрузки и режимы работы ВУ для АСУТП.

## Приложение В

Вывод основных соотношений управления динамическим объектом с использованием статических моделей.

Принимая во внимание вид уравнений переходных состояний

$$z(t) = e^{\Lambda t} z(0) + \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B u(\tau) d\tau, \quad (\text{B.1})$$

запишем выходной сигнал объекта следующим образом:

$$y(t) = C e^{\Lambda t} z(0) + C \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B u(\tau) d\tau. \quad (\text{B.2})$$

Так как статическая модель не отражает динамических свойств объекта (3.101), то запишем её уравнение, вытекающее из (3.101), при  $t \rightarrow \infty$

$$\hat{y} = \lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = -C \Lambda^{-1} B u(\infty) = \alpha u(\infty), \quad (\text{B.3})$$

$$\text{где } \alpha = -C \Lambda^{-1} B. \quad (\text{B.4})$$

Подстановка (B.4) в (B.2) дает

$$y(t) = C e^{\Lambda t} z(0) - \alpha^{-1} C \Lambda^{-1} B (y^* + e^{\Lambda t} y^*(0)) + \alpha^{-1} C \Lambda^{-1} \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B \dot{y}^*(\tau) d\tau. \quad (\text{B.5})$$

Отсюда с учетом (B.5) и (3.103) получаем

$$|y(t) - y^*(t)| \leq |Ce^{\Lambda t} z(0) + \alpha^{-1} C \Lambda^{-1} e^{\Lambda t} B y^*(0)| + |\alpha^{-1} C \Lambda^{-1} \Lambda^{-1} (I - e^{\Lambda t}) B \delta|. \quad (\text{B.6})$$

Как видно из (B.6), погрешность управления зависит от начальных условий, т.е.  $z(0)$  и  $y^*(0)$ . Без потери общности можно рассмотреть потери при управлении, обусловленные наличием второго слагаемого в правой части неравенства (B.6), т.е. ограничиться рассмотрением

$$|y(t) - y^*(t)| \leq |\alpha^{-1} \Lambda^{-1} \Lambda^{-1} (I - e^{\Lambda t}) B \delta| = |\alpha^{-1} \sum_{i=1}^N \lambda_i^{-2} c_i b_i \delta (1 - e^{\lambda_i t})|, \quad (\text{B.7})$$

где  $\lambda_i, c_i, b_i$  - соответственно элементы матриц  $\Lambda, C, B$ .

Подставляя (B.7) в критерий (3.102), получаем

$$\begin{aligned} \tilde{F} &\leq \frac{1}{T} \int_0^T \alpha^{-2} \left| \sum_{i=1}^N \lambda_i^{-2} c_i b_i \delta (1 - e^{\lambda_i t}) \right|^2 dt \leq \alpha^{-2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i^{-1} c_i b_i)^2 \times \\ &\times \sum_{i=1}^N \lambda_i^{-2} \delta^2 [1 - (\lambda_i T)^{-1} 2(e^{\lambda_i T} - 1) + (2\lambda_i T)^{-1} (e^{\lambda_i T} - 1)]. \end{aligned} \quad (\text{B.8})$$

Обозначим

$$k = \alpha^{-2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i^{-1} c_i b_i)^2.$$

Так как

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i^{-2} \delta^2 \leq N \lambda_{\min}^{-2} \delta,$$

где  $\lambda_{\min}$  - минимальное собственное значение, то из (B.8) получаем оценку

(3.106)

$$\tilde{F} \leq KN\lambda_{\min}^{-2} \delta^2.$$

Рассмотрим более общий критерий управления (3.107)

$$F_2 = \frac{1}{T} \int_0^T [e^2(t) + \beta u^2(t)] dt, \quad (\text{B.9})$$

где  $\beta > 0$  - некоторый коэффициент.

Предположим, что скорость изменения требуемого выходного сигнала ограничена, т.е.

$$\max_{t \in [0, T]} |\dot{y}^*(t)| \leq Y. \quad (\text{B.10})$$

Тогда с учетом (B.2) закон управления по статической модели примет вид

$$u = \frac{y^* \alpha}{\alpha^2 + \beta}. \quad (\text{B.11})$$

Подстановка (B.11) в (B.2) дает

$$y = Ce^{\Lambda t} z(0) - \frac{\alpha}{\alpha^2 + \beta} C\Lambda^{-1} B y^*(t) + \frac{\alpha}{\alpha^2 + \beta} C\Lambda^{-1} B y^*(0) + \frac{\alpha}{\alpha^2 + \beta} C\Lambda^{-1} \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B \dot{y}^*(\tau) d\tau.$$

С учетом того, что выполняется (B.10) и нулевых начальных условиях, получаем

$$y(t) - y^*(t) = -\frac{\beta y^*(t)}{\alpha^2 + \beta} + \frac{\alpha}{\alpha^2 + \beta} C\Lambda^{-1} \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B \dot{y}^*(\tau) d\tau. \quad (\text{B.12})$$

Из (В.12) следует, что

$$\begin{aligned}
 |y(t) - y^*(t)| &\leq \frac{\beta |y^*(t)|}{\alpha^2 + \beta} + \left| \frac{\alpha}{\alpha^2 + \beta} C \Lambda^{-1} \Lambda^{-1} (I - e^{\Lambda t}) B \right| = \\
 &= \frac{\beta |y^*|}{\alpha^2 + \beta} + \left| \frac{\sum_{i=1}^N C_i \lambda_i^{-1} b_i \lambda_i^{-1} \delta \alpha (1 - e^{\lambda_i t})}{\alpha^2 + \beta} \right|.
 \end{aligned}
 \tag{В.13}$$

Тогда с учетом (В.13) для общего критерия управления (В.9) можно записать следующее

$$\begin{aligned}
 F_2 &= \frac{1}{T} \int_0^T [(y^*(t) - y(t))^2 + \beta u^2(t)] dt \leq \frac{1}{T} \int_0^T \frac{(y^*(t))^2 \alpha}{\alpha^2 + \beta} dt + \\
 &+ 2 \frac{\beta |\delta|}{(\alpha^2 + \beta)^2} \left| \sum_{i=1}^N c_i \lambda_i^{-1} b_i \lambda_i^{-1} \delta \alpha (1 - e^{-\lambda_i t}) \right| + \\
 &+ \frac{\alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \left| \sum_{i=1}^N c_i \lambda_i^{-1} b_i \lambda_i^{-1} \lambda_i^{-1} \delta \alpha (1 - e^{-\lambda_i t}) \right|^2 \leq \\
 &\leq \frac{1}{T} \int_0^T \frac{(y^*(t))^2 \beta}{\alpha^2 + \beta} dt + 2 \frac{\beta Y \alpha}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left| \frac{c_i}{\lambda_i} b_i \right| \sum_{i=1}^N \left| \frac{\delta}{\lambda_i} \left( \frac{1}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) - 1 \right) \right| + \\
 &+ \frac{\alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left( \frac{c_i}{\lambda_i} b_i \right)^2 \sum_{i=1}^N \frac{\delta^2}{\lambda_i^2} \left( 1 - \frac{2}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) + \frac{1}{2 \lambda_i T} (e^{2 \lambda_i T} - 1) \right).
 \end{aligned}
 \tag{В.14}$$

Обозначим значение функционала для статической модели (В.11) следующим образом:

$$F'_2 = \frac{1}{T} \int_0^T \frac{\beta (y^*(t))^2}{\alpha^2 + \beta} dt.
 \tag{В.15}$$

Тогда потери от управления динамическим объектом с помощью статической модели можно оценить так

$$\begin{aligned}
|F_2 - F_2'| &\leq k_2 \sum_{i=1}^N \left| \frac{\delta}{\lambda_i} \right| \left( \frac{1}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) - 1 \right) + \\
&+ k_3 \sum_{i=1}^N \frac{\delta^2}{\lambda_i^2} \left( 1 - \frac{2}{\lambda_i T} (e^{\lambda_i T} - 1) + \frac{1}{2\lambda_i T} (e^{2\lambda_i T} - 1) \right) \leq \\
&\leq k_2 \sum_{i=1}^N \left| \frac{\delta}{\lambda_i} \right| + k_3 \sum_{i=1}^N \frac{\delta^2}{\lambda_i^2} \leq N \left( k_2 \frac{\delta}{|\lambda_{\max}|} + k_3 \frac{\delta^2}{\lambda_{\max}^2} \right),
\end{aligned} \tag{B.16}$$

где

$$k_2 = 2 \frac{\beta Y \alpha}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left| \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right|; \tag{B.17}$$

$$k_3 = \frac{\alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \sum_{i=1}^N \left( \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right)^2. \tag{B.18}$$

Нетрудно видеть, что

$$\begin{aligned}
2 \frac{\beta S \alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \leq k_2 \leq \frac{2N\beta Y \alpha \max_i \left| \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right|}{(\alpha^2 + \beta)^2}; \\
\frac{k^4}{N(\alpha^2 + \beta)^2} \leq k_3 \leq \frac{N\alpha^2}{(\alpha^2 + \beta)^2} \max_i \left| \frac{c_i b_i}{\lambda_i} \right|^2.
\end{aligned}$$

Таким образом, как и в рассмотренном выше случае, потери от управления динамическим объектом с помощью статической модели определяются соотношением скорости изменения требуемого значения выходного сигнала и собственных значений матрицы  $A$ . Наличие информации о свойствах модели объекта, позволяют оценить эти потери, например, с помощью соотношений (B.16) или (3.106).

Если при исследовании объекта присутствуют помехи измерений, то задачи как идентификации, так и управления усложняются. При этом изменятся и величины потерь при использовании статической модели.

Пусть динамический объект описывается канонической формой [140]

$$\begin{aligned}\dot{z} &= \Lambda z + bu + w; \\ y &= Cz + \xi,\end{aligned}\tag{B.19}$$

где  $w$  - вектор помех размерности  $N \times 1$ ;

$\xi$  - скалярная помеха измерения выходной величины.

Соответствующая статическая модель будет иметь вид

$$y = \alpha u + Dw + \xi,\tag{B.20}$$

где  $\alpha$  определяется выражением (B.4);

$D = -C\Lambda^{-1}$  - вектор размерности  $1 \times N$ .

Предположим, что скорости изменения помех ограничены и удовлетворяют неравенствам

$$\max_{t \in [0, T]} |\dot{\xi}(t)| \leq \gamma_{\xi},\tag{B.21}$$

$$\max_{t \in [0, T]} \sum_{i=1}^N |c_i \lambda_i^{-1} \dot{w}_i(t)| \leq \gamma_w.\tag{B.22}$$

Управление с помощью модели (B.20) определяется так:

$$u = (y - Dw - \xi)\alpha^{-1}.\tag{B.23}$$

Применение управления (B.23) для объекта (B.19) приводит к тому, что

$$\begin{aligned}y(t) &= \frac{1}{\alpha} C\Lambda^{-1} y^*(t) + \frac{1}{\alpha} C\Lambda^{-1} B\xi(t) + \frac{1}{K} C\Lambda^{-1} BDw(t) - C\Lambda^{-1} w(t) + \xi(t) + \\ &+ \frac{1}{\alpha} C\Lambda^{-1} \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} B(\dot{y}^*(\tau) - \dot{\xi}(\tau)) d\tau + C\Lambda^{-1} \int_0^t e^{\Lambda(t-\tau)} (\dot{w}(\tau) - \frac{1}{\alpha} BD\dot{w}(\tau)) d\tau.\end{aligned}\tag{B.24}$$

Далее имеем

$$|y(t) - y^*(t)| \leq \frac{1}{\alpha} (\delta + \gamma_\xi) C \Lambda^{-2} (I - e^{\Lambda t}) b + R,$$

где

$$R = \left| \frac{1}{\alpha} \int_0^t \sum_{i=1}^n c_i \lambda_i^{-1} \dot{w}_i(\tau) \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^N c_j \lambda_j^{-1} b_j e^{\lambda_j(t-\tau)} d\tau \right| \leq \frac{(N-1)}{|\alpha|} \int_0^t \sum_{i=1}^n |c_i \lambda_i^{-1} \dot{w}_i(\tau)| \sum_{j=1}^N c_j \lambda_j^{-1} b_j e^{\lambda_j(t-\tau)} d\tau.$$

Отсюда

$$\begin{aligned} |y(t) - y^*(t)| &\leq \left| \frac{\delta + \gamma}{\alpha} C \Lambda^{-2} (I - e^{\Lambda t}) B \right| + \left| \frac{\gamma_w}{\alpha} C \Lambda^{-2} (I - e^{\Lambda t}) (N-1) B \right| = \\ &= \left| \frac{\sum_{i=1}^N c_i \lambda_i^{-2} b_i (\delta + \gamma_w (N-1) + \gamma_\xi) (1 - e^{\lambda_i t})}{\alpha} \right|. \end{aligned}$$

С учетом этого по аналогии с (3.106) получаем (3.117)

$$\tilde{F}_1 \leq k_1 \sum_{i=1}^N \frac{(\delta + \gamma_\xi + (n-1)\gamma_w)^2}{\lambda_i^2} \leq k_1 \cdot N \frac{(\delta + \gamma_\xi + (N-1)\gamma_w)^2}{\lambda_{\min}^2},$$

где  $k_1 = \alpha^{-2} \sum_{i=1}^N (\lambda_i^{-1} c_i b_i)^2$ .

## Приложение Г

### Исследование свойств алгоритма ускоренной идентификации

Воспользовавшись леммой для обращения матриц, можем записать для матрицы  $P(k)$  следующее соотношение

$$\begin{aligned}
 P(k) &= \frac{1}{\lambda} P(k-1) - \frac{1}{\lambda} P(k-1)x(k) \left( \frac{1}{\gamma} + x^T(k) \frac{P(k-1)}{\lambda} x(k) \right)^{-1} x^T(k) \frac{1}{\lambda} P(k-1) = \\
 &= \frac{1}{\lambda} \left[ P(k-1) - \frac{\gamma P(k-1)x(k)x^T(k)P(k-1)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} \right] = \\
 &= \frac{1}{\lambda} \left[ I - \frac{\gamma P(k-1)x(k)x^T(k)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} \right] P(k-1) = \frac{1}{\lambda} P(k-1) \left[ I - \frac{\gamma x(k)x^T(k)P(k-1)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} \right].
 \end{aligned} \tag{Г. 1}$$

Обозначим

$$A = I - \frac{\gamma P(k-1)x(k)x^T(k)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)}. \tag{Г. 2}$$

Тогда

$$A^T = I - \frac{\gamma x(k)x^T(k)P(k-1)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)}, \tag{Г. 3}$$

и (Г.1) можно переписать следующим образом

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} AP(k-1) = \frac{1}{\lambda} P(k-1)A^T. \tag{Г. 4}$$

Для рассмотрения вопроса о сходимости алгоритма (3.124) запишем его отно-

сительно ошибок оценивания. Вычитая из обеих частей (3.124)  $\theta^*$  получаем следующее соотношение

$$\Theta(k) = \Theta(k-1) - (\alpha(k)P + \beta(k)P(k))x(k)e(k). \quad (\Gamma.5)$$

Введем функцию Ляпунова вида

$$V(k) = \Theta^T(k)(P^{-1} + P^{-1}(k))\Theta(k), \quad (\Gamma.6)$$

и рассмотрим ее приращение

$$\begin{aligned} \Delta V(k) = V(k) - V(k-1) = & \Theta^T(k)(P^{-1} + P^{-1}(k))\Theta(k) - \Theta^T(k-1)(P^{-1} + \\ & + P^{-1}(k))\Theta(k-1). \end{aligned} \quad (\Gamma.7)$$

Подставляя в (Г.7) выражение для  $\Theta(k)$ , определяемое в соответствии с (Г.5), и учитывая соотношение (3.124), имеем

$$\begin{aligned} \Delta V(k) = & [\Theta(k-1) - (\alpha(k)P + \beta(k)P(k))x(k)e(k)]^T [P^{-1} + \lambda P^{-1}(k-1) + \gamma x(k)x^T(k)] \times \\ & \times [\Theta(k-1) - (\alpha(k)P + \beta(k)P(k))x(k)e(k)] - \Theta^T(k-1)(P^{-1} + P^{-1}(k-1))\Theta(k-1), \end{aligned} \quad (\Gamma.8)$$

или с учетом (Г.4)

$$\begin{aligned} \Delta V(k) = & [\Theta(k-1) - (\alpha(k)P + \beta(k)P(k-1)A^T)x(k)e(k)]^T [P^{-1} + \lambda P^{-1}(k-1) + \gamma x(k)x^T(k)] \times \\ & \times [\Theta(k-1) - (\alpha(k)P + \beta(k)P(k-1)A^T)x(k)e(k)] - \Theta^T(k-1)(P^{-1} + P^{-1}(k-1))\Theta(k-1). \end{aligned}$$

