

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

*На правах рукописи*

**Емельянов Алексей Михайлович**

**НЕЙРОСЕТЕВОЙ РЕГУЛЯТОР АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ  
УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ЭКСТРАКЦИИ**

2.3.3 – Автоматизация и управление технологическими процессами и  
производствами

Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
Кандидат технических наук  
Надеждин Игорь Сергеевич

Томск – 2026

## ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	4
1 Анализ технологического процесса экстракции в аппаратах центробежного типа.. .....	11
1.1 Описание процесса экстракции в центробежном экстракторе .....	11
1.2 Анализ работ, посвященных моделированию, оптимизации и управлению процессом экстракции в центробежном экстракторе.....	23
1.3 Анализ процесса экстракции в центробежном экстракторе как объекта управления.....	31
1.4 Выводы по главе.....	35
2 Разработка комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе как объекта управления .....	38
2.1 Описание принципа составления комбинированной математической модели технологических процессов на базе ИНС .....	41
2.1.1 Общие сведения об ИНС .....	42
2.1.2 Применение искусственных нейронных сетей в комбинированных математических моделях технологических процессов .....	49
2.2 Разработка нейросетевой части комбинированной математической модели процесса экстракции целевых компонентов в центробежном экстракторе .....	53
2.3 Разработка комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе.....	80
2.4 Проверка адекватности разработанной комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе .....	84
2.5 Выводы по главе.....	88
3 Разработка автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов с применением искусственных нейронных сетей .....	91
3.1 Функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе ПИД-регулятора .....	92
3.1.1 Синтез ПИД-регулятора.....	96

3.2	Функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе нейросетевого регулятора.....	101
3.2.1	Синтез нейросетевого алгоритма управления.....	103
3.3	Исследование и сравнение разработанных алгоритмов управления для автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.....	109
3.4	Выводы по главе.....	125
4	Обобщение и практическое применение результатов диссертационного исследования .....	127
4.1	Реализация комбинированной математической модели процесса экстракции в учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки .....	127
4.2	Макет автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов .....	135
4.3	Выводы по главе.....	144
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	146
	СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	151
	Приложение А. Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в учебный процесс .....	165
	Приложение Б. Свидетельства о Государственной регистрации программ для ЭВМ... ..	167

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность работы.** Для повышения эффективности, безопасности и стабильности технологических процессов разрабатываются и внедряются автоматизированные системы управления (АСУ). Особое значение это приобретает в отраслях, связанных с переработкой сложного многокомпонентного сырья, где предъявляются повышенные требования к надежности функционирования оборудования, точности соблюдения технологического регламента и минимизации производственных рисков.

Ключевым звеном в технологических схемах переработки широкого спектра природного и техногенного сырья выступает жидкостная экстракция. Данный метод позволяет селективно выделять ценные (целевые) компоненты из многокомпонентных растворов, концентрировать их и отделять от сопутствующих примесей. Эффективность экстракционного извлечения напрямую зависит от вариативного состава исходного сырья, концентрации реагентов, температурного режима и гидродинамических параметров работы массообменной аппаратуры.

Несмотря на значимость технологического процесса жидкостной экстракции, в научно-технической литературе недостаточно полно представлены исследования, касающиеся моделирования динамики неравновесных процессов экстракции и реэкстракции в центробежных экстракторах [1]. Это обстоятельство существенно затрудняет решение задачи повышения степени извлечения целевых компонентов при переработке растворов переменного состава.

Существующие системы управления экстракционными процессами синтезированы на основе упрощенных математических моделей, ограничивающихся учётом одного целевого компонента исходного раствора и описывающих коэффициент распределения постоянным значением или аппроксимационным полиномом, справедливым в ограниченных диапазонах изменения параметров. Данное упрощение экстракционного процесса увеличивает погрешность моделирования, снижая тем самым качество разрабатываемой системы управления.

Особую популярность в рамках математического моделирования и управления технологическими процессами в последние годы приобрели искусственные нейронные сети (ИНС). Традиционные методы моделирования сталкиваются с принципиальными ограничениями при попытке установить сложные корреляции между множеством входных параметров. При этом, нейросетевые архитектуры демонстрируют исключительную аппроксимационную способность, позволяя с высокой точностью воспроизводить нелинейные многофакторные зависимости даже при высоких размерностях входного пространства. Эта особенность искусственных нейронных сетей позволяет существенно повысить точность моделирования процесса экстракции целевых компонентов.

Особенностью процесса экстракции целевых компонентов является совместное влияние инерционности технологических объектов и чистого запаздывания, вносимого в контур обратной связи сложной системой измерения концентраций. Методы контроля содержания целевых компонентов в растворе, как правило, не обеспечивают непрерывного и высокоточного измерения, что приводит к дискретным, запаздывающим и зашумлённым сигналам обратной связи в автоматизированной системе управления.

При использовании классических методов управления сложно адекватно учитывать нелинейный характер процесса и дискретизацию управляемой переменной. В связи с этим, использование нейросетевых алгоритмов управления, обученных на адекватной модели процесса, становится актуальным и перспективным направлением. Применение регулятора с нейроэмулятором, обученного методом обратного распространения ошибки, позволяет формировать управляющее воздействие с учетом внутренней модели процесса и отклонения от эталонного поведения, что существенно повышает точность регулирования в автоматизированной системе управления в условиях неполной и запаздывающей информации обратной связи.

**Цель** представленной диссертационной работы заключается в повышении точности управления процессом экстракции целевых компонентов в каскаде

центробежных экстракторов для увеличения эффективности извлечения целевых компонентов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- выполнить анализ процесса экстракции целевых компонентов из многокомпонентных растворов как объекта управления;
- разработать математическую модель процесса экстракции как объекта управления;
- разработать алгоритм управления экстракционным каскадом с применением нейросетевых технологий;
- выполнить программно-аппаратную реализацию разработанных алгоритмов управления;
- провести экспериментальные и вычислительные исследования разработанной программно-аппаратной системы

**Методы исследования.** Для достижения сформулированной цели и решения поставленных задач в работе были использованы методы математического и компьютерного моделирования, методы теории автоматического управления, а также метод системного подхода для комплексного решения задач контроля, управления и оптимизации технологического процесса.

**Объектом исследования** является каскад центробежных экстракторов в части процесса извлечения целевых компонентов из многокомпонентных растворов, а также алгоритм управления экстракционным каскадом центробежных экстракторов.

**Предметом исследования** являются эффективность технологического процесса экстракции целевых компонентов из многокомпонентных растворов; комбинированная математическая модель процесса экстракции; структурный и параметрический синтез автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.

Область исследования соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.3 Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами:

П. 4 «Теоретические основы и методы моделирования, формализованного описания, оптимального проектирования и управления технологическими процессами и производствами».

П. 6 «Научные основы и методы построения интеллектуальных систем управления технологическими процессами и производствами».

**Научную новизну** составляют следующие результаты диссертационного исследования:

– разработана математическая модель процесса экстракции целевых компонентов, в которой коэффициенты распределения этих компонентов определяются с помощью многослойного перцептрона с учетом концентраций компонентов экстракции в водной фазе, концентрации экстрагента в органической фазе и температуры этих фаз, что позволило повысить точность моделирования процесса экстракции по сравнению с существующими математическими моделями;

– разработан алгоритм управления каскадом центробежных экстракторов с применением рекуррентной нейросети, позволяющий повысить коэффициент извлечения целевых компонентов из многокомпонентных растворов по сравнению с традиционными регуляторами;

– обоснована эффективность применения рекуррентной нейронной сети в качестве регулятора автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов в условиях дискретного, запаздывающего и зашумлённого измерительного сигнала обратной связи по концентрации целевого компонента в сравнении с традиционными методами управления.

**Практическая ценность** работы заключается:

– разработанная математическая модель процесса экстракции внедрена в учебную версию программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки и предназначена для подготовки специалистов по автоматизации и химиков-технологов химических производств;

– разработанный алгоритм управления каскадом центробежных экстракторов на базе рекуррентной нейронной сети реализован на отечественном

аппаратном обеспечении и позволяет повысить эффективность процесса экстракции.

**Апробация результатов работы.** Основные результаты диссертационной работы докладывались на следующих конференциях: XI Международной научно-практической конференции «Физико-технические проблемы в науке, промышленности и медицине» (Томск, 2022); Открытой молодёжной научно-технической конференции «Science and Youth TVEL» (Томск, 2023); 71-ой международной молодёжной научно-технической конференции «Молодежь. Наука. Инновации» (Владивосток, 2023); XXIX Международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР - 2024» (Томск, 2024); Молодежной научно-практической конференции «Материалы и технологии в атомной энергетике» (Москва, 2024); II Всероссийской научно-практической конференции «Интеллектуальная энергетика» (Томск, 2024); XX Международной научно-практической конференции «Электронные средства и системы управления» (Томск, 2024); 72-ой международной молодёжной научно-технической конференции «Молодежь. Наука. Инновации» (Владивосток, 2024).

**Достоверность полученных результатов.** Положения диссертации основаны на анализе и практических результатах автоматизации технологического процесса экстракции, обобщении передового опыта в области теории математического моделирования и автоматического управления, включая использование искусственных нейронных сетей. Сопоставление авторских данных и данных, представленных в независимых источниках по рассматриваемой тематике, позволило установить их качественное и количественное соответствие. В исследованиях использованы современные методики сбора и обработки исходной информации.

#### **Положения, выносимые на защиту:**

1. Предложенная математическая модель процесса экстракции целевых компонентов позволяет решать задачи синтеза систем управления и оптимизации с учетом концентраций компонентов экстракции и температуры, а также учитывать

объемный расход фаз и частоту мешалки, традиционно описываемые дифференциальными уравнениями, что привело к увеличению точности моделирования на 5,5 %.

2. Разработанный нейросетевой алгоритм управления каскадом центробежных экстракторов на базе рекуррентной нейросети обеспечивает автоматическую стабилизацию концентрации целевого компонента в экстракте, что позволило повысить коэффициент извлечения целевых компонентов на 14 %.

3. Разработанный нейросетевой алгоритм управления каскадом центробежных экстракторов обеспечивает устойчивость и повышает качество регулирования в условиях дискретного и зашумлённого измерительного сигнала концентрации целевого компонента, что позволяет уменьшить времени регулирования на 29 % по управляющему воздействию по сравнению с классическими алгоритмами управления.

**Внедрение результатов работы.** Результаты работы используются в учебном процессе в отделении ядерно-топливного цикла Инженерной школы ядерных технологий ТПУ. Акт внедрения приложен к диссертационной работе Реализация результатов диссертационной работы стала возможной благодаря финансовой поддержке:

– грант Российского научного фонда № 22-79-00011 на тему: «Разработка и исследование методов цифровой обработки сигналов на базе нейросетевых технологий в измерительных каналах с особыми требованиями надежности»;

– грант Передовые инженерные школы «Интеллектуальные энергетические системы» ПИШ-НИР-2023-010. Согл. 075-15-2022-1146 от 07.07.2022 на тему: «Разработка математических моделей и цифровых двойников технологического оборудования замкнутого ядерного топливного цикла»;

– грант Передовые инженерные школы «Интеллектуальные энергетические системы» ПИШ-НИР-2023-005. Согл. 075-15-2022-1146 от 07.07.2022 на тему: «Разработка и внедрение алгоритмов и систем автоматизированного управления технологическими процессами».

**Публикации.** Основные результаты исследований отражены в 17 публикациях: 4 статьи в ведущих научных журналах и изданиях, рекомендуемых ВАК; 3 статьи в журналах, индексируемых международными базами данных Scopus и Web of Science; 8 статей в других изданиях, 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ, 7 отчетов о НИР.

В публикациях [2–8] представлен анализ процесса экстракции целевого компонента и разработка комбинированной математической модели процесса экстракции, в работах [5, 9–12] представлен подход по разработке комбинированных математических моделей технологических процессов переработки сложного многокомпонентного сырья с применением искусственных нейронных сетей, в работе [13] представлена разработка математической модели электрорафинирования в расплавленных солях, работы [14–16] посвящены особенностям применения искусственных нейронных сетей для моделирования и управления технологическими процессами, в публикациях [17–20] представлен процесс разработки автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе нейросетевого регулятора. В работах [21–23] представлено применение искусственных нейронных сетей для обработки зашумленного измерительного сигнала на примере измерительного канала расхода жидкости и сигнала атмосферного давления.

**Структура и объем диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 107 наименований и двух приложений. Работа содержит 150 страниц основного текста, включая 67 рисунков и 14 таблиц.

## **1 Анализ технологического процесса экстракции в аппаратах центробежного типа**

### **1.1 Описание процесса экстракции в центробежном экстракторе**

Жидкостная экстракция представляет собой один из наиболее эффективных способов разделения и очистки веществ и заключается в избирательном извлечении целевых компонентов из жидкой смеси с помощью жидкого растворителя. Жидкостная экстракция предусматривает две технологические операции:

- контактирования исходной смеси с растворителем, в ходе которого осуществляется массообменный процесс;
- отделения полученного раствора от оставшейся жидкой смеси.

Суть жидкостной экстракции заключается в перераспределении целевых компонентов между двумя несмешивающимися жидкими фазами – водной и органической. При определенных условиях гидратированные ионы извлекаемых металлов или их нейтральные комплексы переходят в органическую фазу, отделяясь от матричных элементов и примесей, остающихся в водном растворе [24].

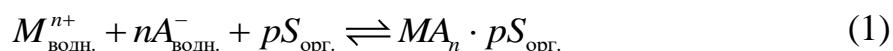
К основным преимуществам экстракционных методов можно отнести их высокую избирательность, быстроту процесса и простоту технологии. Эти методы эффективно работают как для выделения веществ в больших концентрациях, так и для работы с микроконцентрациями. По сравнению с методами разделения, такими как ректификация и выпаривание, экстракционные процессы обладают рядом преимуществ: они реализуются при пониженных температурах, требуют существенно меньших затрат тепловой энергии и позволяют использовать экстрагенты с высокой селективностью, что обеспечивает эффективное извлечение целевого вещества.

Извлечение целевых компонентов из водного раствора в органическую фазу происходит благодаря химическому взаимодействию между

гидратированными ионами и экстрагентами, что приводит к образованию новых соединений, которые растворимы в избытке экстрагента или в смеси экстрагента с инертным растворителем.

Извлечение целевого компонента из водной фазы в органическую обусловлено координационным (сольватным) взаимодействием между гидратированным катионом металла и молекулами нейтрального экстрагента. В водной фазе катион металла окружен молекулами воды; при контакте с органической фазой происходит замещение части молекул воды во внутренней координационной сфере на молекулы экстрагента. Одновременно для компенсации заряда катиона в состав комплекса включаются анионы, присутствующие в водной фазе. Образующееся нейтральное координационно-сольватированное соединение обладает высокой гидрофобностью и хорошо растворимо в избытке экстрагента или в смеси экстрагента с инертным органическим разбавителем.

В обобщенном виде процесс экстракции по сольватному механизму может быть представлен уравнением:



где  $M^{n+}$  – катион извлекаемого металла,  $A^{-}$  – анион,  $S$  – нейтральный экстрагент.

Данный механизм является одним из наиболее распространенных в гидрометаллургии цветных, редких и радиоактивных металлов и характеризуется высокими коэффициентами распределения и селективностью разделения. Помимо рассмотренного сольватного механизма, в гидрометаллургии, радиохимии, нефтегазовой и пищевой промышленности находят применение также катионообменный и анионообменный механизмы, однако их использование ограничено специфическими технологическими средами и типами извлекаемых соединений.

Процесс экстракции подчиняется закону распределения Нернста-Шилова [29], который гласит, что для данной температуры отношение концентраций вещества, распределяющегося между двумя несмешивающимися жидкостями – величина постоянная. Согласно этому закону:

$$C'_{\text{орг.}}/C'_{\text{водн.}} = C''_{\text{орг.}}/C''_{\text{водн.}} = C'''_{\text{орг.}}/C'''_{\text{водн.}} = \text{const} = D \quad (2)$$

где  $C_{\text{водн.}}$  – концентрация вещества в водной фазе,  $C_{\text{орг.}}$  – концентрация вещества в органической фазе,  $D$  – коэффициент распределения.

Таким образом, согласно приведенному выше закону, коэффициент распределения зависит от природы участвующих в процессе веществ и температуры, но не от концентрации вещества.

Коэффициент распределения  $D$  имеет ключевую роль в технологии экстракционных процессов.

1. Более высокий коэффициент распределения означает, что за одну операцию экстрагирования можно извлечь большее количество вещества. Поэтому важно использовать экстрагенты с высокими значениями  $D$ . Однако даже при низком коэффициенте распределения можно добиться хороших результатов, повторяя экстракционные операции, что позволяет эффективно извлекать целевой продукт в органическую фазу.

2. Разница в коэффициентах распределения между ценным компонентом и примесями позволяет эффективно отделять их во время экстракции.

3. Даже небольшое различие коэффициентов распределения двух химически близких веществ дает возможность разделять их экстракционным методом и в конце концов селективно выделять их.

Эффективность процесса экстракции в значительной степени определяется подбором экстрагента: от него зависит не только экономичность процесса, но и методика его расчета. Оптимальным является экстрагент,

обеспечивающий минимум капитальных и эксплуатационных затрат.

Основные требования к экстрагенту:

- минимальная взаимная растворимость с разбавителем;
- высокая селективность;
- высокий коэффициент распределения (в пользу экстрагента) и большая емкость (растворимость в экстрагенте переходящего компонента).

Однако наряду с отмеченными надо учитывать и целый ряд других требований: достаточно большая разность плотностей фаз (влияет на производительность экстрактора); доступность, дешевизна и легкость регенерации экстрагента, малое коррозионное воздействие на аппаратуру и взрывобезопасность.

В гидрометаллургии, где объектами переработки выступают растворы выщелачивания рудных концентратов и техногенного сырья, экстракция решает задачи извлечения цветных, редких, благородных металлов и их тонкого разделения. Спектр применяемых экстрагентов здесь максимально широк и охватывает все основные механизмы экстракции [25–26].

Наиболее распространенную группу составляют кислые экстрагенты (катионообменные) – органические кислоты, извлекающие катионы металлов в обмен на ион водорода. Классическим представителем является ди-2-этилгексилфосфорная кислота – универсальный реагент для извлечения цинка, меди, кобальта, никеля, марганца и редкоземельных элементов. Для более тонких разделений, например, кобальта и никеля, применяются фосфиновые кислоты, обладающие повышенной селективностью [27].

Для извлечения металлов, образующих устойчивые анионные комплексы (золото, платина, палладий, молибден, вольфрам), используются анионообменные экстрагенты – амины различных типов и четвертичные аммониевые основания (Аликват 336, три-н-октиламин) [26].

Нейтральные экстрагенты, например трибутилфосфат (ТБФ), оксиды фосфина, применяются в радиохимии, а также в качестве добавок,

усиливающих действие основных экстрагентов при разделении редкоземельных элементов.

Принципиально иные задачи решаются с помощью экстракции в пищевой промышленности. Здесь целевыми компонентами выступают биологически активные вещества растительного происхождения: фенольные соединения, флавоноиды, алкалоиды, эфирные масла, витамины, пищевые красители. Ключевым требованием к экстрагенту в этой области становится его безопасность для здоровья человека и пищевое происхождение. Наиболее универсальным и безопасным экстрагентом остается вода, применяемая для извлечения полисахаридов, пектинов, органических кислот и водорастворимых витаминов. Этанол и его водные растворы занимают доминирующее положение в производстве настоек, экстрактов и фитопрепаратов, позволяя селективно извлекать широкий спектр соединений путем подбора концентрации спирта [28].

Из уравнения (1) следует, что как содержание анионов (например, нитрат-, хлорид- или сульфат-ионов), так и концентрация свободного экстрагента существенно влияют на степень извлечения целевых компонентов в органическую фазу. Кроме того, на параметры экстракции оказывают влияние температура системы, присутствие комплексообразующих агентов, а также состав и кислотность водной фазы. В частности, минеральные кислоты, являясь источником анионов, могут усиливать процесс экстрагирования нейтральных комплексов металлов, выступая в качестве эффективных высаливателей [29–30].

Понятие «высаливатель» в технологии экстракции относится к неорганическим электролитам, добавление которых в водный раствор улучшает показатели извлечения целевых компонентов. Механизм действия высаливателей обусловлен их гидратационной способностью: ионы высаливателя притягивают и связывают часть молекул воды, уменьшая количество «свободной» воды в системе. Это снижает гидратацию извлекаемых соединений и способствует их переходу в органическую фазу.

Кроме того, присутствие высаливателя увеличивает ионную силу раствора и может снижать диэлектрическую проницаемость водной фазы, что также благоприятствует образованию экстрагируемых комплексов [31].

Присутствие солей различных металлов также способствует росту значений коэффициента распределения целевых компонентов, усиливая их вытеснение в органическую фазу. Эффективность высаливания зависит от заряда и радиуса иона: чем выше заряд и меньше радиус иона (то есть выше ионный потенциал), тем сильнее выражен эффект высаливания. Особенно заметен эффект высаливания на начальных стадиях процесса, когда концентрация целевого компонента в органической фазе еще невысока. При насыщении органической фазы извлекаемым соединением влияние высаливателей ослабевает [29–30].

Выбор конкретного высаливателя определяется природой экстракционной системы и технологической средой. В гидрометаллургии и радиохимии, где экстракция часто ведется из нитратных, хлоридных или сульфатных сред, в качестве высаливателей широко применяются нитраты ( $\text{Al}(\text{NO}_3)_3$ ,  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$ ,  $\text{Ca}(\text{NO}_3)_2$ ), хлориды ( $\text{NaCl}$ ,  $\text{CaCl}_2$ ,  $\text{MgCl}_2$ ) и сульфаты ( $(\text{NH}_4)_2\text{SO}_4$ ,  $\text{Na}_2\text{SO}_4$ ).

В пищевой промышленности хлорид аммония ( $\text{NH}_4\text{Cl}$ ) в качестве высаливателя показал высокую эффективность для извлечения пестицидов из продуктов растительного и животного происхождения [32]. Для разделения органических кислот из ферментационных растворов, помимо сульфата аммония, применяются ацетат магния и другие соли [33].

Таким образом, выбор высаливателя определяется спецификой технологической задачи, составом исходного раствора и природой экстракционной системы. Общей закономерностью является то, что многозарядные ионы с малым радиусом ( $\text{Al}^{3+}$ ,  $\text{Fe}^{3+}$ ,  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$ ) проявляют, как правило, более сильное высаливающее действие по сравнению с однозарядными ионами.

К настоящему времени создано множество различных конструкций экстракционной аппаратуры. Экстракторы должны удовлетворять следующим принципиальным требованиям:

- обеспечивать максимальный контакт между водной и органической фазой для увеличения массообмена между фазами;
- обеспечивать противоток двух фаз с минимальным взаимным захватом;
- быть механически надежными, компактными и высокопроизводительными [29].

Для реализации экстракционных операций в практике гидрометаллургических процессов применяются различные типы оборудования, включая экстракционные колонны, аппараты типа смеситель-отстойник и центробежные экстракторы. Выбор конкретного типа аппарата определяется технологической задачей, масштабом производства, физико-химическими свойствами перерабатываемых сред и требованиями к продолжительности контакта фаз [34].

Смесители-отстойники представляют собой аппараты ступенчатого типа, в которых каждая ступень включает зону интенсивного перемешивания и зону гравитационного разделения фаз. Смесители-отстойники надежны в работе, легко запускаются и останавливаются, обеспечивают устойчивый гидродинамический режим в широком диапазоне технологических условий. Недостатком смесителей-отстойников является относительно большое время контакта фаз (от 1 мин и более), что вызывает ухудшение работы экстрактора при высокой удельной активности из-за радиолиза экстрагента и выпадения объемных межфазных образований.

Особенностью пульсационных колонн является наличие системы перемешивания фаз, которое осуществляется в результате возвратно-поступательных движений фаз в колонне, передающихся от поршневых, мембранных или воздушных пульсаторов. Наибольшее распространение получили воздушные пульсаторы из-за преимуществ в виде отсутствия

непосредственного контакта между механизмом пульсатора и раствором. Наличие внешней системы перемешивания фаз в пульсационных колоннах позволило снизить время контакта фаз, а следовательно, и радиационные нагрузки на экстрагент [35].

Для повышения эффективности массообменных аппаратов необходимо увеличить площадь межфазной поверхности за счет дробления капель дисперсной фазы. Для этого применяют механическое перемешивание взаимодействующих жидкостей, наложение на них низкочастотных колебаний путем возвратно-поступательного движения объема реагентов (пульсация) и создание движения внутренних устройств аппарата (вибрация). Вместе с тем дробление капель дисперсной фазы неизбежно снижает качество разделения образующихся эмульсий и снижает производительность аппаратов. Разрешить возникшую проблему возможно, если разделять контактирующие фазы в центробежном поле, используя центробежные экстракторы. Также к достоинствам центробежных экстракторов относится быстрый выход аппарата на равновесный режим работы [36].

Ступенчатые экстракционные устройства состоят из ряда каскадно соединённых секций, каждая из которых включает в себя две функциональные зоны: зону смешения и зону разделения фаз. В области смешения осуществляется диспергирование и энергичное взаимодействие жидких фаз, что способствует эффективному массообмену и переходу целевого компонента из одной фазы в другую. Полученная эмульсия далее поступает в зону разделения, где происходит разделение фаз под действием силы тяжести или центробежной силы. После разделения жидкие фазы направляются в зоны смешения смежных ступеней, обеспечивая противоточное движение по каскаду.

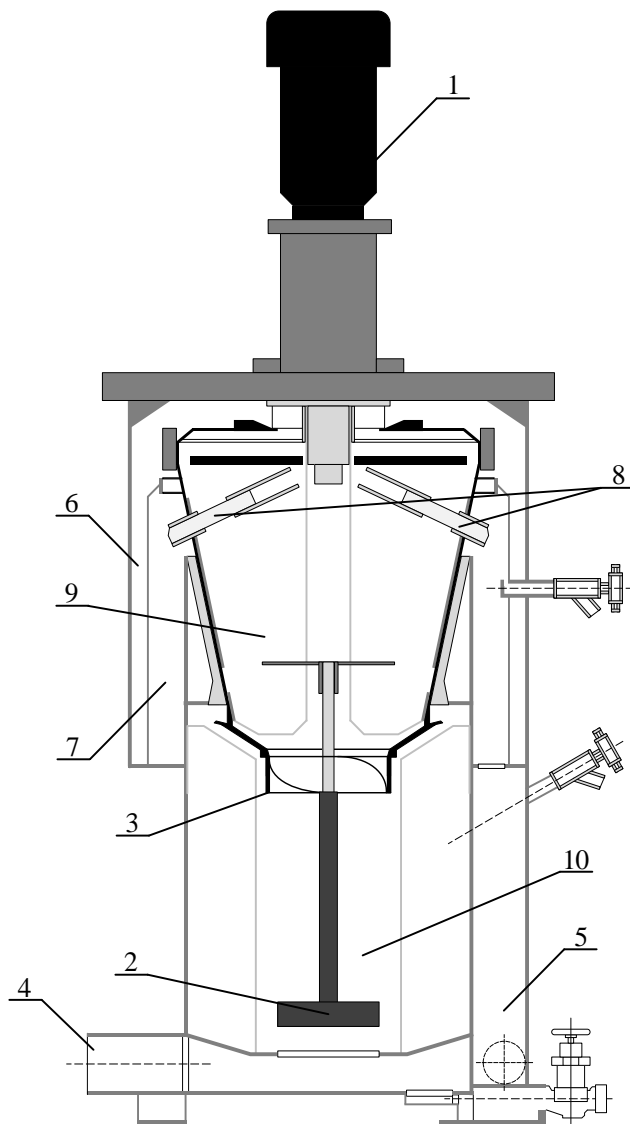
В зависимости от конструктивного исполнения, экстракторы подразделяются на одноступенчатые и многоступенчатые. В одноступенчатом исполнении каждая зона смешения и разделения снабжена индивидуальным приводом. В многоступенчатом варианте несколько ступеней установлены на

общем вращающемся валу, что позволяет сократить количество приводных механизмов в составе установки. Это конструктивное решение является одним из ключевых преимуществ многоступенчатых центробежных экстракторов, обеспечивая компактность оборудования и снижение эксплуатационных затрат. К недостаткам можно отнести их относительную сложность в изготовлении и обслуживании. Преимуществами одноступенчатых центробежных экстракторов, по сравнению с многоступенчатыми, является:

- легкость компоновки установки с любым количеством ступени;
- возможность ввода и вывода растворов фаз в любую ступень установки;
- в каждой ступени может устанавливаться требуемое положение раздела фаз (ПРФ), что важно в процессе экстракции, так как плотность водной и органической фаз меняется от начала каскада к концу;
- простая идентификация неисправной ступени и её последующий ремонт;
- при остановке каскада из одноступенчатых центробежных экстракторов растворы остаются в ступенях, значения концентраций в каждой ступени в целом по каскаду не изменяется, что упрощает последующий пуск с выходом на стационарный режим работы [36].

На рисунке 1 представлена схема типового одноступенчатого центробежного экстрактора. Функционирование ЦЭ основано на реализации двух ключевых операций: интенсивного перемешивания исходных жидких фаз в смесительной зоне (10) с целью обеспечения эффективного массообмена и последующего фазового разделения полученной эмульсии в роторной части устройства. После запуска привода ЦЭ подача водной и органической фаз осуществляется в смесительную камеру (10), где с помощью мешалки (2) формируется эмульсионная смесь, в которой протекает процесс межфазного переноса масс [37]. Поддержание необходимого уровня эмульсии в смесительной камере обеспечивается транспортно-лопастным механизмом (3), перенаправляющим эмульсию в разделительную зону (9). В условиях

действия центробежных сил происходит эффективное расслоение эмульсии на две несмешивающиеся фазы. Тяжёлая фаза, преодолевая гидравлический затвор, поступает в сборник тяжёлой фазы (6), далее через вертикальный канал (5) и соответствующий отводящий патрубок выводится из аппарата. Лёгкая фаза отделяется посредством трубок (8), поступает в приёмную ёмкость для лёгкой фазы (7), откуда также отводится наружу. Для управления положением границы раздела фаз в камере разделения (9) предусмотрена возможность регулировки радиального положения трубок отвода лёгкой фазы (8), что позволяет точно настраивать уровень перелива соответствующей фазы [37].



1 – привод, 2 – мешалка, 3 – транспортно-лопастное устройство, 4 – патрубки для ввода исходных растворов, 5 – вертикальный канал, 6 – коллектор сбора тяжелой фазы, 7 – коллектор сбора легкой фазы, 8 – патрубки для вывода легкой фазы, 9 – камера разделения, 10 – смесительная камера.

Рисунок 1 – Схема типового центробежного экстрактора

Для осуществления глубокого извлечения целевого компонента из разделяемой смеси применяется многоступенчатая противоточная экстракция. При оформлении экстракционных процессов одноступенчатые центробежные экстракторы объединяются коммутирующими трубопроводами в многоступенчатые аппараты. Компоновка экстракционных каскадов из одноступенчатых центробежных экстракторов применяется для процессов, при осуществлении которых необходимо обеспечить ядерную безопасность [36].

Жидкостная экстракция является одним из ключевых методов разделения и очистки веществ в гидрометаллургической и химической технологии. Типовая структурная схема экстракционной технологии переработки многокомпонентных растворов включает последовательность операций, обеспечивающих селективное извлечение целевых компонентов, их отделение от примесей и последующее концентрирование.

В обобщенном виде экстракционная технология может быть представлена следующим образом. Исходный водный раствор, содержащий целевые компоненты и сопутствующие примеси, поступает на стадию головной экстракции. На этой стадии при контакте с органической фазой, содержащей селективный экстрагент, происходит извлечение целевых компонентов в органический растворитель, тогда как основная масса примесей остается в водном рафинате.