Раскрывая скобки, получаем

$$\begin{aligned}
\Delta V(k) = & \Theta^T(k-1)P^{-1}\Theta(k-1) - \alpha(k)\Theta^T(k-1)x(k)e(k) - \\
& - \beta(k)\Theta^T(k-1)P^{-1}P^{-1}(k-1)A^T x(k)e(k) + \lambda\Theta^T(k-1)P^{-1}(k-1)\Theta(k-1) - \\
& - \lambda\alpha(k)\Theta^T(k-1)P^{-1}(k-1)P^{-1}x(k)e(k) - \\
& - \lambda\beta(k)\Theta^T(k-1)A^T x(k)e(k) + \gamma\Theta^T(k-1)x(k)x^T(k)\Theta(k-1) - \\
& - \alpha(k)\gamma\Theta^T(k-1)x(k)x^T(k)Px(k)e(k) - \beta(k)\gamma\Theta^T(k-1)x(k)x^T(k)P(k-1)A^T x(k)e(k) - \\
& - \alpha(k)x^T(k)\Theta(k-1)e(k) + \alpha^2(k)x^T(k)Px(k)e(k) + \alpha(k)\beta(k)x^T(k)P(k-1)A^T x(k)e^2(k) - \\
& - \lambda\alpha(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)\Theta(k-1)e(k) + \lambda\alpha^2(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)Px(k)e^2(k) + \\
& + \lambda\alpha(k)\beta(k)x^T(k)PA^T x(k)e^2(k) - \alpha(k)\gamma x^T(k)Px(k)x^T(k)Px(k)x^T(k)\Theta(k-1)e(k) + \\
& + \alpha^2(k)\gamma x^T(k)Px(k)x^T(k)Px(k)e^2(k) + \alpha(k)\gamma\beta(k)x^T(k)Px(k)x^T(k)P(k-1)A^T x(k)e^2(k) - \\
& - \beta(k)x^T(k)AP(k-1)P^{-1}\Theta(k-1)e(k) + \alpha(k)\beta(k)x^T(k)AP(k-1)x(k)e^2(k) + \\
& + \beta^2(k)x^T(k)AP(k-1)P^{-1}P(k-1)A^T x(k)e^2(k) - \lambda\beta(k)x^T(k)A\Theta(k-1)e(k) + \\
& + \lambda\beta(k)\alpha(k)x^T(k)APx(k)e^2(k) + \lambda\beta^2(k)x^T(k)AP(k-1)Ax(k)e^2(k) - \\
& - \beta(k)\gamma x^T(k)AP(k-1)x(k)x^T(k)\Theta(k-1)e(k) + \alpha(k)\beta(k)\gamma x^T(k)AP(k-1)x(k)x^T(k)Px(k)e^2(k) + \\
& + \gamma\beta^2(k)x^T(k)AP(k-1)x(k)x^T(k)P(k-1)A^T x(k)e^2(k) - \Theta^T(k-1)(P^{-1} + P^{-1}(k-1))\Theta(k-1).
\end{aligned} \tag{Г.9}$$

Упростим полученное выражение. При этом примем во внимание что, как следует из (Г.2), (Г.3),

$$Ax(k) = \left[ I - \frac{\gamma P(k-1)x(k)x^T(k)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} \right] x(k) = \frac{\lambda x(k)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} = \lambda w(k)x(k); \tag{Г.10}$$

$$x^T(k)A^T = \frac{\lambda x(k)}{\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k)} = \lambda w(k)x^T(k). \tag{Г.11}$$

Здесь

$$w(k) = (\lambda + \gamma x^T(k)P(k-1)x(k))^{-1}. \tag{Г.12}$$

Кроме того, введем следующие обозначения:

$$c = x^T(k)Px(k), \quad (\text{B.13})$$

$$d = x^T(k)P(k-1)x(k). \quad (\text{Г.14})$$

Тогда выражение (Г.9) может быть записано так:

$$\Delta V(k) = (\lambda - 1)\Theta^T(k-1)P^{-1}(k-1)\Theta(k-1) + \gamma e^2(k) + \Delta_1 V(k) + \Delta_2 V(k) + \Delta_3 V(k), \quad (\text{Г.15})$$

где

$$\begin{aligned} \Delta_1 V(k) = & [-2\beta(k)x^T(k)AP(k-1)P^{-1}\Theta(k-1) - 2\lambda\alpha(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)\Theta(k-1) + \\ & + 2\alpha(k)\beta(k)de(k) + \lambda\alpha^2(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)Px(k)e(k) + 2\lambda^2\alpha(k)\beta(k)w(k)ce(k) + \\ & + 2\alpha(k)\beta(k)\gamma\lambda w(k)cde(k) + \beta^2(k)x^T(k)AP(k-1)P^{-1}P(k-1)A^T x(k)e(k)]e(k); \end{aligned} \quad (\text{Г.16})$$

$$\Delta_2 V(k) = [-2\alpha(k) - 2\alpha(k)\gamma c + \alpha^2(k)c + \gamma \alpha^2(k)c^2]e^2(k); \quad (\text{Г.17})$$

$$\Delta_3 V(k) = [-2\lambda^2\beta(k)w(k) - 2\lambda\gamma\beta(k)w(k)d + \lambda^3\beta^2(k)w^2(k)d + \lambda^2\gamma\beta^2(k)w^2(k)d^2]e^2(k). \quad (\text{Г.18})$$

Для сходимости алгоритма необходимо выполнение условия

$$\Delta V(k) \leq 0. \quad (\text{Г.19})$$

Так как параметр взвешивания (забывания)  $\lambda \leq 1$ , а  $P^{-1}(k-1)$  положительно определенная матрица, то

$$(\lambda - 1)\Theta^{-1}(k-1)\Theta(k-1) \leq 0. \quad (\text{Г.20})$$

Исследуем оставшиеся слагаемые, входящие в правую часть соотношения (Г.15).

Слагаемое  $\Delta_1 V_n$  в свою очередь может быть представлено следующим образом:

$$\Delta_1 V(k) = \Delta_{11} V(k) + \Delta_{12} V(k) + \Delta_{13} V(k), \quad (\text{Г.21})$$

где

$$\Delta_{11} V(k) = - \left[ 2\lambda\beta(k)w(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1}\Theta(k-1)e(k) + \lambda^2\beta^2(k)w^2(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1}P(k-1)x(k)e^2(k) \right]; \quad (\text{Г.22})$$

$$\Delta_{12} V(k) = - \left[ 2\lambda\alpha(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)\Theta(k-1)e(k) - \lambda^2\alpha^2(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)Px(k)e^2(k) \right]; \quad (\text{Г.23})$$

$$\Delta_{13} V(k) = 2\lambda^2\alpha(k)w^2(k)ce(k) + 2\alpha(k)\beta(k)de(k) + 2\alpha(k)\beta(k)\gamma\lambda w(k)cde(k). \quad (\text{Г.24})$$

Условие сходимости рассматриваемого алгоритма будет выполняться, если  $\Delta_{11} V(k) \leq 0$ ,  $\Delta_{12} V(k) \leq 0$ . Остановимся на этом подробнее.

Условие  $\Delta_{11} V(k) \leq 0$ , с учетом (Г. 22) может быть записано так:

$$\lambda\beta(k)w(k) \left[ 2x^T(k)P(k-1)P^{-1}\Theta(k-1)e(k) - \lambda\beta(k)w(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1}P(k-1)x(k)e^2(k) \right] \geq 0.$$

Принимая во внимание (Г.5) и учитывая положительность параметров  $\lambda$ ,  $\beta(k)$ ,  $w(k)$ , перепишем последнее неравенство следующим образом:

$$\Theta^T(k-1) \left[ 2x(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1} - \lambda\beta(k)w(k)x(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1}P(k-1)x(k)x^T(k) \right] \Theta(k-1) \geq 0. \quad (\text{Г.25})$$

Это неравенство выполняется, если стоящая в квадратных скобках (Г.25) матрица неотрицательно определенной. Последнее записывается так:

$$x(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1} \left[ 2I - \lambda\beta(k)w(k)P(k-1)x(k)x^T(k) \right] \geq 0. \quad (\text{Г.26})$$

Так как матрица  $x(k)x^T(k)P(k-1)P^{-1}$  является положительно определенной, то условие (Г. 26) выполняется, если

$$\frac{2}{\lambda\beta(k)w(k)}I - P(k-1)x(k)x^T(k) \geq 0. \quad (\text{Г.27})$$

Подставляя в (Г.27) выражения для  $\beta(k)$  и  $w(k)$ , определяемые соотношениями (3.127) и (Г.12) соответственно, получаем

$$\frac{2}{\lambda} \left[ \lambda\mu'(k) + \gamma\mu'(k)x^T(k)P(k-1)x(k) + mx^T(k)P(k-1)x(k) + \gamma m(x^T(k)P(k-1)x(k))^2 \right] I - P(k-1)x(k)x^T(k) \geq 0.$$

Последнее неравенство в свою очередь выполняется, если

$$2 \left( \frac{\gamma\mu'(k)}{\lambda} + m + \frac{\gamma md}{\lambda} \right) x^T(k)P(k-1)x(k)I - P(k-1)x(k)x^T(k) \geq 0,$$

или с учетом того, что  $x^T(k)P(k-1)x(k) = \text{tr}P(k-1)x(k)x^T(k)$ ,

$$2 \left( \frac{\gamma\mu'(k)}{\lambda} + m + \frac{\gamma md}{\lambda} \right) \geq 1.$$

Последнее неравенство может быть переписано так:

$$\mu'(k)\gamma \geq \frac{\lambda}{2} - m(d\gamma + \lambda). \quad (\text{Г.28})$$

Данное соотношение служит условием для выбора параметров  $\gamma$ ,  $\mu'(k)$ ,  $\lambda$  и  $m$ , используемых в алгоритме. Следует отметить, что выбор параметра, например,

$\gamma = 1$  и  $\mu'(k) = 1$ , соответствует обычному РМНК, обеспечивает выполнение (Г.28). Нетрудно убедиться в том, что данное условие выполняется также для РМНК с экспоненциальным взвешиванием ( $\lambda \neq 1$ ).

Рассмотрим слагаемое  $\Delta_{12}V(k)$  (Г.23). Перепишем условие  $\Delta_{12}V(k) < 0$  следующим образом:

$$\lambda\alpha(k)\left[2x(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)e(k) - \alpha(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)Px(k)e^2(k)\right] \geq 0, \quad (\text{Г.29})$$

что аналогично, если принять во внимание (3.133) и тот факт, что  $\lambda > 0$ ,  $\alpha_n > 0$ , условию

$$\Theta^T(k-1)x(k)x^T(k)PP^{-1}(k-1)\left[2I - \alpha(k)Px(k)x^T(k)\right]\Theta(k-1) \geq 0.$$

Видно, что данное условие выполняется, если матрица  $2I - \alpha(k)Px(k)x^T(k)$  будет неотрицательно определенной, т.е.

$$\alpha(k)\left[\frac{2}{\alpha(k)}I - Px(k)x^T(k)\right] \geq 0.$$

Подстановка в последнее соотношение выражения для  $\alpha(k)$  (3.126) приводит к следующему неравенству

$$2\mu I + 2mx^T(k)Px(k)I - Px(k)x^T(k) \geq 0,$$

из которого следует, что условие (Г.29) будет выполняться, если

$$2mx^T(k)Px(k)I - Px(k)x^T(k) \geq 0.$$

Последнее неравенство выполняется при

$$m \geq 0,5. \quad (\Gamma.30)$$

Таким образом, выбор в алгоритме параметра  $m \geq 0,5$  обеспечивает его сходимость.

Рассмотрим величину  $\Delta_{13}V(k)$ , определяемую выражением (Г.24) и являющуюся составной частью  $\Delta_1V(k)$ . Так как  $\Delta_{13}V(k) = \Delta_1V(k) - \Delta_{11}V(k) - \Delta_{12}V(k)$ , а в выражение (Г. 15) для  $\Delta V(k)$  входит  $\gamma e^2(k)$ , изучим величину  $\Delta_{13}V(k) - qe^2(k)$ , где  $q > 0$  - некоторый параметр, значение которого буде определено ниже. При этом примем во внимание соотношения (Г.17), (Г.18) и то, что  $\alpha(k)\beta(k) = \mu(k)\mu'(k) + \mu'(k)tc + \mu(k)md + m^2cd$ . Тогда после несложных преобразований получаем

$$\begin{aligned} \Delta_{13}V(k) - qe^2(k) &= 2\alpha(k)\beta(k)de^2(k) + 2\lambda^2\alpha(k)\beta(k)w(k)ce^2(k) + \\ &+ 2\alpha(k)\gamma\beta(k)\lambda w(k)cde^2(k) - qe^2(k) = -\alpha(k)\beta(k)e^2(k) \times \\ &\times \left[ (qm^2 - 2\lambda\gamma w(k))cd + (qm\mu(k) - 2)d + (qm\mu'(k) - 2\lambda^2w(k))c + q\mu(k)\mu'(k) \right]. \end{aligned} \quad (\Gamma.31)$$

Так как все входящие в (Г.31) переменные и параметры положительны, для того, чтобы данное выражение было неположительно определенным, необходимо выполнение следующих условий:

$$qm^2 - 2\lambda\gamma w(k) \geq 0; \quad (\Gamma.32)$$

$$qm\mu(k) - 2 \geq 0; \quad (\Gamma.33)$$

$$qm\mu'(k) - 2\lambda^2w(k) \geq 0. \quad (\Gamma.34)$$

Из неравенства (Г.32) следует значение для введенного выше параметра  $q$

$$q \geq \frac{2\lambda\gamma w(k)}{m^2}. \quad (\text{Г.35})$$

Приняв  $q = 2\lambda\gamma w(k)m^{-2}$ , из (Г.33) и (Г.34) получим соответственно

$$\lambda w(k)\gamma\mu(k) \geq 2, \quad (\text{Г.36})$$

$$w(k)\gamma\mu'(k) \geq 2\lambda. \quad (\text{Г.37})$$

Рассмотрим теперь величину  $\Delta_2 V(k)$ , определяемую в соответствии с (Г.17).

Однако при этом учтем также часть ошибки  $\gamma e^2(k)$ , которая входит в (Г.15) и частично уже использовалась в (Г.31). Обозначим эту часть ошибки

$$\frac{q + \gamma}{\rho} e^2(k),$$

где  $\rho > 0$ , а  $q > 0$  использовано в (Г.31).

Тогда, как следует из (Г.17),

$$\begin{aligned} \Delta_2 V(k) + \frac{q + \gamma}{\rho} e^2(k) &= -e^2(k)\alpha(k) \left[ -\frac{q + \alpha(k)}{\rho} + \frac{2}{\alpha(k)} + \frac{2\gamma c}{\alpha(k)} - c - \gamma c^2 \right] = \\ &= e^2(k)\alpha(k) \left[ (2\gamma m - \gamma + \frac{q + \gamma}{\rho} m^2)c + (2\mu(k) - \frac{q + \gamma}{\rho} \mu^2(k)) + \right. \\ &\left. + (2m - 1 - \frac{2(q + \gamma)}{\rho} m\mu(k) + 2\gamma\mu(k))c \right]. \end{aligned} \quad (\text{Г.38})$$

При получении (Г.38) учитывалось соотношение (3.126). Так как по аналогии с вышеизложенным все параметры и переменные, входящие в (34) (Г.38) положи-

тельны, для того, чтобы данное выражение было неположительно определенным, необходимо выполнение следующих условий:

$$2\gamma m - \gamma + \frac{q + \gamma}{\rho} m^2 \geq 0; \quad (\text{Г.39})$$

$$2\mu(k) - \frac{q + \gamma}{\rho} \mu^2(k) \geq 0; \quad (\text{Г.40})$$

$$2m - 1 - \frac{2(q + \gamma)}{\rho} m\mu(k) + 2\gamma\mu(k) \geq 0. \quad (\text{Г.41})$$

Подставив в (Г.39), как и при выводе (Г.36), (Г.37), значение  $q = 2\lambda\gamma w(k)m^{-2}$ , получим неравенство

$$2m\rho - \gamma\rho - 2\lambda w(k) - \gamma m^2 \geq 0,$$

приводя которое к виду

$$(m - \rho)^2 \geq \rho^2 - (\rho + 2\lambda w(k)),$$

и решая, определим значение параметра  $m$

$$m \geq \rho \pm \sqrt{\rho^2 - (\rho + 2\lambda w(k))}. \quad (\text{Г.42})$$

Этот параметр, используемый в (3.126), (3.127), будет действительным числом, если

$$\rho^2 - (\rho + 2\lambda w(k)) \geq 0.$$

Отсюда следует значение параметра  $\rho$ , определяющего часть ошибки  $e^2(k)$ , используемой при анализе выражения (Г.38),

$$\rho \geq \frac{1}{2} \pm \sqrt{\frac{1}{4} + 2\lambda w(k)}. \quad (\text{Г.43})$$

Полагая  $\rho$  целым положительным числом, получаем из (Г.43) его оценку  $\rho = 2$ . Аналогично из (Г.42) может быть определена оценка  $m$ , равная 2.