Далее органическая фаза, насыщенная целевыми компонентами, направляется на операцию промывки, где водным раствором соответствующего состава удаляются механически увлеченные и слабосвязанные примеси. Последующая стадия реэкстракции позволяет разделить целевые компоненты между собой за счет изменения условий в системе (варьирование кислотности, введение комплексообразующих или восстанавливающих агентов, изменение температуры). В результате один из компонентов переходит в водную фазу, в то время как другой остается в органической фазе. Затем оставшийся в органической фазе компонент

извлекается на стадии рекстракции водным раствором с соответствующими параметрами [35, 38–40].

Полученные водные растворы, содержащие индивидуальные целевые компоненты, направляются в отдельные циклы для дальнейшей глубокой очистки и концентрирования, что позволяет достичь требуемой чистоты конечных продуктов.

В работе [40] обоснована эффективность применения центробежных экстракторов в экстракционной технологии. Для центробежных экстракторов, по сравнению с гравитационными аппаратами (смесителями-отстойниками и колоннами), характерны следующие преимущества:

- высокая скорость установления межфазного равновесия, обусловленная интенсивным перемешиванием и малым временем контакта фаз;
- минимальное время пребывания фаз в аппарате, что особенно важно при работе с химически нестабильными или радиационно-чувствительными системами, поскольку снижает поражение экстрагента;
- пониженные требования к чистоте растворов по содержанию взвесей;
- высокая эффективность массопередачи, обеспечивающая низкие остаточные концентрации целевых компонентов в рафинате [40].

Центробежные экстракторы позволяют достичь высокой эффективности массопередачи, при которой концентрация целевых компонентов в рафинате не превышает 0,01-0,02 г/л, в отличие от других типов экстракторов, где содержание целевых компонентов в рафинате не менее 1 г/л.

На рисунке 2 представлена типовая структурная схема экстракционной технологии переработки многокомпонентных растворов, отражающая основные стадии процесса: головную экстракцию, промывку, селективную рекстракцию и последующую доочистку целевых компонентов [5, 42].

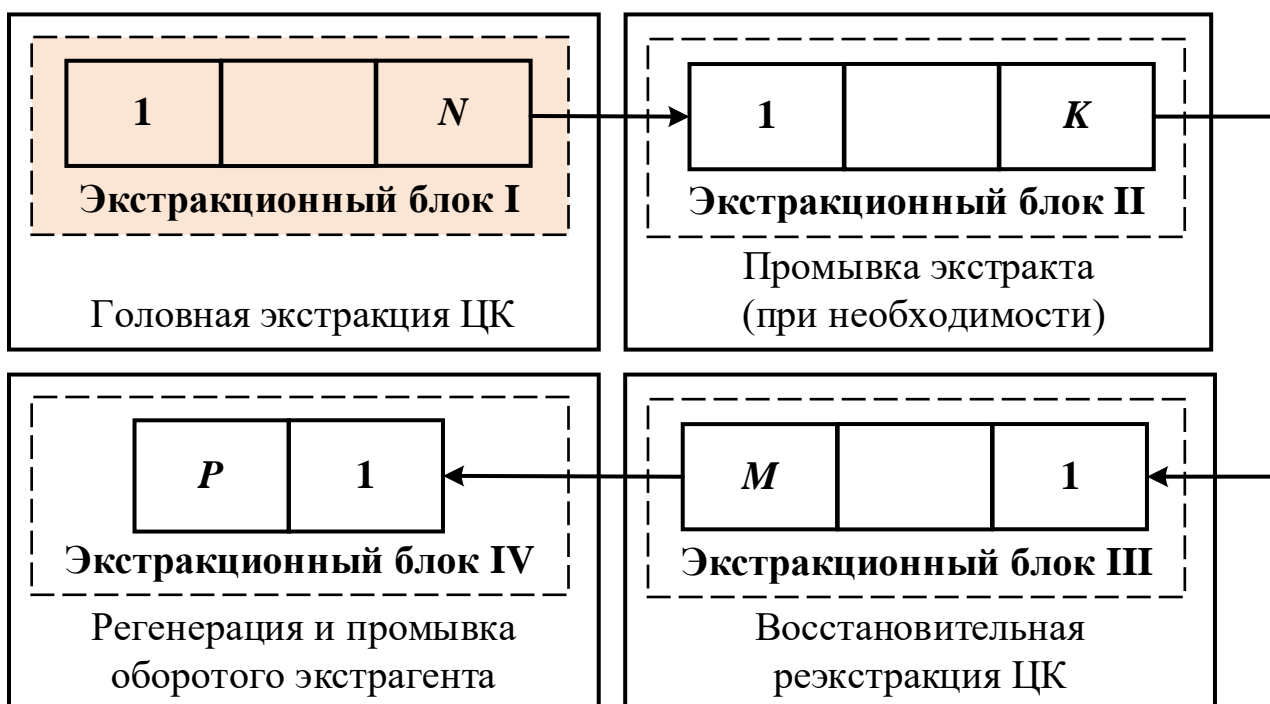


Рисунок 2 – Типовая структурная схема экстракционной технологии переработки

Таким образом, согласно проведенному анализу литературных источников [29–42], экстракционная технология, реализованная в каскаде центробежных экстракторов, является эффективным методом разделения и очистки ценных компонентов из сложных многокомпонентных растворов.

## 1.2 Анализ работ, посвященных моделированию, оптимизации и управлению процессом экстракции в центробежном экстракторе

В открытой печати присутствует значительное количество публикаций, посвященных математическому моделированию экстракционных процессов в различных технологических системах. Обобщение и анализ этих работ позволяют выделить основные подходы к описанию экстракционного равновесия, гидродинамики и массообмена, а также оценить современное состояние исследований в области управления экстракционным технологическим процессом.

Существует два основных подхода к моделированию экстракционных процессов. Первый – эмпирический, при котором коэффициенты распределения определяются через параметрические зависимости от концентраций различных компонентов. Второй подход – термодинамический, который основывается на корректировках термодинамических констант равновесия реакций экстракции с использованием коэффициентов активности компонентов. Преимущества параметрических методов заключаются в их простоте и высокой скорости расчетов. Эти методы достаточно эффективно предсказывают значения коэффициентов распределения для целевых компонентов в строго определенных диапазонах их концентраций. Однако у параметрического подхода есть и свои недостатки. При добавлении нового компонента в значительных количествах или изменении диапазона концентраций расчет может стать недостоверным [43].

В гидрометаллургии значительный объем работ посвящен моделированию экстракции цветных и редких металлов промышленно значимыми экстрагентами. В исследовании [27] изучалась экстракция никеля из сульфатных растворов с использованием солей D2ЕНРА, РС-88А и Суапех-272, а также их смесей. Синергетные смеси экстрагентов позволяют достичь более высоких коэффициентов распределения и селективности разделения по сравнению с индивидуальными реагентами. Полученные экспериментальные данные были использованы для построения эмпирических моделей, описывающих зависимость коэффициентов распределения от рН, концентрации экстрагента и температуры. В последующих работах этих же авторов [44] исследовано разделение и извлечение кобальта и никеля из сульфатных растворов с использованием натриевых солей D2ЕНРА, РС-88А и Суапех-272 в керосине.

В нефтехимической промышленности экстракционные методы применяются для решения широкого круга задач: выделения ароматических углеводородов, селективной очистки масляных фракций, деасфальтизации тяжелых остатков и удаления нежелательных компонентов из топлив [45]. В

монографии Гайле А.А. [46] систематизированы данные по селективности различных растворителей при выделении ароматических и непредельных углеводородов, а также гетероатомных соединений из углеводородсодержащего сырья. Рассмотрены межмолекулярные взаимодействия и фазовые равновесия в системах «растворитель–углеводород», что является основой для построения термодинамических моделей экстракционных процессов. Авторами представлены технологические схемы разделения и очистки нефтепродуктов методами жидкостной экстракции, экстрактивной и азеотропной ректификации. Приведенные в монографии данные о влиянии типа экстрагента (сульфолан, N-метилпирролидон, диметилформамид, ацетонитрил) на распределение компонентов между фазами могут быть использованы при разработке математических моделей экстракционных процессов в нефтехимии.

Исследования [47–48] посвящены моделированию процесса очистки дизельных топлив от серосодержащих соединений методом экстракции селективными растворителями. В работе [47] представлены результаты процесса окислительного обессеривания прямогонной дизельной фракции, показаны характерные изменения группового состава получаемых продуктов и установлены закономерности изменения индивидуального состава сернистых соединений при окислении и последующей экстракционной очистке. В работе [48] также исследован процесс окислительно-экстракционного обессеривания компонента дизельного топлива.

В пищевой промышленности экстракция широко применяется для извлечения биологически активных веществ из растительного сырья. В работе [28] исследованы процессы экстракции ценных компонентов из плодово-ягодного сырья с использованием воды, этанола и их смесей в качестве экстрагентов. В работе разработаны математические модели, описывающие кинетику извлечения фенольных соединений, флавоноидов и пектиновых веществ в зависимости от температуры и продолжительности процесса.

Основополагающие исследования в области физической химии экстракции были выполнены отечественными учеными. Фомин В.В. разработал подход к описанию экстракционных процессов, исходя из предположения об образовании химического соединения между солью металла и экстрагентом. Розен А.М. выполнил основополагающие исследования по физической химии экстракции [49]. Работа [50], в которой рассмотрены основные положения экстракционного равновесия, была первой в мировой литературе. В ней представлены зависимости распределения нитратных комплексов металлов от насыщения экстрагента при экстракции смешанными растворителями и концентрации кислоты, а также рассмотрено влияние высаливателей на коэффициент активности извлекаемых соединений.

В последующие годы был накоплен обширный экспериментальный материал по экстракции различных элементов. Громов Б.В. и Вдовенко В.М. обобщили в своих работах теорию экстракции, привели зависимости коэффициентов распределения для широкого круга металлов, уточнили константы экстракции нитратных комплексов в различных экстрагентах [29–30]. Значительный объем экспериментальных данных, посвященных экстракции радиохимических целевых компонентов в присутствии минеральных кислот, был получен в исследованиях З.И. Николотовой и Н.А. Карташовой [51]. В указанных работах представлены зависимости коэффициентов распределения радиохимических целевых компонентов от концентраций экстрагируемых элементов, содержания азотной кислоты, концентрации экстрагента, а также температуры. Эти зависимости охватывают широкий диапазон варьирования параметров.

В работах [43, 52] представлены зависимости распределения при отдельной и совместной экстракции нитратных комплексов металлов в присутствии различных высаливателей – нитратов натрия, кальция, магния, железа и алюминия. В справочнике [53] приведена база данных по экстракционным зависимостям для систем, содержащих целевые компоненты в азотнокислых средах при использовании фосфорорганических экстрагентов.

В рамках моделирования экстракционных процессов стоит выделить работы [54–56], в которых рассмотрены вопросы математического моделирования массообменных процессов в двухфазных системах жидкость – жидкость. В работах представлены закономерности гидродинамики и массообмена при жидкостной экстракции в экстракторах колонного типа.

Кузнецов Г.И., Пушков А.А. и Косогоров А.В. собрали и обобщили теоретические и экспериментальные исследования по ступенчатым центробежным экстракторам. Работа [36] содержит рассмотрение вопросов массообмена и определения площади межфазной поверхности при интенсивном перемешивании фаз. Представлены эмпирические соотношения, показывающее влияние частоты оборотов мешалки, диаметра мешалки, на размер капель дисперсной фазы, который в совокупности с временем контакта фаз и размерами камеры смешения и камеры разделения влияют на эффективность массопереноса вещества.

Современным направлением исследований является разработка компьютерных моделей, позволяющих оптимизировать режимы работы экстракционного оборудования без проведения дорогостоящих натуральных экспериментов. Во Всероссийском научно-исследовательском институте неорганических материалов имени академика А.А. Бочвара (ВНИИНМ) создаются компьютерные модели технологических процессов переработки сложных многокомпонентных растворов. Разрабатываемые программные комплексы используются для определения оптимальных режимов работы, позволяют значительно ускорить проектирование и внедрение новых технологий, а также повысить эффективность и безопасность эксплуатации действующих производств [58].

На кафедре электроники и автоматики физических установок Томского политехнического университета ведутся исследования, направленные на математическое моделирование экстракционных процессов, реализуемых в колонных и центробежных экстракторах, а также на проектирование автоматизированных систем управления для технологических контуров

экстракционного каскада. В монографии [42] рассматриваются химико-технологические особенности процессов экстракции и рекстракции при переработке сложных многокомпонентных растворов, представлены решения, касающиеся аппаратного обеспечения гидromеталлургических и радиохимических производств. Кроме того, приводятся различные методы моделирования процессов жидкостной экстракции и даны функциональные схемы автоматизации колонных экстракторов.

В ряде исследований [59–60] рассматривается задача математического моделирования процессов экстракции, реализуемых в каскадных колонных системах. Авторами сформулировано уравнение динамики неравновесного экстракционного процесса, на основе которого проведён численный анализ поведения системы. В работе [61] предложено математическое описание динамической модели многокомпонентного неравновесного массопереноса, происходящего в смесительной зоне центробежного экстрактора. Аналогичный подход реализован в работе [62], где объектом управления выступает пульсационная экстракционная колонна.

Рассмотренные выше математические модели экстракционных процессов создают основу для решения обратной задачи – управления технологическим процессом. Для реализации эффективного управления необходимы не только статические модели равновесия, но и динамические модели, описывающие поведение системы во времени при изменении входных параметров. В связи с этим значительное число работ посвящено разработке автоматизированных систем управления экстракционным оборудованием на основе математического моделирования.

Исследования [63–66] направлены на разработку автоматизированных систем управления, предназначенных для каскадов пульсационных экстракторов. В рамках этих работ рассмотрены особенности переработки технологических растворов, содержащих целевые компоненты, выполнен анализ экстракционного каскада с позиции объекта управления, а также осуществлён структурно-параметрический синтез регулятора.

В диссертационной работе [67] предложено решение по стабилизации расхода органической фазы в каскадной системе экстракционных колонн. В рамках исследования выполнен технологический анализ системы, построена математическая модель каскада и реализована имитационная модель для оценки характеристик. На основе полученной модели синтезирована адаптивная двухконтурная система регулирования расхода органической фазы.

Разработка автоматизированных систем управления для каскада центробежных экстракторов представлены в работах [1, 68]. В работе [1] были предложены автоматизированные системы управления концентрациями целевых компонентов в экстрактах, рафинате и реэкстрактах каскада центробежных экстракторов с использованием нечеткой логики. В статье [68] предложен подход разработки локальных систем управления для части каскада центробежных экстракторов. В работе был разработан ПИД-регулятор, выбран оптимальный метод определения параметров регулятора.

В работе [38] приведены сведения, касающиеся автоматизации радиохимических производств, а именно данные о методах автоматического контроля радиохимических производств и о требованиях к приборам КИПиА. В работе [69] представлены сведения о расчете экстракционной аппаратуры для смесителей-отстойников, колонных и центробежных экстракторов.

Проведенный анализ литературных источников свидетельствует о том, что, несмотря на значительный объем фундаментальных исследований экстракционного равновесия [29–30, 43, 50–53] и наличие работ по моделированию гидродинамики и массообмена в центробежных экстракторах [36, 61], в области математического моделирования сохраняется ряд нерешенных проблем.

Основная проблема заключается в существенном упрощении существующих моделей, описывающих динамику экстракционного процесса. Как правило, они ограничиваются учетом одного или двух целевых компонентов, что не отражает реальную многокомпонентность

технологических сред. Следствием этого является несоответствие между накопленным экспериментальным знанием и его использованием в моделях. В работах [29–30, 43, 50–53] представлено влияние таких факторов, как концентрация экстрагента, присутствие различных высаливателей и температуры на коэффициент распределения целевых компонентов.

Проведенный анализ работ в различных отраслях промышленности (гидрометаллургии цветных и редких металлов, нефтехимии, пищевой технологии и других) показывает, что данное ограничение носит общий характер и характерно для всех областей применения жидкостной экстракции.

Особого внимания заслуживает подход к описанию коэффициента распределения – ключевой характеристики, определяющей движущую силу процесса экстракции и селективность разделения компонентов. В подавляющем большинстве рассмотренных работ коэффициент распределения представляется в упрощенном виде: либо как функция концентрации одного или двух компонентов, либо в форме аппроксимационных полиномов, справедливых для узких диапазонов варьирования параметров. При этом многочисленные экспериментальные данные свидетельствуют о том, что коэффициент распределения в реальных условиях зависит от гораздо более широкого спектра факторов. Игнорирование этой многофакторности приводит к тому, что модели, адекватно работающие в лабораторных условиях на модельных растворах, теряют точность при переходе к реальным технологическим средам с переменным составом.

Данное упрощение порождает проблему адекватности моделей, используемых для целей управления. Существующие математические описания, будучи работоспособными в узких диапазонах концентраций, теряют точность при изменении состава многокомпонентного раствора или появлении дополнительных компонентов. Это, в свою очередь, ограничивает возможность создания эффективных и робастных автоматизированных систем управления экстракционным процессом, поскольку регуляторы,

синтезированные на основе неполных моделей, не могут гарантировать оптимальное ведение технологии в условиях реальной variability параметров.

Проблема разработки автоматизированных систем управления экстракционными процессами, таким образом, напрямую связана с качеством используемых математических моделей. Низкая точность и ограниченная область применимости существующих моделей не позволяют в полной мере реализовать потенциал современных методов управления. В то же время, современный уровень развития интеллектуальных технологий и вычислительных средств открывает принципиально новые возможности для построения более совершенных систем управления. Использование нейросетевых технологий и гибридных моделей позволяет создавать системы, способные адаптироваться к изменяющимся условиям и учитывать нелинейные зависимости, которые не удастся адекватно описать в рамках традиционных аналитических подходов. Применение таких методов в сочетании с расширением состава учитываемых факторов при моделировании коэффициента распределения создает предпосылки для перехода к совершенным системам управления, обеспечивающим оптимальное ведение экстракционных процессов в условиях реальной многокомпонентности и разнообразия сырья.

### **1.3 Анализ процесса экстракции в центробежном экстракторе как объекта управления**

Процесс экстракции характеризуется наличием дискретности, запаздывания и шумовой составляющей в измеренном сигнале концентраций. Анализ литературных источников показал, что в ряде реализованных автоматизированных систем управления экстракционными процессами не учитываются ограничения, связанные с динамическими характеристиками измерительных средств. Кроме того, во многих случаях синтез управляющих

алгоритмов осуществляется на основе математических моделей, описывающих лишь ограниченный набор параметров, как правило, концентрации целевых компонентов и кислоты в водной фазе [63–68]. Упрощение системы измерения управляемой величины и моделирования процесса экстракции негативно сказывается на эффективности функционирования системы управления каскада центробежных экстракторов, снижая точность и устойчивость регулирования.

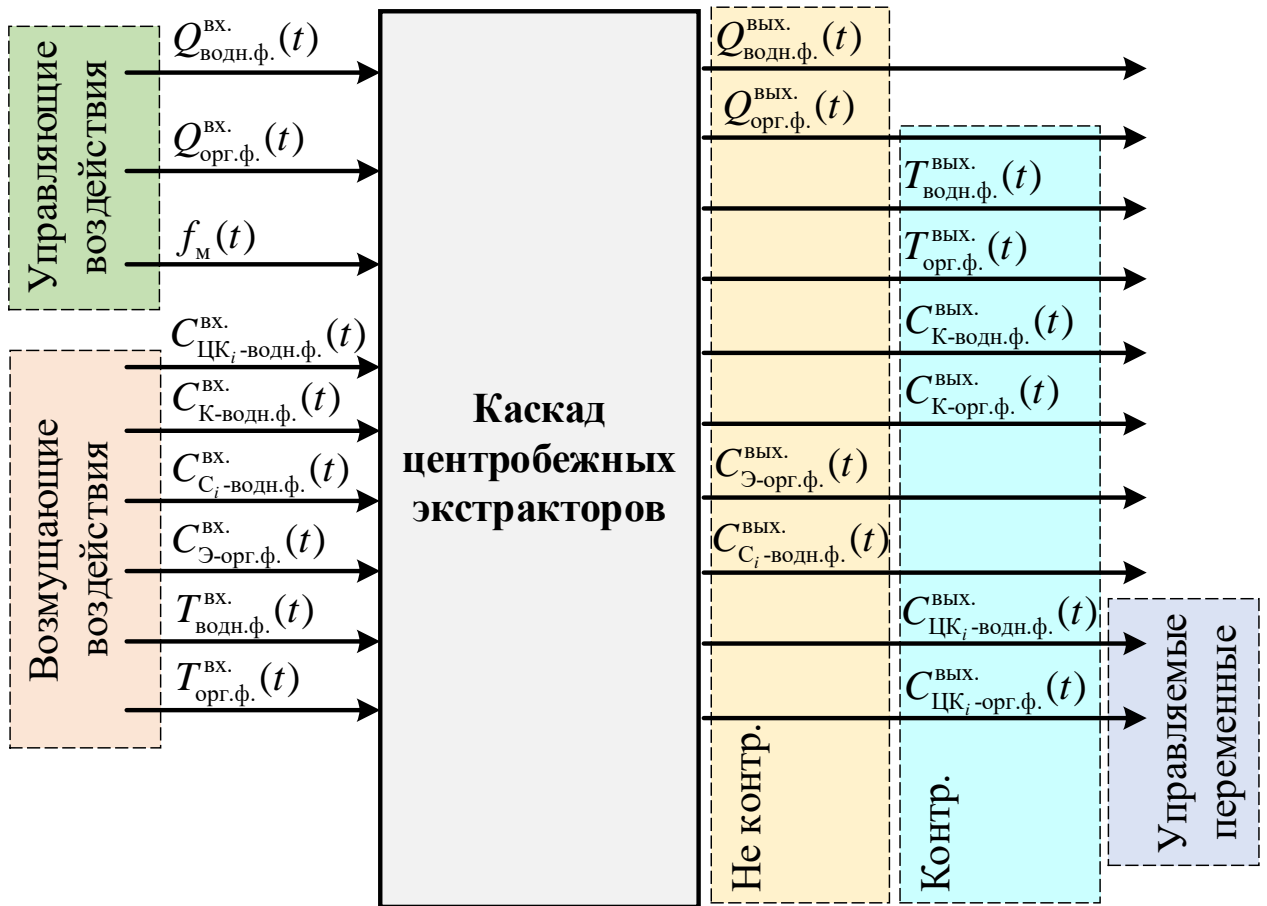
На базе ранее рассмотренных работ по разработке автоматизированных систем управления каскадом экстракционных пульсационных колонн [63–66] и каскадов центробежных экстракторов [67–68], а также анализа типовой структурной схемы экстракционной технологии переработки (рисунок 2), было принято решение о разработке автоматизированной системы управления не отдельными центробежными экстракторами, а целым экстракционным каскадом. В данной работе рассматривается экстракционный каскад головной экстракции, предназначенный для извлечения целевых компонентов из водной фазы в органическую.

Разработка автоматизированной системы управления для каскада центробежных экстракторов требует предварительного анализа взаимосвязей между управляющими воздействиями и откликами технологического объекта, то есть установления соотношений между входными и выходными параметрами экстракционного процесса. На основании этого анализа формируется информационная модель процесса как объекта управления. Классификация входных и выходных технологических переменных представлена в таблице 1.

Информационная структура каскада центробежных экстракторов как объекта управления представлена на рисунке 3.

Таблица 1 – Классификация входных и выходных переменных

Поток	Обозначение переменной	Наименование переменной, ед. изм.	Вид переменной (воздействия)	
			по отношению к модели	по отношению к управлению
$\Phi_{\text{водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	$Q_{\text{водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	Объемный расход входного потока водной фазы, мл/ч	входная	управляющее
	$T_{\text{водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	Температура входного потока водной фазы, °С	входная	возмущающее
	$C_{\text{ЦК}_i\text{-водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	Концентрация целевых компонентов во входном потоке водной фазы, г/л	входная	возмущающее
	$C_{\text{К-водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	Концентрация кислоты во входном потоке водной фазы, г/л	входная	возмущающее
	$C_{\text{C}_i\text{-водн.ф.}}^{\text{вх.}}$	Концентрация высаливателей во входном потоке водной фазы, г/л	входная	возмущающее
$\Phi_{\text{орг.ф.}}^{\text{вх.}}$	$Q_{\text{орг.ф.}}^{\text{вх.}}$	Объемный расход входного потока органической фазы, мл/ч	входная	управляющее
	$T_{\text{орг.ф.}}^{\text{вх.}}$	Температура входного потока органической фазы, °С	входная	возмущающее
	$C_{\text{Э-орг.ф.}}^{\text{вх.}}$	Концентрация экстрагента во входном потоке органической фазы, %	входная	возмущающее
$\Phi_{\text{водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	$Q_{\text{водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	Расход выходного потока водной фазы, мл/ч	выходная	управляемая (не контролируется)
	$T_{\text{водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	Температура выходного потока водной фазы, °С	выходная	управляемая (не контролируется)
	$C_{\text{ЦК}_i\text{-водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация целевых компонентов в выходном потоке водной фазы, г/л	выходная	управляемая (контролируется)
	$C_{\text{К-водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация кислоты в выходном потоке водной фазы, г/л	выходная	управляемая (контролируется)
	$C_{\text{C}_i\text{-водн.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация высаливателей во входном потоке водной фазы, г/л	выходная	управляемая (не контролируется)
$\Phi_{\text{орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	$Q_{\text{орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	Расход выходного потока органической фазы, мл/ч	выходная	управляемая (не контролируется)
	$T_{\text{орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	Температура выходного потока органической фазы, °С	выходная	управляемая (контролируется)
	$C_{\text{ЦК}_i\text{-орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация целевых компонентов в выходном потоке органической фазы, г/л	выходная	управляемая (контролируется)
	$C_{\text{К-орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация кислоты в выходном потоке органической фазы, г/л	выходная	управляемая (контролируется)
	$C_{\text{Э-орг.ф.}}^{\text{вых.}}$	Концентрация экстрагента в выходном потоке органической фазы	выходная	управляемая (не контролируется)
-	$f_m$	Частота вращения мешалки центробежного экстрактора	входная	управляющее



$Q_{\text{водн.ф.}}$ ,  $Q_{\text{орг.ф.}}$  – объемные расходы водной и органической фаз, мл/ч;  $T_{\text{водн.ф.}}$ ,  $T_{\text{орг.ф.}}$  – температуры водной и органической фаз, °С;  $C_{\text{ЦК}_i\text{-водн.ф}}$  – концентрация ЦК в водной фазе, г/л;  $C_{\text{ЦК}_i\text{-орг.ф}}$  – концентрация ЦК в органической фазе, г/л;  $C_{\text{К-водн.ф}}$  – концентрация кислоты в водной фазе, г/л;  $C_{\text{К-орг.ф}}$  – концентрация кислоты в органической фазе, г/л;  $C_{\text{С}_i\text{-водн.ф}}$  – концентрации высаливателей в водной фазе, г/л;  $C_{\text{Э-орг.ф}}$  – концентрация экстрагента в органической фазе, %;  $f_M$  – частота вращения мешалки центробежного экстрактора, об/мин;

Рисунок 3 – Информационная структура каскада центробежных экстракторов как объекта управления

Анализ технологического процесса экстракции в каскаде головной экстракции показывает, что его основное предназначение заключается в извлечении целевых компонентов из водного раствора. Ключевыми управляемыми переменными, количественно характеризующими эффективность процесса, являются концентрации целевых компонентов в экстракте (органическая фаза) и рафинате (водная фаза).

Процесс экстракционного извлечения целевых компонентов зависит от объемных расходов фаз, между которыми происходит массообмен,

температуры и площади межфазной поверхности капель дисперсной фазы, которая, в свою очередь, зависит от частоты вращения мешалки центробежного экстрактора.

В работе [36] представлены рекомендации по синтезу АСУ каскадом центробежных экстракторов, а именно необходимость управления не только расходами, но и концентрациями целевых компонентов в водной и органической фазе. Частота вращения мешалки на радиохимических производствах обычно выбирается постоянной для стационарного режима работы (как правило, 3000 об/мин) и не рассматривается как управляющее воздействие ввиду сложности ее оперативного изменения без нарушения гидродинамической устойчивости. Расход органической фазы на этапе головной экстракции зависит от расходов фазы на каждом этапе экстракционной технологии переработки, так как экстрагент является оборотным и подлежит промывке и регенерации в отдельном экстракционном блоке. В работе [67] утверждается, что вариант реализации двухканальной АСУ по концентрации целевого компонента в экстракте и рафинате показал низкое качество управления и недостаточную гибкость.

Таким образом, из выделенных в результате анализа процесса экстракции управляющих воздействий целесообразно использовать расход водной фазы, а канал «управляющее воздействие – управляемая переменная» будет иметь вид «расход водной фазы – концентрация целевого компонента в экстракте». Возмущающими воздействиями являются концентрации компонентов экстракции в обеих фазах.

#### **1.4 Выводы по главе**

Первая глава посвящена анализу технологического процесса экстракции целевых компонентов в каскаде центробежных экстракторов. Проведен анализ работ, посвященных процессу экстракции и его применению в

гидрометаллургической, радиохимической и нефтехимической промышленности.

Анализ работ, посвященных моделированию экстракционных процессов [29–30, 36, 43, 50–53, 61], выявил существенное противоречие между фундаментальными исследованиями экстракционного равновесия и их использованием в прикладных моделях. С одной стороны, экспериментальные работы [29–30, 43, 50–53] демонстрируют значимое влияние на коэффициент распределения целевых компонентов таких факторов, как концентрация экстрагента, присутствие различных высаливателей и температура растворов. С другой стороны, существующие динамические модели [36, 61] учитывают лишь ограниченный набор параметров (как правило, концентрации одного-двух целевых компонентов и кислоты), что не отражает реальную многокомпонентность технологических сред.

Ключевым недостатком существующих моделей является упрощенное описание коэффициента распределения. В большинстве работ он представляется как функция одного-двух параметров, хотя экспериментально доказана его зависимость от гораздо более широкого круга факторов. Это приводит к тому, что модели, точные в лабораторных условиях, теряют адекватность при работе с реальными многокомпонентными средами переменного состава.

Важно отметить, что данная проблема носит межотраслевой характер и проявляется не только в радиохимии, но и в гидрометаллургии цветных и редких металлов, нефтехимии и пищевой технологии, что подтверждает ее фундаментальную значимость для всех областей применения жидкостной экстракции.

Рассмотрение вопроса управления экстракционными процессами показало, что существующие разработки в области автоматизации [1, 64–67] базируются на упрощенных математических моделях. Это обуславливает их недостаточную эффективность при работе в реальных условиях, характеризующихся нестабильностью состава исходных растворов.

Ограниченная адекватность моделей не позволяет синтезировать регуляторы, способные компенсировать влияние возмущений и поддерживать технологический режим в оптимальной области. Качество систем управления экстракцией напрямую зависит от адекватности используемых математических моделей. Низкая точность существующих моделей ограничивает возможности реализации современных методов управления. Развитие интеллектуальных технологий и вычислительных средств позволяет преодолеть это ограничение: нейросетевые и гибридные модели способны адаптироваться к изменяющимся условиям и учитывать нелинейные зависимости, недоступные для традиционных аналитических подходов.

Анализ процесса экстракции как объекта управления позволил разработать информационную структуру экстракционного каскада (рисунок 3) и выполнить классификацию технологических переменных (таблица 1). В качестве управляющей переменной было выбран объемный расход водной фазы, в качестве возмущающего воздействия определена концентрация целевого компонента в водной фазе на входе в экстракционный каскад. Для разработки автоматизированной системы управления каскадом, состоящем из центробежных экстракторов, необходимо разработать математическую модель процесса экстракции как объекта управления.

## **2 Разработка комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе как объекта управления**

Область применения искусственных нейронных сетей (ИНС) в научных и прикладных исследованиях постоянно расширяется. Одной из областей применения инструментов теории ИНС является моделирование сложных технологических процессов.