Подстановка данных значений  $\rho$  и  $m$  в (Г.40) с учетом того, что  $q = 2\lambda\gamma w(k)m^{-2}$ , дает следующее условие:

$$\gamma\mu(k) \leq \frac{8}{2 + \lambda w(k)}. \quad (\text{Г.44})$$

Аналогично из (Г.41) получаем

$$\gamma\mu(k) \leq \frac{3}{\lambda w(k)}. \quad (\text{Г.45})$$

Рассмотрим, наконец, величину  $\Delta_3 V(k)$  (Г.18) совместно с оставшейся частью ошибки от  $\gamma e^2(k)$ . Так как при изучении  $\Delta_1 V(k)$  использовалась часть ошибки  $q e^2(k)$ , а при анализе  $\Delta_2 V(k) - (q + \gamma)\rho^{-1} e^2(k)$ , то эта оставшаяся часть ошибки будет равна  $(q + \gamma)(\rho - 1)\rho^{-1} e^2(k)$ . Тогда с учетом того, что  $\beta^{-1}(k) = \mu'(k) + md$ , получаем

$$\begin{aligned} \Delta_3 V(k) + \frac{q + \gamma}{\rho} (\rho - 1) e^2(k) = -\beta^2(k) e^2(k) & \left[ \frac{(q + \gamma)(\rho - 1)}{\rho \beta^2(k)} + \right. \\ & \left. + \frac{2\lambda w(k)}{\beta(k)} + \frac{2\gamma\lambda w(k)d}{\beta(k)} - \lambda^3 w^2(k)d - \lambda^2 \gamma w^2 d \right] = \end{aligned} \quad (\text{Г.46})$$

$$\begin{aligned}
&= -\beta^2(k)e^2(k)\left[(2\gamma\lambda w(k)m - \gamma\lambda^2 w^2(k) - \frac{(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}m^2)d_2 + \right. \\
&+ 2\mu'(k)\lambda^2 w(k) - \frac{(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}(\mu'(k))^2 + (2m\lambda^2 w(k) - \lambda^3 w^2(k) - \\
&\left. - \frac{2(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}m\mu'(k) + 2\gamma\lambda w(k)\mu'(k))d\right]. \tag{Г.46}
\end{aligned}$$

Таким образом, условия неположительной определенности рассматриваемой части функции Ляпунова будут иметь вид

$$2\gamma\lambda w(k)m - \gamma\lambda^2 w^2(k) - \frac{(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}m^2 \geq 0; \tag{Г.47}$$

$$2\mu'(k)\lambda^2 w(k) - \frac{(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}(\mu'(k))^2 \geq 0; \tag{Г.48}$$

$$2\lambda^2 w(k)m - \lambda^3 w^2(k) - \frac{2(q+\gamma)(\rho-1)}{\rho}2\mu'(k) + 2\lambda\gamma w(k)\mu'(k) \geq 0. \tag{Г.49}$$

Используя полученные выше оценки для  $q$  (35),  $m=2$  и  $\rho=2$ , после несложных преобразований из (Г.48) имеем

$$\gamma\mu'_n \leq \frac{8}{3}\lambda^2 w(k), \tag{Г.50}$$

а из (Г.49) получаем

$$\gamma\mu'_n \leq \frac{(4-\lambda w(k))\lambda^2 w(k)}{3-2\lambda w(k)}. \tag{Г.51}$$

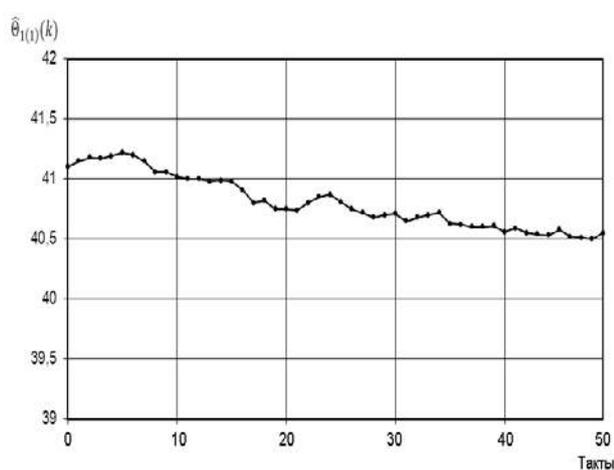
Таким образом, окончательно условия сходимости рассматриваемого алгоритма имеют вид (Г.42)- (Г.45), (Г.50), (Г.51).

## Приложение Д

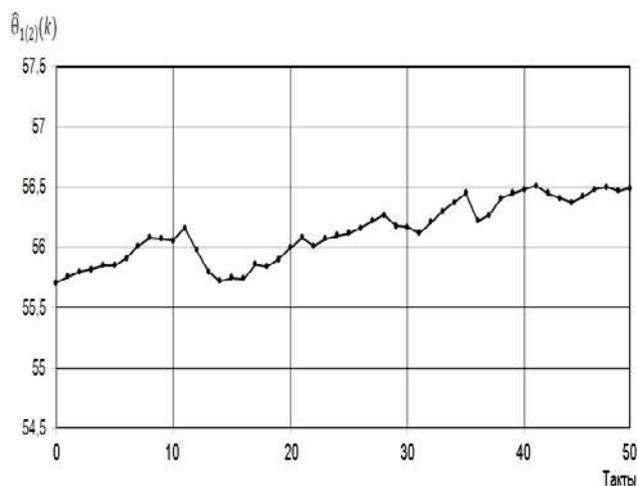
Результаты построения нестационарных моделей работы оборудования в отделениях завода и синтеза их адаптивного управления

### Д.1 Сокоочистительное отделение

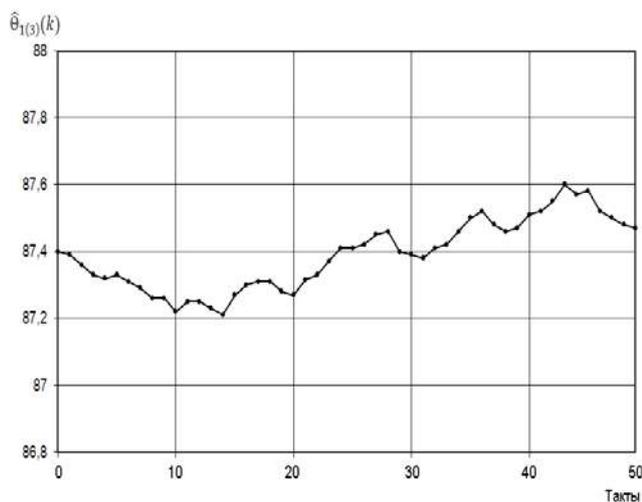
Для идентификации нестационарных процессов применялись алгоритмы (3.122) и (3.123) с  $\lambda = 0,99$ . На рис.Д.1 показано изменение коэффициентов  $\hat{\theta}_1(k)$ ,  $\hat{\theta}_2(k)$ ,  $\hat{\theta}_3(k)$ ,  $\hat{\theta}_4(k)$ ,  $\hat{\theta}_5(k)$ ,  $\hat{\theta}_6(k)$  для модели, имеющей структуру, аналогичную (3.21).



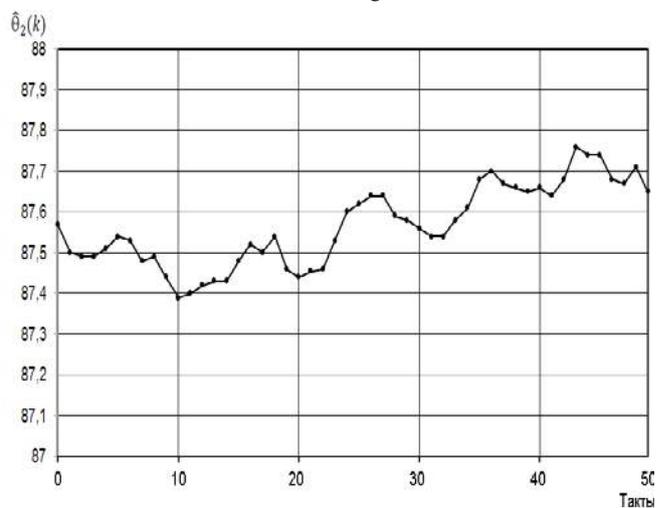
а



б



в

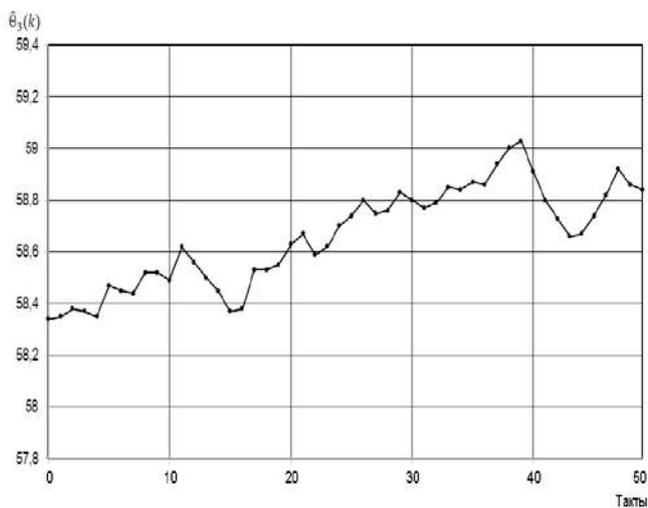


г

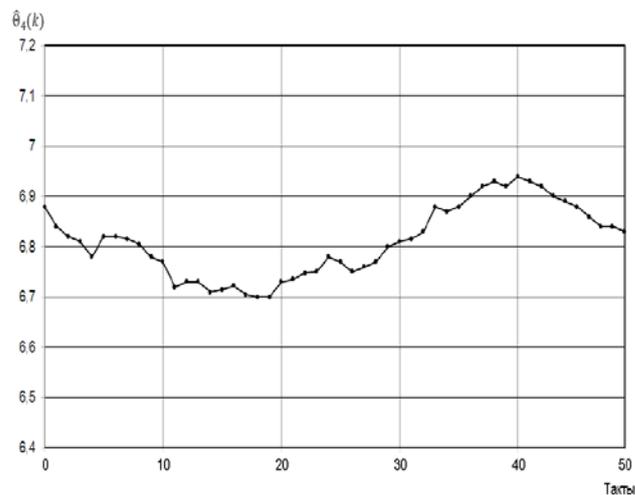
Рисунок Д. 1 – Изменение регрессионных коэффициентов  $\hat{\theta}(k)$  для регресси-

онной модели (3.21): а)  $\hat{\theta}_1^1(k)$  для  $35-50C^0$ , б)  $\hat{\theta}_1^2(k)$  для  $50-65C^0$ ,

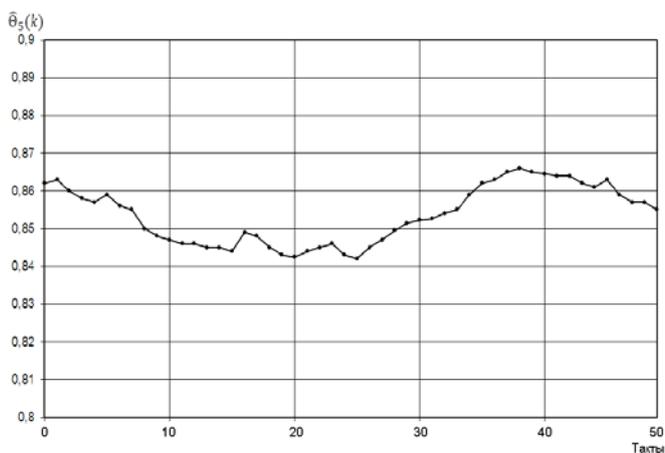
в)  $\hat{\theta}_1^3(k)$  для  $85-88C^0$ , г)  $\hat{\theta}_2(k)$



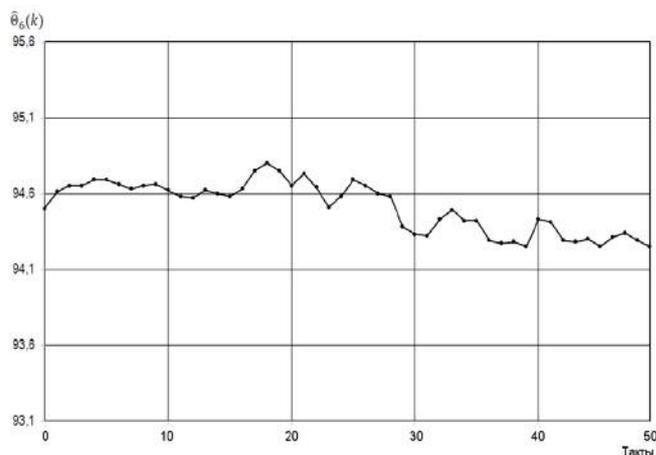
Д



е



ж



з

Рисунок Д.1, лист 2: д)  $\hat{\theta}_3(k)$ , е)  $\hat{\theta}_4(k)$ , ж)  $\hat{\theta}_5(k)$ , з)  $\hat{\theta}_6(k)$

Хотя эти коэффициенты существенно отличаются от полученных по МНК, ошибка идентификации на каждом такте была практически нулевой. На рис.Д. 2 показано изменение рН дефектованного сока на выходе с преддефектора, где сплошной линией с кругами изображено реальное изменение выходной переменной (изменение рН дефектованного сока на выходе с преддефектора)  $Y$ , а пунктирной линией с квадратами – изменение выходных параметров моделей, построенных с помощью алгоритмов (3.122) и (3.123). На рис. Д. 3 представлено качество идентификации процесса преддефектации.

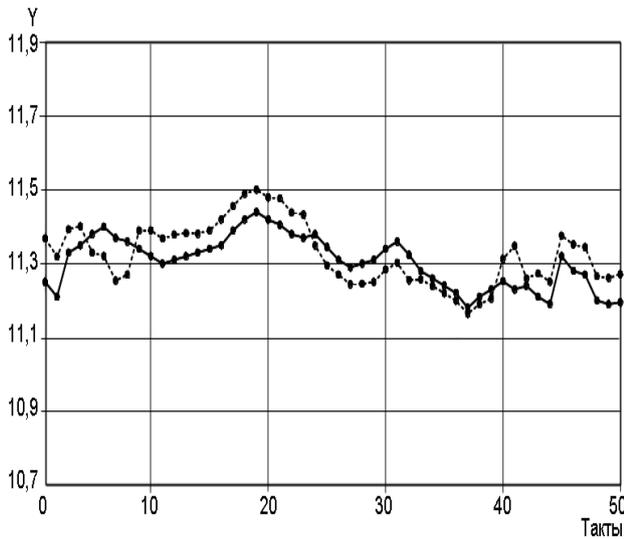


Рисунок Д. 2 – Изменение рН дефектованного сока на выходе с преддефектора

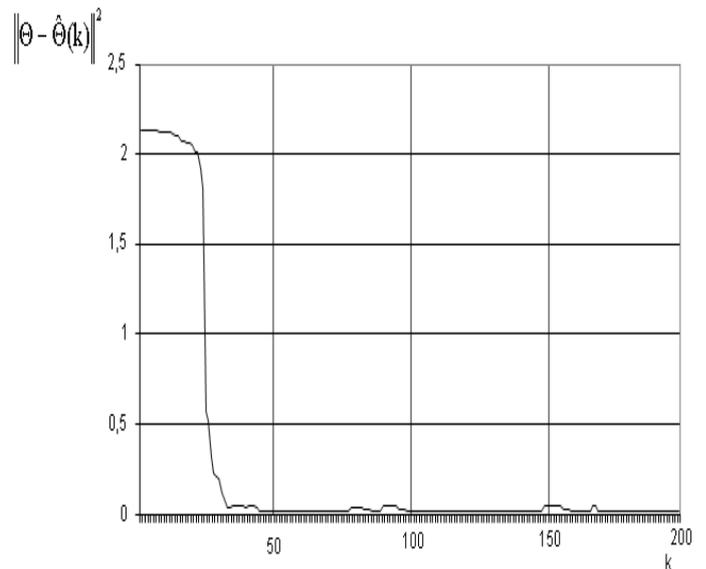


Рисунок Д. 3 – Качество идентификации (изменение нормы ошибки  $\|\Theta - \hat{\Theta}(k)\|^2$ )

Процесс стабилизации выходной переменной (рН дефектованного сока) при использовании модели (3.21) с помощью разработанного адаптивного алгоритма (3.131) приведен на рис. Д. 4. На рис. Д. 5 показана ошибка управления при стабилизации рН.