В настоящей работе предлагается подход к построению комбинированной математической модели, в которой традиционное дифференциальное описание гидродинамики и массообмена дополняется нейросетевым блоком для расчета коэффициентов распределения целевых компонентов. Такой подход позволяет сочетать физическую обоснованность модели с гибкостью, необходимой для учета многофакторной природы равновесных зависимостей. Разработка модели выполняется на двух уровнях. На первом уровне создается комбинированная математическая модель отдельного центробежного экстрактора, которая объединяет три взаимосвязанных компонента (рисунок 4):

- нейросетевой модели определения коэффициентов распределения целевых компонентов и кислоты;
- математической модели массопереноса целевых компонентов в смесительной камере центробежного экстрактора;
- математической модели разделения эмульсии в камере разделения центробежного экстрактора.



Рисунок 4 – Информационная структура центробежного экстрактора как объекта моделирования

На втором уровне на основе модели отдельного аппарата формируется модель экстракционного каскада, представляющая собой последовательное соединение одинаковых моделей центробежных экстракторов. Такая структура позволяет адекватно описывать взаимосвязь входных и выходных переменных информационной структуры каскада (рисунок 3).

При разработке комбинированной математической модели центробежного экстрактора были сделаны следующие допущения:

- для потоков водной и органической фаз используется модель идеального вытеснения [57];

- капли дисперсной фазы в камере смешения центробежного экстрактора не подвергаются деформации, то есть постоянно имеют форму сферы, но при этом могут изменять свой диаметр;
- силой веса жидкости в камере разделения можно пренебречь, так как она в сотни раз меньше центробежной силы;
- в камере разделения существует два слоя жидкости, разделенных поверхностью раздела фаз (ПРФ);
- в камере разделения происходит полное разделение фаз без взаимного уноса;
- конфигурация камеры разделения конической формы описывалась цилиндрической с эквивалентным объемом [36].

Анализ проведённого обзора литературы показал наличие работ, в которых предприняты попытки моделирования экстракционных процессов с учётом ограниченного числа влияющих факторов [36, 59, 62]. В большинстве из них зависимость коэффициента распределения целевых компонентов определяется на основе концентрации извлекаемого металла и кислоты в различных фазах. Так, в исследовании [21] коэффициент распределения при постоянной температуре определяется полиномиальным выражением в зависимости от концентрации целевого компонента в дисперсной фазе и концентрации кислоты. В работе [62] коэффициент распределения определялся аппроксимацией равновесных распределений. Соответственно, в этих моделях не учитывается влияние многих существенных факторов и переменных текущего состояния процесса на коэффициент распределения целевых компонентов. В связи с этим возникла необходимость разработать новый принцип составления математических моделей, который позволит учесть большее количество факторов, влияющих на процесс, что позволит повысить универсальность модели и точность моделирования процесса экстракции.

## **2.1 Описание принципа составления комбинированной математической модели технологических процессов на базе ИНС**

Для моделирования технологических процессов с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) применяются различные методологические подходы. Один из них основан на построении модели, обучаемой на основе эмпирических данных, содержащих совокупности входных и выходных параметров исследуемого процесса. Альтернативный подход заключается в включении нейросетевой модели в структуру комбинированной (гибридной) модели, объединяющей элементы физико-математического и нейросетевого описания [71].

Первый подход характеризуется определёнными ограничениями: формирование обучающей выборки зачастую требует значительных затрат, а сама модель обладает ограниченной обобщающей способностью – при изменении режимов или параметров технологического объекта точность нейросетевой модели снижается, что обуславливает необходимость её повторного обучения. Реализация данного метода рассмотрена в работах [72–75]. В рамках второго подхода предполагается использование ИНС для аппроксимации отдельных характеристик процесса, которые трудно формализовать с помощью аналитических зависимостей, например, нелинейных или трудноизмеряемых параметров, не поддающихся описанию стандартными функциями. Например, в работе [76] с помощью ИНС определялся коэффициент истечения, от которого определённым образом зависит определение перепада давления на сужающем устройстве и расход жидкой или газообразной фазы.

Коэффициент истечения из работы [76], как и коэффициент распределения, зависит от многих параметров, и их определение и использование в совокупности с классическими дифференциальными уравнениями могут быть затруднительным. Для определения ключевых параметров подобных процессов предлагается использовать ИНС.

Для разработки комбинированной математической модели процесса экстракции целевых компонентов в центробежном экстракторе был использован аппарат искусственных нейронных сетей.

### **2.1.1 Общие сведения об ИНС**

Искусственные нейронные сети представляют собой формализованные математические конструкции, а также их программные либо аппаратные реализации, разработанные по аналогии с принципами организации и функционирования нейронных структур биологического происхождения, характерных для живых организмов [77]. Искусственные нейроны сильно упрощены по сравнению с их биологическими прототипами. Каждый из искусственных нейронов взаимодействует с другими посредством входных и выходных сигналов нейрона, при этом выходной сигнал получается из совокупности входных сигналов. Способность решать сложные задачи обуславливается тем, что все нейроны соединены в большую сеть с управляемым взаимодействием [78].

К числу ключевых преимуществ искусственных нейронных сетей (ИНС) можно отнести следующие особенности:

1. Способность к моделированию нелинейных зависимостей. Нейросети обладают универсальной аппроксимирующей способностью, что позволяет им эффективно воспроизводить сложные нелинейные зависимости между входными и выходными параметрами, где традиционные подходы, такие как полиномиальное моделирование, оказываются малопригодными.

2. Принцип локальной обработки информации. Отдельные нейроны сети обрабатывают лишь ограниченные фрагменты входного сигнала, что способствует сегментации входных данных и обеспечивает возможность анализа более сложных структурных зависимостей.

3. Иерархичность структуры. Благодаря последовательной организации слоёв, ИНС способны извлекать и интерпретировать признаки

различного уровня абстракции, начиная от базовых до обобщённых характеристик.

4. Устойчивость к мультиколлинеарности. Нейросети демонстрируют высокую эффективность при наличии сильной корреляции между признаками и при наличии их комбинаций, с которыми классические алгоритмы могут справляться менее успешно.

5. Возможность дополнительного обучения при условии непротиворечивости вновь поступающих данных. ИНС допускают дообучение без необходимости полной переинициализации весов, что делает их удобным инструментом для адаптивных систем [78].

Каждая связь между элементами нейронной сети может быть формализована посредством трёх параметров:

- элемент, от которого исходит связь;
- элемент, к которому связь направлена;
- вес связи.

Модель нейрона, лежащего в основе искусственных нейронных сетей, представлена на рисунке 5.

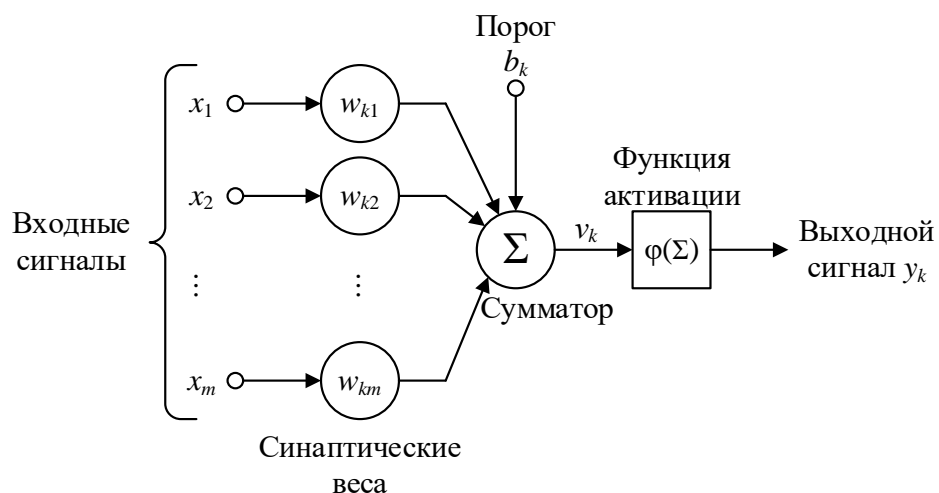


Рисунок 5 – Нелинейная модель нейрона

В структуре нелинейного нейрона (рисунок 5) можно выделить несколько ключевых компонентов:

1 Набор синаптических связей, каждая из которых обладает весовым коэффициентом. Так, входной сигнал  $x_j$ , поступающий на синапс  $j$ , связанного с нейроном  $k$ , масштабируется соответствующим весом  $w_{kj}$ .

2 Суммирующий элемент, выполняющий вычисление взвешенной суммы всех входных сигналов нейрона.

3 Активационная функция, служащая для ограничения амплитуды выходного сигнала нейрона. Обычно диапазон нормализации выходных значений находится в пределах от 0 до 1 либо от -1 до 1.

4 Пороговый элемент (смещение)  $b_k$ , который смещает аргумент активационной функции, тем самым регулируя порог срабатывания нейрона.

В математическом представлении функционирование нейрона  $k$  можно описать следующим образом:

$$\begin{aligned} v_k &= \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k, \\ y_k &= \varphi(v_k). \end{aligned} \quad (3)$$

В практике построения искусственных нейронных сетей применяются три основных класса функций активации: пороговая функция (функция единичного скачка), кусочно-линейная функция и сигмоидальная функция.

Наиболее широко используемой является сигмоидальная функция, которая характеризуется быстрым нарастанием и обеспечивает переход между линейным и нелинейным режимами работы нейрона. В качестве примера сигмоидальной функции часто используется логистическая функция, описываемая выражением:

$$\varphi(v_k) = \frac{1}{1 + e^{-av_k}}, \quad (4)$$

где  $a$  – параметр, отвечающий за крутизну наклона функции [79].

Архитектурные решения в построении искусственных нейронных сетей (ИНС) могут значительно различаться в зависимости от задач и применяемых принципов организации связей между нейронами. Одной из базовых структур является полносвязная нейронная сеть, в которой каждый нейрон соединён со всеми остальными, включая сам себя. Это означает, что выходной сигнал одного нейрона передаётся на входы всех прочих, что позволяет реализовать плотную информационную связанность в рамках всей сети. Входные данные при этом подаются одновременно на все нейроны. В качестве выходных данных могут рассматриваться как сигналы всех нейронов, так и их подмножество после одного или нескольких циклов работы сети.

Более универсальной и масштабируемой является многослойная архитектура, при которой нейроны организованы в отдельные уровни (или слои). Каждый слой содержит множество нейронов, получающих одни и те же входные сигналы. Количество нейронов в каждом слое может варьироваться и не обязано совпадать с числом элементов в смежных слоях. Такая сеть, как правило, включает входной слой (нулевой), выходной слой и, при необходимости, один или несколько промежуточных (скрытых) слоёв. Информация последовательно передаётся от одного слоя к следующему – такие соединения называют последовательными связями. Передача сигнала осуществляется от нейронов слоя с номером  $q$  к нейронам слоя  $q+1$ , что обеспечивает направленное распространение данных от входа к выходу

Существует множество разновидностей нейронных сетей:

- однослойные нейронные сети – самые простые структуры, состоящие из одного уровня нейронов, осуществляющих прямую обработку входных данных;
- многослойные нейронные сети – включают несколько уровней, что позволяет им моделировать сложные зависимости за счёт наличия скрытых слоёв;

– рекуррентные нейронные сети – обладают обратными связями, позволяющими сохранять и учитывать информацию из предыдущих состояний, что делает их эффективными при работе с временными рядами;

– сверточные нейронные сети – применяют операцию свертки для выделения признаков и снижения размерности данных, широко используются в обработке изображений;

– глубокие нейронные сети – многослойные архитектуры с большим числом скрытых уровней (обычно более трёх), применяемые для решения задач высокой сложности: от распознавания объектов до генерации текстов, обучения с подкреплением и других интеллектуальных сценариев.

Среди различных архитектур нейронных сетей полносвязные модели, или многослойные перцептроны, являются одной из наиболее изученных и универсальных. Данная архитектура основывается на принципе полной связности: каждый нейрон одного слоя соединяется с каждым нейроном последующего. Такая организация обеспечивает полную передачу информации между слоями, что позволяет многослойным перцептронам использоваться в широком спектре задач. Структурная схема для данной архитектуры представлена на рисунке 6.

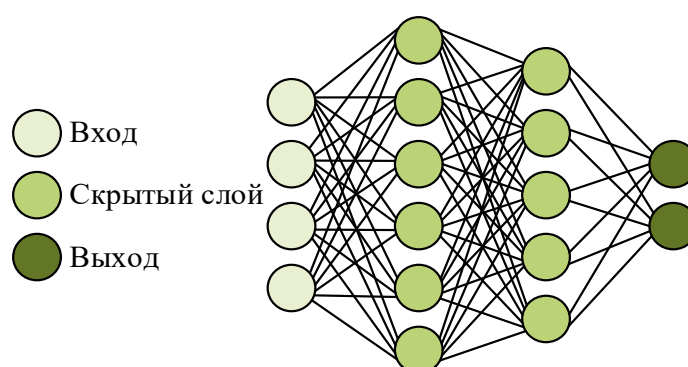


Рисунок 6 – Структурная схема полносвязной нейронной сети

Ключевым достоинством многослойных перцептронов является их способность эффективно обрабатывать данные, не обладающие ярко выраженной пространственной или временной структурой. Такие сети

демонстрируют высокую эффективность в задачах классификации табличных данных, регрессии, а также в распознавании шаблонов в неструктурированных массивах информации. Универсальность MLP обусловлена тем, что каждый нейрон принимает участие в обработке всех входных признаков, что способствует интеграции и обобщению информации даже при наличии существенной гетерогенности данных

Рекуррентные нейронные сети относятся к классу моделей глубокого обучения, предназначенных для обработки последовательной информации, в которой текущий элемент зависит от предыдущих состояний. В отличие от классических нейросетевых архитектур, где входные данные рассматриваются как независимые, рекуррентные ИНС обладают механизмом внутренней памяти, позволяющим учитывать исторический контекст при обработке каждой новой части входной последовательности. Структурная схема для данной архитектуры представлена на рисунке 7 [80].

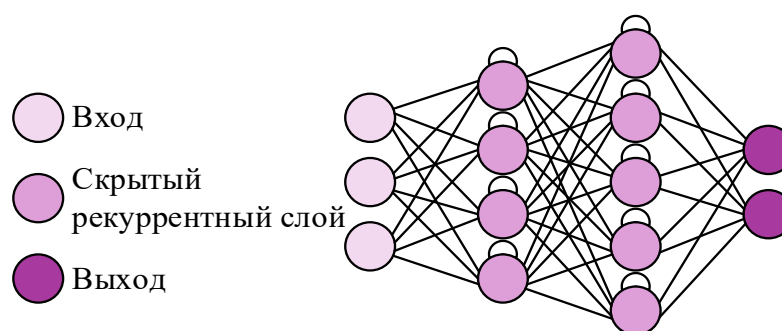


Рисунок 7 – Структурная схема рекуррентной нейронной сети

Ключевым отличием RNN является наличие циклических связей, за счёт которых внутренняя информация может передаваться от одного временного шага к другому. Это позволяет модели формировать контекст, в который вписывается каждый новый входной сигнал. Такой подход особенно эффективен при решении задач, в которых порядок элементов имеет решающее значение, например, в анализе текста, аудиосигналов или временных рядов.

Процесс настройки параметров нейронной сети для выполнения конкретной задачи называется обучением. В зависимости от наличия информации о желаемом результате различают два основных подхода к обучению: с учителем и без него. Обучение с учителем предполагает использование размеченного набора данных – так называемого обучающего множества, содержащего пары «вход–целевой выход». Сеть обрабатывает входной вектор, формируя выход, который затем сравнивается с эталонным значением (целевым вектором). На основе разницы между ожидаемым и фактическим выходами (ошибки) обновляются весовые коэффициенты нейронных связей. Этот процесс повторяется для каждого элемента обучающей выборки до тех пор, пока средняя ошибка по множеству не станет достаточно малой. Обучение без учителя отличается тем, что целевые выходы отсутствуют, сеть получает только входные данные. Задача алгоритма в этом случае – самостоятельно выявить закономерности и структуры в поступающей информации. Весовые коэффициенты настраиваются так, чтобы схожие входные сигналы вызывали аналогичную реакцию сети, тем самым достигается кластеризация или уплотнение признаков [78].

Наибольшую популярность в рамках обучения ИНС, применяемых для разнообразных задач в промышленности, приобрели методы наискорейшего спуска, Гаусса-Ньютона и Левенберга-Марквардта [70]. Для наилучшей работы алгоритма обратного распространения необходимо при генерации обучающих данных соблюдать правило максимизации информативности. Каждый пример обучающей выборки нужно выбирать из соображений наибольшей информационной насыщенности в области решаемой задачи [81].

Таким образом, благодаря своей способности обрабатывать большой объем данных и выявлять сложные зависимости, а также аппроксимировать нелинейные функции, искусственные нейронные сети нашли широкое применение как в области моделирования технологических процессов, так и в области управления ими.

### 2.1.2 Применение искусственных нейронных сетей в комбинированных математических моделях технологических процессов

В данной работе предлагается следующий подход в использовании ИНС для моделирования процессов, протекающих при экстракции целевых компонентов в каскаде центробежных экстракторов. Суть предлагаемой концепции заключается в том, что для моделирования процесса экстракции используется нейросетевая модель не в чистом виде, а в виде комбинированной модели на базе нейросетевых технологий и системы дифференциальных уравнений. Информационная схема предлагаемой концепции представлена на рисунке 8.

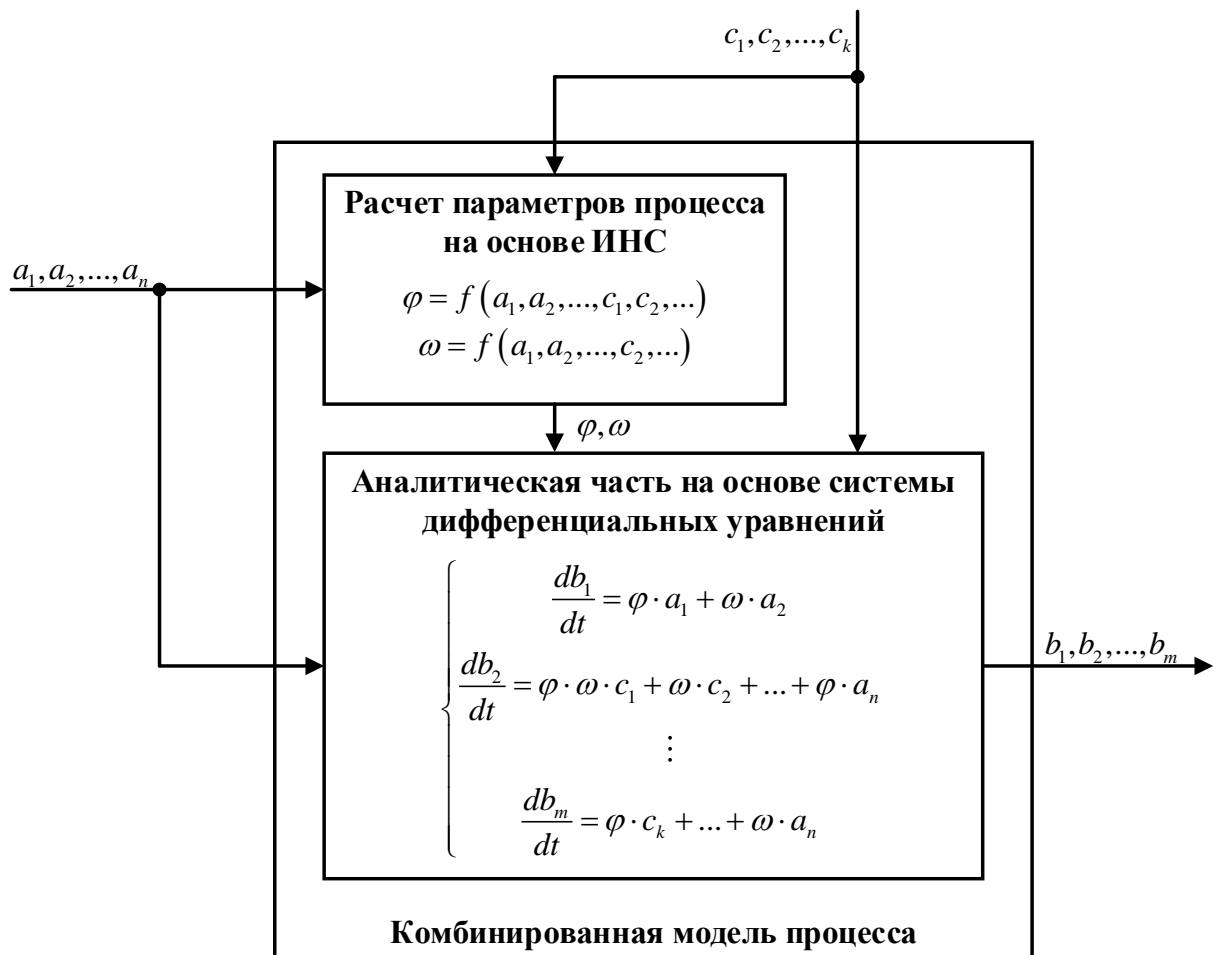


Рисунок 8 – Информационная схема концепции применения комбинированной модели на базе ИНС для моделирования сложного технологического процесса

Как показано на рисунке 8, искусственные нейронные сети применяются для определения отдельных параметров моделей, характеризующихся сложной многофакторной зависимостью, которую затруднительно формализовать в виде полиномиальных выражений. Кроме того, нейросетевой подход целесообразен в тех случаях, когда взаимосвязь между входными переменными и параметрами модели изучена неполно. В то же время, для описания процессов с хорошо установленными физико-химическими закономерностями, таких как соблюдение законов сохранения массы или энергии, эффективно применение дифференциальных уравнений, отражающих динамику таких систем в рамках классических подходов.

Кроме того, применение ИНС для моделирования сложных технологических процессов позволяет решить еще одну не менее важную задачу, а именно повысить точность разрабатываемых моделей процессов.

Предлагаемый подход разработки комбинированных моделей может быть применен для различных технологических процессов, протекающих на предприятиях атомной, металлургической, нефтегазовой и химической промышленности. Как уже было отмечено, ключевым моментом в использовании комбинированных моделей на базе ИНС является наличие параметров процесса, описание которых полиномиальными зависимостями невозможно либо затруднено в силу различных факторов. При этом, стоит отметить, что, как правило, математическое описание современных высокотехнологических процессов содержит один или несколько параметров, которые описываются с помощью регрессионных полиномиальных зависимостей, либо с помощью констант. При этом регрессионные зависимости не всегда возможно получить, а использование констант как правило приводит к уменьшению точности результатов моделирования.

В качестве примеров высокотехнологических процессов, для которых целесообразно применение комбинированных моделей, можно привести такие процессы, как растворение многокомпонентного сырья, мембранное осветление растворов, кристаллизационный аффинаж смеси целевых

компонентов, экстракционное фракционирование, упаривание жидких отходов [9–12] и электрорафинирование в расплавленных солях [13]. Электрорафинирование в расплавленных солях широко применяется в цветной металлургии для получения и очистки различных металлов. Ключевым параметром, влияющим на процесс электролиза, является падение напряжения на электролизере, которое зависит от напряжения разложения, омического падения напряжения на электролите и электродах и перенапряжения на аноде. Общее падение напряжения имеет многофакторную зависимость и его целесообразно определять с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС), тогда как остальную часть модели можно описать алгебро-дифференциальными уравнениями, что соответствует ранее представленной концепции комбинированной модели [13]. В других рассмотренных процессах (растворение, мембранное осветление, кристаллизация, экстракционное фракционирование, выпаривание) нейросетевые подходы также успешно применяются для определения ключевых параметров, таких как концентрации растворов, параметры мембран, коэффициенты разделения и равновесные концентрации [9–12].

Еще одним процессом, для разработки моделей которого можно применять концепцию комбинированной модели, является процесс экстракции целевых компонентов в каскаде центробежных экстракторов. На основе анализа процессов, протекающих в каскаде, а также с учётом существующих математических описаний экстракции [36, 42, 50–53, 61], целесообразно применение искусственных нейронных сетей для оценки коэффициентов распределения целевых компонентов и кислоты. Полученные посредством нейросетевого подхода значения коэффициентов распределения планируется использовать в составе комбинированной модели, предназначенной для описания экстракционного процесса в центробежных экстракторах.

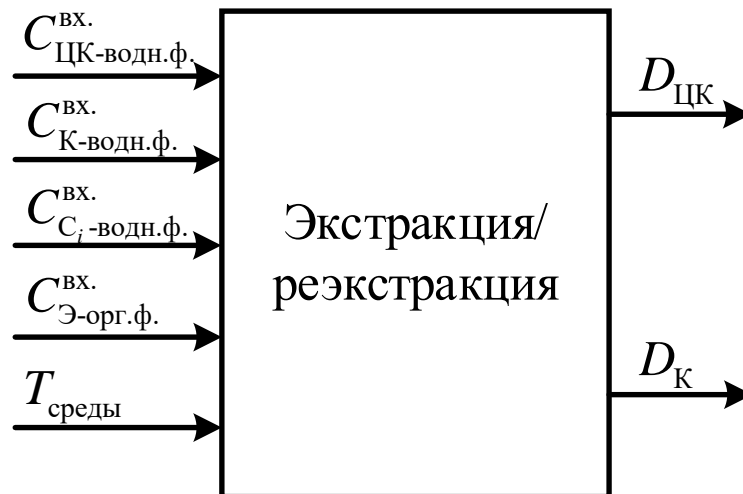
Важным преимуществом использования ИНС в составе комбинированных моделей является их универсальность и возможность

адаптации. Например, изменив нейросетевую часть, описывающую падение напряжения на электролизере, для другого состава расплава или конфигурации электродов, можно адаптировать комбинированную модель для различных процессов электрорафинирования с минимальным изменением алгебро-дифференциальной части. Аналогично, для процесса экстракции, варьируя входные параметры ИНС, можно адаптировать модель для извлечения различных целевых компонентов, как это реализовано, например, для задач экстракционного фракционирования в работах [9–12].

Дальнейшая работа будет сфокусирована на разработке комбинированной математической модели процесса экстракции целевых компонентов в каскаде центробежных экстракторов. Выбор данного процесса в качестве объекта исследования обусловлен как его высокой значимостью для ряда отраслей промышленности, включая гидрометаллургию и радиохимию, так и наличием обширного экспериментального и теоретического материала, который может служить базой для построения и верификации модели. В рамках настоящей работы моделирование будет выполняться на примере экстракции урана, который является одним из ключевых целевых компонентов радиохимической технологии, и для которого в литературе имеются наиболее полные данные по влиянию различных факторов на процесс экстракции [29–30, 43, 50–53]. Так как экстракционные каскады состоят из однотипных центробежных экстракторов, то необходимо разработать комбинированную модель одного аппарата и далее тиражировать ее в необходимом количестве, создавая таким образом экстракционный каскад необходимой конфигурации.

## 2.2 Разработка нейросетевой части комбинированной математической модели процесса экстракции целевых компонентов в центробежном экстракторе

Дальнейшая работа направлена на построение ИНС для расчета коэффициента распределения ( $D_{ЦК}$ ) целевых компонентов в зависимости от влияющих на него параметров. На основании анализа и обобщения данных из литературных источников [42, 50–53] были выделены наиболее значимые факторы. На рисунке 9 представлена информационная схема, отображающая взаимосвязи между коэффициентами распределения для целевого компонента и кислоты ( $D_i$ ,  $i=U, HNO_3$ ) и набором входных переменных.



$C_{ЦК-водн.ф.}^{вх.}$  – концентрация целевого компонента во входном потоке водной фазы;  $C_{К-водн.ф.}^{вх.}$  – концентрация азотной кислоты во входном потоке водной фазы;  $C_{C_i-водн.ф.}^{вх.}$  – концентрация высаливателей ( $NaNO_3$ ,  $Fe(NO_3)_3$ ) во входном потоке водной фазы;  $C_{Э-орг.ф.}^{вх.}$  – концентрация ТБФ во входном потоке органической фазы;  $T_{среды}$  – температура смеси растворов в аппарате

Рисунок 9 – Информационная схема зависимости коэффициентов распределения от выделенных факторов

К числу параметров, определяющих значения коэффициентов распределения, относятся:

- начальная концентрация целевого компонента в водной фазе на входе в систему;
- концентрация кислоты ( $\text{HNO}_3$ ) во входном потоке водной фазы;
- присутствие и концентрация высаливателей ( $\text{NaNO}_3$ ,  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$ ) в водной фазе;
- концентрация экстрагента (трибутилфосфата) в органической фазе;
- температурный режим в рабочей зоне экстракционного аппарата.

Экстракционные технологии переработки урана имеют длительную историю применения и хорошо исследованы, что подтверждается обширным массивом научной литературы, посвящённой анализу поведения многокомпонентных систем в таких процессах. Проведённый обзор публикаций позволил выявить основные зависимости коэффициентов распределения ( $D_{\text{цк}}$ ,  $D_{\text{к}}$ ) от концентрации ключевых компонентов. В частности, анализ [50, 51, 82] указывает на существенное влияние концентрации экстрагента (ТБФ) в органической фазе на коэффициенты распределения. Работы [29, 50, 52] описывают взаимосвязь коэффициентов распределения от концентрации азотной кислоты в водной фазе, а в работе [52] представлена взаимосвязь коэффициентов распределения от содержания и концентрации высаливателей ( $\text{NaNO}_3$ ,  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$ ) в водной фазе. Термодинамические характеристики и влияние температуры на процесс экстракции представлены в работе [51].

На коэффициенты распределения влияет состав органической фазы, а именно концентрация в ней ТБФ. В источниках [51, 82] рассмотрены изотермические зависимости извлечения целевого компонента при варьируемой концентрации трибутилфосфата (ТБФ) в органической фазе. Работа [50] содержит аналитические данные, характеризующие изменение коэффициента распределения целевого компонента ( $D_{\text{цк}}$ ) в процессе экстракции при различных содержаниях экстрагента (ТБФ). Все остальные параметры в приведённых исследованиях принимались постоянными и соответствовали следующим значениям: нулевая концентрация  $\text{HNO}_3$ ,  $\text{NaNO}_3$

и  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе, температура среды составляет  $20\text{ }^\circ\text{C}$ . В зависимостях имеются незначительные расхождения между данными, полученными из разных литературных источников. Несмотря на незначительные расхождения в таком виде данные не пригодны для обучения ИНС, поэтому была проведена аппроксимация и усреднение данных из литературы. Так как в литературе отсутствуют данные для концентраций ТБФ от 51 % до 99 %, то была выполнена аппроксимация. Полученные результаты представлены на рисунке 10.

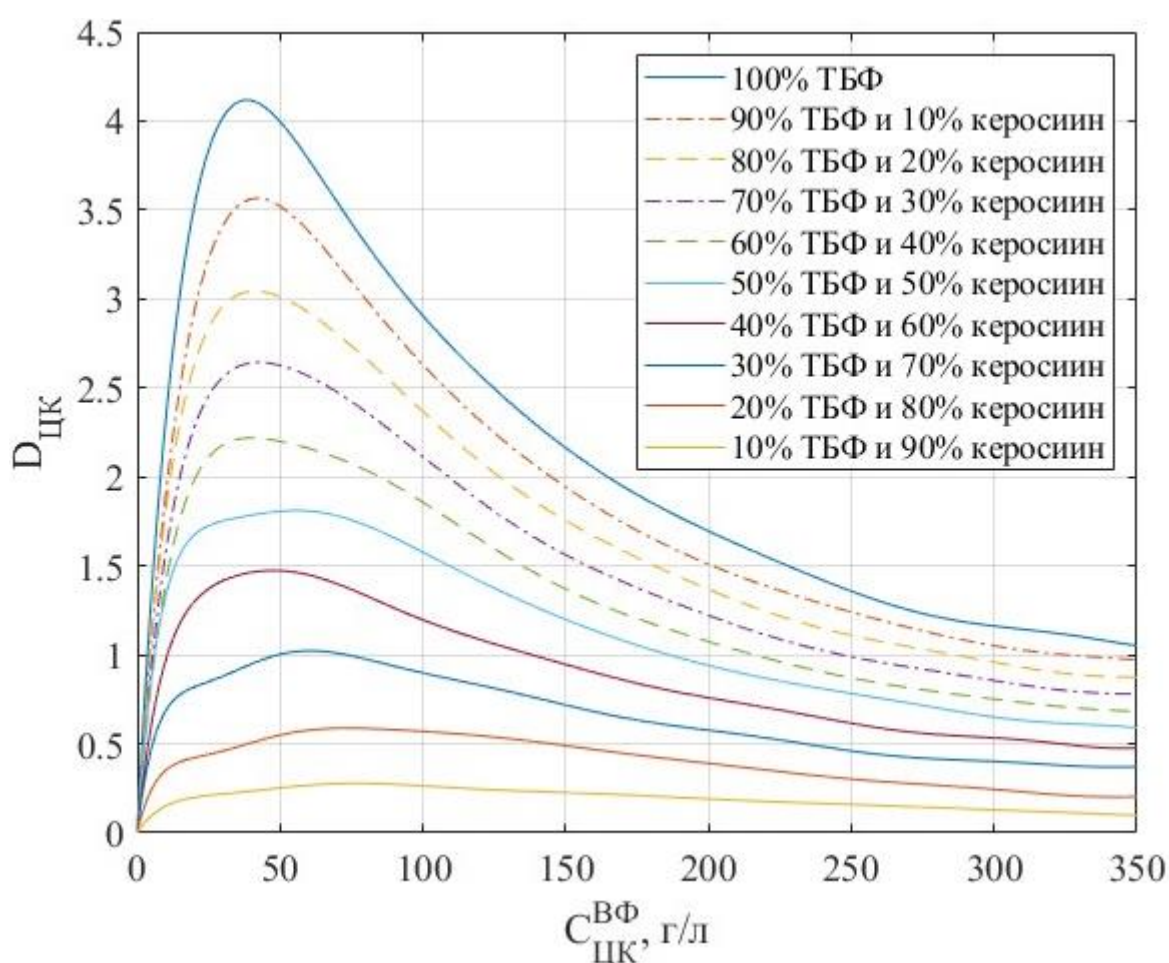


Рисунок 10 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях ТБФ в органической фазе (керосин)

Существенным параметром, оказывающим влияние на эффективность экстракционного извлечения, является содержание азотной кислоты ( $\text{HNO}_3$ ) в водной фазе. В ряде публикаций [29, 50, 52] приведены изотермы экстракции,

полученные при наиболее распространенных условиях – использовании 20–30 % раствора ТБФ в керосине при температуре 20 °С и варьируемых концентрациях  $\text{HNO}_3$ . При этом все остальные влияющие факторы были зафиксированы на следующих уровнях: концентрации высаливателей в водной фазе составляли 0 г/л, температура среды составляет 20 °С. Полученные результаты для 30 %-го ТБФ представлены на рисунке 11, а для 20 %-го ТБФ на рисунке 12.

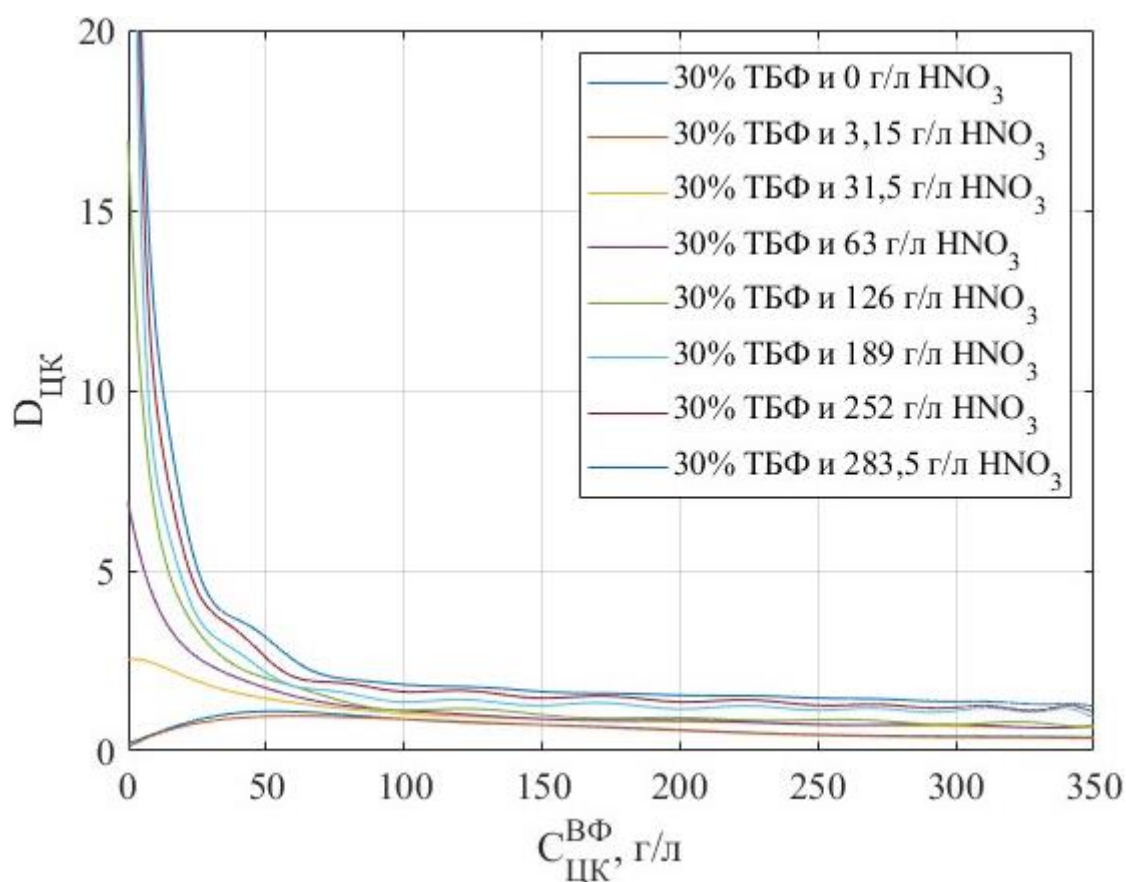


Рисунок 11 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и 30 %-ным ТБФ в керосине

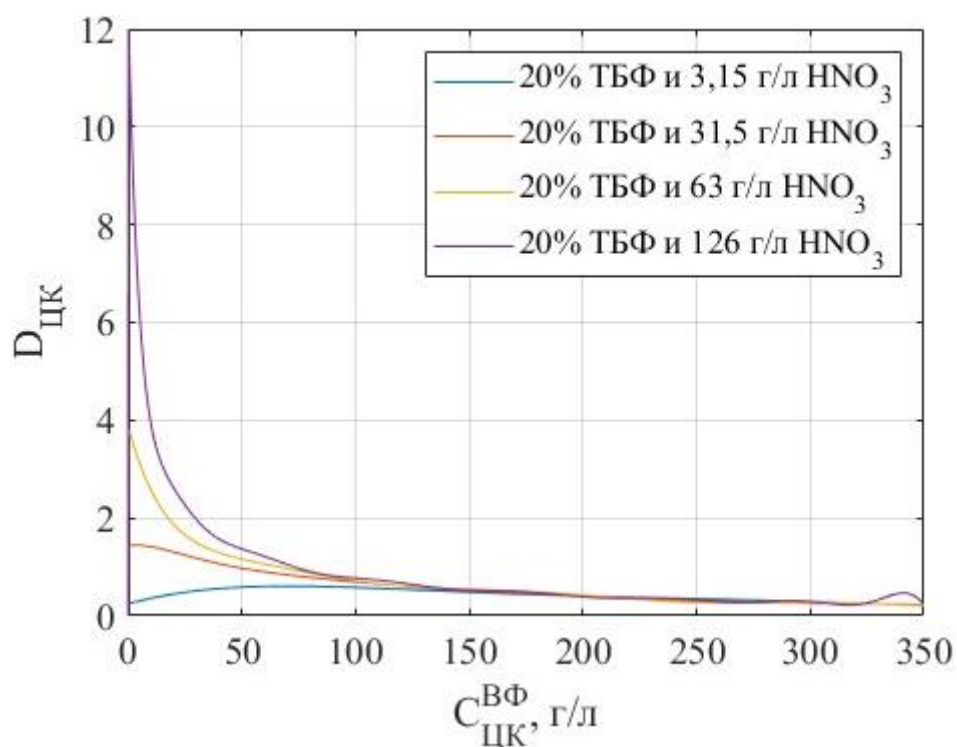


Рисунок 12 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и 20 %-ным ТБФ в керосине

Анализируя полученные данные, можно сделать вывод, что  $\text{HNO}_3$  обладает высаливающим действием по отношению к малым концентрациям целевого компонента. Однако при высоких концентрациях целевого компонента наблюдается конкурентная экстракция компонентов.

В рамках данной работы было рассмотрено применение  $\text{NaNO}_3$  и  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  и в качестве высаливателей. На основании экспериментальных данных, изложенных в работе [52], были построены зависимости коэффициентов распределения целевого компонента и азотной кислоты в процессе экстракции при варьируемых концентрациях  $\text{HNO}_3$  и  $\text{NaNO}_3$  в водной фазе. Условия проведения эксперимента включали применение 30 %-ного раствора трибутилфосфата (ТБФ) в органической фазе и температуру системы, равную  $20^\circ\text{C}$ . Результаты, а также соответствующие аппроксимирующие кривые для  $D_{\text{ЦК}}$  при постоянной концентрации азотной кислоты в водной фазе (63 г/л), представлены на рисунке 13. Аналогично, на

рисунке 14 приведены графики зависимости  $D_{\text{ЦК}}$  при постоянной концентрации нитрата натрия, составляющей 127 г/л.

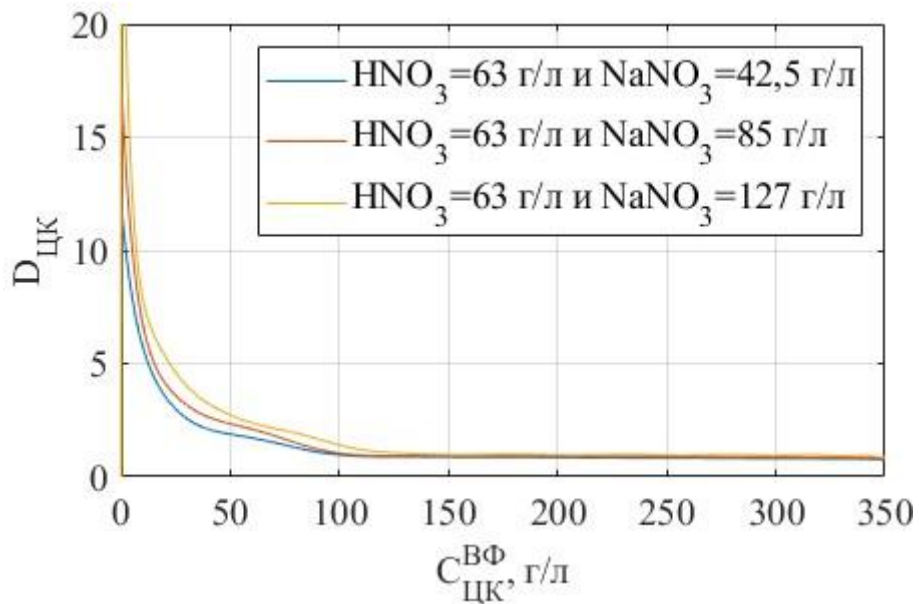


Рисунок 13 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и разных концентрациях  $\text{NaNO}_3$  в водной фазе

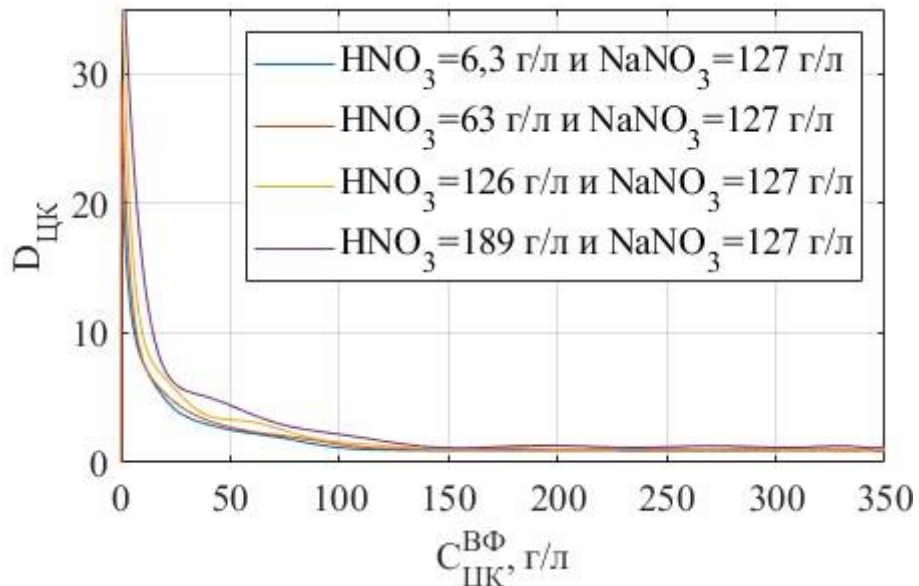


Рисунок 14 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и концентрации  $\text{NaNO}_3$  в водной фазе 127 г/л

Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения азотной кислоты при постоянной концентрации азотной кислоты в водной фазе, равной 63 г/л, представлены на рисунке 15. Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения азотной кислоты при постоянной концентрации нитрата натрия в водной фазе, равной 127 г/л, представлены на рисунке 16.

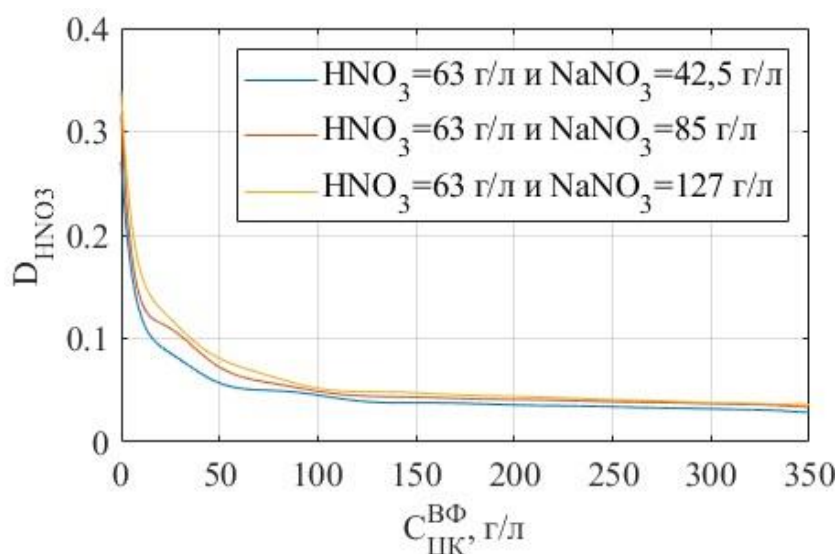


Рисунок 15 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и разных концентрациях  $\text{NaNO}_3$  в водной фазе

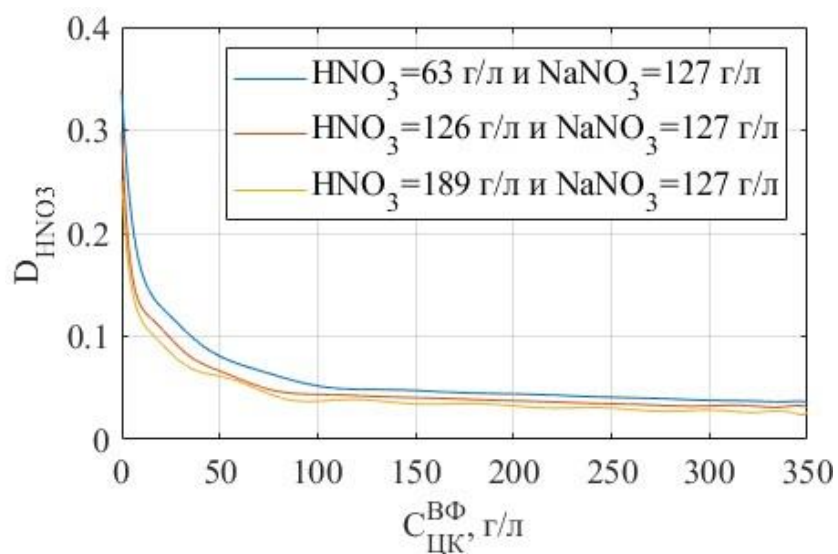


Рисунок 16 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты при разных концентрациях  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и концентрации  $\text{NaNO}_3$  в водной фазе 127 г/л

Используя данные, представленные в работе [52], были получены зависимости коэффициентов распределения экстракции целевого компонента и азотной кислоты при разных концентрациях азотной кислоты и высаливателя ( $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$ ) в водной фазе при 30 %-ном ТБФ и температуре смеси  $20\text{ }^\circ\text{C}$ . Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения целевого компонента при постоянной концентрации азотной кислоты в водной фазе, равной 6,3 г/л, 63 г/л и 189 г/л, представлены на рисунках 17–19, соответственно.

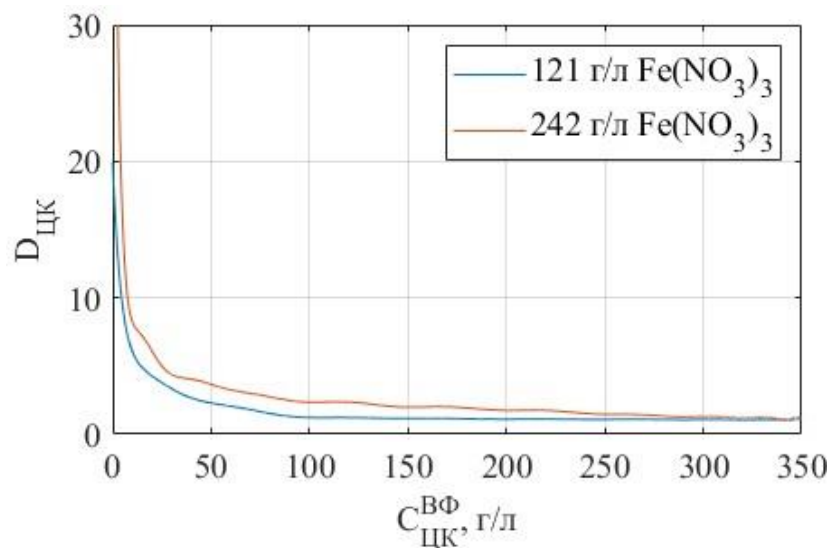


Рисунок 17 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 6,3 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

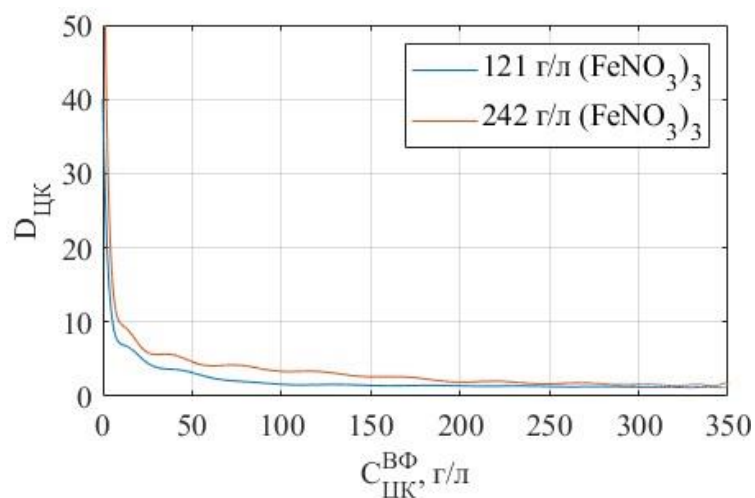


Рисунок 18 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

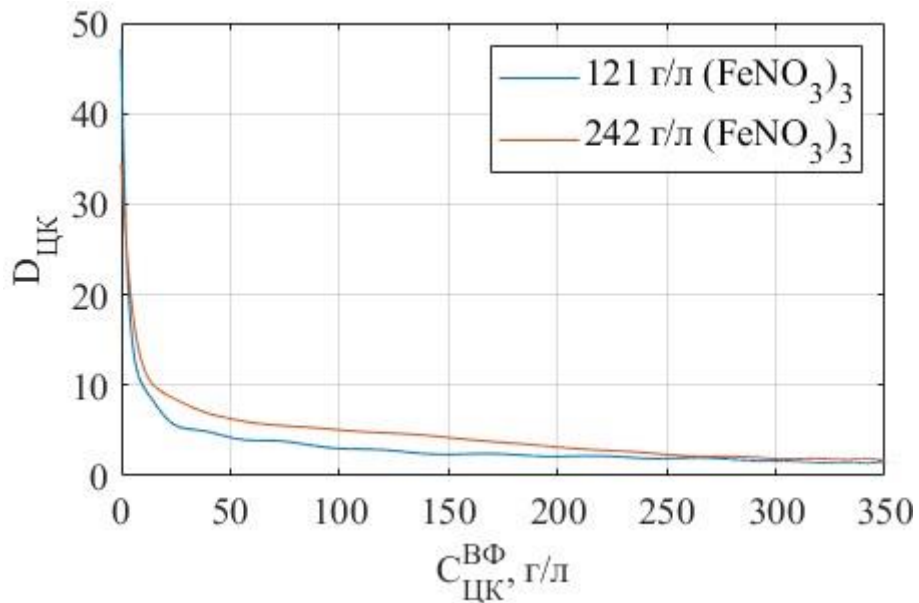


Рисунок 19 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 189 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения азотной кислоты при постоянной концентрации азотной кислоты в водной фазе, равной 6,3 г/л, 63 г/л и 189 г/л, представлены на рисунках 20–22, соответственно.

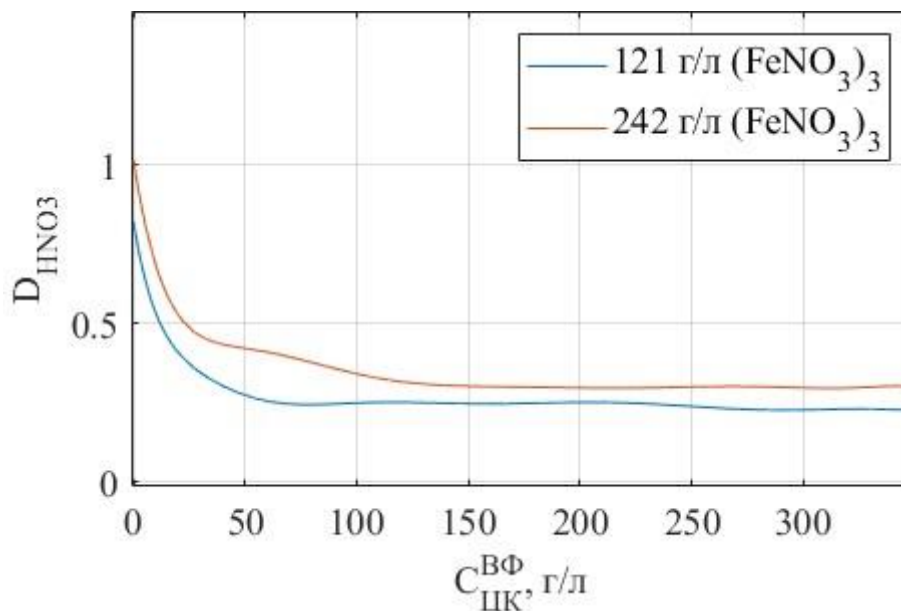


Рисунок 20 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 6,3 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

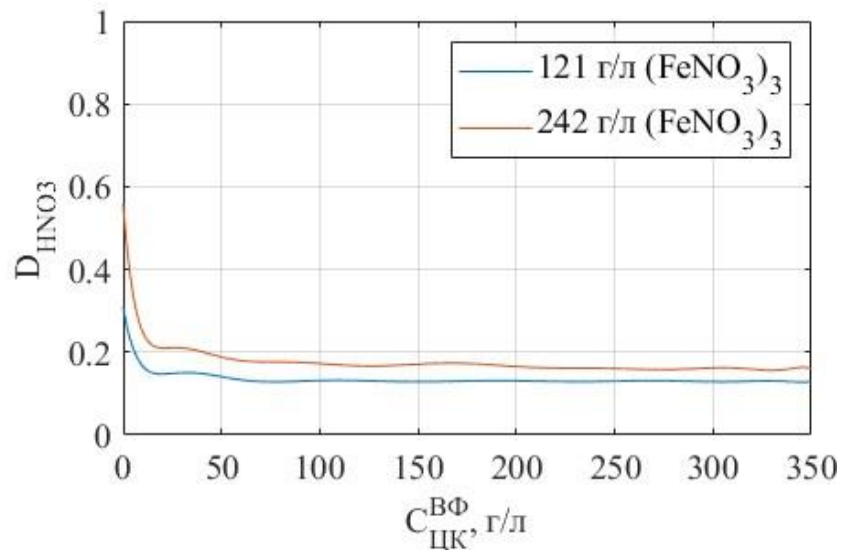


Рисунок 21 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

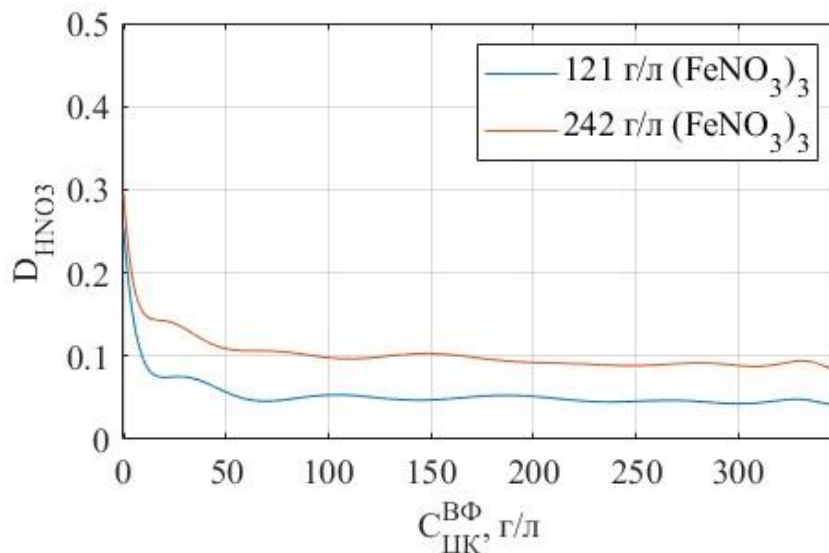


Рисунок 22 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 189 г/л и разных концентрациях  $\text{Fe}(\text{NO}_3)_3$  в водной фазе

Одним из значимых параметров, оказывающих влияние на эффективность экстракционного процесса, является температурный режим взаимодействующей системы, включающей органическую и водную фазы. В исследовании [51] представлены экспериментальные данные, характеризующие влияние температуры смеси и концентрации азотной кислоты ( $\text{HNO}_3$ ) в водной фазе на процесс извлечения целевого компонента

при использовании 20–30 % раствора ТБФ в качестве экстрагента. Концентрация высаливателей в водной фазе составляет 0 г/л. Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения целевого компонента при экстракции 20 %-ным ТБФ при различной концентрации азотной кислоты (31,5–252 г/л) и различной температуры (20–70 °С) представлены на рисунках 23–26.

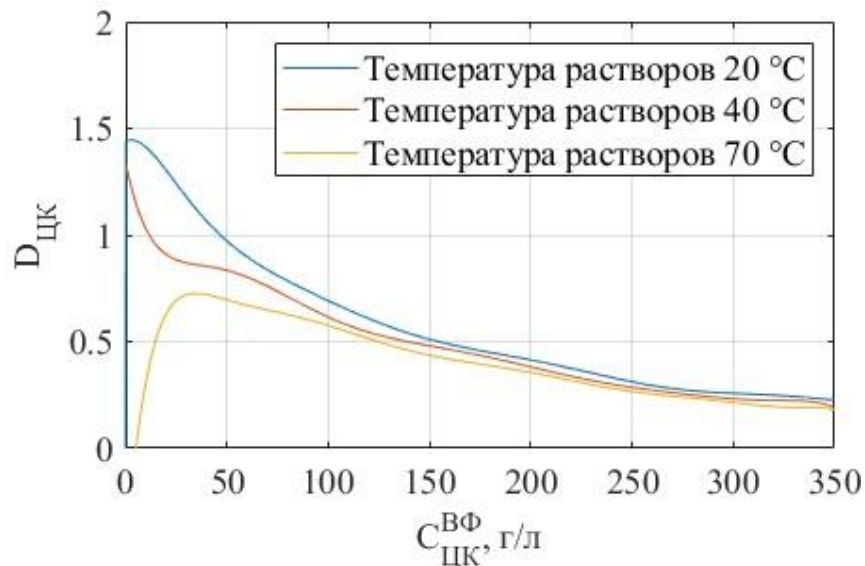


Рисунок 23 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 31,5 г/л и 20 %-ном ТБФ

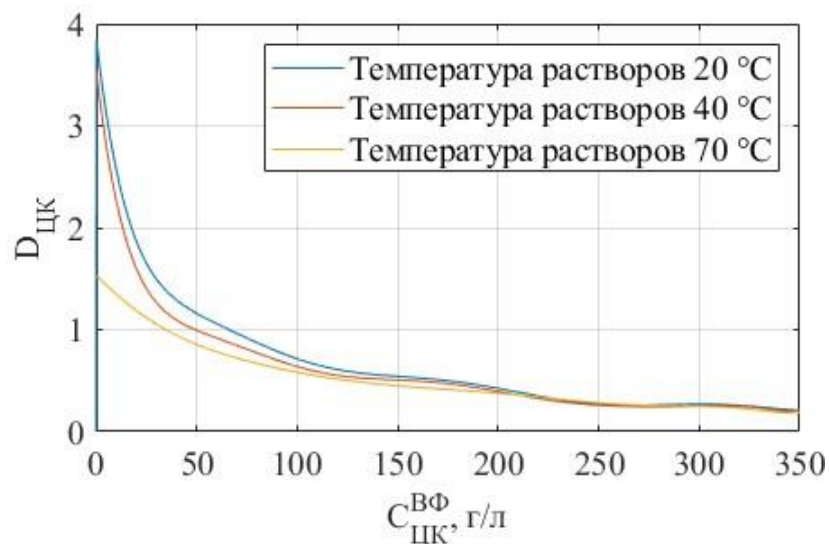


Рисунок 24 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и 20 %-ном ТБФ

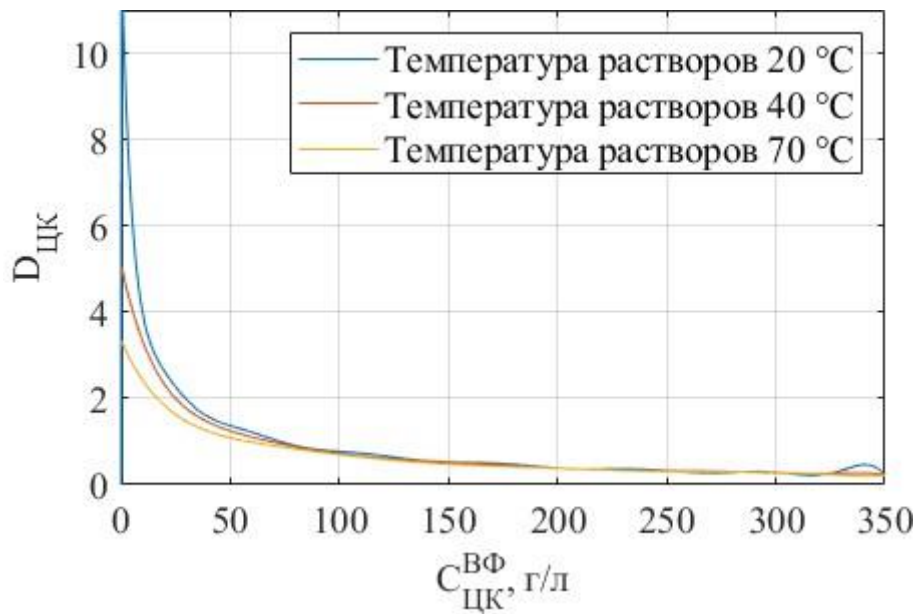


Рисунок 25 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 126 г/л и 20 %-ном ТБФ

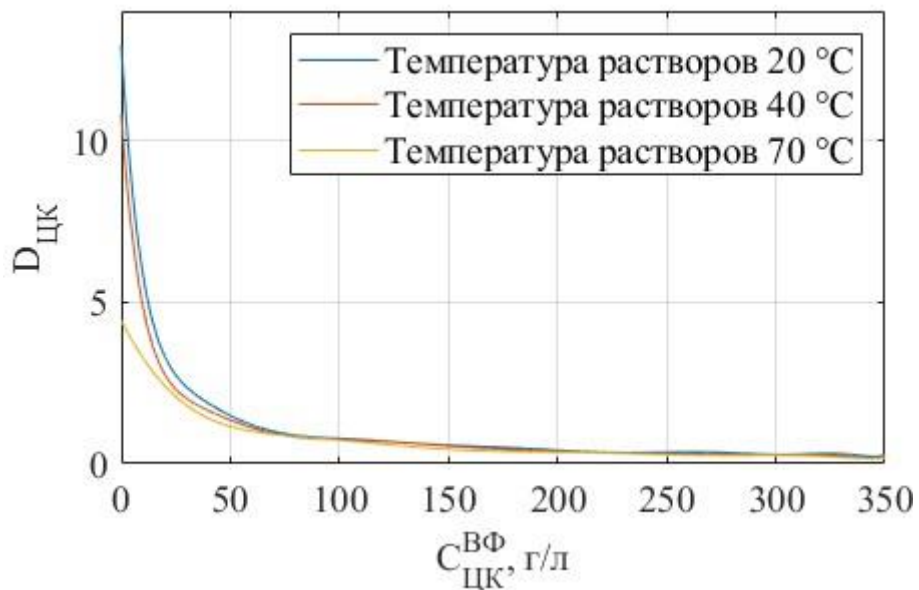


Рисунок 26 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 252 г/л и 20 %-ном ТБФ

Данные и результаты их аппроксимации для коэффициента распределения целевого компонента при экстракции 30 %-ным ТБФ при различной концентрации азотной кислоты (31,5–63 г/л) и различной температуры (20–60 °C) представлены на рисунках 27–28.