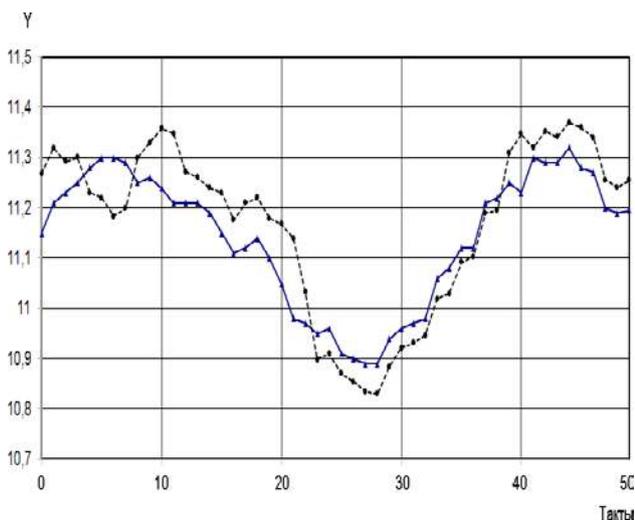


Рисунок Д. 4 – Изменение выходной переменной (рН дефектованного сока) на выходе с преддефектора)

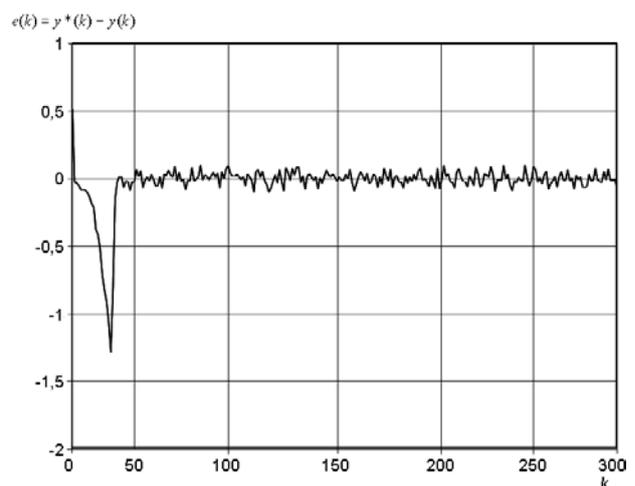
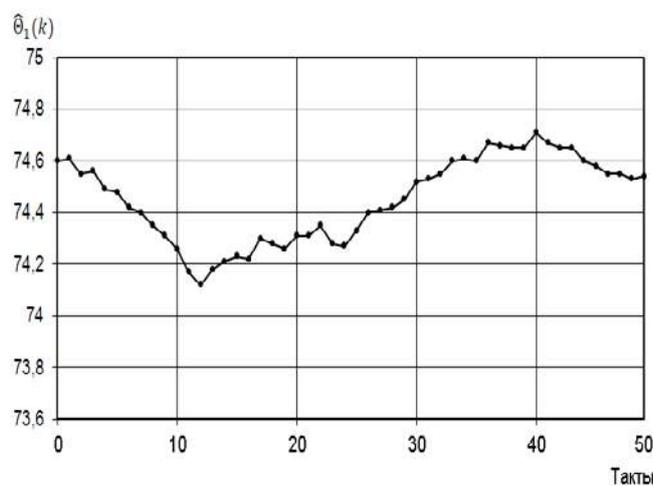


Рисунок Д. 5 – Ошибка управления (рН дефектованного сока на выходе с преддефектора)

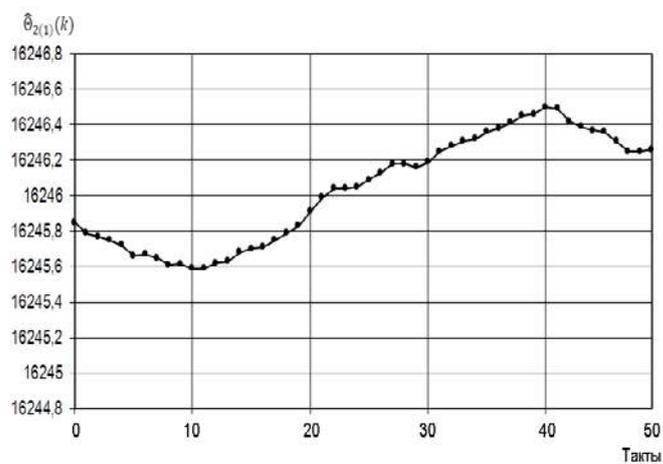
## Д.2 Выпарное отделение

На рис.Д.6 – Д. 10 отражены результаты построения нестационарных моделей технологических процессов в ВУ сахарного завода (данные табл. 3.10).

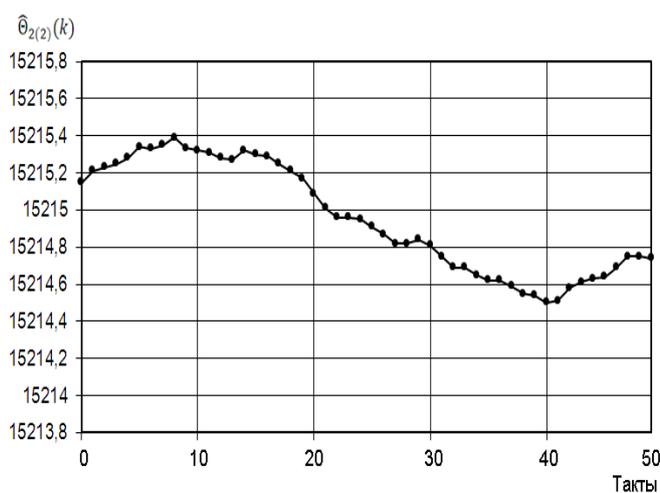
Для идентификации нестационарных процессов в ВУ применялись алгоритмы (3.122) и (3.123) с  $\lambda = 0,99$ . На рис. Д. 6 показано изменение коэффициентов  $\hat{\theta}_1(k)$ ,  $\hat{\theta}_2(k)$ ,  $\hat{\theta}_3(k)$ ,  $\hat{\theta}_4(k)$ ,  $\hat{\theta}_5(k)$  для модели (3.22).



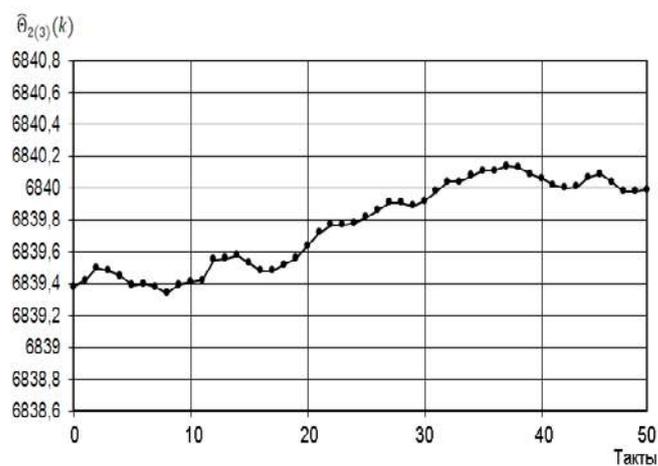
а



б



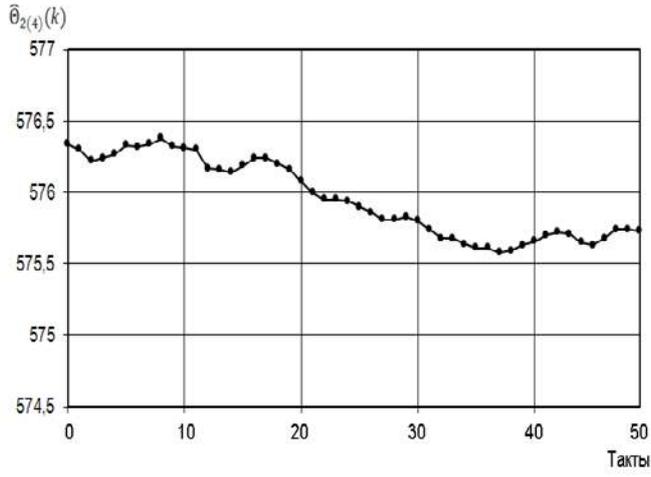
в



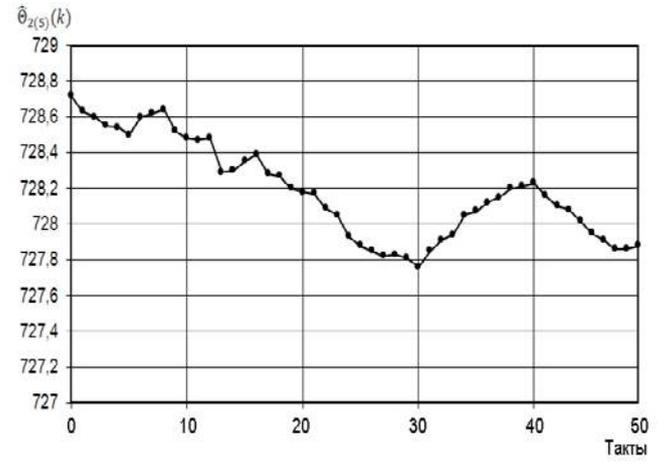
г

Рисунок Д.6 – Изменение регрессионных коэффициентов модели (3.22):

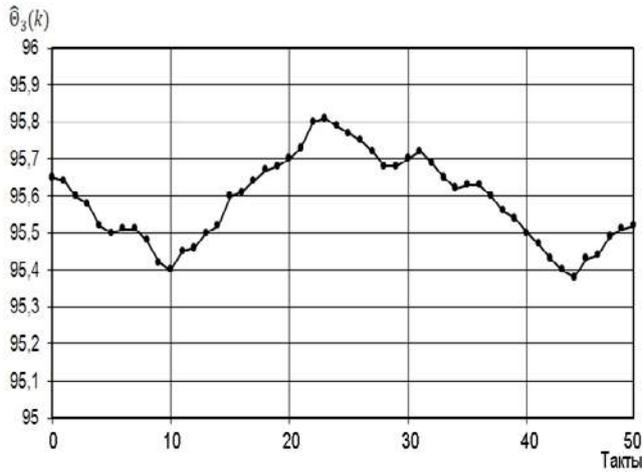
а) для  $\hat{\theta}_1(k)$ , б-е) для  $\hat{\theta}_2^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ



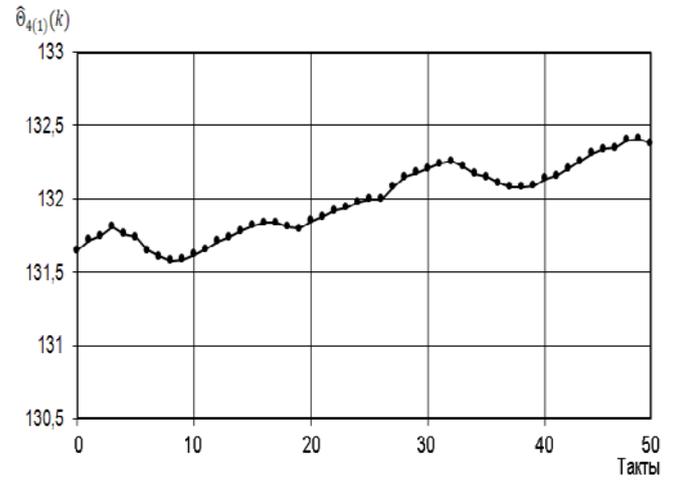
Д



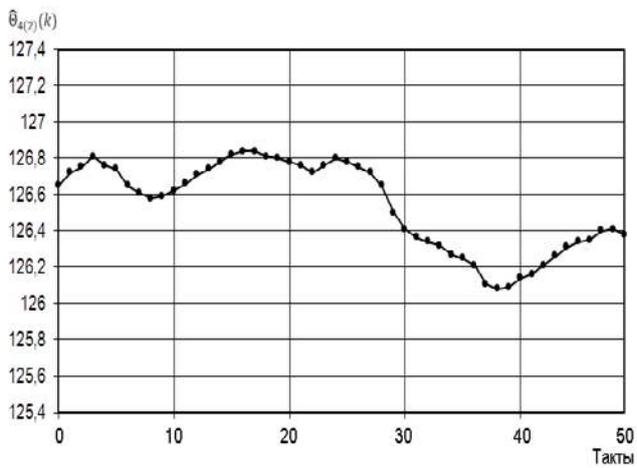
е



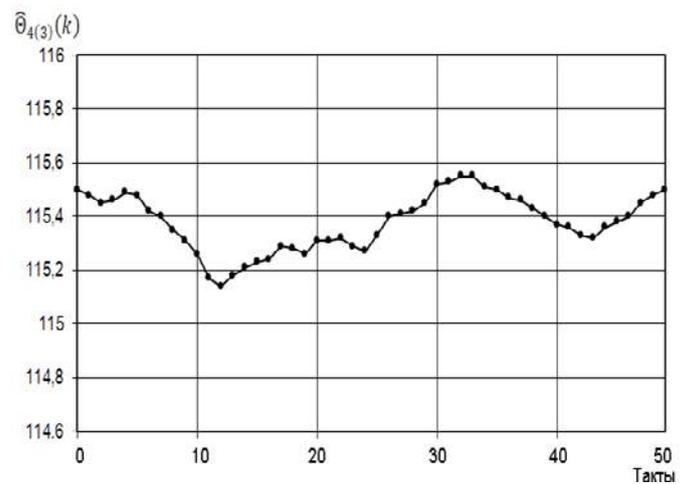
Ж



з



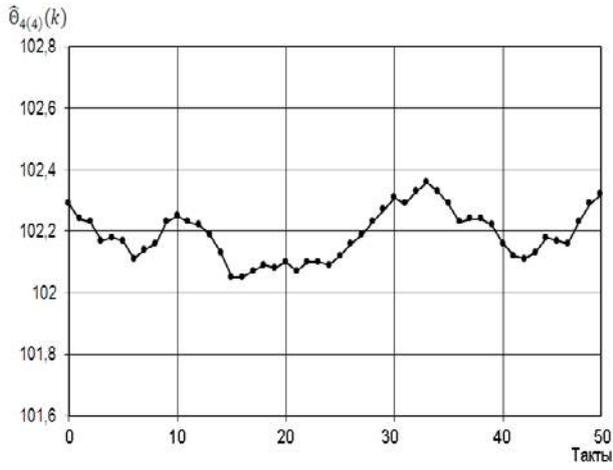
и



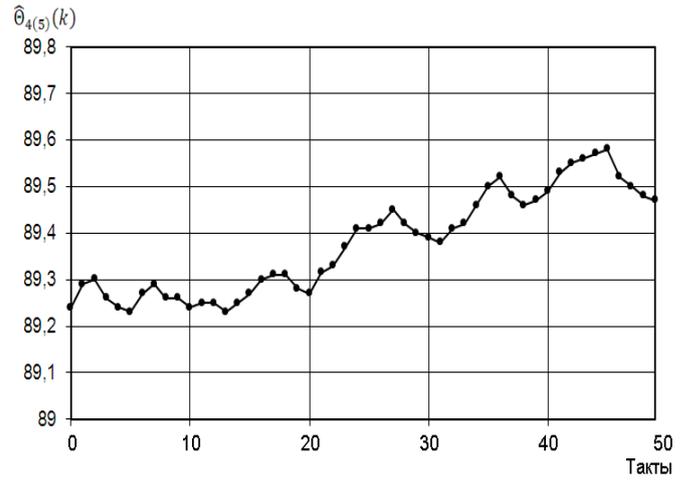
к

Рисунок Д. 6, лист 2: б-е) для  $\hat{\theta}_2^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ, ж) для  $\hat{\theta}_3(k)$ ,

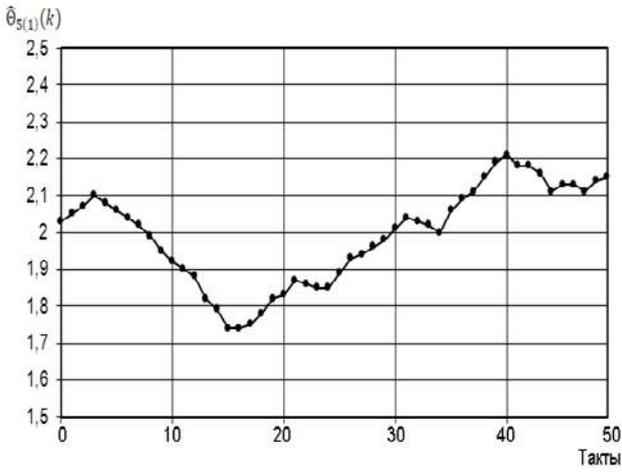
з-м) для  $\hat{\theta}_4^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ



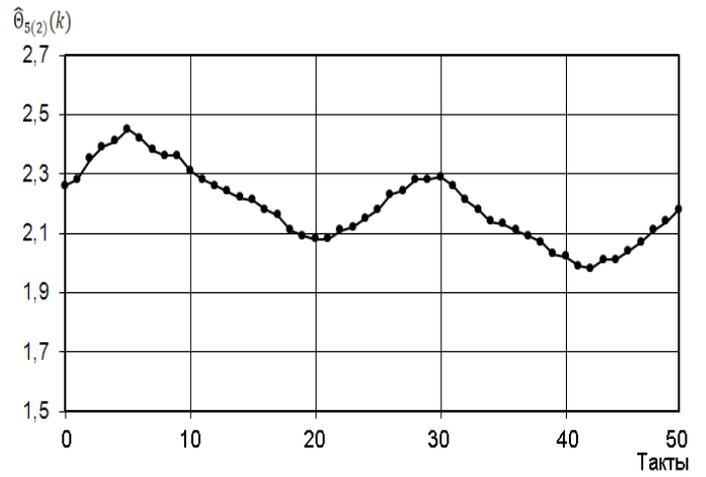
Л



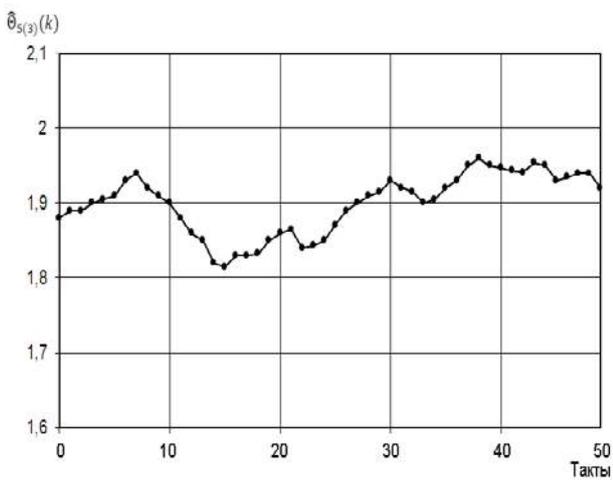
М



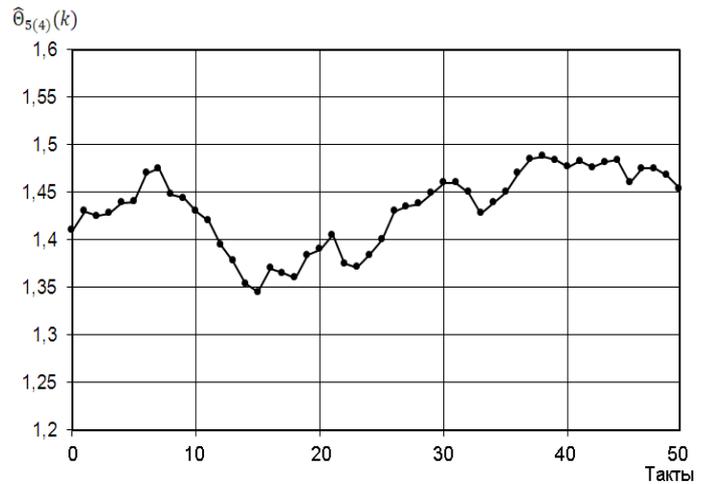
Н



П



р



с

Рисунок Д. 6, лист 3: з-м) для  $\hat{\theta}_4^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ,

н-т) для  $\hat{\theta}_5^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ

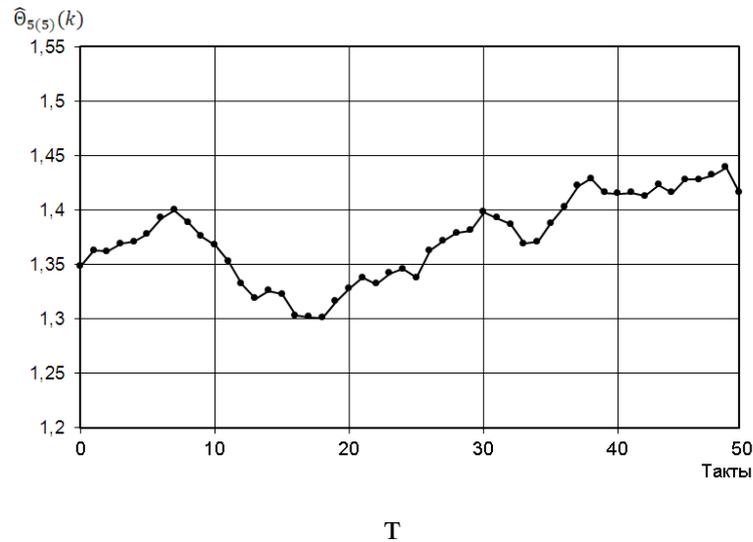


Рисунок Д. 6, лист 4: н-т) для  $\hat{\theta}_5^{1-5}(k)$  с 1-го по 5 корпус ВУ

На рис. Д.7 показано изменение выхода сиропа с ВУ, где сплошной линией с кругами изображено реальное изменение выходной переменной (изменение выхода сиропа с ВУ)  $Y$ , а пунктирной линией с квадратами – изменение выходных параметров моделей, построенных с помощью алгоритмов (3.122) и (3.123). На рис. Д.8 представлено качество идентификации процесса преддефекации.

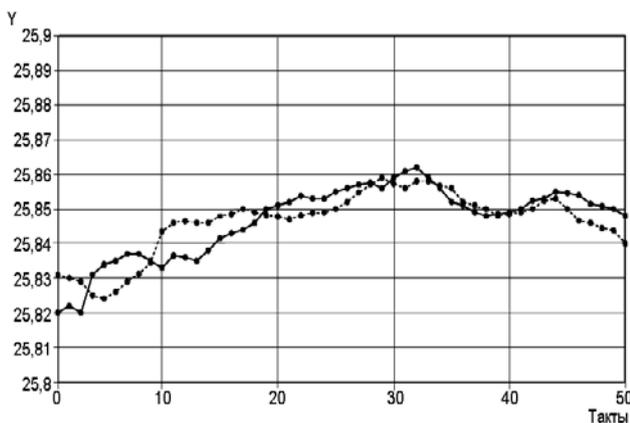


Рисунок Д. 7 – Изменение выхода сиропа с ВУ

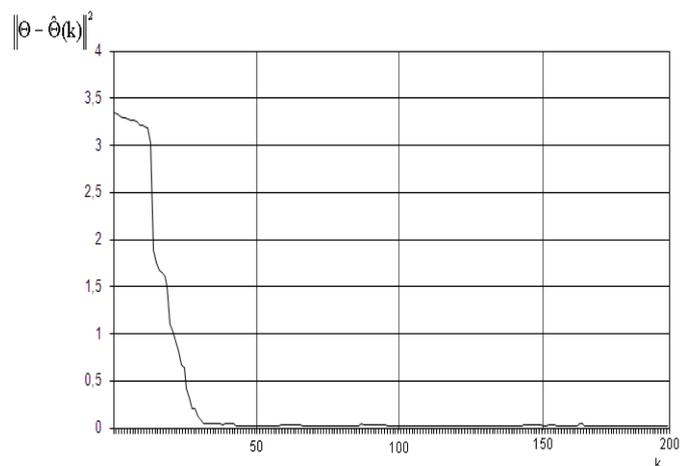


Рисунок Д. 8 – Качество идентификации (изменение нормы ошибки  $\|\Theta - \hat{\Theta}(k)\|^2$ )

Процесс стабилизации выходной переменной (выход сиропа с ВУ) при использовании модели (3.22) с помощью разработанного адаптивного алгоритма

(3.131) приведен на рис. Д.9. На рис. Д.10 показана ошибка управления при стабилизации выхода сиропа с ВУ.

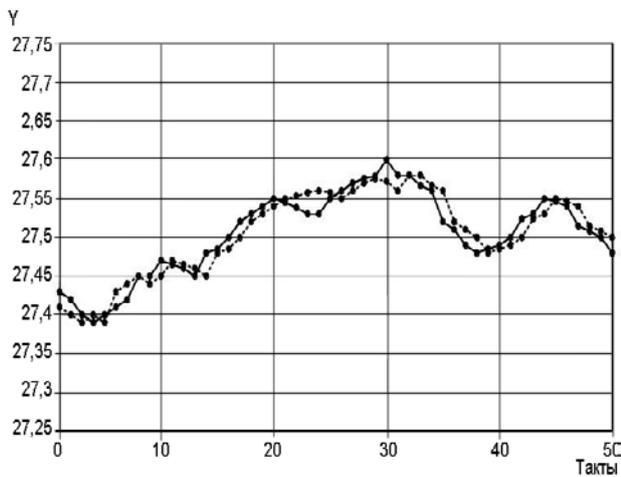


Рисунок Д. 9 – Изменение выходной переменной (выход сиропа с ВУ)

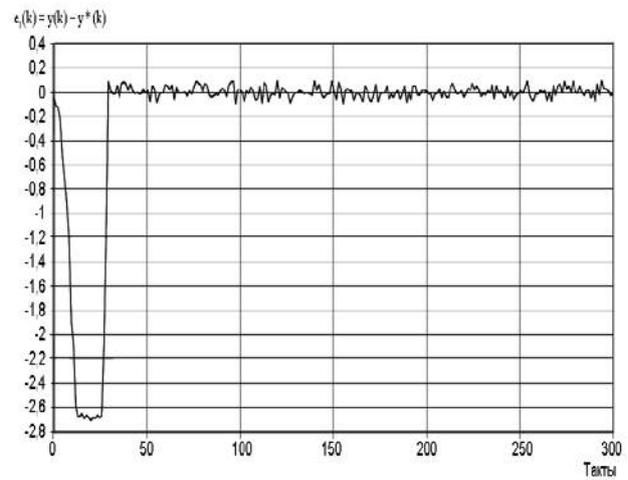
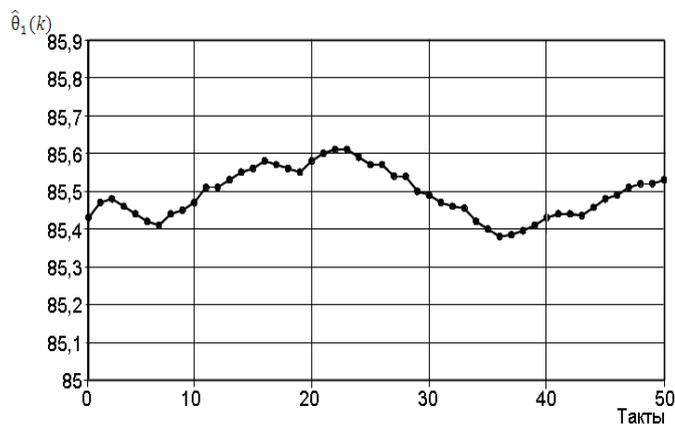


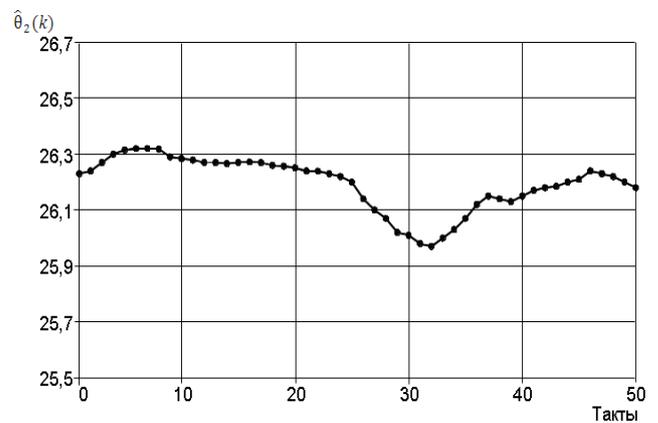
Рисунок Д. 10 – Ошибка управления (выход сиропа с ВУ)

### Д. 3 Кристаллизационное отделение

Для идентификации нестационарных процессов применялись алгоритмы (3.122) и (3.123) с  $\lambda = 0,99$ . На рис. Д.11 показано изменение коэффициентов  $\hat{\theta}_1(k)$ ,  $\hat{\theta}_2(k)$ ,  $\hat{\theta}_3(k)$ ,  $\hat{\theta}_4(k)$ ,  $\hat{\theta}_5(k)$ ,  $\hat{\theta}_6(k)$ ,  $\hat{\theta}_7(k)$ ,  $\hat{\theta}_8(k)$  для модели, имеющей структуру, аналогичную (3.23).

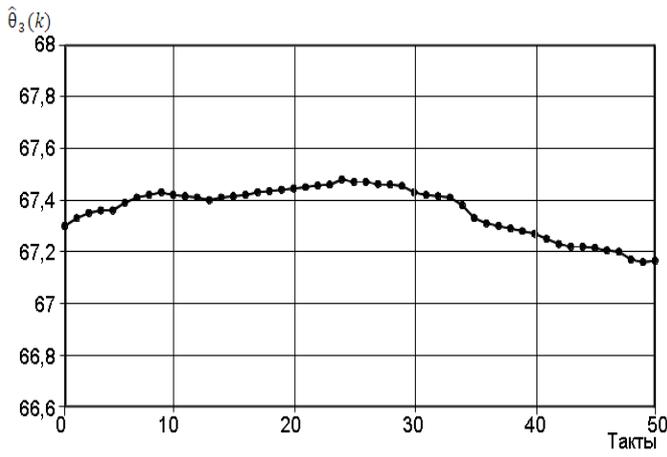


а

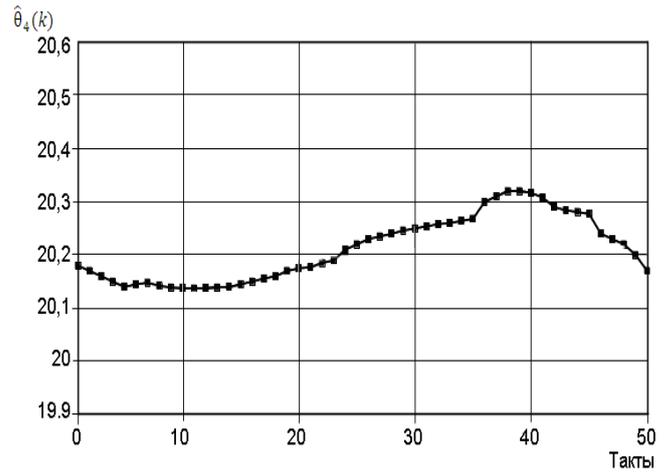


б

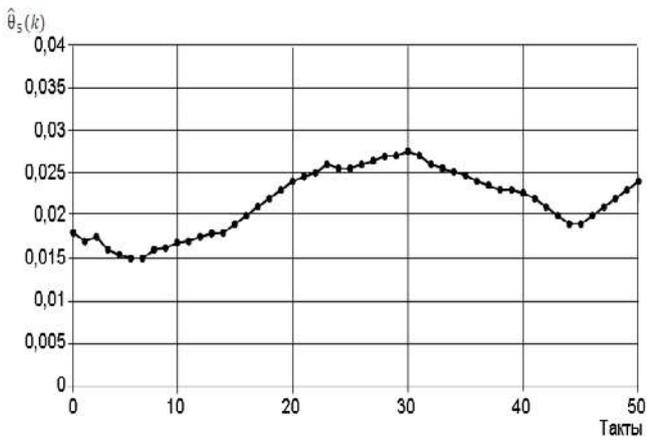
Рисунок Д.11 – Изменение регрессионных коэффициентов модели (3.23):  
а) для  $\hat{\theta}_1(k)$  б)  $\hat{\theta}_2(k)$



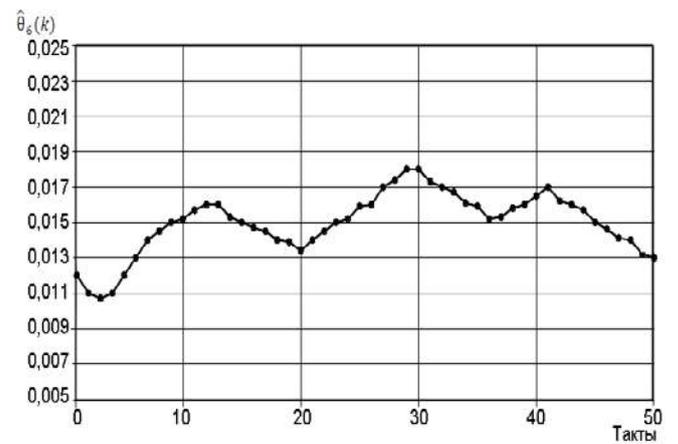
В



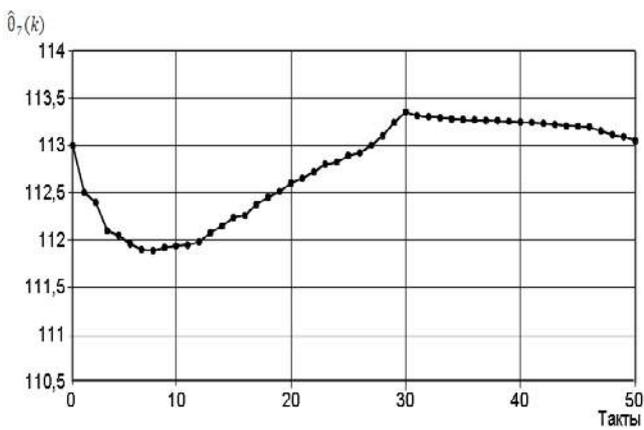
Г



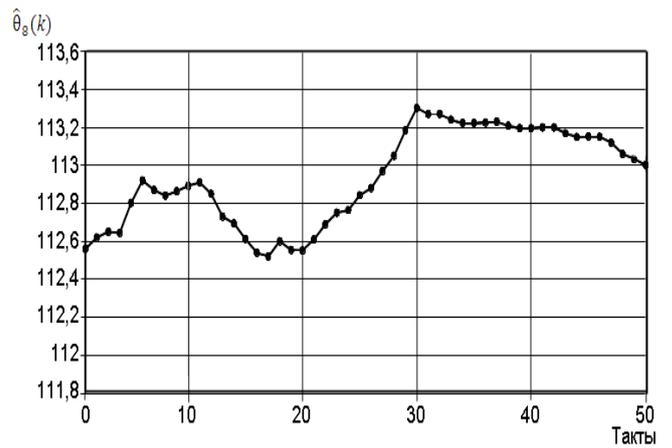
Д



е



Ж



з

Рисунок Д.11, лист 2: в)  $\hat{\theta}_3(k)$ , г)  $\hat{\theta}_4(k)$ , д)  $\hat{\theta}_5(k)$ , е)  $\hat{\theta}_6(k)$ , ж)  $\hat{\theta}_7(k)$ . з)  $\hat{\theta}_8(k)$

На рис. Д.12 показано изменение выхода сахара, где сплошной линией с кругами изображено реальное изменение выходной переменной (изменение выхода сахара)  $Y$ , а пунктирной линией с квадратами – изменение выходных параметров моделей, построенных с помощью алгоритмов (3.122) и (3.123).