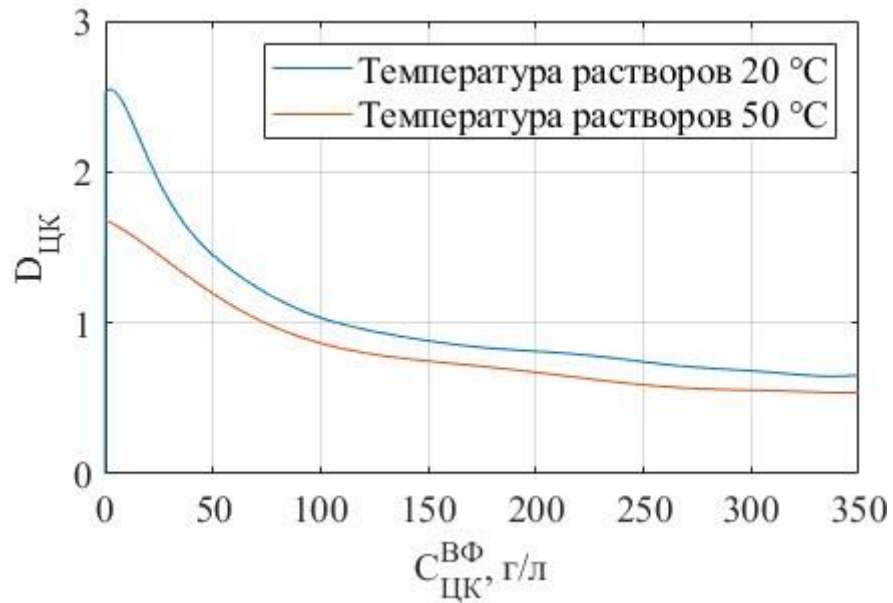


Рисунок 27 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 31,5 г/л и 30 %-ном ТБФ

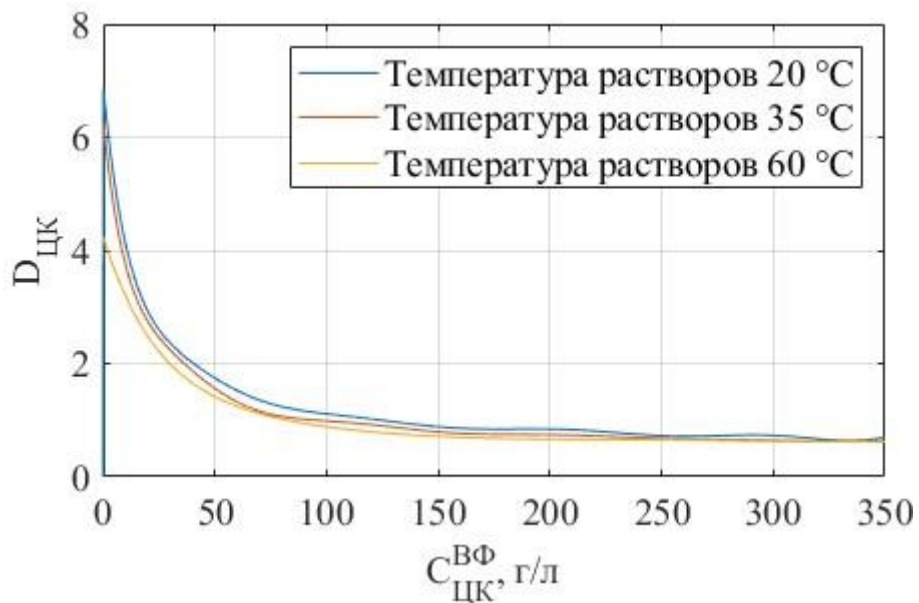


Рисунок 28 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных температурах, концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и 30 %-ном ТБФ

На основании проведённого анализа существующих исследований и обзора научной литературы была сформирована обучающая выборка, представленная в таблице 2, согласно разработанной информационной структуре (рисунок 9). Эта выборка содержит порядка 235 000 строк, каждая

из которых включает совокупность входных параметров, варьируемых в широких диапазонах с различным шагом дискретизации, а также соответствующие значения коэффициентов распределения целевого компонента и азотной кислоты, определённые для каждого набора входных данных.

На следующем этапе была выполнена разработка искусственной нейронной сети, предназначенной для аппроксимации коэффициентов распределения указанных компонентов в зависимости от факторов (рисунок 9). В процессе обучения модели использовалась обучающая выборка, приведённая в таблице 2.

Стоит отметить, что нигде не регламентирована структура нейросети и метод её обучения, достаточные для решения той или иной задачи, поэтому в рамках данной работы было проведено соответствующие исследование.

В процессе разработки и анализа искусственной нейронной сети применялся программный модуль Neural Network Toolbox (NNTool) среды MATLAB. Данный инструмент обладает рядом функциональных преимуществ, включая широкие возможности для решения типовых задач нейросетевого моделирования, интеграцию с внешними программными средствами, а также средства визуализации и анализа данных, что существенно облегчает интерпретацию результатов.

Основываясь на результатах работ [72–76], при построения ИНС для расчета коэффициентов распределения целевого компонента и азотной кислоты ( $D_U$ ,  $D_{HNO_3}$ ) в зависимости от разных комбинаций входных факторов (рисунок 9) использовалась структура четырехслойной сети прямого распространения (четырёхслойный перцептрон) с тремя скрытыми слоями и одним выходным слоем, как показано на рисунке 29. Данная структура ИНС находит широкое и успешное применение для моделирования сложных технологических процессов.

Таблица 2 – Данные для обучения ИНС

$C_{\text{ЦК водн.ф.}}^{\text{вх.}}$ Г/Л	$C_{\text{HNO}_3 \text{ водн.ф.}}^{\text{вх.}}$ Г/Л	$C_{\text{NaNO}_3 \text{ водн.ф.}}^{\text{вх.}}$ Г/Л	$C_{\text{Fe(NO}_3)_3 \text{ водн.ф.}}^{\text{вх.}}$ Г/Л	$C_{\text{ТБФ орг.ф.}}^{\text{вх.}}$ %	$T_{\text{среды}}$ °С
0-350	0	0	0	0-100	20
0-350	0-283	0	0	30	20
0-350	0-126	0	0	20	20
0-350	63	42,5-127	121-242	30	20
0-350	6,3-189	127	121-242	30	20
0-350	31,5-252	0	0	20	20-70
0-350	31,5-63	0	0	30	20-60

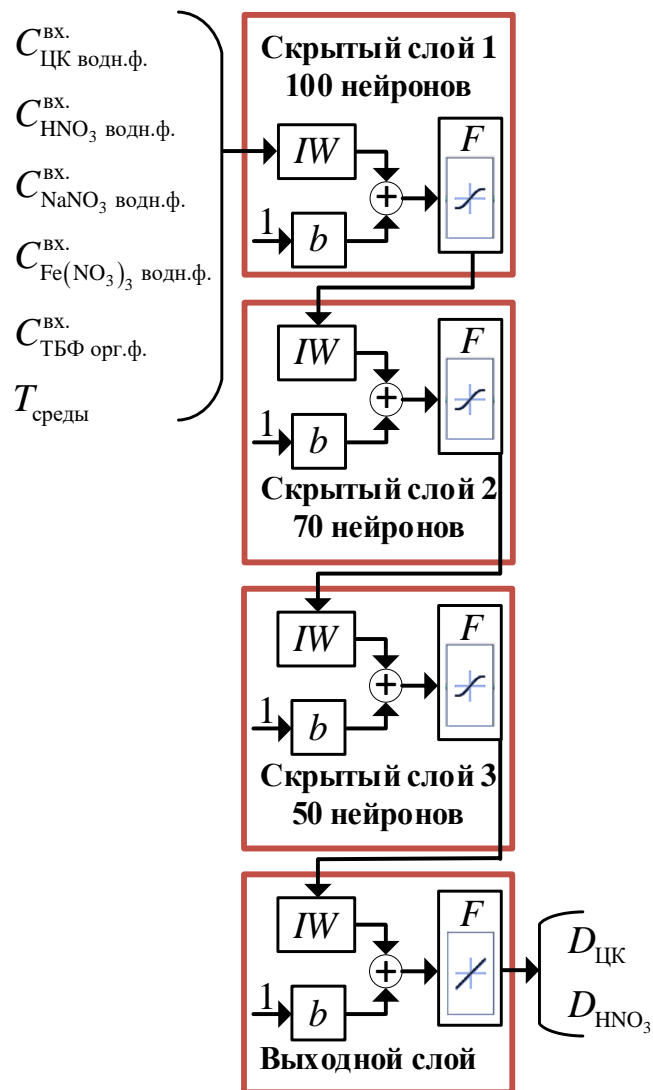


Рисунок 29 – Структура ИНС на базе четырехслойного перцептрона

Для обучения ИНС необходимо определить некоторые параметры. Во-первых – это метод обучения нейросети, во-вторых, функция активации в

выходном слое и, в-третьих, количество нейронов в скрытых слоях. Процесс обучения ИНС представлен на рисунке 30.

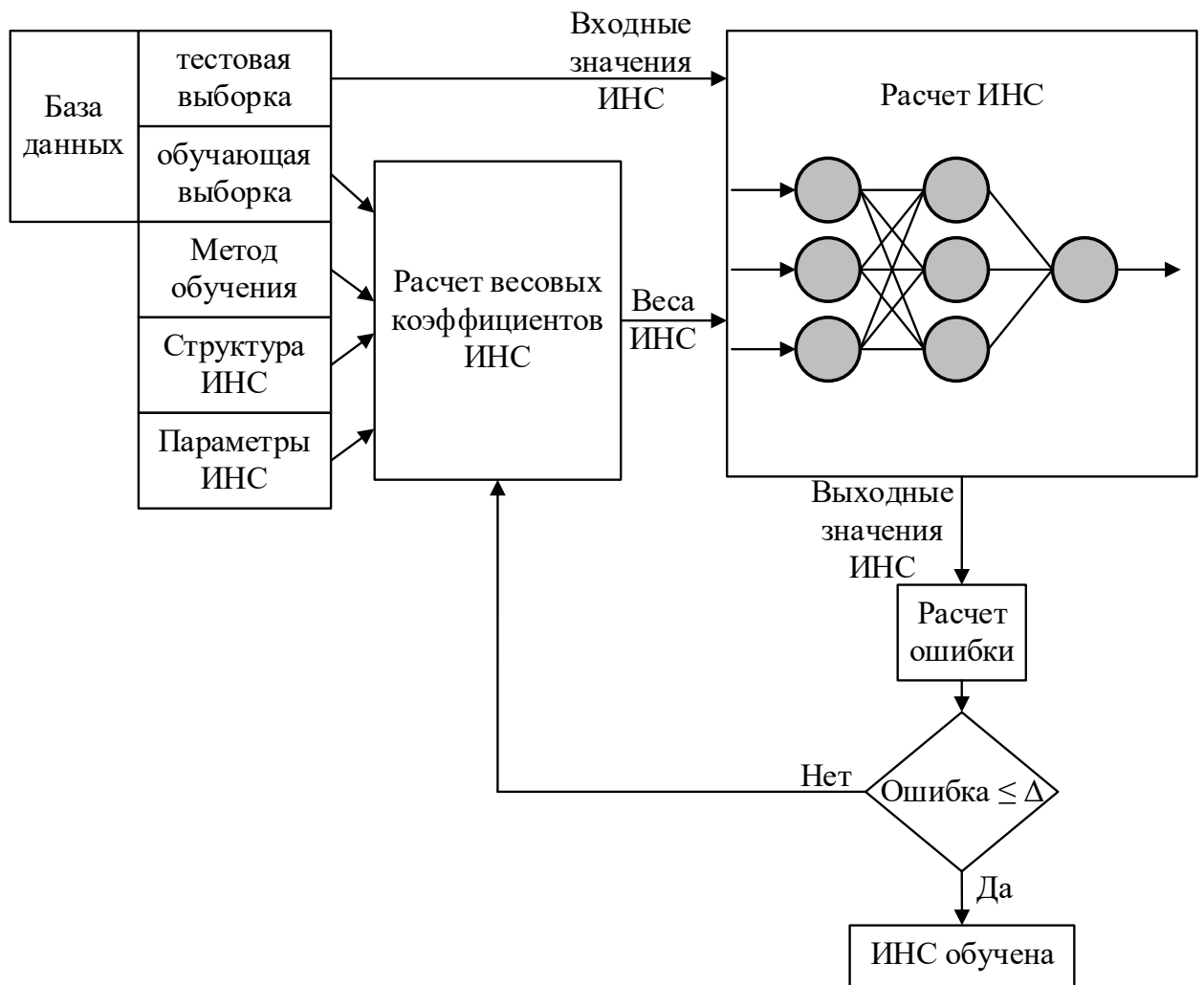


Рисунок 30 – Процесс обучения искусственной нейронной сети

Для выбора оптимальных метода обучения, функции активации в выходном слое и количества нейронов в скрытых слоях сети был выполнен ряд вычислительных экспериментов. Для этого на основе результатов исследований, представленных в научных работах [77–81, 83], были выделены пять наиболее применяемых функций активации для обучения сетей при моделировании сложных технологических процессов. Это такие функции как симметричная сигмовидная функция, логистическая функция, линейная функция, сигмовидная функция Эллиота и положительная линейная функция. Данные функции активации в выходном слое были исследованы для таких

методов обучения ИНС как алгоритм оптимизации Левенберга-Марквардта, алгоритм оптимизации Левенберга-Марквардта с использованием регуляции Байеса, упругий алгоритм обратного распространения и алгоритм обратного распространения ошибки в сочетании с методом оптимизации Флетчера-Поуэлла. В данных вычислительных экспериментах использовались разные комбинации количества нейронов в скрытых слоях сети.

Обучающая выборка используется для обучения модели, а тестовая выборка – для оценки ее производительности и качества обучения. Обычно данные делятся в пропорции 70-80 % на обучение и 20-30 % на тестирование. В данной работе разработанная экспериментальная выборка была разделена на обучающую (70 % от экспериментальных данных) и тестовую (30 % от экспериментальных данных). В ходе обучения и валидации искусственной нейронной сети с использованием функционала Neural Network Toolbox оценка качества работы модели осуществлялась на основе среднеквадратического отклонения (СКО), вычисляемого на каждой итерации (эпохе) обучения. Сравнение различных архитектур ИНС и алгоритмов обучения проводилось по достигнутым значениям СКО на завершающем этапе обучения.

Оптимальные результаты были получены для нейросетевой модели, обученной с применением алгоритма Левенберга–Марквардта, модифицированного с использованием байесовской регуляризации. На выходном уровне сети использовалась линейная функция активации. Наилучшее качество аппроксимации обеспечила архитектура с тремя скрытыми слоями, содержащими соответственно 100, 70 и 50 нейронов.

С целью проверки адекватности разработанной ИНС, был произведен расчет коэффициентов распределения целевого компонента и азотной кислоты ( $D_{\text{ЦК}}$ ,  $D_{\text{HNO}_3}$ ) при разных значениях входных факторов (рисунок 9). Так на рисунках 31-32 представлены результаты расчета коэффициента распределения целевого компонента с помощью обученной ИНС при разных значениях ТБФ в органической фазе. При этом в обучающей выборке (рисунок

10) отсутствовали сведения об изменении коэффициента распределения целевого компонента при 25 % и при 65 % концентрации ТБФ в органической фазе.

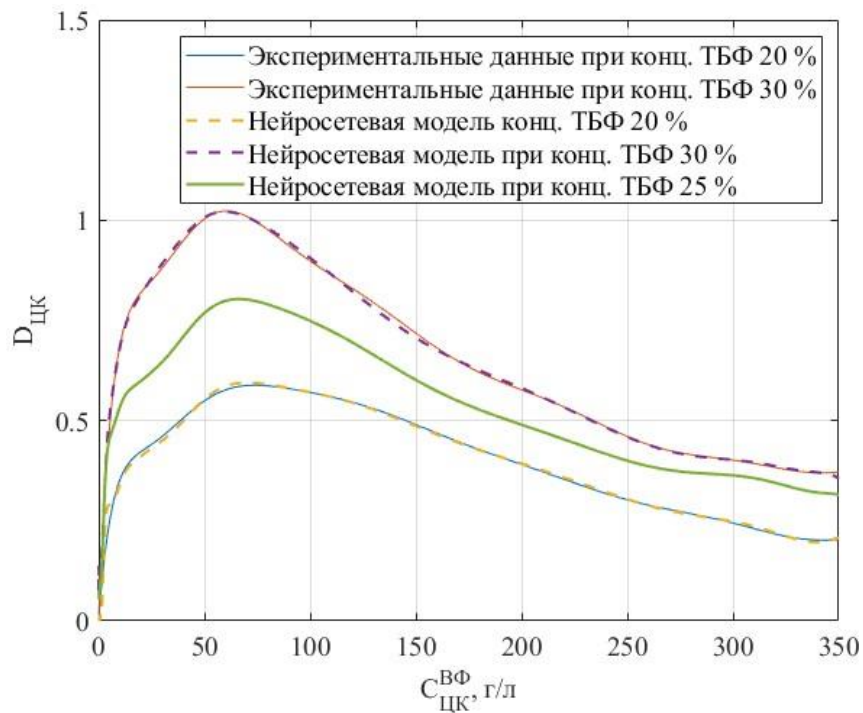


Рисунок 31 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях ТБФ в органической фазе

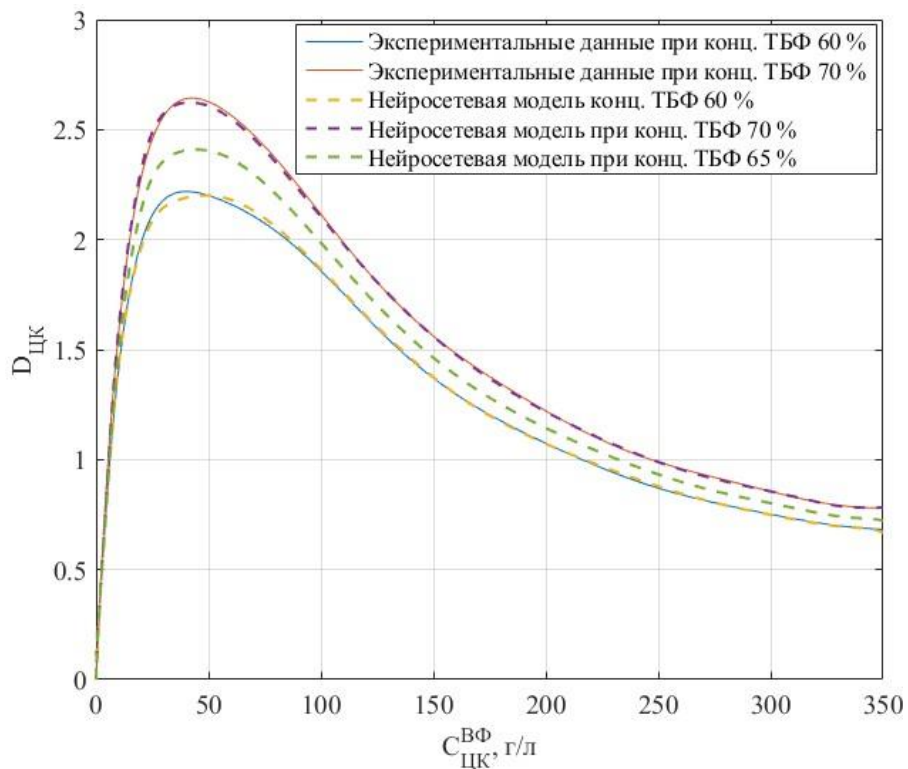


Рисунок 32 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях ТБФ в органической фазе

Как видно из полученных данных (рисунки 31-32), обученная ИНС достаточно точно описывает имеющиеся экспериментальные данные, так как кривые наложились друг на друга и погрешности составляют менее 1 %, кроме того, данная ИНС позволяет достаточно хорошо рассчитать коэффициент распределения целевого компонента при 25 % и при 65 % концентрации ТБФ в органической фазе.

Затем были произведены расчеты коэффициента распределения целевого компонента с помощью обученной ИНС при разных значениях концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и 30 % концентрации ТБФ в органической фазе. При этом в обучающей выборке отсутствовали сведения об изменении коэффициента распределения целевого компонента при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 45 г/л. Полученные результаты представлены на рисунке 33.

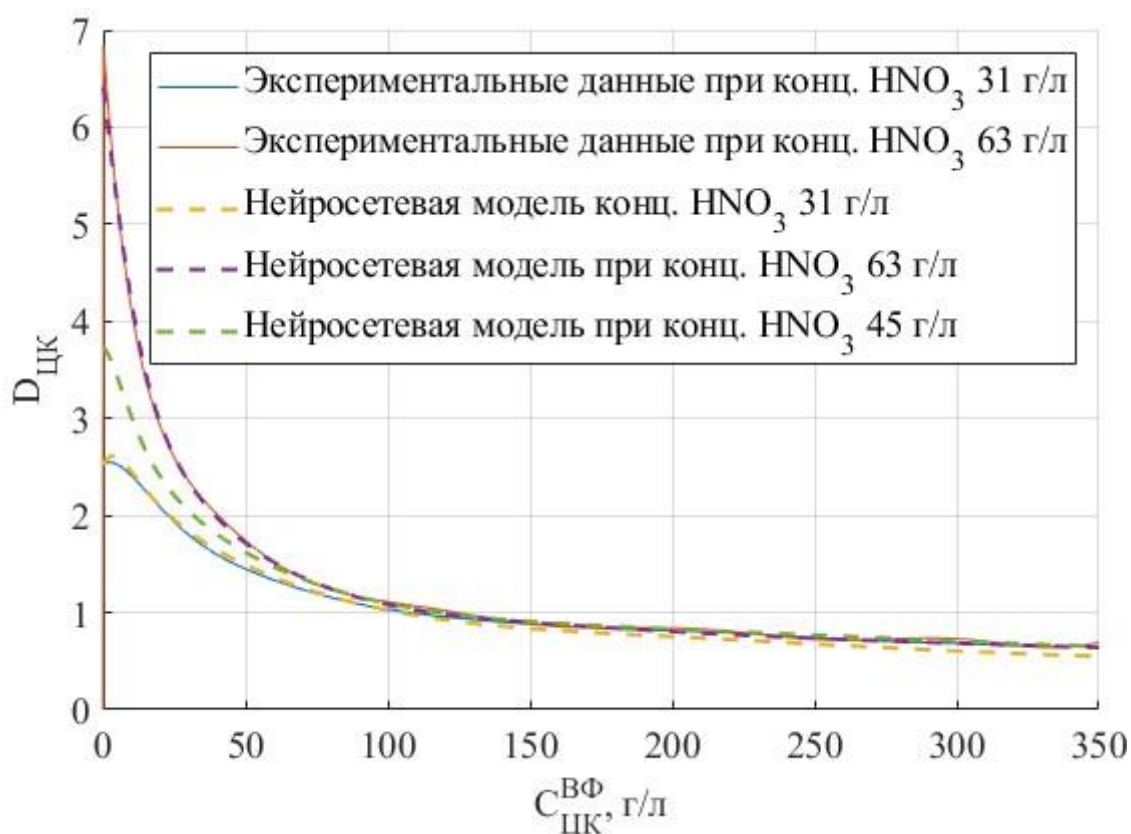


Рисунок 33 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных значениях концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе и 30 % концентрации ТБФ в органической фазе

Для количественной оценки адекватности разработанной нейросетевой модели был проведен вычислительный эксперимент по определению коэффициента распределения целевого компонента в зависимости от различной концентрации азотной кислоты в водной фазе, результаты которого представлены на рисунке 34. Для сравнения использовались результаты с существующей модели из работ [42–43], коэффициент распределения целевого компонента в которой определяется с помощью полиномиальных зависимостей. Важной особенностью является то, что модель на базе полиномиальных зависимостей позволяет учесть только 2 фактора, влияющих на процесс экстракции.

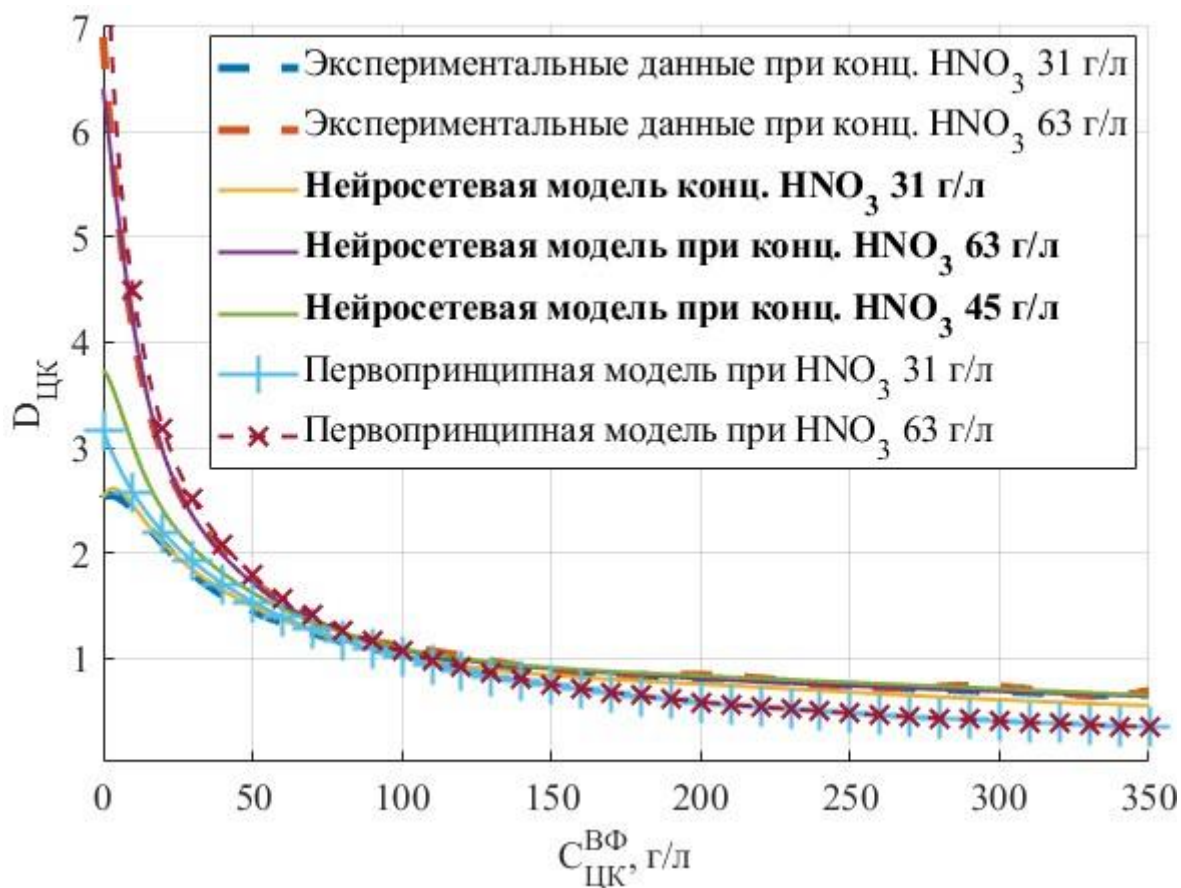


Рисунок 34 – Сравнение нейросетевой части комбинированной модели с существующими математическими моделями

Для количественной оценки точности моделирования коэффициента распределения целевого компонента использовалось приведенное

среднеквадратичное отклонение (таблица 3), определенное по следующему выражению:

$$\sigma = \frac{100}{D_{\max} - D_{\min}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (D_{\text{эксп}} - D_{\text{расч}})^2}{n - 1}} \quad (5)$$

где  $D_{\text{эксп}}$  – значения коэффициента распределения целевого компонента, определенные экспериментально;

$D_{\text{расч}}$  – значения коэффициента распределения целевого компонента, определенные с помощью рассматриваемых моделей;

$D_{\max}$  – наибольшее значение коэффициента распределения целевого компонента в обучающей выборке;

$D_{\min}$  – наименьшее значение коэффициента распределения целевого компонента в обучающей выборке.

Таблица 3 – Среднеквадратичное отклонение для количественной проверки нейросетевой части комбинированной модели на адекватность

Концентрация HNO <sub>3</sub> , г/л	Приведенное среднеквадратичное отклонение $\sigma$ , %	
	Нейросетевая модель	Первопринципная модель
31,5	1,00	3,07
63	1,64	4,32

Таким образом можно сделать вывод, что применение искусственной нейронной сети для определения коэффициентов распределения целевых компонентов позволило расширить универсальность модели и повысить точность моделирования коэффициента распределения в среднем на 65 %, по сравнению с существующей первопринципной моделью [42–43].

Ниже представлены трёхмерные графические зависимости, иллюстрирующие поведение коэффициентов распределения целевого

компонента и азотной кислоты ( $D_U$ ,  $D_{\text{HNO}_3}$ ) при варьировании различных входных параметров.