На рис. Д.13 представлено качество идентификации процесса кристаллизации в вакуум-аппаратах. Как и в рассмотренных выше случаях, ошибка идентификации на каждом такте, представленная на рис. Д.13, была незначительной.

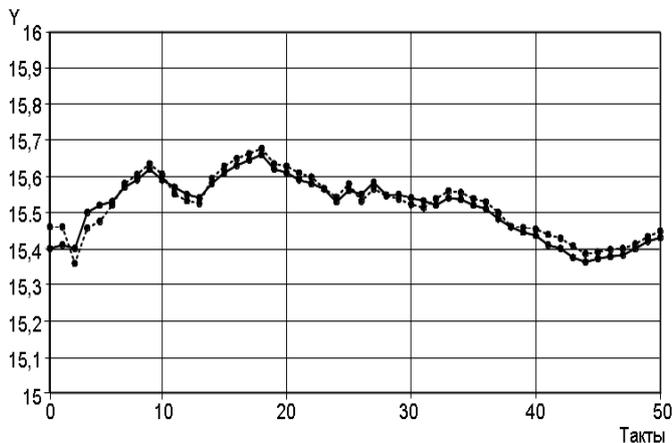


Рисунок Д.12 – Изменение выхода сахара

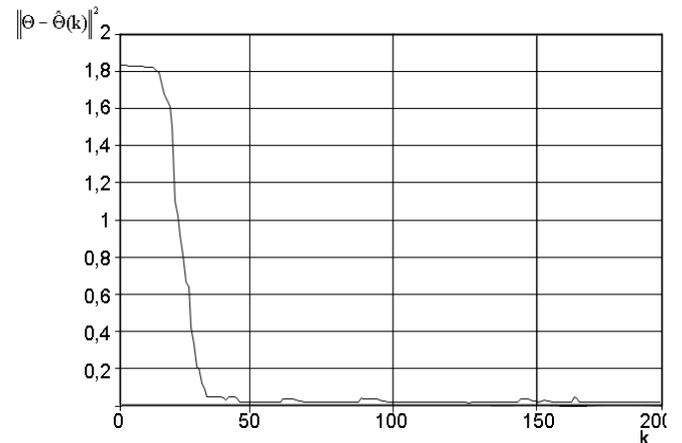


Рисунок Д.13 – Качество идентификации (изменение нормы ошибки

$$\|\Theta - \hat{\Theta}(k)\|^2$$

Процесс стабилизации выходной переменной (выход сахара) отделения кристаллизации при использовании модели (3.23) с помощью разработанного адаптивного алгоритма (3.131) приведен на рис. Д. 14. Здесь, как и ранее, сплошной линией с кругами изображено реальное изменение выходной переменной  $Y$ , а пунктирной линией с квадратами – изменение выходной переменной, стабилизированной с помощью указанного алгоритма управления.

На рис. Д. 15 показана ошибка управления при стабилизации выхода сахара с помощью алгоритма (3.131).

Как видно из данного рисунка, применение указанного алгоритма обеспечива-

ет получение незначительной ошибки управления (порядка 6-8 %). Следует также отметить, что использование данного алгоритма позволяет получить значительно лучшие результаты по сравнению с существующим ручным управлением.

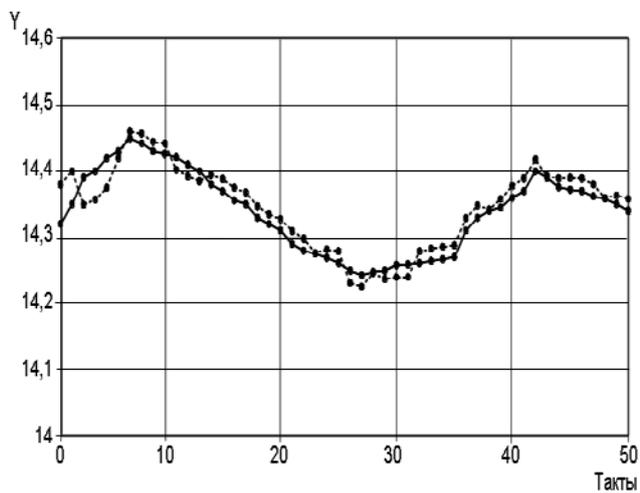


Рисунок Д.14 – Изменение выходной переменной (выход сахара)

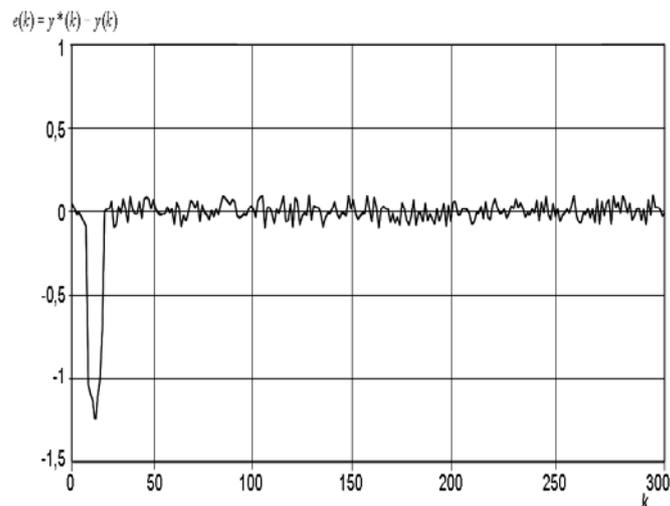


Рисунок Д.15 – Ошибка управления (выход сахара)

## Приложение Е

Вывод алгоритма адаптивного управления

Сформулируем задачу нахождения  $\Delta q(k+1)$  как задачу минимизации (3.130) при ограничениях (3.129).

Введем для этой задачи функцию Лагранжа

$$L(\Delta q(k+1), \lambda) = \|\Delta q(k+1)\|_A^2 + \lambda(\Delta y(k+1) - \hat{\theta}^T(k)\Delta q(k+1)), \quad (\text{E.1})$$

условием экстремума которой является

$$\frac{\partial L(\Delta q(k+1), \lambda)}{\partial(\Delta q(k+1))} = 2A\Delta q(k+1) - \lambda\hat{\theta}(k) = 0, \quad (\text{E.2})$$

$$\frac{\partial L(\Delta q(k+1), \lambda)}{\partial \lambda} = \Delta y(k+1) - \hat{\theta}^T(k)\Delta q(k+1) = 0. \quad (\text{E.3})$$

Здесь  $\lambda$  - множитель Лагранжа.

Из уравнения (E. 2) полученной системы уравнений определим

$$\Delta q(k+1) = \frac{1}{2} \lambda A^{-1} \hat{\theta}(k). \quad (\text{E.4})$$

Умножив обе части (E. 4) слева на  $\hat{\theta}^T(k)$  и учтя (3.129), найдем выражение для  $\lambda$ , подстановка которого в (E. 4) дает

$$\Delta q(k+1) = \frac{\Delta y(k+1)}{\hat{\theta}^T(k)A_n^{-1}\hat{\theta}(k)} A^{-1}\hat{\theta}(k). \quad (\text{E.5})$$

Если матрица  $A$  - единичная, то

$$\Delta q(k+1) = \frac{\Delta y(k+1)}{\|\hat{\theta}(k)\|^2} \hat{\theta}(k).$$

С учетом (Е. 5) полное изменение входного вектора на  $(k+1)$ -м шаге составляет

$$\Delta q(k+1) = q(k) - \frac{\Delta y(k+1)}{\hat{\theta}^T(k)A^{-1}\hat{\theta}(k)} A^{-1}\hat{\theta}(k).$$

Зачастую задача управления заключается в обеспечении выполнения неравенства

$$|\Delta y(k+1)| < \delta(k+1),$$

при ограничениях на входные воздействия

$$q^{\min} \leq q(k+1) \leq q^{\max}.$$

Здесь  $\Delta y(k+1)$  определяется из (3.129), а  $\delta(k+1) > 0$  - некоторая заданная величина.

## Приложение Ж

Структурные схемы системы автоматизации технологических процессов сахарного производства

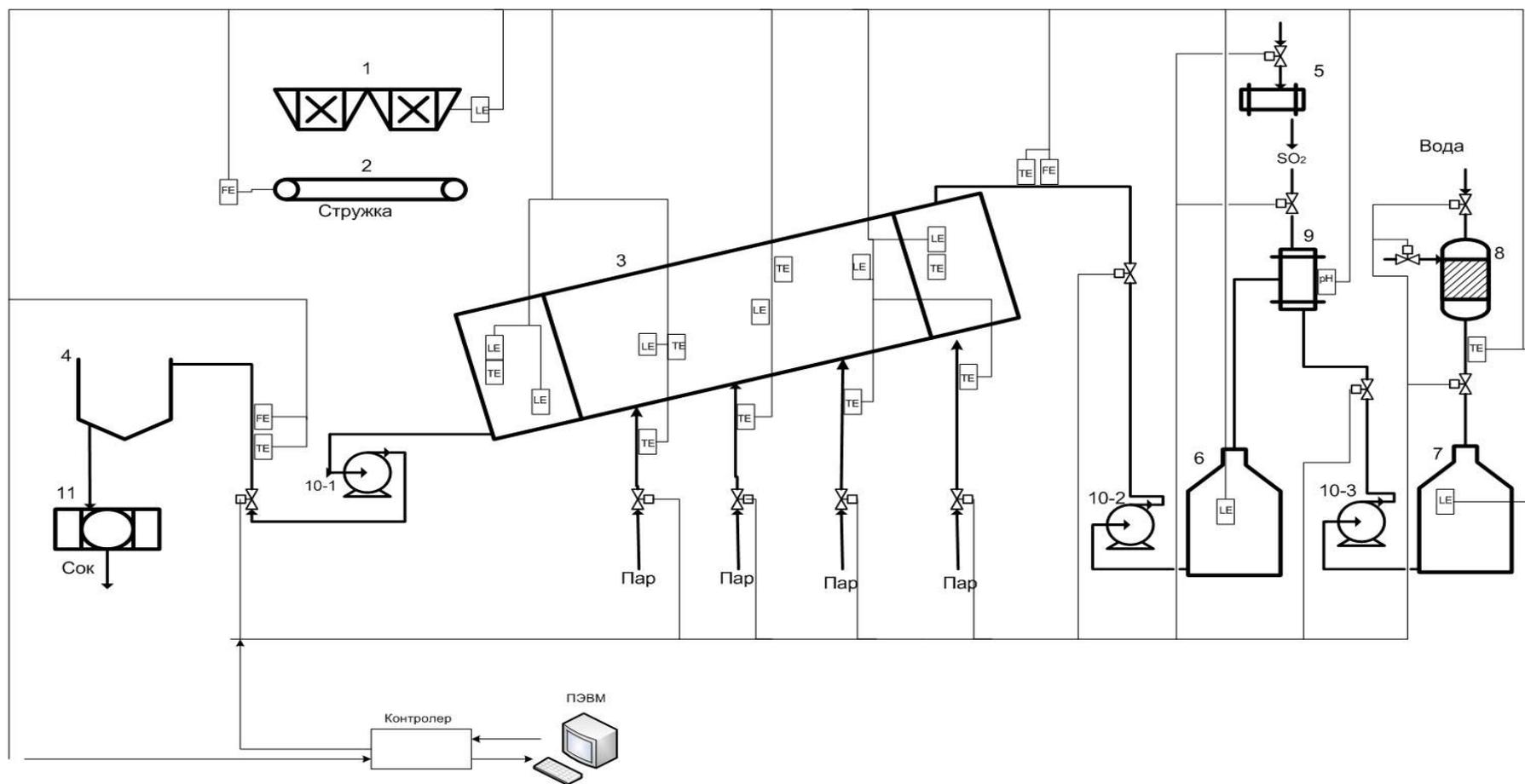


Рисунок Ж.1 – Структурная схема системы автоматизации технологическим процессом в диффузионном отделении сахарного завода: 1 – свеклорезки с бункером свеклы; 2 – ленточный конвейер; 3 – диффузионный аппарат DC-8; 4 – бункер диффузионного сока; 5 – печь; 6 – сборник барометрической сульфитированной воды; 7 – сборник барометрической воды; 8 – подогреватель воды; 9 – сульфитатор; 10-(1,2,3) – насосы; 11 – пульполовушка; LE – уровнемер; FE – расходомер; TE – датчик температуры; pH – метр

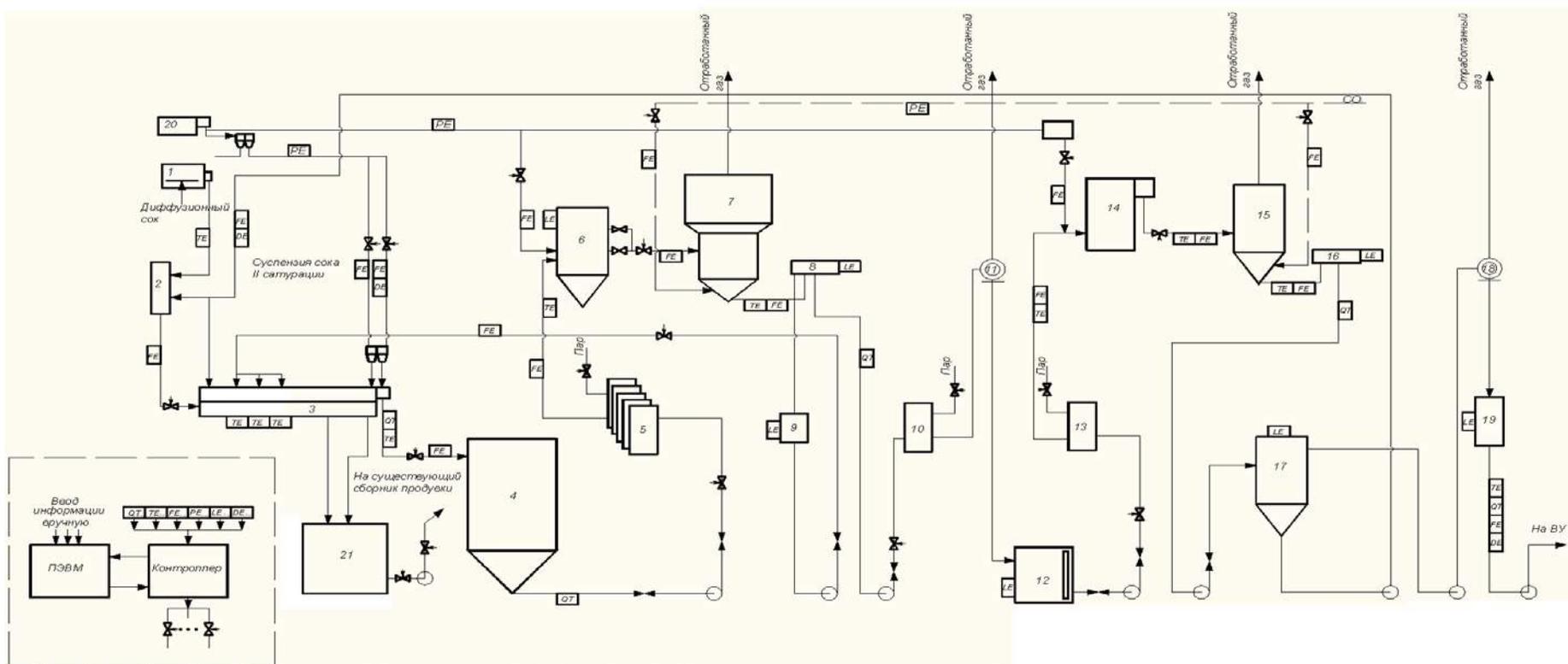


Рисунок Ж. 2 – Структурная схема системы автоматизации управления технологическим процессом в сокоочистительном отделении: 1-пульполовушка дифсока; 2 – успокоитель; 3 – преддефекатор; 4 – холодный дефекатор; 5 – подогреватель дефекованого сока; 6 – горячий дефекатор; 7 – котел 1 сатурации; 8 – сборник нефильтованного сока 1-й сатурации; 9 – сборник суспензии 1-й сатурации; 10 – подогреватель сока 1-й сатурации; 11-12 – дисковые фильтры ФД-80; 12 – сборник фильтрованного сока 1-й сатурации; 13-подогреватель сока перед 2-й сатурацией; 14 – дефекатор перед котлом 2-й сатурации; 15-котел 2-й сатурации; 16 – сборник нефильтованного сока 2-й сатурации; 17 – отстойник; 18 – дисковые фильтры ФД-150; 19 – сборник фильтрованного сока 2-й сатурации; 20 – мешалка известкового молока; 21 – сборник продувки преддефекатора; TE – датчики температуры; FE – расходомеры; PE – датчики давления и разреза; LE – уровнемеры; DE – плотномеры; QT – рН- метр;  регулирующие заслонки

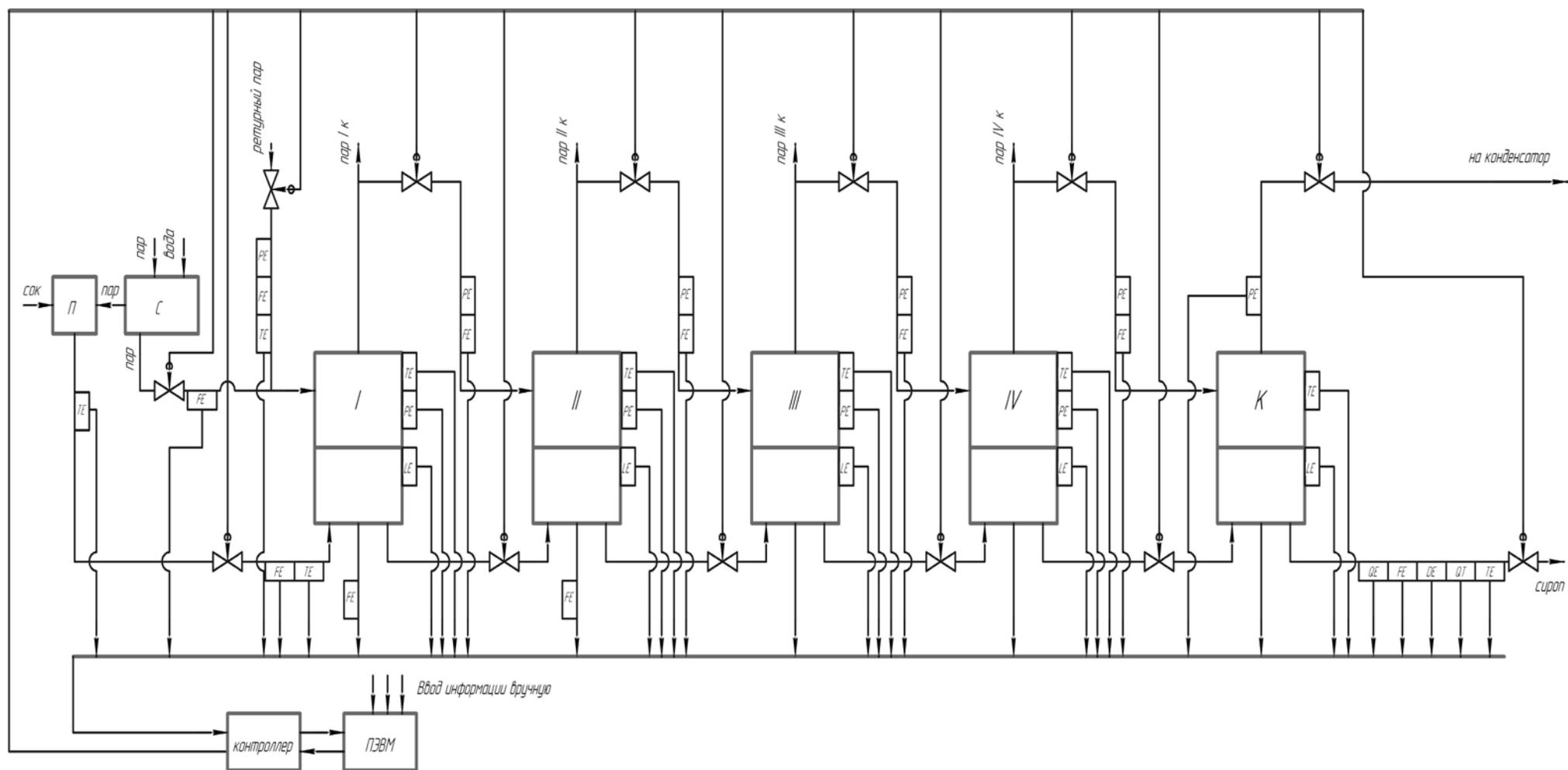


Рисунок Ж. 3 – Структурная схема системы автоматизации управления технологическим процессом в выпарном отделении сахарного завода: I, II, III, IV – корпуса выпарной установки; К – концентратор; I – подогреватель сока; С – сборник пара; ТЕ – датчики температуры; FE – расходомеры; PE – датчики давления и разрежения; LE – уровнемеры; DE – плотномеры; QE – рефрактометр; QT – рН- метр;  – регулирующие заслонки

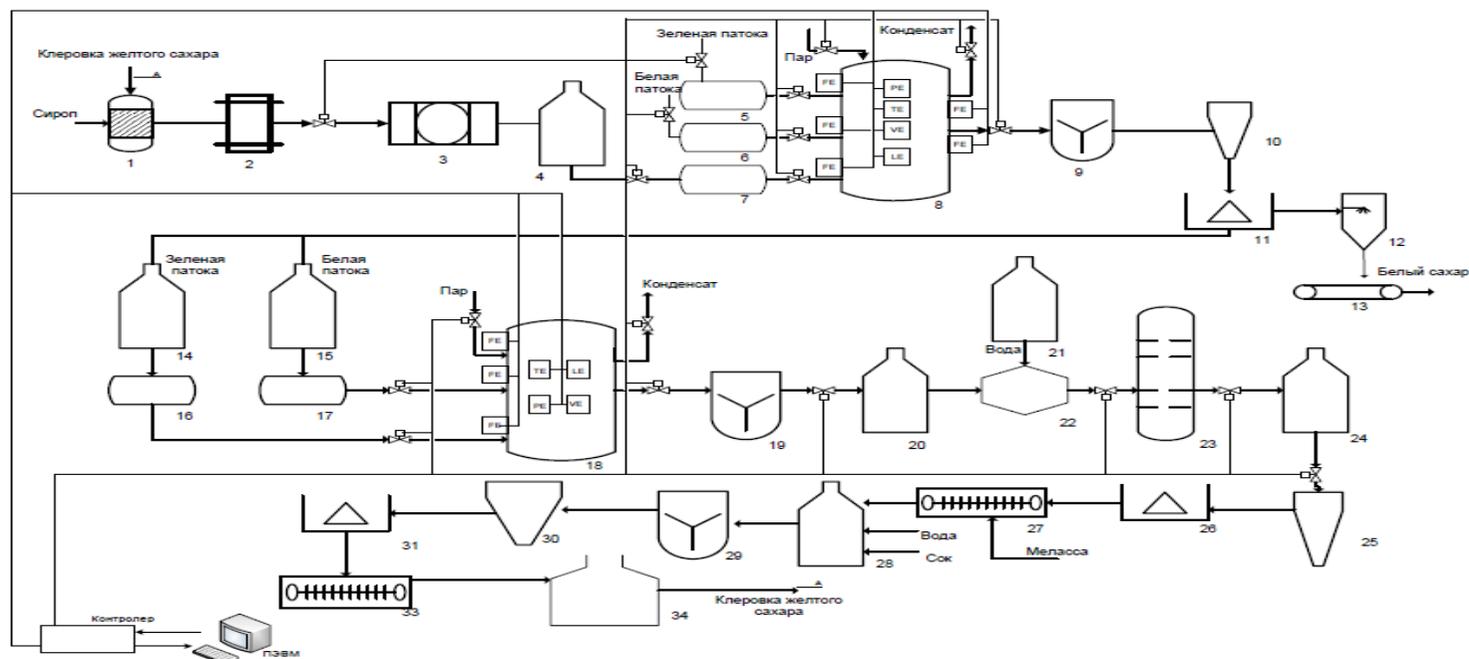


Рисунок Ж. 4 – Структурная схема системы автоматизации управления технологическим процессом в кристаллизационном отделении сахарного завода: 1 – контрольный ящик; 2 – сульфитатор; 3 – фильтры; 4 – сборник фильтрованного сока; 5 – сборник зеленой патоки; 6 – сборник белой патоки; 7 – сборник с сиропом; 8 – ВА 1-продукта (3шт); 9 – приемная мешалка; 10 – утфелераспределитель; 11 – центрифуги; 12 – трясун белого сахара; 13 – элеватор; 14 – сборник зеленой патоки; 15 – сборник белой патоки; 16 – сборник зеленой патоки перед ВА 2-го продукта; 17 – сборник белой патоки перед ВА 2-го продукта; 18 – ВА 2-продукта (3шт); 19 – приемная мешалка; 20 – сборник утфеля; 21 – сборник воды; 22 – смеситель; 23 – кристаллизатор вертикальный; 24 – сборник утфеля; 25 – утфелераспределитель; 26 – центрифуги; 27 – шнек желтого сахара; 28 – сборник аффинированного утфеля; 29 – мешалка; 30 – утфелераспределитель аффинированного желтого сахара; 31 – центрифуги; 32 – шнек аффинированного желтого сахара; 33 – клерованные котлы; TE – датчики температуры; FE – расходомеры; PE – датчики давления и разрежения; LE – уровнемеры; DE – плотномеры;  – регулирующие заслонки.

## Приложение 3

Технико-экономические показатели АСУ ТП в ООО «Кириковском сахарном заводе»

Таблица 3.1 – Стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники станции диффузии

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
Микропроцессорная техника			86 097,00
1. Контроллер В&R2005 с промышленной панелью оператора	1	69 890,00	69 890,00
<i>1п. Контроллер(Разработанное оборудование)</i>	1	46 200, 00	46 200, 00
2. Рабочее место оператора (в ЦДП) операторский терминал АРQ620(промышленное исполнение), монитор, клавиатура и мышь	1	14 907,00	14 907,00
3. Блок бесперебойного питания UPS SMART 1000	1	1 300,00	1 300,00
Средства КИП иА			151 361,00
1. Датчики уровня по сборникам барводы и зонам ДА «VEGA»	12	2336,00	28 032,00
2. Датчик уровня в сборнике конденсата	1	7 245,00	7 245,00
3. Датчик расхода воды и сока, Ду150	2	11 902,00	23 804,00
4. Датчик температуры ТСП100П	10	500,00	50 000,00
5. Датчики рН Е+Н	2	22 500,00	45 000,00
6. Преобразователи переменного тока ПНС-3	1	690,00	690,00
7. Преобразователи переменного тока ПНС-1	5	690,00	3450,00
8. Датчики индуктивные	10	455,00	4550,00
9.. Электропневмопозиционеры к существующим клапанам	4	3 300,00	13 200,00
10.. Щит управления	1	22 390,00	22 390,00
ИТОГО			239 458,00

Таблица 3.2 – Стоимость регулирующей арматуры станции диффузии

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду50( конденсат)	1	4 450,00	4 450,00
2. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду150 (водоподготовка)	2	6 105,00	12 210,00
3. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду80 (продувка сита)	1	2 150,00	2 150,00
4. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду300 (ПКП)	1	9 110,00	9 110,00
5. Пневмопривод с позиционером ( откачка сока, подача барводы в ДА)	2	4 180,00	8 380,00
6. Электропневмопозиционеры к существующим клапанам	4	3 300,00	13 200,00
ИТОГО			49 480,00

Общая стоимость оборудования диффузионного отделения составляет – 288 938,00грн.

Таблица 3.3 – Стоимость оборудования, КИП и микропроцессорной техники станции сокоочистки

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
Микропроцессорная техника			85 397,00
1. Контроллер В&R2005	1	69 590,00	69 590,00
<i>Ин. Контроллер</i>	1	<i>46 200, 00</i>	<i>46 200, 00</i>
2. Рабочее место оператора(в ЦДП) - операторский терминал АРQ620(промышленное исполнение) - монитор, клавиатура и мышь	1	14 907,00	14 907,00
3. .Блок бесперебойного питания UPS SMART 1000	1	1 300,00	1 300,00
Средства КИП иА			213 638,00
1. Датчики уровня по сборникам VEGABAR17	10	2 336,00	2 336,00
2. Датчик давления VEGABAR17	2	2 336,00	4 672,00
3. Расход газа «TURCK»	2	2 200,00	4 400,00
4. Датчик расхода Ду150 «Асвега»	3	11 902,00	35 706,00
5. Датчик расхода Ду100 «Асвега»	2	9 290,00	18 580,00
6. Датчик расхода Ду50 «Асвега»	1	8 200,00	8 200,00
7. Датчик расхода Ду40 «Асвега»	2	8 100,00	16 200,00
8. Датчик расхода Ду25 «Асвега»	1	7 630,00	7 630,00
9. Датчик температуры ТСП 100П	10	500,00	5 000,00
10. Датчик рН Е+Н	3	22 500,00	67 500,00
11. Щит управления	1	22 390,00	22 390,00
ИТОГО			299 435,00

Таблица 3.4 – Стоимость частотных преобразователей станции сокоочистки

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Частотный преобразователь «Danfoss»	2	39 850,00	79 700,00

Таблица 3.5 – Стоимость регулирующей арматуры станции сокоочистки

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду200	7	6 556,00	45 892,00
2. *Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду150	1	6 105,00	6 105,00
3. **Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду125	3	5 010,00	15 030,00
4. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду100	3	4 900,00	14 700,00
5. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду80	2	4 800,00	9 600,00
6. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду50	2	4 450,00	8 900,00
7. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду40	3	4 390,00	13 170,00
8. Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду25	1	4 250,00	4 250,00
9. Поворотная заслонка с пневмоприводом и электроклапаном, Ду150	5	3 950,00	19 750,00
ИТОГО			137 397,00

Вся регулирующая арматура фирмы IntelApp (Швейцария)

\* – при использовании частотного преобразователя данная позиция в стоимость не входит.

\*\* – при регулировании частотного преобразователя стоимость одной заслонки не учитывается.

Общая стоимость оборудования станции сокоочистки составляет: - с применением частотных преобразователей – 505 417,00грн

- без применения частотных преобразователей 436 832,00грн.

Таблица 3.6 – Стоимость оборудования, КИП микропроцессорной техники впарной станции

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1	2	3	4
Микропроцессорная техника			68 534,00
1. Контроллер В&R2005	1	69 890,00	52 327,00
<i>Ин. Контроллер</i>	1	46 200, 00	46 200, 00
2. Рабочее место оператора(в ЦДП) -операторский терминал APQ620 (промышленное исполнение), - монитор, клавиатура и мышь	1	14 907,00	14 907,00
3. Блок бесперебойного питания UPS SMART 1000	1	1 300,00	1 300,00
Средства КИП иА			208 194,00
1. Датчики уровня VEGACAL63(по корпусам ВУ)	7	10 650,00	74 550,00
2. Модуль настройки PLISCOM (для емкостных датчиков уровня)	2	900,00	1 800,00
3. Датчики давления по корпусам ВУ VEGABAR14	20	1 580,00	3 600,00

Продолжение таблицы 3. 6

1	2	3	4
4. Датчики уровня VEGABAR17(по сборникам)	2	2 336,00	4 672,00
5. Датчик расхода, Ду150	1	11 902,00	11 902,00
6. Датчик расхода, Ду100	2	9 290,00	18 580,00
7. Датчик расхода, Ду80	2	8 850,00	17 700,00
8. Датчик температуры ТСП100П	5	500,00	2 500,00
9. Датчики рН Е+Н	1	22 500,00	22 500,00
10. Щит управления	1	22 390,00	22 390,00
ИТОГО			276 728,00

Таблица 3.7 – Стоимость частотных преобразователей выпарной станции

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Частотный преобразователь «Danfoss»	2	39 850,00	79 700,00

В стоимость частотных преобразователей входит комплектная поставка щита с электрокоммутиционной аппаратурой, в котором они будут установлены. Эта позиция может поставляться как исполнителем, так и заказчиком работ.

Таблица 3.8 – Стоимость регулирующей арматуры выпарной станции

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Пневмопривод с позиционером, к заслоне Ду200	1	5 015,00	5 015,00
2. Пневмопривод с позиционером, к заслоне Ду150	2	4 950,00	9 900,00
3. Пневмопривод с позиционером, к заслоне Ду125	1	4 595,00	4 595,00
4. * Заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду125	1	5 010,00	5 010,00
5. **Поворотная заслонка с пневмоприводом и позиционером, Ду100	3	4 900,00	14 700,00
ИТОГО			39 220,00

Вся регулирующая арматура фирмы IntelApp (Швейцария)

\* – при использовании частотного преобразователя данная позиция в стоимость не входит.

\*\* – при регулировании частотного преобразователя стоимость одной заслонки не учитывается.

Регулирующая арматура может поставляется как исполнителем работ, так и заказчиком по спецификациям проекта.

Общая стоимость оборудования станции сокоочистки составляет: - с применением частотных преобразователей – 385 738,00грн  
- без применения частотных преобразователей – 315 948,00грн.