На рисунке 35 представлено изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных значениях концентрации ТБФ в органической фазе. Рисунок 36 демонстрирует зависимость  $D_{\text{ЦК}}$  от концентрации азотной кислоты в водной фазе при фиксированной концентрации ТБФ, равной 30 %. На рисунках 37 и 38 представлено зависимости коэффициентов распределения  $D_{\text{ЦК}}$  и  $D_{\text{HNO}_3}$  от содержания нитрата натрия ( $\text{NaNO}_3$ ) в водной фазе при концентрации  $\text{HNO}_3$ , составляющей 63 г/л. На рисунке 39 показана зависимость  $D_{\text{ЦК}}$  от температуры экстракционной смеси при концентрации азотной кислоты 63 г/л и содержании ТБФ 30 % в органической фазе.

Анализ представленных графических данных (рисунки 35-39) показывает, что рассчитанные значения коэффициентов распределения целевого компонента и азотной кислоты, полученные с использованием обученной нейросетевой модели, коррелируют с экспериментальными результатами (рисунки 10–28). Отклонения вычисленных значений от экспериментальных данных не превышают 1 %, что указывает на высокую точность применяемой модели.

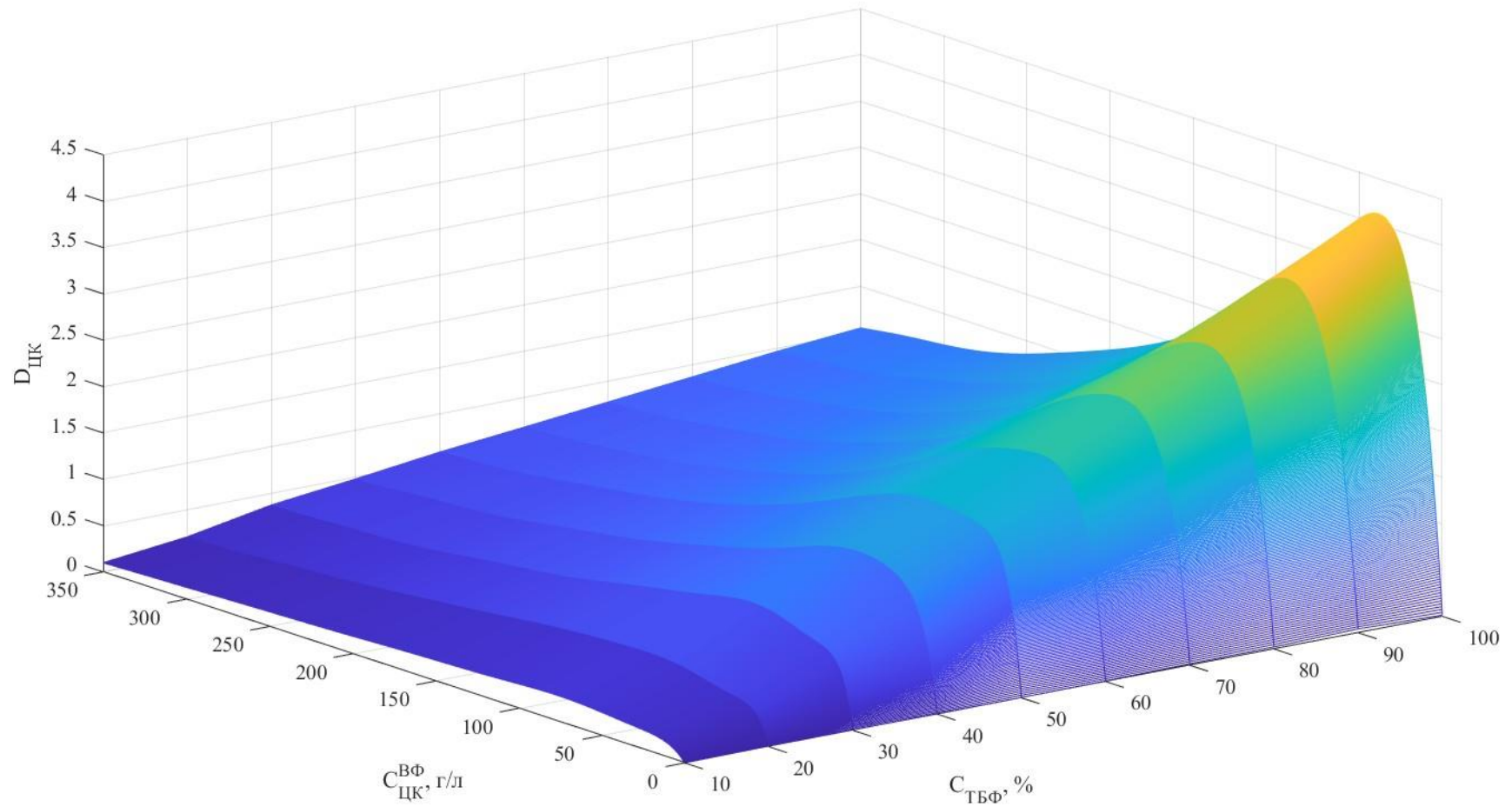


Рисунок 35 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента при разных концентрациях ТБФ в органической фазе

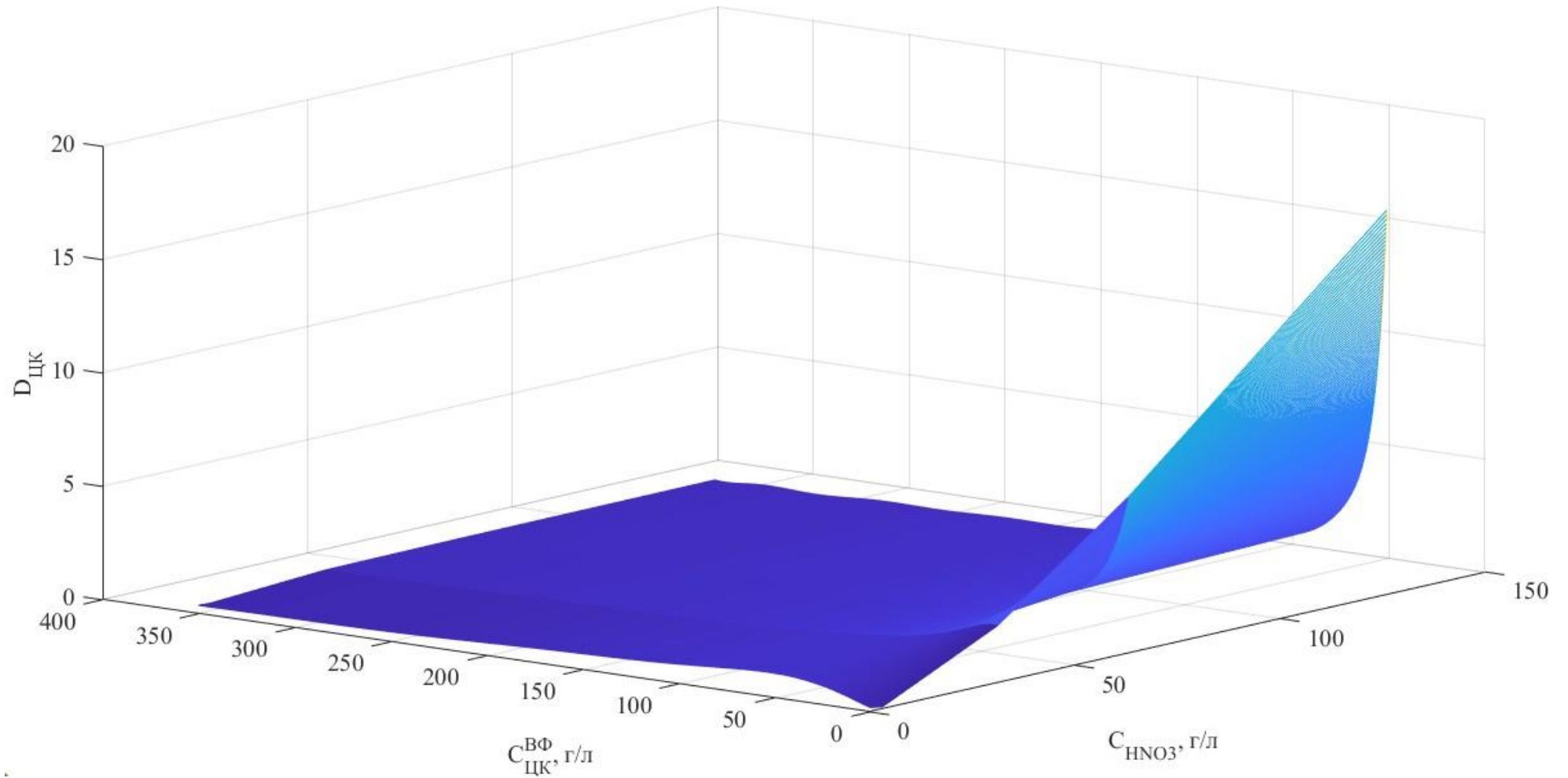


Рисунок 36 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента для разных концентраций азотной кислоты ( $HNO_3$ ) в водной фазе при 30 % концентрации ТБФ в органической фазе

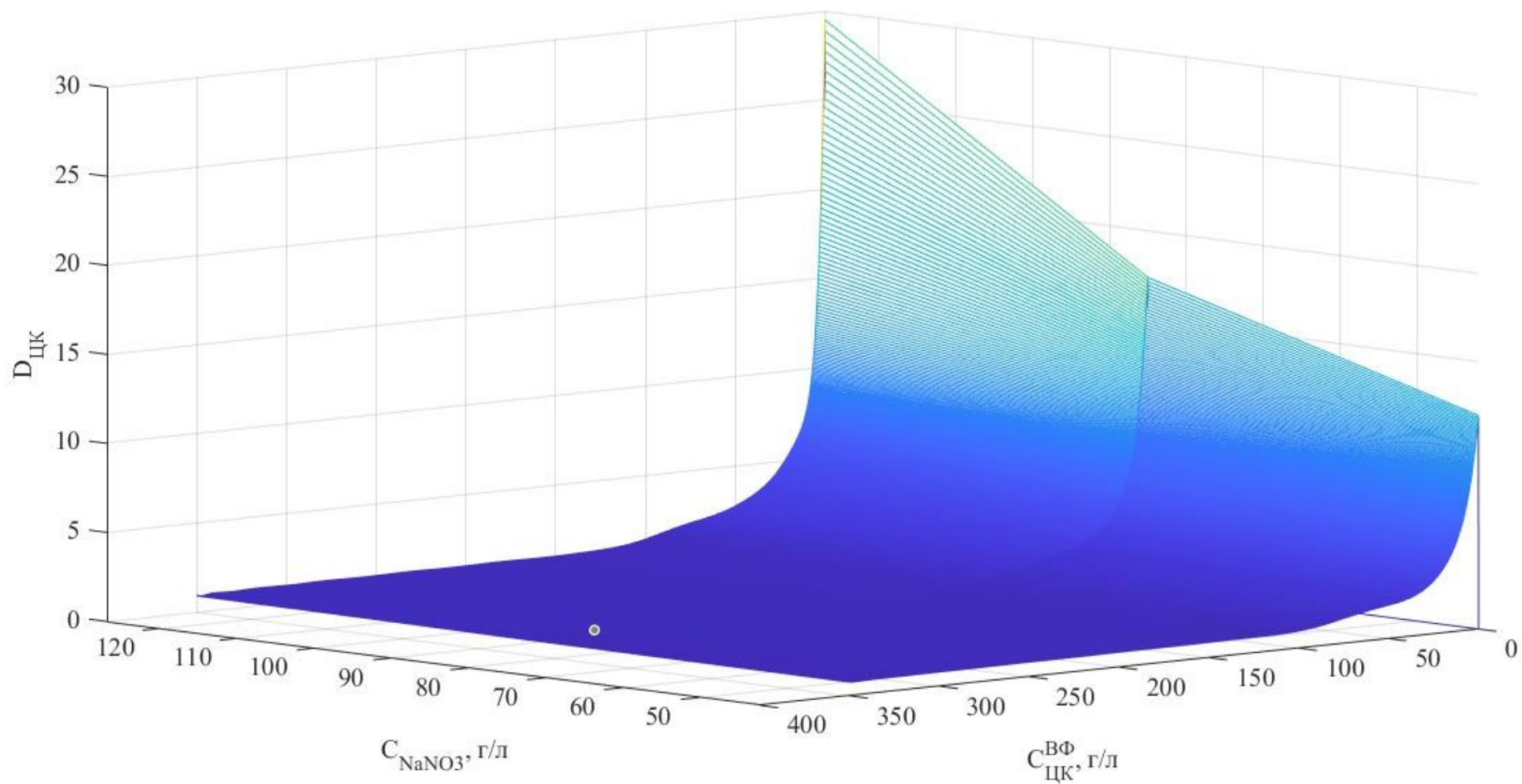


Рисунок 37 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента для разных концентраций высаливателя ( $NaNO_3$ ) в водной фазе при концентрации  $HNO_3$  63 г/л

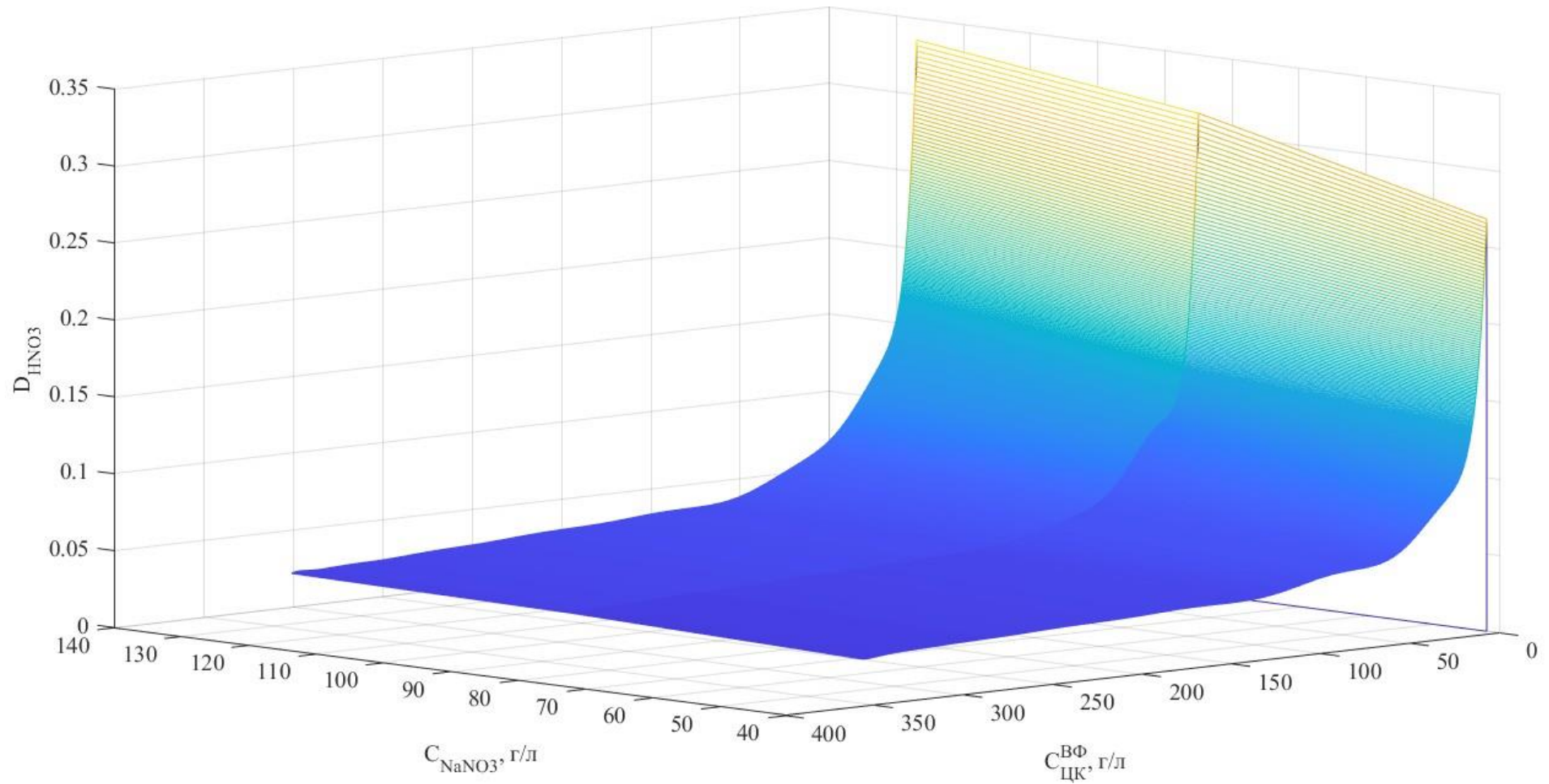


Рисунок 38 – Изменение коэффициента распределения азотной кислоты ( $D_{\text{HNO}_3}$ ) для разных концентраций высаливателя ( $\text{NaNO}_3$ ) в водной фазе при концентрации  $\text{HNO}_3$  63 г/л

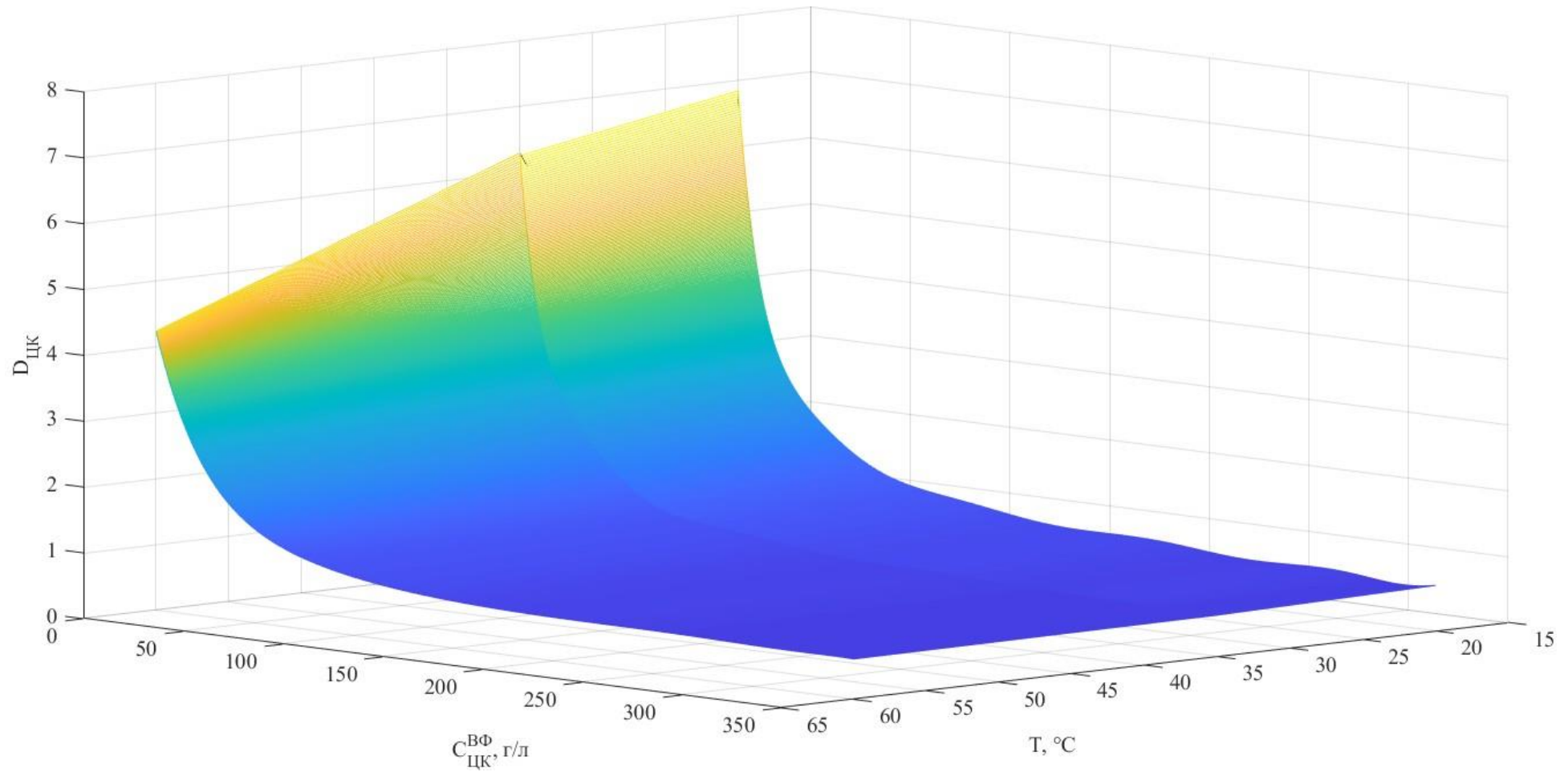


Рисунок 39 – Изменение коэффициента распределения целевого компонента для разных температур смеси при концентрации  $\text{HNO}_3$  в водной фазе 63 г/л и 30 % концентрации ТБФ в органической фазе

### 2.3 Разработка комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе

Составной частью комбинированной математической модели центробежного экстракционного аппарата, наряду с искусственной нейронной сетью, является система алгебро-дифференциальных уравнений, описывающих динамику взаимодействия жидких фаз. Эти уравнения моделируют процессы смешения исходных компонентов в смесительной зоне, обеспечивающие эффективный массоперенос, а также фазовое разделение образовавшейся эмульсии в разделительной камере с целью получения отдельных чистых фаз.

При построении модели экстрактора обоснованным подходом является его представление как совокупности двух функционально связанных подсистем: зоны смешения и зоны разделения. Перемещение эмульсии между этими зонами осуществляется с помощью лопастного транспортного механизма. Разделение фаз происходит в результате действия центробежных сил, возникающих в камере разделения.

Интенсивность переноса целевого компонента между фазами определяется тремя ключевыми факторами: движущей силой процесса (разностью между текущей и равновесной концентрациями), коэффициентом массопереноса и площадью межфазной поверхности. В аппаратах с механическим перемешиванием все эти параметры зависят от конструктивных характеристик (диаметр мешалки, геометрия камеры) и режимных параметров (частота вращения, объемные расходы фаз, физико-химические свойства сред). Детальное аналитическое описание этих зависимостей предложено в работах [36, 61], где приведены критериальные соотношения для расчета массопереноса, а также эмпирические зависимости для определения диаметра капель дисперсной фазы и площади межфазной поверхности в условиях развитой турбулентности, характерной для центробежных экстракторов

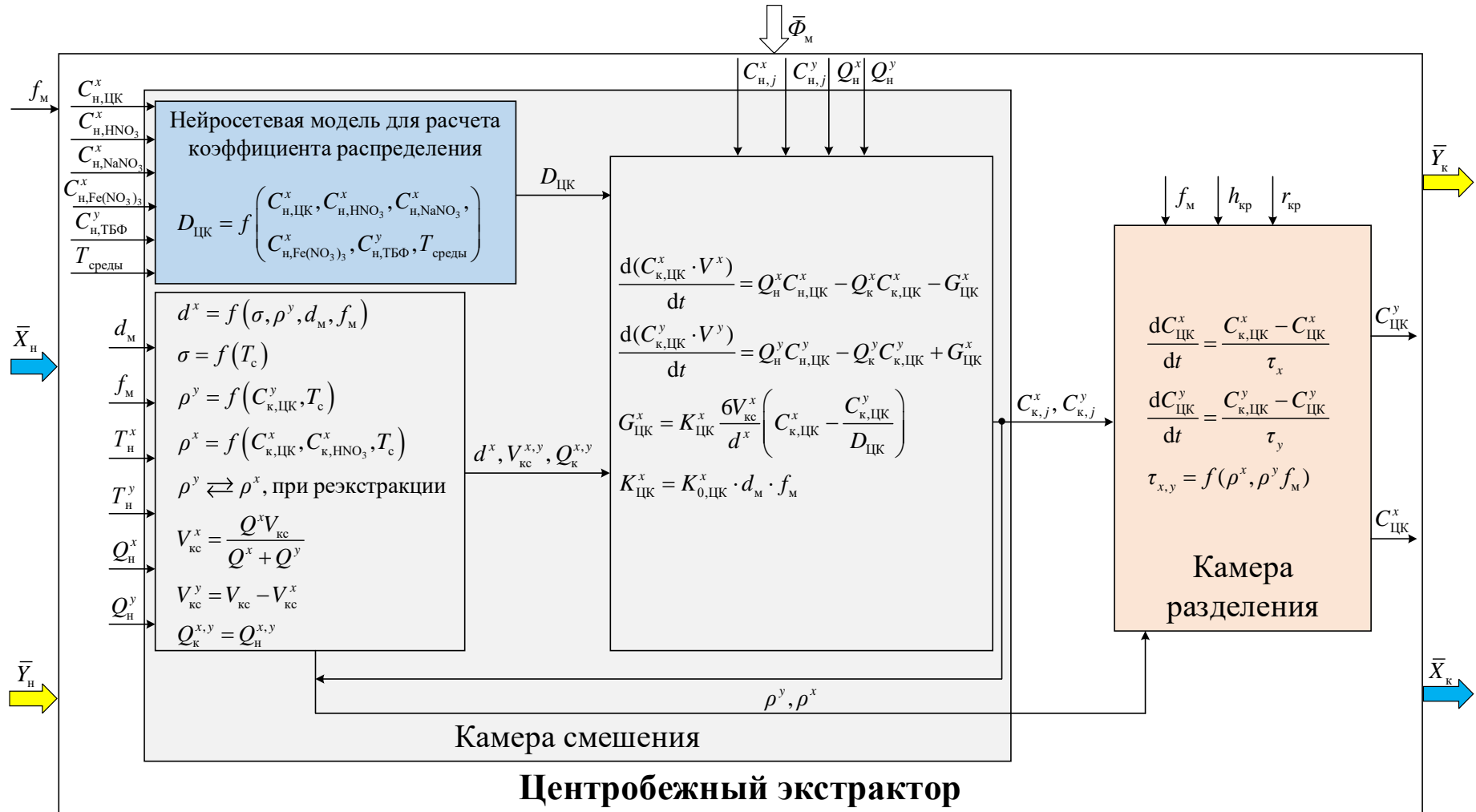
Важным элементом модели является учет того, что распределение концентраций в каждой из фаз не является однородным. В ядре потока, благодаря интенсивному перемешиванию, концентрация поддерживается практически постоянной, тогда как вблизи межфазной границы формируется пограничный слой, где концентрация изменяется. В состоянии динамического равновесия на границе раздела фаз устанавливаются равновесные концентрации, которые связаны между собой через коэффициент распределения. Именно эта связь, определяющая движущую силу массопереноса, является тем местом, где традиционные аналитические подходы сталкиваются с наибольшими трудностями.

Процесс разделения эмульсии в центробежном поле описывается условием гидростатического равновесия между легкой и тяжелой фазами. Положение границы раздела фаз в разделительной камере является критическим параметром, определяющим производительность экстрактора и качество разделения. При изменении расходов или состава фаз это положение может смещаться, что в предельных случаях приводит к уносу одной фазы другой. В работах [36, 61] предложены соотношения, позволяющие рассчитывать положение границы раздела на основе геометрических параметров камеры и плотностей фаз. Эти соотношения, а также уравнения, описывающие динамику изменения объемов фаз в разделительной камере и транспортные задержки при прохождении потоков, составляют основу гидродинамической части модели.

В разрабатываемой комбинированной математической модели центробежного экстрактора (рисунок 40) алгебро-дифференциальные уравнения, описывающие гидродинамику, массообмен и разделение фаз, формируют базовый каркас, обеспечивающий физическую адекватность модели. В этот каркас интегрируется нейросетевой блок, который вычисляет коэффициенты распределения целевых компонентов и кислоты в зависимости от текущих значений концентраций, температуры и других факторов.

Выбор такого подхода обусловлен принципиальным различием в характере зависимостей, описывающих разные аспекты процесса. Гидродинамические процессы (движение жидкостей, диспергирование, коалесценция, разделение) подчиняются хорошо изученным физическим закономерностям, которые могут быть представлены в виде систем дифференциальных уравнений с относительно небольшим числом эмпирических параметров. Напротив, равновесные соотношения, связывающие концентрации компонентов в водной и органической фазах, определяются сложным комплексом межмолекулярных взаимодействий, и их аналитическое описание с приемлемой точностью возможно лишь в узких диапазонах параметров. Нейросетевой подход позволяет преодолеть это ограничение, обеспечивая построение универсальной аппроксимации на основе экспериментальных данных, охватывающих широкий диапазон варьирования состава и условий процесса.

Таким образом, комбинированная модель сочетает физическую обоснованность гидродинамической части с гибкостью и универсальностью нейросетевого описания равновесных характеристик. Это позволяет, с одной стороны, сохранить интерпретируемость модели и возможность ее параметрической идентификации, а с другой – обеспечить высокую точность при работе в условиях многокомпонентных сред с переменным составом. Схема взаимодействия этих двух компонентов модели, представленная на рисунке 40, отражает принцип, согласно которому нейросетевой блок по текущим параметрам системы вычисляет коэффициенты распределения, которые затем используются в дифференциальных уравнениях массообмена.



$\bar{X}_H(Q_H^x, C_{H,j}^x, C_{NaNO_3}^x, C_{Fe(NO_3)_3}^x, T_H^x), \bar{Y}_H(Q_H^y, C_{H,j}^y, C_{TB\Phi}^y, T_H^y)$  – потоки дисперсной и сплошной фаз в аппарат;  $\bar{X}_K(Q_K^x, C_j^x, T_K^x), \bar{Y}_K(Q_K^y, C_j^y, T_K^y)$  – потоки сплошной и дисперсной фаз из аппарата;  $\bar{\Phi}(f_M, d_M, h_{kp}, r_{kp},)$  – вектор конструктивных параметров аппарата

Рисунок 40 – Схема комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе на базе ИНС

## 2.4 Проверка адекватности разработанной комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе

Оценка адекватности разработанной модели осуществлялась на основе сравнения её расчетных результатов с данными, полученными в ходе стендовых экспериментов [5]. Для обеспечения корректности сопоставления расчёты выполнялись при идентичных условиях, соответствующих параметрам, использованным в ходе экспериментальных исследований. В качестве критерия адекватности было принято положение о полном или частичном совпадении данных по целевому компоненту и азотной кислоте.

При моделировании использовалась технологическая схема [5], включающая в себя 12 центробежных экстракторов. Разработанное математическое описание центробежного экстрактора как объекта управления, а также схема экстракционного каскада, состоящего из 12-ти экстракторов, повторяющая технологическую схему из [5], было реализовано в виде компьютерной модели в программном обеспечении КОД ТП. Параметры центробежных экстракторов ЭЦР-33, а именно частота вращения ротора, диаметр камеры разделения, производительность, рабочий объем камеры смешения и камеры разделения, представлены в работах [40, 84]:

- производительность по сумме потоков – 10, л/ч;
- объём камеры смешения – 22, см<sup>3</sup>;
- объём камеры разделения – 24, см<sup>3</sup>;
- масса одной ступени – 4,9, кг;
- Частота вращения мешалки – 3000 об/мин.

В рамках экспериментов были приготовлены два исходных потока питания, отличающихся в основном концентрацией азотной кислоты и целевого компонента. Составы приготовленных питающих растворов (входная водная фаза) представлены в таблице 4. В качестве экстрагента

использовали 30 % об. ТБФ в углеводородном разбавителе (изопарафин марки Isopar-M).

Таблица 4 – Состав исходного потока водной фазы

Компонент раствора	Значение	
	Раствор №1	Раствора №2
[ЦК], отн. ед.	0,807	0,857
[HNO <sub>3</sub> ], отн. ед.	0,853	0,973

Проверка разработанной модели на адекватность будет проводиться по четырем экспериментальным этапам. Задачей первого этапа эксперимента заключается в выходе экстракционного каскада на стационарный режим работы. На втором этапе эксперимента проводилось увеличение объемного расхода водной фазы с 0,25 отн. ед. до 0,3 отн. ед. На третьем этапе эксперимента проводилось уменьшение объемного расхода водной фазы с 0,3 отн. ед. до 0,2 отн. ед. Расход органической фазы в этих экспериментах был постоянный и составлял 0,81 отн. ед. В рамках четвертого этапа эксперимента использовался второй раствор потока питания (таблица 4).

Графики изменения концентрации целевого компонента в органической фазе во время четырех этапов эксперимента представлены на рисунке 41. Все результаты вычислительных экспериментов, проведенных в рамках проверки разработанной комбинированной модели на адекватность, а также исходные концентрации компонентов экстракции и расходов фаз, приведены в относительном виде.

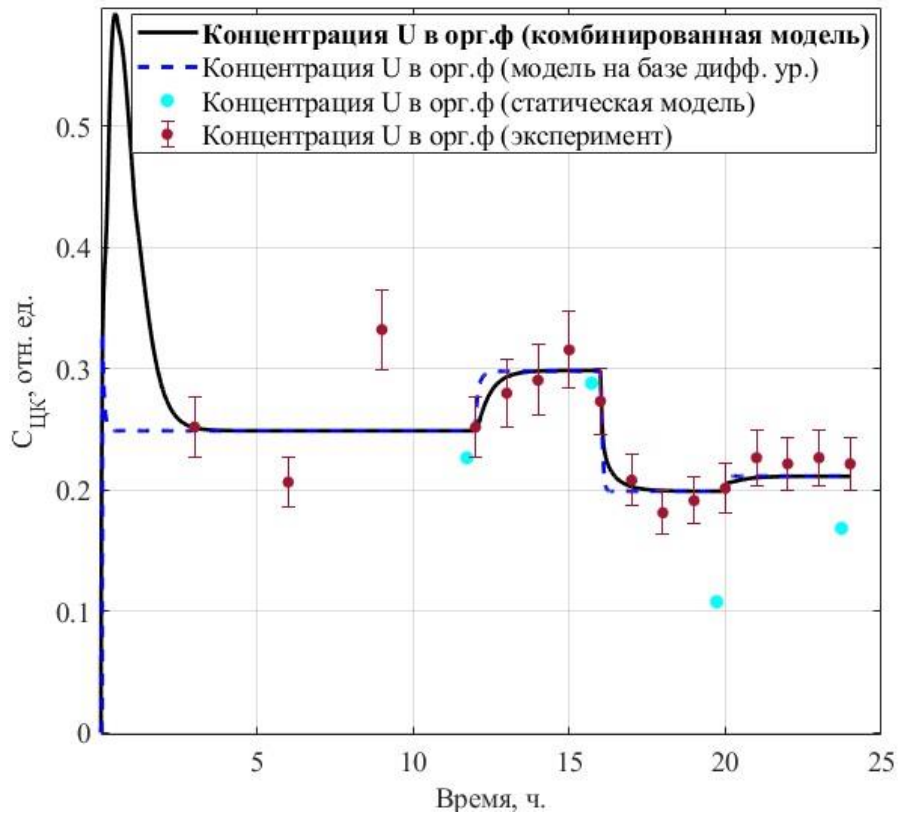


Рисунок 41 – Графики изменения концентрации ЦК в органической фазе

Вышеприведённые графики показывают, что переходные процессы вывода каскада в стационарный режим работы, изменения управляющего воздействия (расход водной фазы), а также изменения исходного потока питания, полученные с экстракционного каскада и в результате моделирования, совпадают на качественном уровне.

В таблице 5 представлены относительные ошибки насыщения экстракта целевым компонентом, полученных в рамках моделирования, от экспериментальных данных. Относительная ошибка рассчитывалась по следующей формуле для установившихся значений концентраций для каждого этапа эксперимента:

$$\delta_{\text{отн.}} = \frac{C_{\text{ЦК}}^{\text{эксп}} - C_{\text{ЦК}}^{\text{расч}}}{C_{\text{ЦК}}^{\text{эксп}}} \cdot 100\% \quad (6)$$

где  $C_{\text{ЦК}}^{\text{эксп}}$  – экспериментальные значения насыщения экстракта целевым компонентом;

$C_{\text{ЦК}}^{\text{расч}}$  – значения насыщения экстракта целевым компонентом, полученные с помощью разработанной комбинированной модели.

Таблица 5 – Сопоставление результатов экспериментов и моделирования

Этап	Насыщение экстракта ЦК (эксперимент), отн. ед.	Насыщение экстракта ЦК (модель), отн. ед.	Относительная ошибка, %
1	0,299	0,32	6,97
2	0,331	0,335	1,33
3	0,221	0,234	5,48
4	0,253	0,239	5,65

Как видно из полученных результатов (рисунок 41, таблица 5), относительная ошибка по насыщению экстракта целевым компонентом не превышает 7 %. Далее была проведена оценка точности модели посредством расчета приведённого среднеквадратичного отклонения, определяемого по следующей формуле:

$$\sigma_{\text{ЦК}} = \frac{1}{C_{\text{ЦК}}(\infty) - C_{\text{ЦК}}(0)} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_{\text{ЦК}}^{\text{эксп}}(t_i) - C_{\text{ЦК}}^{\text{расч}}(t_i))^2}{n-1}} \cdot 100\%, \quad (7)$$

где  $C_{\text{ЦК}}^{\text{эксп}}(t_i)$  – экспериментальные значения концентрации целевого компонента в органической фазе;

$C_{\text{ЦК}}^{\text{расч}}(t_i)$  – модельные значения концентрации целевого компонента в органической фазе, полученные с помощью разработанной комбинированной модели;

$C_{\text{ЦК}}(0)$  – концентрация целевого компонента в органической фазе в начальный момент времени;

$C_{\text{ЦК}}(\infty)$  – концентрация целевого компонента в органической фазе в установившемся состоянии.

На основе полученных данных по четырем экспериментальным сериям было установлено, что значение приведённого среднеквадратичного отклонения для целевого компонента составляет 2,54 %. Полученные результаты сопоставлены с данными существующей модели на базе дифференциальных уравнений (приведенное СКО составляет 2,68 %) и с данными существующей статической модели (приведенное СКО составляет 11,34 %). Точность моделирования разработанной комбинированной модели превосходит точность моделирования существующей модели на базе дифференциальных уравнений на 5,5 %.

Таким образом, в ходе работы была подтверждена качественная и количественная адекватность разработанной комбинированной математической модели, что позволит использовать её для синтеза автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.

## 2.5 Выводы по главе

Вторая глава посвящена разработке комбинированной математической модели процесса экстракции в каскаде центробежных экстракторов. В данной работе для разработки математической модели процесса экстракции целевых компонентов был использован комбинированный подход, включающий в себя аппарат искусственных нейронных сетей и системы дифференциальных уравнений (рисунок 8).

В результате проведенного литературного обзора были выявлены математические модели процесса экстракции, базирующиеся только на дифференциальных уравнениях, в которых коэффициенты распределения компонентов экстракции постоянны или определяются простыми полиномами. В связи с этим, возникла необходимость в использовании комбинированного подхода, который позволит расширить универсальность модели и повысить точность моделирования за счет применения ИНС для

определения коэффициентов распределения компонентов экстракции. Таким образом, разрабатываемая комбинированная математическая модель процесса экстракции в центробежном экстракторе состоит из трех математических моделей, описывающих каждую стадию процесса и связанных между собой, а именно из нейросетевой модели определения коэффициентов распределения, математической модели массопереноса в камере разделения центробежного экстрактора и математической модели разделения эмульсии в камере разделения (рисунок 4).

Был представлен процесс разработки нейросетевой части комбинированной математической модели процесса экстракции целевых компонентов в центробежном экстракторе, была разработана информационная схема зависимости коэффициентов распределения компонентов экстракции от концентраций целевого компонента, азотной кислоты, нитратов натрия и железа в водной фазе, концентрации ТБФ в органической фазе и температуры смеси растворов (рисунок 9). Экспериментальные зависимости, необходимые для синтеза обучающей выборки ИНС, были получены из литературных источников [29, 50–53, 82]. В различных литературных источниках существуют незначительные расхождения между данными, поэтому была проведена аппроксимация, интерполяция и усреднение данных. На основе литературного анализа [77–81, 83] и вычислительных экспериментов были определены оптимальная структура ИНС, метод обучения и функция активации выходного слоя. В результате наилучшими показателями обладает сеть, обученная с помощью метода на основе алгоритма оптимизации Левенберга-Марквардта с использованием регуляции Байеса и с линейной функцией активации нейронов выходного слоя при 100 нейронах в первом скрытом слое, 70 нейронах во втором скрытом слое и 50 нейтронах в третьем скрытом слое. Была проведена качественная и количественная проверка адекватности разработанной нейросетевой части комбинированной модели с помощью вычислительных экспериментов. Применение многослойного перцептрона

позволило повысить точность моделирования изменения коэффициента распределения на 65 % по сравнению с существующей первопринципной моделью с полиномиальными зависимостями.

Также во второй главе представлены математические модели процессов массопереноса целевых компонентов в смесительной камере и разделения эмульсии в камере разделения, базирующиеся на алгебро-дифференциальных уравнениях [36, 61]. Схема комбинированной математической модели процесса экстракции в центробежном экстракторе представлена на рисунке 40.

Для оценки адекватности разработанной комбинированной математической модели, была рассчитана относительная ошибка по насыщению экстракта расчетных данных от экспериментальных. Относительная ошибка не превышает 7 % на всех этапах вычислительного эксперимента, а приведенное среднеквадратическое отклонение составляет 4,5 %. Точность моделирования разработанной комбинированной модели превосходит точность моделирования существующей модели на базе дифференциальных уравнений на 5,5 %

### **3 Разработка автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов с применением искусственных нейронных сетей**

Современные технологические процессы зачастую не обходятся без автоматизированных систем управления. Бурное развитие в последние годы электронных, электротехнических и микроэлектронных компонентов оказало значительное влияние на принципы построения и реализацию современных автоматизированных систем регулирования. Наиболее широко в промышленной автоматике используются алгоритмы управления, основанные на ПИ- и ПИД-регуляторах [85, 86]. Совершенствование классических систем продолжается за счёт внедрения регуляторов с элементами нечеткой логики [87]. Кроме того, возрастающий интерес вызывает методология управления на базе моделей, предсказывающих поведение объекта в будущем (Model Predictive Control, MPC) [88].

Среди перспективных подходов к решению задач оптимизации и регулирования технологических процессов особое место занимает использование алгоритмов, основанных на принципах искусственного интеллекта. В частности, благодаря стремительному прогрессу в области микропроцессорных технологий, наблюдается активное внедрение нейросетевых методов в практику управления. При использовании классических методов управления сложно адекватно учитывать нелинейный характер процесса экстракции и дискретизацию управляемой переменной. В связи с этим, использование нейросетевых алгоритмов управления, обученных на модели процесса, становится актуальным и перспективным направлением. Применение регулятора с нейроэмулятором позволяет формировать управляющее воздействие с учетом внутренней модели процесса и отклонения от эталонного поведения, что существенно повышает точность регулирования и устойчивость системы в условиях неполной или запаздывающей информации обратной связи.

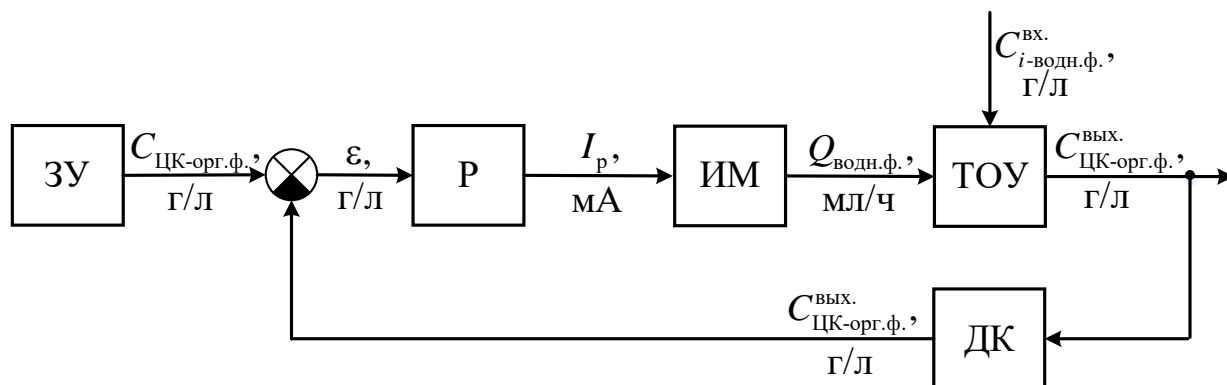
Автоматизированная система управления каскадом центробежных экстракторов представляет собой комплекс технических и программных средств, обеспечивающих управление процессом экстракции. В рамках данной работы основное внимание уделено разработке нейросетевого алгоритма управления, реализующего функции регулятора. Для разработки нейросетевого алгоритма управления необходимо будет синтезировать автоматизированную систему управления процессом экстракции на функциональном уровне.

В современном научно-техническом сообществе существует значительное число исследований, посвящённых нейросетевым методам синтеза регуляторов. Анализ публикаций позволяет выделить два ключевых направления применения искусственных нейронных сетей в задачах управления. Первое направление предполагает прямое участие нейросети в формировании управляющего воздействия, воздействующего непосредственно на объект регулирования [89–95].

Второе направление связано с использованием нейросетевой модели для динамической настройки параметров ПИД-регулятора [96–99]. В этом случае нейросеть служит адаптивным элементом, позволяющим изменять коэффициенты регулятора в реальном времени с учётом текущих условий функционирования объекта и внешних возмущающих воздействий.

### **3.1 Функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе ПИД-регулятора**

Разработка автоматизированной системы управления технологическим процессом начинается с формирования её функциональной структуры [100]. В рамках настоящего исследования была сформирована функциональная схема АСУ экстракционным каскадом центробежных экстракторов. Схема включает все необходимые функциональные компоненты и представлена на рисунке 42.



ЗУ – задающее устройство, Р – регулятор, ИМ – исполнительный механизм, ТОУ – технологический объект управления, ДК – датчик концентрации ЦК в экстракте

Рисунок 42 – Функциональная схема АСУ каскадом центробежных экстракторов на базе ПИД-регулятора

Функционирование АСУ основано на сравнении текущего значения концентрации целевого компонента, измеренного датчиком, с заданным значением, формируемым задающим устройством. Сигнал рассогласования подаётся на вход ПИД-регулятора, который вычисляет соответствующее управляющее воздействие. Это воздействие передаётся на исполнительный механизм.

В качестве исполнительного элемента применён перистальтический насос модели Cole Parmer Masterflex L/S. Регулирующий сигнал, поступающий на насос, имеет токовую форму 4–20 мА. При этом существует возможность индивидуальной настройки зависимости между величиной управляющего тока ( $I_p$ ) и создаваемым насосом расходом. На основании диапазона экспериментальных данных концентрации целевого компонента (рисунок 41), и условий протекания каждого этапа этого эксперимента, можно сделать вывод, что оптимальным диапазоном стабилизации концентрации ЦК в экстракте является от 0,067 отн. ед до 0,4 отн. ед. На управляющее воздействие, формируемое ПИД регулятором, было наложено ограничение, обусловленное диапазоном входного управляющего токового сигнала перистальтического насоса (4-20 мА).

На основании диапазона изменений расхода водной и органической фаз, указанных в условиях к рассмотренным ранее экспериментам (рисунок 41), можно сделать вывод, что оптимальным диапазоном изменения расхода водной фазы является 0,02 отн. ед до 1 отн. ед. Данный диапазон учитывает не только необходимый расход для водной фазы, который обычно в несколько раз меньше органической, но и рабочую область по расходу органической фазы (в экспериментальных данных он постоянный и равен 0,81 отн. ед.).

Таким образом, перистальтический насос описывается следующим соотношением:

$$Q_{\text{водн.ф.}} = 61,25 \cdot I_p - 225. \quad (8)$$

Технологическим объектом управления является каскад центробежных экстракторов, соединенных коммутирующими трубопроводами в противоточный каскад. Инерционность перистальтического насоса, согласно документации, сильно меньше инерционности ТООУ, таким образом её можно не учитывать при моделировании исполнительного механизма.

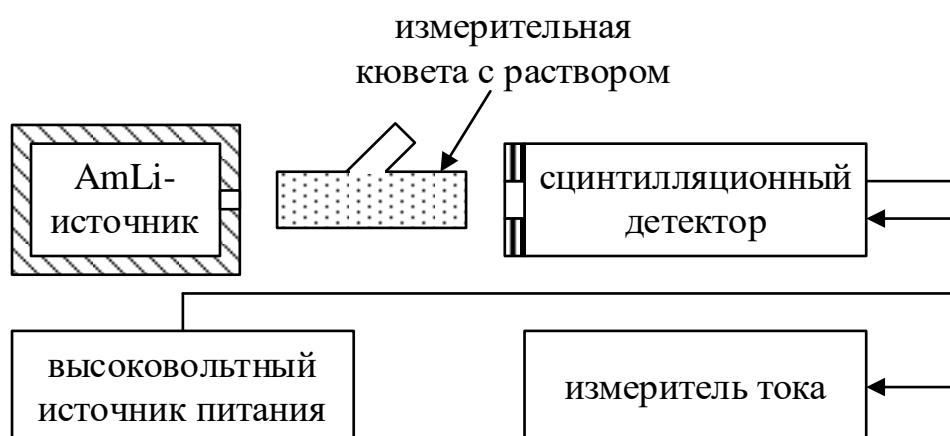
Проектирование, внедрение и эксплуатация сложных технологических объектов переработки многокомпонентного сырья обусловили необходимость создания эффективных систем аналитического контроля состава и свойств различных технологических сред и материалов. В целях исключения воздействия на контролируемый образец широко применяются неразрушающие методы анализа. Такие подходы опираются на регистрацию либо собственного излучения объекта (гамма-, рентгеновского или нейтронного – пассивные методы), либо отклика на внешнее возбуждение (активные методы, основанные на индуцированном излучении).

Среди наиболее распространённых технологий неразрушающего контроля можно выделить рентгенофлуоресцентный анализ, гамма-абсорбционный и гамма-спектрометрический методы, нейтронные и калориметрические измерения. При мониторинге концентрации целевых

компонентов в технологических растворах, в частности при переработке радиохимических растворов, востребованным является метод гамма-абсорбции. Его диагностическая сущность заключается в определении степени ослабления потока внешнего гамма-излучения, проходящего через исследуемый раствор, при этом интенсивность ослабления напрямую зависит от содержания в растворе определяемых элементов. Преимуществом этого метода является его независимость от изотопного состава анализируемого вещества.

В конструкциях промышленных гамма-абсорбциометров, предназначенных для измерения концентрации целевых компонентов в технологических растворах, в качестве источников ионизирующего излучения используют радиоактивные нуклиды, а именно  $^{241}\text{Am}$ . Регистрация сигнала осуществляется при помощи сцинтилляционных детекторов. Геометрические параметры измерительной ячейки, в частности толщина слоя между источником и детектором, выбираются с учётом предполагаемого диапазона концентраций и, как правило, фиксированы конструктивно [101].

Структурная схема типового гамма-абсорбциометра представлена на рисунке 43 [101].



1 – AmLi-источник; 2 – сцинтилляционный детектор; 3 – высоковольтный источник питания; 4 – измеритель тока; 5 – измерительная кювета с раствором

Рисунок 43 – Структурная схема гамма-абсорбциометра

Относительная погрешность измерения при гамма-абсорбционном методе составляет 5-10 %. Точность измерения зависит от количества импульсов, определенных детектором и, таким образом, зависит от времени облучения исследуемого раствора источником гамма-излучения. Для обеспечения относительной погрешности измерения концентрации целевого компонента на уровне 5 % длительность регистрации сигнала от одной пробы органической фазы в измерительной кювете составляет от 60 до 100 секунд. В связи с этим в структуре обратной связи автоматизированной системы регулирования было учтено наличие дискретного характера поступления информации о концентрации целевого компонента. Еще одним важным фактором является усреднение измерения концентрации датчиком в промежутке дискретизации 60-100 с. Таким образом, в систему измерения вносится небольшое запаздывание, вызванное усреднением измерения концентрации.

### **3.1.1 Синтез ПИД-регулятора**

Функциональные компоненты автоматизированной системы управления описываются с использованием стандартных методов математического моделирования динамических звеньев, при этом они сводятся к типовым элементарным моделям, отражающим характерные свойства управляющих объектов [100].

Применение математического моделирования в процессе проектирования АСУ позволяет проводить всесторонний анализ поведения системы при воздействии различных входных и внешних возмущений. Это обеспечивает возможность прогнозирования реакций объекта управления без необходимости проведения натуральных испытаний. Данный подход особенно эффективен в отношении сложных и потенциально опасных технологических процессов, где проведение полноценных физических экспериментов может быть сопряжено с высоким уровнем риска либо экономически неоправданно.

Комбинированная математическая модель процесса экстракции была разработана и представлена в Главе 2. Использование этой модели для разработки автоматизированной системы управления затруднительно, в связи с чем необходимо разработать упрощенную математическую модель экстракционного каскада как объекта управления.

Статическая характеристика рассматриваемого объекта управления обладает выраженной нелинейностью (рисунок 44). Вследствие этого динамические свойства объекта не могут быть адекватно описаны единственной передаточной функцией с фиксированными параметрами. В зависимости от положения рабочей точки наблюдается изменение структуры модели: поведение объекта варьируется от описания передаточной функцией первого порядка до передаточной функции второго порядка, при этом постоянные времени также претерпевают существенные изменения:

$$W_{об}(s) = \frac{K}{(Ts + 1)^n} \cdot e^{-\tau s}, \quad (9)$$

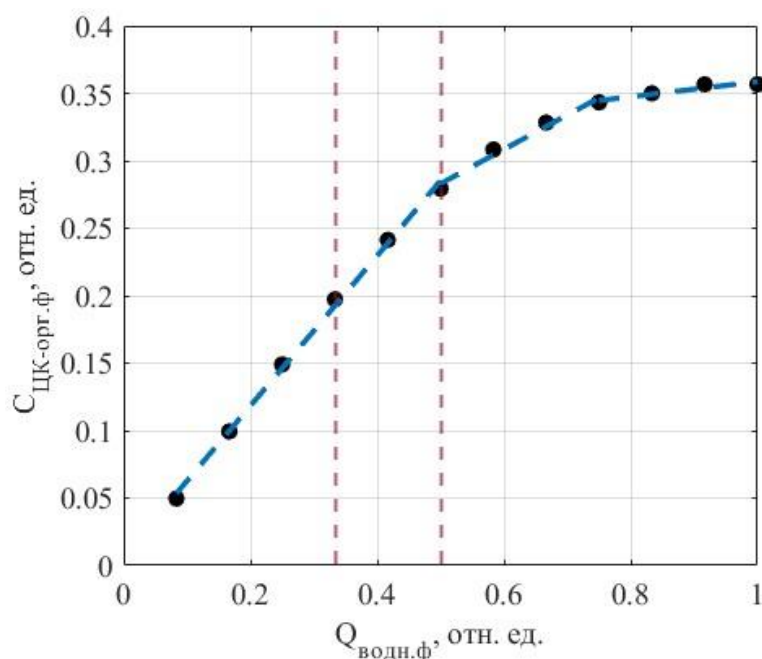


Рисунок 44 – Статическая характеристика каскада центробежных экстракторов по каналу управления

Для идентификации объекта управления были проведены вычислительные эксперименты, в рамках которых, с помощью разработанной ранее комбинированной модели процесса, были получены реакции объекта управления на ступенчатое управляющее воздействие (кривые разгона). Величина ступенчатого управляющего воздействия была равна скачкообразному изменению расхода водной фазы в экспериментальных данных. Данные реакции объекта управления были получены при различных вариациях положения рабочей точки на статической характеристике (рисунок 44).

Для определения порядка и параметров передаточной функции каждого вычислительного эксперимента были использованы методы Гурецкого [102] и Орманса [103]. Начальные оценки параметров, полученные методами Гурецкого и Орманса, были уточнены путем поиска минимума целевой функции методом обобщенного градиента с помощью Excel. Также было учтено запаздывание, вносимое в систему дискретизацией и усреднением измерения концентрации датчиком (для всех передаточных функций 60–100 с.).

С целью оценки адекватности идентификации модели объекта управления было выполнено сравнение переходных процессов, полученных на основании комбинированной математической модели и упрощённого представления системы. Для количественной оценки степени совпадения двух моделей вычислялось приведённое среднеквадратическое отклонение по формуле:

$$\sigma = \frac{1}{y(\infty) - y(0)} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{\text{исх}}(t_i) - y_{\text{расч}}(t_i))^2}{n-1}} \cdot 100\%, \quad (10)$$

где  $y_{\text{исх}}(t_i)$  – значение концентрации целевого компонента в органической фазе, рассчитанное на основе комбинированной модели;

$y_{\text{расч}}$  – значение концентрации целевого компонента в органической фазе, рассчитанное с помощью упрощенной модели объекта управления;

$y(0)$  – концентрация целевого компонента в органической фазе в начальный момент времени;

$y(\infty)$  – концентрация целевого компонента в органической фазе в установившемся режиме.

Результаты идентификации для трёх характерных участков статической характеристики приведены в таблице 6.

Таблица 6 – Результаты идентификации объекта управления на рабочем диапазоне

Диапазон, отн. ед.	Параметр			СКО, %
	$K$	$T_1 (T_2), \text{с.}$	$\tau, \text{с.}$	
0,03–0,12	0,30	4776,1	60–100	0,67
0,42–0,50	0,30	1077,1	60–100	0,66
0,92–1,00	0,27	2382,5 (1273,0)	60–100	1,35

Как видно из таблицы, в конце рабочего диапазона объект наиболее точно описывается инерционным звеном второго порядка с разными постоянными времени. Пример кривой разгона для диапазона 0,42–0,50 отн. ед., подтверждающий высокую степень совпадения моделей, приведён на рисунке 45.

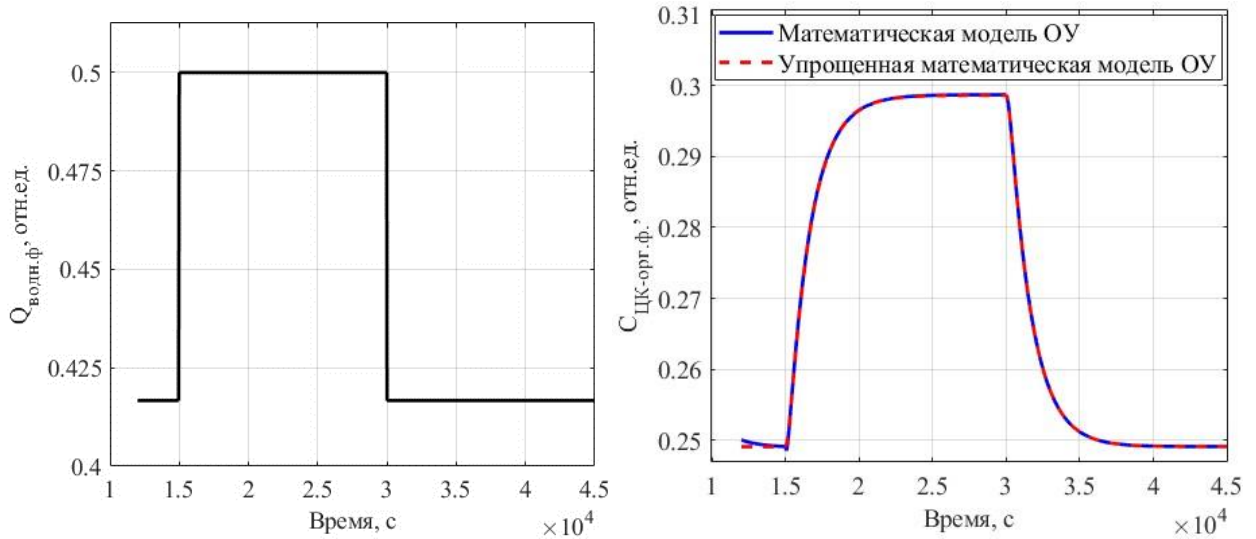


Рисунок 45 – Результаты моделирования

Для синтеза регулятора определяется рабочая точка на некотором линейном участке, что позволяет перейти от обобщенной модели к конкретной передаточной функции. Синтезированный на ее основе регулятор впоследствии проверяется на грубость (робастность) к вариациям параметров и структуры, гарантируя работу в условиях исходной нелинейности. Следовательно, данное приближённое представление может быть использовано при проектировании системы управления на основе ПИД-регулятора.

ПИД-регуляторы являются наиболее часто применяемым типом регулирующих устройств в промышленных АСУ. Их востребованность объясняется высокой надёжностью, технической простотой реализации, универсальностью применения и доступностью по стоимости. Выходной сигнал ПИД-регулятора формируется в соответствии со следующим законом:

$$u(t) = K_R e(t) + \frac{K_R}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_R T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (11)$$

где  $e(t)$  – сигнал рассогласования;

$K_R$  – пропорциональный коэффициент;

$T_i$  – постоянная интегрирования;

$T_d$  – постоянная дифференцирования.

Как указано в [100], для объектов, динамика которых описывается аппроксимацией инерционного звена первого порядка с запаздыванием (9), наилучшим вариантом является применение ПИД-закона управления.

Настройка параметров ПИД-регулятора осуществлялась с применением трёх подходов: метод оптимального модуля (МОМ) [100], метод Lambda Tuning [104], а также встроенная функция «PID Tuner» программной среды Simulink. Расчётные значения приведены в таблице 7.

Таблица 7 – Результаты расчета параметров ПИД-регуляторов

Метод	$K_R$	$T_i$	$T_d$
МОМ	0,1	861,7	134,6
Lambda Tuning	0,2	1077,1	0,5
PID Tuner	0,2	489,2	46,2

Таким образом, был проведен процесс идентификации объекта управления с использованием ранее разработанной комбинированной математической модели процесса экстракции, определен оптимальный закон регулирования, которым является пропорционально-интегрально-дифференцирующий, а также определены параметры ПИД-регулятора с использованием метода оптимального модуля, метода Lambda Tuning и встроенного функционала Simulink – «PID Tuner».

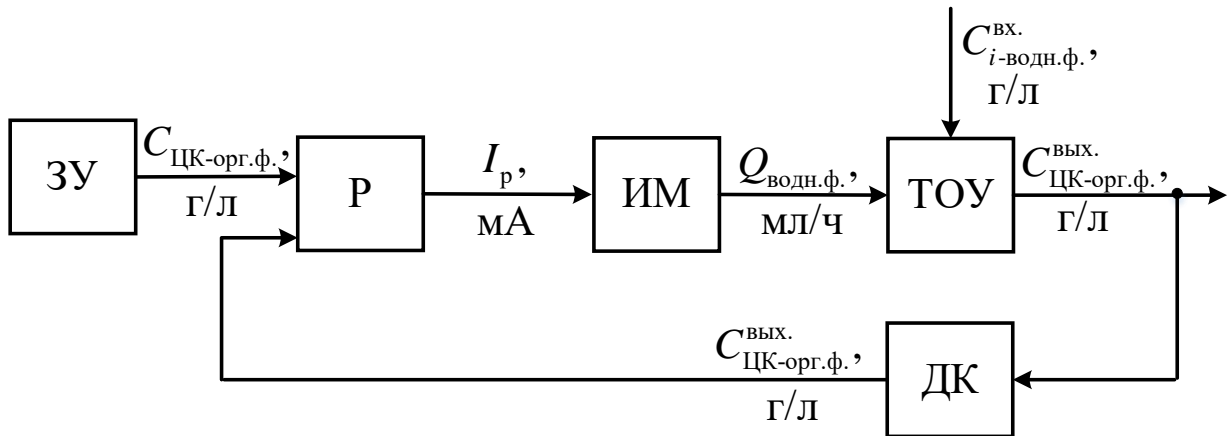
### **3.2 Функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе нейросетевого регулятора**

В ранее приведенном обзоре актуальных направлений в области управления и оптимизации технологических процессов были выделены преимущества нейрорегуляторов, а также несколько способов их синтеза. Нейронные сети могут обучаться любым функциям. Главным требованием является предоставление достаточно большого объема

информации для обучения нейросети, а также правильный выбор самой нейронной модели.