Таблица 3.9 – Стоимость оборудования КИП и микропроцессорной техники станции кристаллизации

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
Микропроцессорная техника			78 450,00
1. Контроллер В&R2005	1	62 243,00	62 243,00
<i>Ин. Контроллер</i>	1	46 200, 00	46 200, 00
2. Рабочее место оператора(в ЦДП) - операторский терминал APQ620(промышленное исполнение) - монитор, клавиатура и мышь	1	14 907,00	14 907,00
3. Блок бесперебойного питания UPS SMART 1000	1	1 300,00	1 300,00
Средства КИП иА			86 590,00
1. Датчики уровня VEGABAR17	8	2 290,00	18 320,00
2. Датчики давления VEGABAR17	2	2 290,00	4 580,00
3. Датчики расхода воды на смесители Ду25	1	7 630,00	7 630,00
4. Датчики температуры ТСП 100	12	500,00	6 000,00
5. Вискозимер	1	35 680,00	35 680,00
6 Щит управления	1	14 380,00	14 380,00
ИТОГО			165 040,00

Таблица 3.10 – Стоимость регулирующей арматуры станции кристаллизации

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
1. Поворотная заслонка с пневмоприводом электропневмопозиционером, Ду50	1	4 450,00	4 450,00
2. Поворотная заслонка с пневмоприводом электропневмопозиционером, Ду50	1	4 250,00	4 250,00
3. Электропневмопозиционеры к существующим клапанам	6	3 300,00	19 800,00
ИТОГО			28 500,00

Общая стоимость вертикального кристаллизатора составляет – 193 540,00грн.

Таблица 3.11 – Стоимость комплекса выполняемых работ для создания системы автоматического управления диффузионным отделением, станцией сокоочистки, выпарной станцией и вертикальным кристаллизатором

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
Микропроцессорная техника с базовым лицензионным программным обеспечением для централизованного управления станциями завода			59 680,00
1. Сервер -системный блок АЗС620 (промышленное исполнение) - монитор, клавиатура, мышь	1	24 880,00	24 880,00
2. Базовое лицензионное программное обеспечение APROL			33 500,00
3. Блок бесперебойного питания UPS SMART 1000	1	1 300,00	1 300,00
Выполняемые работы			145 000,00
1. Разработка рабочего проекта и технической документации (диффузия, сокоочистка, выпарка, кристаллизатор)			38 630,00
2. Разработка, установка, наладка программного обеспечения для систем управления и обучения обслуживающего персонала (диффузия, сокоочистка, выпарка, кристаллизатор)			54 540,00
3. Авторский надзор и шеф-монтажные работы			6 500,00
4. Автономная и комплексная наладка средств КИП и А, пуск системы в эксплуатацию (диффузия, сокоочистка, выпарка, кристаллизатор)			45 330,00
ИТОГО			204 680,00

Таблица 3.12 – Зип микропроцессорной техники

Наименование, тип	К-во	Ст-ть, грн	Сумма, грн
Микропроцессорная техника			51 211,00
1. Сервер -системный блок АЗС620 (промышленное исполнение), -монитор, клавиатура, мышь .		24 880,00	24 880,00
2. Резервные модули входов/выходов, процессорный модуль, модуль питания, модуль интерфейсной связи.			26 331,00

Таблица 3.13 – Сводная таблица общей стоимости и оборудования и выполняемых работ по созданию автоматизированной системы управления станции Кириковского сахарного завода

Наименование, тип	Сумма, грн
Стоимость оборудования диффузионного отделения	286 938,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	239 458,00
2. Регулирующая арматура	49 480,00
Стоимость и оборудование станции сокоочистки с применением частотных преобразователей	505 417,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	299 436,00
2. Регулирующая арматура	126 282,00
3. Частотные преобразователи	79 700,00
Стоимость и оборудование станции сокоочистки без применения частотных преобразователей	436 832,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	209 435,00
2. Регулирующая арматура	137 397,00
Стоимость оборудования выпарной станции с применением частотных преобразователей	385 738,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	276 728,00
2. Регулирующая арматура	29 310,00
3. Частотные преобразователи	79 700,00
Стоимость оборудования выпарной станции без применения частотных преобразователей	315 948,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	276 728,00
2. Регулирующая арматура	39 220,00
Стоимость оборудования вертикального кристаллизатора	193 540,00
1. Оборудование КИП и микропроцессорная техника	166 040,00
2. Регулирующая арматура	28 500,00
Выполняемые работы и микропроцессорная техника для центрального управления станциями завода	204 680,00
1. Выполняемые работы: разработка рабочего проекта и технической документации, разработка, установка, наладка программного обеспечения для систем управления обучения и обслуживающего персонала, авторский надзор и шеф-монтажные работы, автономная и комплексная наладка средств КИП и А пук систем в эксплуатацию	145 000,00
2. Микропроцессорная техника с базовым лицензионным обеспечением техника для централизованного управления станциями на заводе	59 680,00
Общая стоимость выполнения комплекса работ и поставки оборудования без учета ЗИП составляет:	
- вариант с частотными преобразователями	1 678 313,0
- вариант без частотных преобразователей	1 439 935,0
3. Общая стоимость АСУ ТП с нейкроконтролерами(без преобразователей)	1 374 974,0

Таблица 3.14 – Техничко-экономические показатели

Года	Количество сырья принятого на завод, тыс.т.(Кс)	Содержание сахара в принятом сырье, (сахаристость)% (Ссах.)	Сахар принятый на завод, тыс.т.(Сз)	Потери сырья при хранении, тыс.т.(Кп.с.)	Переработано сырья, тыс.т.(Кпер.)	Содержание сахара в сырье для переработки(сахаристость стружки), %(Ссах.стр.)	Сахар в сырье для переработке, тыс.т.(Спер.)	Потери сахара при транспортировании и хранении, (Псах.т.х.)		Потери сахара при производстве, (Псах.п.)		Потери сахара в мелассе, (Псах.м.)		Общие потери сахара, (Псах.о.)		Изготовлено сахара, тыс.т.(С)	Выход сахара, %			Продолжительность получения сахара, суток(Тсах.)
								% к принятому сырью на завод	Тыс.т.	% к переработанному сырью	Тыс.т.	% к к переработанному сырью	Тыс.т.	% к сахару принятому на завод	Тыс.т.		к переработанному сырью,(Всах.)	к массе сахара поступившего на переработку(Кзав.)	к массе сахара поступившего на завод(Кпр.)	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
2006	143,0	17,8	25,45	5,6	137,4	16,44	22,58	2,0	2,87	1,42	1,95	2,55	3,66	33,32	8,48	16,97	12,35	75,15	66,67	61,5
2007	43.917	15,8	6,94	1,6	42,317	14,41	6,1	1,6	0,7	0,7	0,3	2,1	0,8	25,9	1,8	5,1	12,05	83,6	73,5	20,8
2007 сах	43,91	17,8	7,81	1,6	42,317	16,44	6,96	1,6	0,7	0,7	0,3	2,1	0,9	25,9	1,8	6,01	14,2	86,3	76,9	20,8

## **Приложение И**

Акты внедрения результатов диссертационной работы

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор ТОВ “Кириківський цукровий завод”


 А.О. Таран  
 “18” \_\_\_\_\_ 2009 р.


“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Ректор ХНТУСУ ім. П. Василенка


 Д. Малоренко  
 “19” \_\_\_\_\_ 2009 р.


## АКТ

## про впровадження закінченої науково-дослідної роботи

Ми, ті що нижче підписалися, представник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка, керівник договору, докторант Ляшенко Сергій Олексійович і представник ТОВ “Кириківський цукровий завод”

(найменування підприємства)

в особі гол. інженер Доля Анатолій Іванович склали акт про те, що результати науково-дослідної роботи, які було отримано під час виконання науково-дослідної роботи “Розробка математичного, програмного і технічного забезпечення АСУ ТП при виробництві цукрової продукції” впродовж 2007-09 років, і що виконувалась відповідно договору № 6/1 – 2007 від 1.12.2007р. та додаткової угоди №1 від 30.12.2008 р., втілено у виробництво ТОВ “Кириківський цукровий завод”.

В результаті проведеного аналізу технічного стану системи автоматизації, на основі математичного обґрунтування було розроблена і втілена багаторівнева компютеризована система управління технологічними процесами, а також програмне забезпечення АСУ ТП, що базувалося на застосуванні сучасних нейромережевих підходів і було реалізовано в нейроконтролерах.

Впровадження результатів досліджень дало можливість підприємству під час роботи втіленої системи управління у 2007 році отримати техніко-економічний ефект у розмірі 1 081 435,40 грн. (одного мільйону вісімдесят однієї тисячі чотирьохсот тридцяти п'яти гривень і 40 копійок).

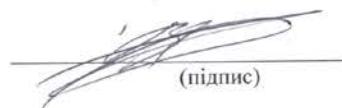
Очікуваний середньорічний економічний ефект, при роботі заводу на повну потужність, складе 2 879 040 грн.

**Зауваження та пропозиції на подальшу роботу по впровадженню:**

Роботу впровадженної автоматичної системи управління вважати задовільною.

Акт складений для пред'явлення до спеціалізованої вченої ради із захисту дисертації і не є підставою для фінансових розрахунків.

**Представник**  
ТОВ “Кириківський цукровий завод”  
Гол. інженер Доля А.І.


 (підпис)

**Представник**  
керівник договору  
докторант, доцент, к.т.н. Ляшенко С.О.


 (підпис)

“29” \_\_\_\_\_ 12 2009 р.

“ЗАТВЕРДЖУЮ”  
 Проректор з наукової роботи  
 Харківський національний технічний  
 університет сільського господарства  
 ім. П. Василенко  
 В. А. Войтов  
 “23” \_\_\_\_\_ 2009 р.

“ЗАТВЕРДЖУЮ”  
 Директор ТОВ  
 “Кириківський цукровий завод”  
 А.О. Таран  
 “24” \_\_\_\_\_ 2009 р.

### АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи  
 на здобуття ступеня доктора технічних наук  
 ЛЯШЕНКА Сергія Олексійовича

Комісія у складі:

голова: завідувач кафедри «Безпека життєдіяльності» доцент Кірієнко М.М.

члени комісії: доцент кафедри БЖ Черепнев І.А. (ХНТУСГ)  
 головний інженер ТОВ “Кириківський цукровий завод” Доля А.І.

склала даний акт про те, що на цукровому заводі використані нейромежеві підходи, алгоритми навчання та створений безпечний програмно-апаратний засіб для АСУ ТП заводу, розроблений Ляшенко С.О.

Результати впровадження довели, що розроблені Ляшенко С.О. підходи та засоби ґрунтуються на сучасних технологіях, виконані на високому науково-технічному рівні і мають переваги над існуючими рішеннями.

Комісія підтверджує працездатність апаратно-програмного забезпечення для вирішення задач автоматизованого управління технічними процесами на цукровому заводі. Запропоноване забезпечення приводить до зменшення затрат енергії та підвищення працездатності і безпеки робітників, а також і ефективності всього цукрового виробництва в цілому.

Акт складений для пред'явлення до спеціалізованої вченої ради із захисту дисертації і не є підставою для фінансових розрахунків.

Голова комісії:

  
 Кірієнко М.М.

Члени комісії:

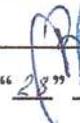
  
 Черепнев І.А.  
  
 Доля А.І.

ТОВ «Кириківський цукровий завод»

Харківський національний  
технічний університет сільського  
господарства ім. П. Василенка

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

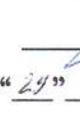
Проректор з адміністративної роботи  
Харківський національний технічний університет  
сільського господарства ім. П. Василенка

  
В.А. Войтов  
“23” \_\_\_\_\_ 2009 р.



“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор ТОВ  
“Кириківський цукровий завод”

  
А.О. Таран  
“24” \_\_\_\_\_ 2009 р.



### АКТ

передачі «Методики проведення інтелектуальної ідентифікації  
параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі  
нейромережевого підходу»

Наступним актом засвідчується, що методика проведення інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі нейромережевого підходу, автором якої є Ляшенко С. О., передана ТОВ «Кириківський цукровий завод» для використання в системі автоматизованого управління технологічними процесами цукрового виробництва.

Головний інженер

  
Доля А.І.

Доцент кафедри БЖ ХНТУСГ  
ім. П. Василенка

  
Ляшенко С.О.

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Директор цукрового заводу  
 ООО «Білий колодязь»  
 Золотов Б.Ю.  
 01 2014 р.

**АКТ**

впровадження результатів дисертаційної роботи

Наступним актом підтверджується, що цукровому заводу ООО «Білий колодязь» для використання в АСУ ТП заводу були передані результати дисертаційної роботи доцента кафедри «Безпека життєдіяльності» ХНТУСГ ім. П. Василенка Ляшенка С.О. (програмно-апаратне та методичне забезпечення автоматизованого управління технологічними процесами в цукровому виробництві, виконаного на основі нейромережевого підходу). Наведені матеріали отримані в результаті виконання наукової роботи № 0108U001352 «Розробка математичного, програмного та технічного забезпечення АСУ ТП при виробництві цукрової продукції».

Від ООО «Білий колодязь»  
 Технічний директор  
 (Скіляр В.П.)



Від ХНТУСГ  
 Проректор з наукової роботи  
 ХНТУСГ ім. П. Василенка  
 (Войтов В.А.)



ООО «Білий колодязь»

Харківський національний  
технічний університет сільського  
господарства ім. П. Василенка

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Директор цукрового заводу  
ООО «Білий колодязь»

Золотов Б.Ю.

16  2014 р.



**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Проректор з наукової роботи  
ХНТУСГ

Войтов В.А.

17  2014 р.



### АКТ

передачі «Методики проведення інтелектуальної ідентифікації  
параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі  
нейромережевого підходу»

Наступним актом засвідчується, методика проведення інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі нейромережевого підходу, автором якої є Ляшенко С. О., передана ООО «Білий колодязь» для використання в системі автоматизованого управління технологічними процесами цукрового виробництва.

Технічний директор

 Скляр В.П.

Доцент кафедри БЖ, доцент

 Ляшенко С.О.

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Генеральний директор ТДВ

«Новоіванівський цукровий завод»

Ткаченко О.В.

2015 р.



## АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи

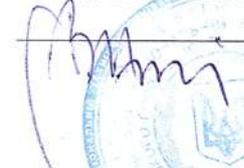
Наступним актом підтверджується, що ТДВ «Новоіванівський цукровий завод» для використання в АСУ ТП заводу були передані результати дисертаційної роботи доцента кафедри «Безпека життєдіяльності» ХНТУСГ ім. П. Василенка Ляшенка С.О. (програмно-апаратне та методичне забезпечення автоматизованого управління технологічними процесами в цукровому виробництві, виконаного на основі нейромережевого підходу). Наведені матеріали отримані в результаті виконання наукової роботи № 0108U001352 «Розробка математичного, програмного та технічного забезпечення АСУ ТП при виробництві цукрової продукції».

Від ТДВ «Новоіванівський цукровий завод»  
Начальник КІП

 (Вдовиця А.М.)

Від ХНТУСГ

Проректор з наукової роботи  
ХНТУСГ ім. П. Василенка

 (Войтов В.А.)



ТДВ «Новоіванівський цукровий завод»

Харківський національний  
технічний університет сільського  
господарства ім. П. Василенка**ЗАТВЕРДЖУЮ:**Генеральний директор  
ТДВ «Новоіванівський цукровий завод»

Ткаченко О.В.

25

02

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**Проректор з наукової роботи  
ХНТУСГ ім. П. Василенка

Войтов В.А.

2015 р.

**АКТ**

передачі «Методики проведення інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі нейромережевого підходу»

Наступним актом засвідчується, методика проведення інтелектуальної ідентифікації параметрів технологічних процесів цукрового виробництва, на базі нейромережевого підходу, автором якої є Ляшенко С. О., передана ТДВ «Новоіванівський цукровий завод» для використання в системі автоматизованого управління технологічними процесами цукрового виробництва.

Начальник КІП

A handwritten signature in blue ink.

Вдовиця А.М.

Доцент кафедри БЖ

A handwritten signature in blue ink.

Ляшенко С.О.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з науково-педагогічної роботи  
Харківського національного технічного університету  
сільського господарства ім. П. Василенка

“ 14 ”

2014 р.



## АКТ

Про використання результатів дисертаційної роботи  
Ляшенка Сергія Олексійовича

Комісія у складі начальника навчально-виховного відділу доцента Бобловського О.Ю., завідувача кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій професора Фурмана І.О., завідувача кафедри безпеки життєдіяльності доцента Кірієнка М.М., професора кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій професора Тимчука С.О., доцента кафедри безпеки життєдіяльності Черепнева І.А. підтверджує, що результати роботи дисертаційної роботи Ляшенко Сергія Олексійовича впроваджені у навчальний процес на кафедрі автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій у навчальних курсах «Автоматизація виробничих процесів» та «Нейросистеми та мережі», а також на кафедрі безпеки життєдіяльності в навчальному курсі «Безпека виробничих процесів» Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка

Начальник навчально-виховного відділу

О.Ю. Бобловський

Завідувач кафедри автоматизації та

комп'ютерно-інтегрованих технологій

Завідувач кафедри безпеки життєдіяльності

Професор кафедри автоматизації та

комп'ютерно-інтегрованих технологій

Доцент кафедри безпеки життєдіяльності

І.О. Фурман

М.М. Кірієнко

С.О. Тимчук

І. А. Черепнев