В работах [70, 89–95, 96–99] представлены различные структуры и способы обучения нейрорегуляторов. Самым перспективным методом в рамках синтеза нейросетевого алгоритма управления для автоматизированной системы управления экстракционным каскадом является метод, основанный на использовании регулятора с нейроэмулятором и эталонной моделью [70, 93–95]. Такой подход позволяет учесть высокую инерционность технологического процесса, а также дискретизацию и зашумленность управляемой переменной. Подстройка параметров ПИД-регулятора с помощью ИНС позволит увеличить адаптивность к внешним возмущениям, но не увеличит качество управления по управляющим воздействиям. Структура разрабатываемого нейросетевого регулятора предполагает наличие как минимум двух входных параметров: уставки и выходной координаты (управляемая переменная) объекта управления.

Таким образом, функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов, разработанная ранее, была скорректирована для использования нейрорегулятора, и представлена на рисунке 46. На управляющее воздействие, формируемое нейросетевым регулятором, было наложено ограничение, обусловленное диапазоном входного управляющего токового сигнала перистальтического насоса (4–20 мА).



ЗУ – задающее устройство, Р – регулятор, ИМ – исполнительный механизм, ТОУ – технологический объект управления, ДК – датчик концентрации ЦК в экстракте

Рисунок 46 – Функциональная схема автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов на базе нейросетевого регулятора

### 3.2.1 Синтез нейросетевого алгоритма управления

В задачах управления динамическими объектами наиболее эффективными архитектурами искусственных нейронных сетей являются многослойные перцептроны и рекуррентные нейронные сети. Практические исследования показывают, что наилучшие результаты достигаются при использовании многослойного перцептрона с вектором запаздывающих входных значений, что позволяет явно учитывать динамические свойства управляемой системы [105].

Ключевой проблемой при решении задач управления динамическими объектами является реализация модели инверсной динамики объекта, требующее обращения причинно-следственных связей исходной системы. Поскольку аналитическое решение этой задачи часто невозможно из-за нелинейности и сложности реальных объектов, нейронные сети применяются для поиска приближенных решений путем обучения на экспериментальных данных. Прямые методы нейроуправления, основанные на непосредственном обучении сети на примерах поведения объекта, сталкиваются с проблемой

противоречивости обучающих данных, особенно когда они получены через инверсию наблюдаемых сигналов.

Более эффективным подходом является использование метода обратного распространения ошибки через прямой нейроэмулятор, который формирует линейризованную модель инверсной динамики на основе стандартной процедуры обратного распространения в оффлайн-режиме [95, 105]. Однако наибольший потенциал для управления сложными технологическими процессами, такими как экстракционные каскады, демонстрирует метод, сочетающий нейроэмулятор с эталонной моделью. Такой подход особенно эффективен в условиях высокой инерционности технологического процесса, а также при наличии дискретизации и значительного уровня шумов в измеряемых переменных, обеспечивая при этом требуемую точность и устойчивость системы управления

Алгоритм обратного распространения ошибки является одним из наиболее широко используемых методов настройки параметров многослойных перцептронов. Его принцип основан на решении задачи оптимизации, заключающейся в минимизации функции ошибки сети посредством градиентного спуска в пространстве весовых коэффициентов. Полный проход по всем элементам обучающей выборки называется эпохой обучения. Ошибка, накопленная за одну эпоху, часто оценивается с использованием функции среднеквадратичного отклонения, выражаемой как:

$$E = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left( \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (Y_{k \text{ out}}^i - y_k^i)^2 \right)}, \quad (12)$$

где  $Y_{k \text{ out}}^i$  – фактическое значение выходного сигнала нейронной сети;

$y_k^i$  – желаемое (целевое) значение выходной переменной;

$m$  – количество выходных параметров нейросети;

$M$  – число входных образцов в обучающем наборе [70, 77].

Процесс обучения нейросети продолжается до выполнения одного из следующих условий останова:

- достижение заданного времени или количества итераций обучения;
- выполнение определённого числа эпох;
- снижение ошибки эпохи ниже заранее установленного порога.

Во время обучения ошибка передается от выходного слоя к скрытым слоям. В данной работе в рамках синтеза нейросетевого регулятора была сгенерирована обучающая выборка для нейроэмулятора, содержащая 700000 комбинаций. Входным параметром для искусственной нейронной сети, выполняющей функции нейроэмулятора, является управляющий сигнал с регулятора (4-20 мА). Выходным параметром является реакция обобщенного объекта управления на управляющее воздействие. Данная обучающая выборка была сгенерирована с помощью Simulink, в котором было реализовано математическое описание исполнительного механизма, упрощенная математическая модель объекта управления и математическая модель системы измерения. Схема обучения прямого нейроэмулятора представлена на рисунке 47 [70].

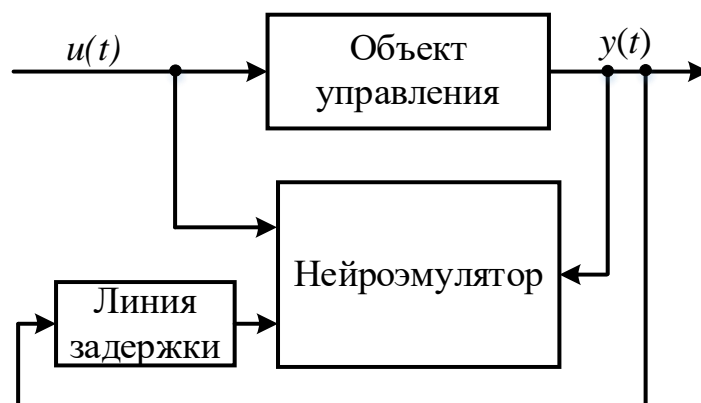


Рисунок 47 – Схема обучения нейроэмулятора

При поочерёдной подаче входных сигналов и соответствующих выходных откликов управляемого объекта может возникнуть проблема недостаточного качества обучения нейросетевого эмулятора. Это связано с

тем, что нейронная сеть, не обладая встроенной памятью, не способна корректно интерпретировать временные зависимости между входами. Для корректного представления динамики объекта управления используется авторегрессионный подход, включающий вектор задержанных входов – так называемая структура временных задержек (Time Delay Line, TDL) [95]:

$$TDL = \begin{pmatrix} y(n) \\ y(n-1) \\ y(n-2) \\ \dots \\ y(n-N) \end{pmatrix}, \quad (13)$$

где  $y$  – значение выходной переменной объекта в дискретный момент времени  $n$ ;

$N$  – количество предыдущих значений, включённых в вектор задержки.

Общая структура обучения нейронного регулятора с использованием эталонной модели представлена на рисунке 48 [70].

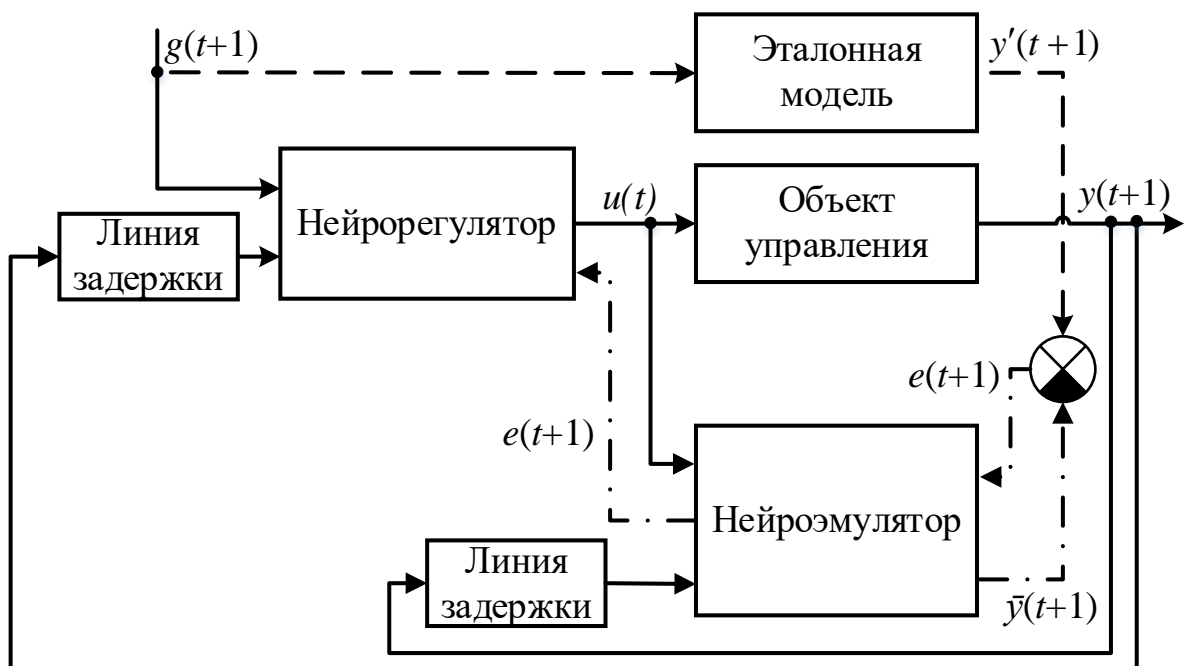


Рисунок 48 – Схема обучения нейрорегулятора с эталонной моделью

В рамках данного подхода прямой нейроэмулятор используется для оценки градиента ошибки при обучении регулятора. При этом параметры (веса) нейроэмулятора остаются неизменными в процессе обучения регулятора, что обеспечивает стабильность градиентной оценки. Таким образом, можно представить нейрорегулятор и нейроэмулятор как единую ИНС, при условии, что изменение весовых коэффициентов допустимо лишь в слоях, соответствующих нейросетевому регулятору.

На временном шаге  $t$  на вход нейросетевого регулятора подаётся заданное значение положения объекта управления для следующего шага  $g(t + 1)$ . Регулятор формирует управляющее воздействие  $u(t)$ , которое поступает одновременно на объект управления и на нейроэмулятор. В ответ управляемый объект переходит в новое состояние  $y(t + 1)$ , нейроэмулятор вырабатывает отклик  $\bar{y}(t + 1)$ , а эталонная модель формирует эталонный сигнал. Ошибка управления определяется на основе сравнения этих откликов по следующей формуле:

$$e(t + 1) = y'(t + 1) - \bar{y}(t + 1). \quad (14)$$

Прошедшая через нейроэмулятор ошибка управления  $e(t + 1)$  по правилу обратного распространения пропускается через нейрорегулятор, её прохождение сопровождается коррекцией весов нейрорегулятора при неизменных весах нейроэмулятора. Эталонная модель при обучении нейрорегулятора внедрена для повышения качества переходного процесса. Нейрорегулятор учится имитировать поведение линейной динамической системы первого порядка с меньшей постоянной времени.

В процессе синтеза нейроэмулятора объекта управления и нейросетевого регулятора были определены оптимальные структуры соответствующих искусственных нейронных сетей. Структуры разработанных искусственных нейронных сетей нейроэмулятора и нейрорегулятора представлены на рисунках 49-50.

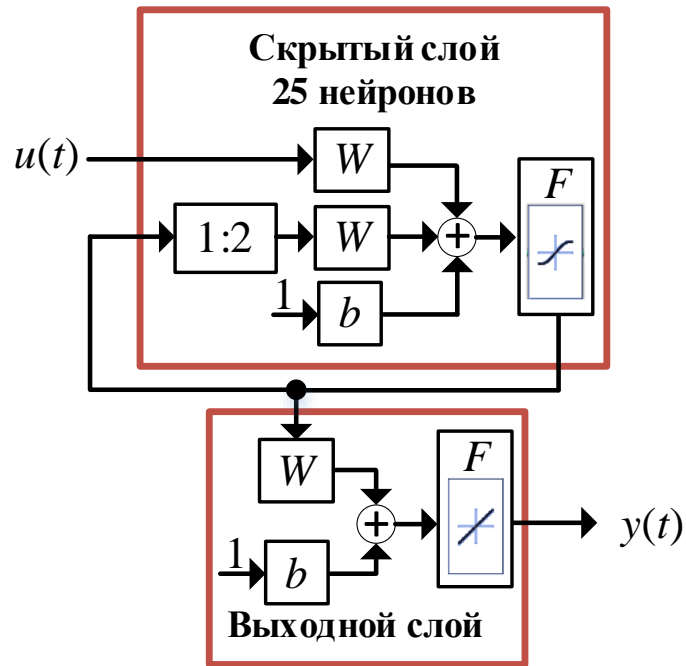


Рисунок 49 – Структурная схема ИНС нейромодулятора

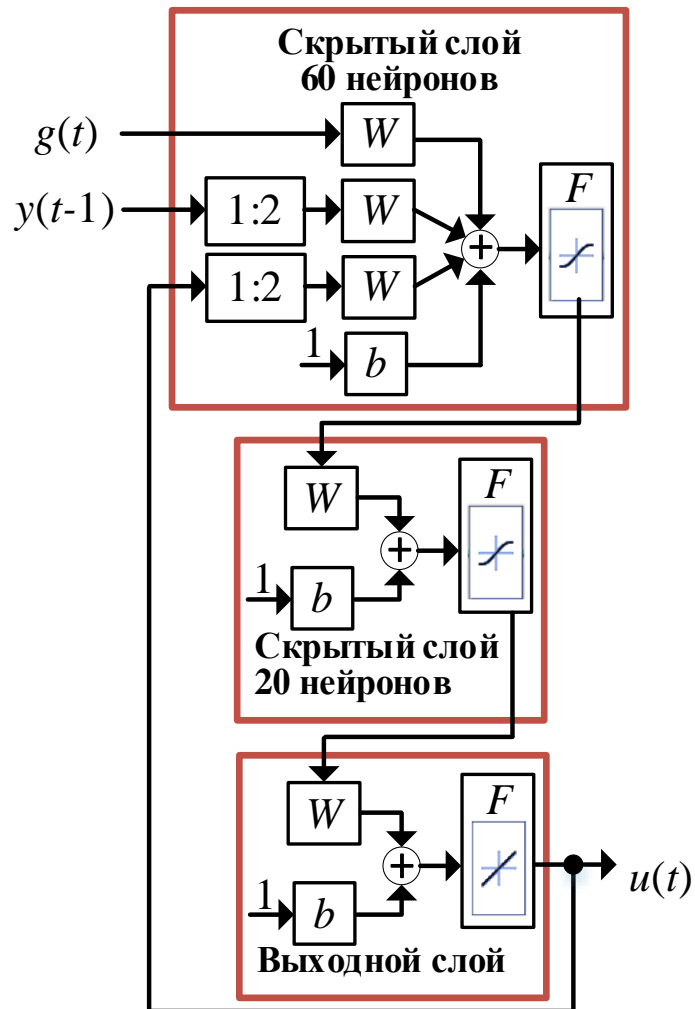


Рисунок 50 – Структурная схема ИНС нейрорегулятора

### 3.3 Исследование и сравнение разработанных алгоритмов управления для автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов

В связи с растущим интересом к методам управления, основанным на прогнозирующих моделях, была разработана автоматизированная система регулирования с использованием MPC-контроллера (Model Predictive Control). Принципиальная структура данной АСУ соответствует конфигурации, применяемой для нейросетевого регулятора (рисунок 46): в качестве входных воздействий на регулятор поступают уставка и измеренное текущее значение концентрации целевого компонента, полученное от соответствующего датчика.

Параметрическая настройка MPC-регулятора осуществлялась в среде MATLAB/Simulink с использованием специализированного инструментария Model Predictive Control Toolbox. В качестве модели объекта управления использовалась ранее полученная упрощённая передаточная функция (9). При этом на формируемый регулятором управляющий сигнал были наложены ограничения, обусловленные допустимыми пределами входного тока, подаваемого на перистальтический насос (от 4 до 20 мА).

Для сопоставления вычислительных затрат, связанных с определением управляющего воздействия в MPC и нейросетевом подходах, горизонт прогнозирования был установлен равным 15 значениям, а горизонт управления – 2 значениям. На основе рекомендаций по настройке MPC из документации MATLAB были выбраны весовые коэффициенты:

- $q_y = 0,74$  – коэффициент, задающий весовую значимость отклонения прогнозируемого выхода от заданного значения;
- $r_u = 0,14$  – коэффициент, отвечающий за сглаживание изменения управляющего сигнала.

Такая настройка позволяет избежать резких колебаний управляющего тока, обеспечивая стабильную работу перистальтического насоса.

Для оценки эффективности предложенных алгоритмов управления, включая ПИД-регуляторы (настроенные методами оптимального модуля, Lambda Tuning и с применением средства PID Tuner из Simulink), нейросетевой регулятор и MPC-контроллер, были проведены численные эксперименты в среде MATLAB/Simulink. Все регуляторы были реализованы в цифровом виде [106].

Результаты моделирования изменения концентрации целевого компонента в экстракте при подаче единичного ступенчатого воздействия представлены в относительных единицах на рисунке 51 и позволяют сравнить поведение системы при различных подходах к управлению.

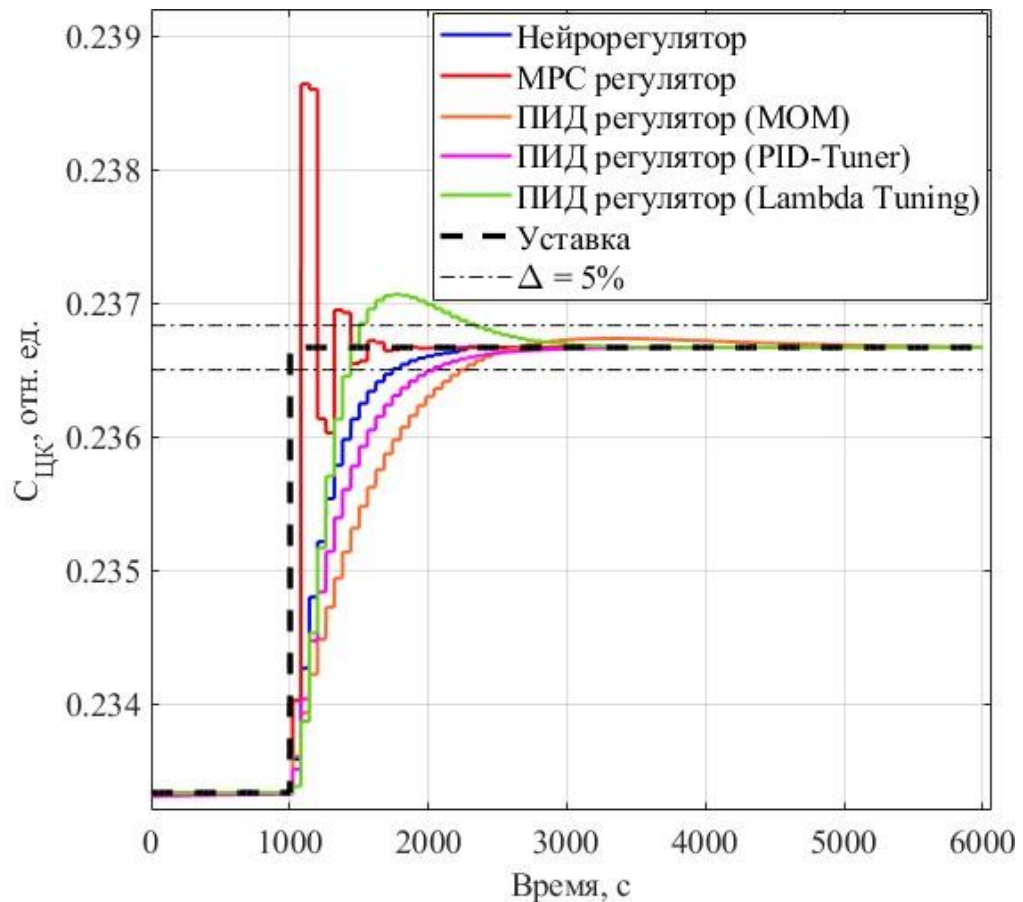


Рисунок 51 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на ступенчатое управляющее воздействие

Для оценки динамических свойств разработанных автоматизированных систем управления были рассчитаны основные показатели качества

переходных процессов, соответствующих графикам на рисунке 51. Рассмотрены следующие характеристики: время регулирования, величина перерегулирования и интегральный квадратичный критерий. Полученные численные значения представлены в таблице 8. Перерегулирование  $\sigma_{\text{пер}}$  определяется следующим выражением:

$$\sigma_{\text{пер}} = 100 \cdot \frac{y_{\text{max}} - y(\infty)}{y(\infty)} [\%], \quad (15)$$

где  $y_{\text{max}}$  – первое максимальное отклонение управляемой переменной;  
 $y(\infty)$  – установившееся значение управляемой переменной.

Интегральный квадратичный критерий ( $I_2$ ) определяется следующим образом:

$$I_2 = \int_{t_1}^{t_2} (g(t) - y(t))^2 dt, \quad (16)$$

где  $g(t)$  – уставка;  
 $y(t)$  – управляемая переменная.

Таблица 8 – Показатели качества рассмотренных АСУ по управляющему воздействию

Регулятор	QIC $\cdot 10^{-3}$	$t_{\text{рег. упр.}}$ , с	$\sigma_{\text{пер}}$ , %
Нейрорегулятор	1,67	740	0,19
МРС регулятор	1,15	440	59,17
ПИД регулятор (МOM)	2,89	1280	1,89
ПИД регулятор (PID-Tuner)	2,18	1040	0,00
ПИД регулятор (Lambda Tuning)	1,91	1340	11,94

Анализируя результаты, можно отметить, что нейросетевой регулятор демонстрирует наилучшее качество переходного процесса среди всех исследованных подходов, что выражается в низком значении

перерегулирования и умеренном времени регулирования. В то же время МРС-регулятор характеризуется меньшим временем достижения установившегося режима (на 40 % быстрее по сравнению с нейросетевым алгоритмом), однако значительное превышение уровня перерегулирования не удовлетворяет поставленным требованиям к качеству регулирования.

Выходные сигналы регуляторов в рассматриваемых системах управления представлены на рисунке 52, из которого можно сделать вывод, что все рассматриваемые регуляторы, кроме ПИД-регулятора, параметры которого определены методом оптимального модуля, изменяют управляющий сигнал с адекватной скоростью и амплитудой и являются реализуемыми на современных программно-логических контроллерах.

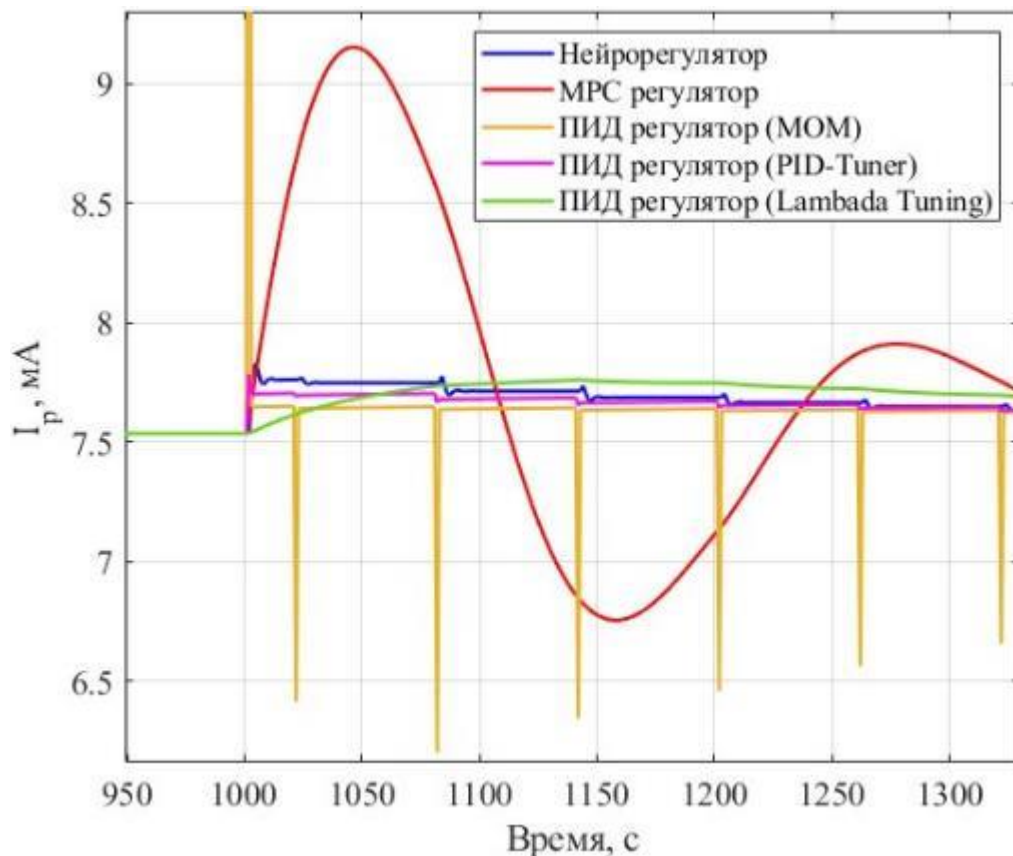


Рисунок 52 – Выходные сигналы рассматриваемых регуляторов на ступенчатое управляющее воздействие

В рамках дальнейшего численного моделирования была выполнена серия вычислительных экспериментов, в ходе которых на вход объекта управления подавалось единичное ступенчатое возмущение. Результаты изменения концентрации целевого компонента в экстракте при воздействии данного типа для систем управления, реализованных с различными типами регуляторов, представлены на рисунке 53 в относительных единицах.

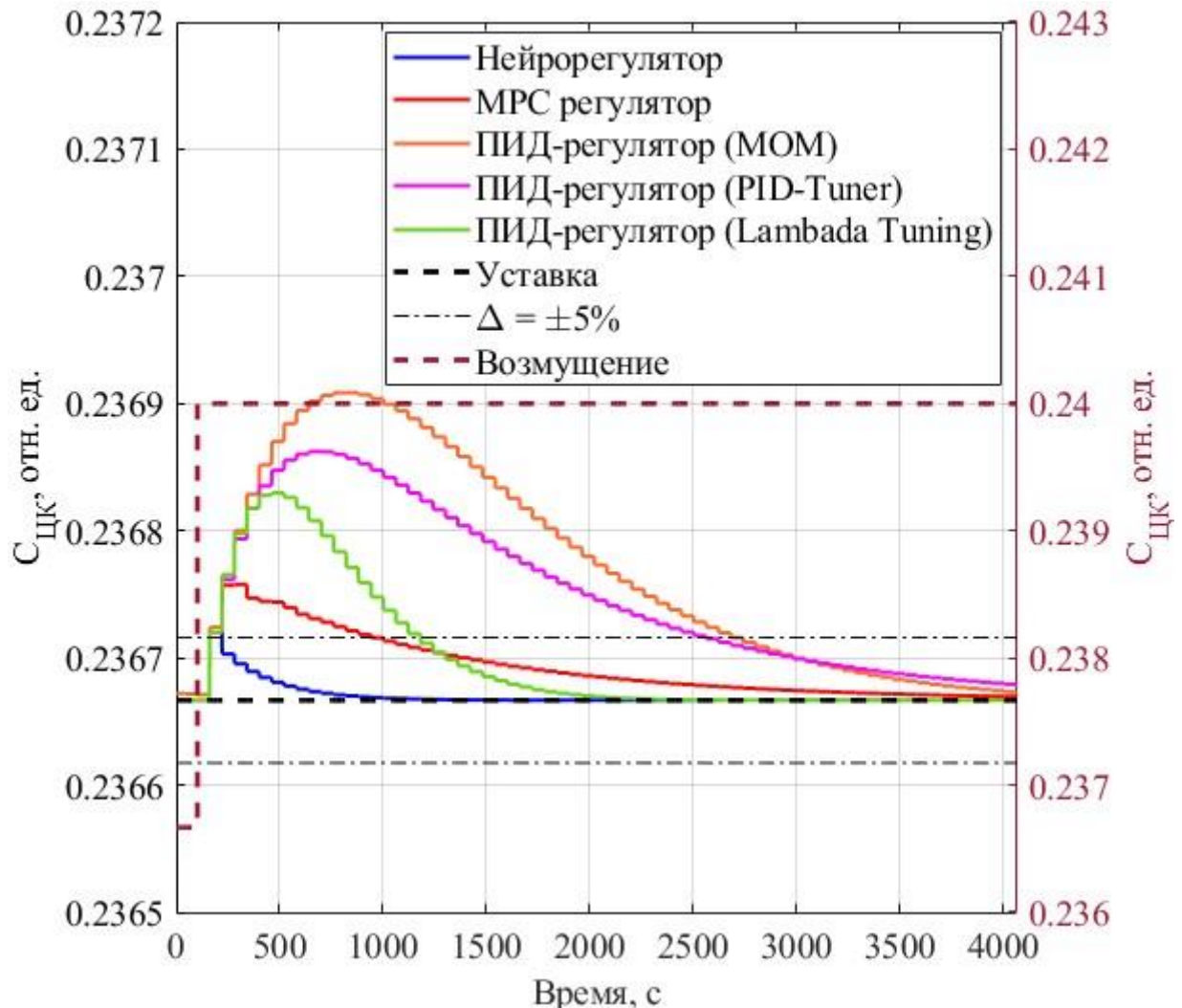


Рисунок 53 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на единичное ступенчатое возмущающее воздействие

Для оценки динамических свойств разработанных автоматизированных систем управления были рассчитаны основные показатели качества переходных процессов, соответствующих графикам на рисунке 53.

Рассмотрены следующие характеристики: время регулирования, динамический коэффициент регулирования ( $R_d$ ) и интегральный квадратичный критерий. Полученные численные значения представлены в таблице 9. Динамический коэффициент регулирования характеризует эффективность подавления внешнего воздействия системой с регулятором по сравнению с объектом в разомкнутом контуре и определяется следующим выражением:

$$R_d = \frac{A_{\max}^R}{\Delta y(\infty)} \quad (17)$$

где  $A_{\max}^R$  – наибольшее отклонение отклика системы с регулятором;

$\Delta y(\infty)$  – максимальное отклонение объекта без регулятора (в разомкнутом контуре).

Таблица 9 – Показатели качества рассмотренных АСУ по возмущающему воздействию

Регулятор	QIC · 10 <sup>-5</sup>	$t_{\text{рег возм}}, \text{с}$	$R_d$
Нейрорегулятор	0,02	120	0,054
МРС регулятор	0,37	780	0,093
ПИД регулятор (МOM)	6,74	2520	0,240
ПИД регулятор (PID-Tuner)	4,29	2220	0,199
ПИД регулятор (Lambda Tuning)	1,45	1080	0,165

Из анализа переходных характеристик, отображённых на рисунке 53, а также из значений, приведённых в таблице 9, можно сделать вывод о высокой эффективности нейросетевого регулятора при работе в условиях внешних возмущений. В частности, данная система демонстрирует на 85 % меньшее время регулирования и на 42 % более выраженное подавление возмущений по сравнению с наиболее эффективным из остальных протестированных регуляторов – МРС-регулятором.

Одним из ключевых критериев оценки эффективности автоматизированных систем управления с различными типами регуляторов является их устойчивость к вариациям параметров управляемого объекта. Для оценки данного свойства были проведены вычислительные эксперименты, в ходе которых исследовалась реакция систем на ступенчатые управляющие и возмущающие воздействия при изменении параметров объекта: коэффициента передачи и постоянной времени на  $\pm 20\%$  от номинальных значений. В процессе данных вычислительных экспериментов определялись следующие показатели качества: время регулирования и перерегулирование по управляющему воздействию и время регулирования и динамический коэффициент регулирования по возмущающему воздействию.

Показатели качества по управляющему воздействию при проверке инвариантности АСУ к изменению параметров объекта управления представлены в таблице 10, а по возмущающему воздействию – в таблице 11. Области грубости рассмотренных АСУ по управлению представлены на рисунке 54, а по возмущению на рисунке 55.

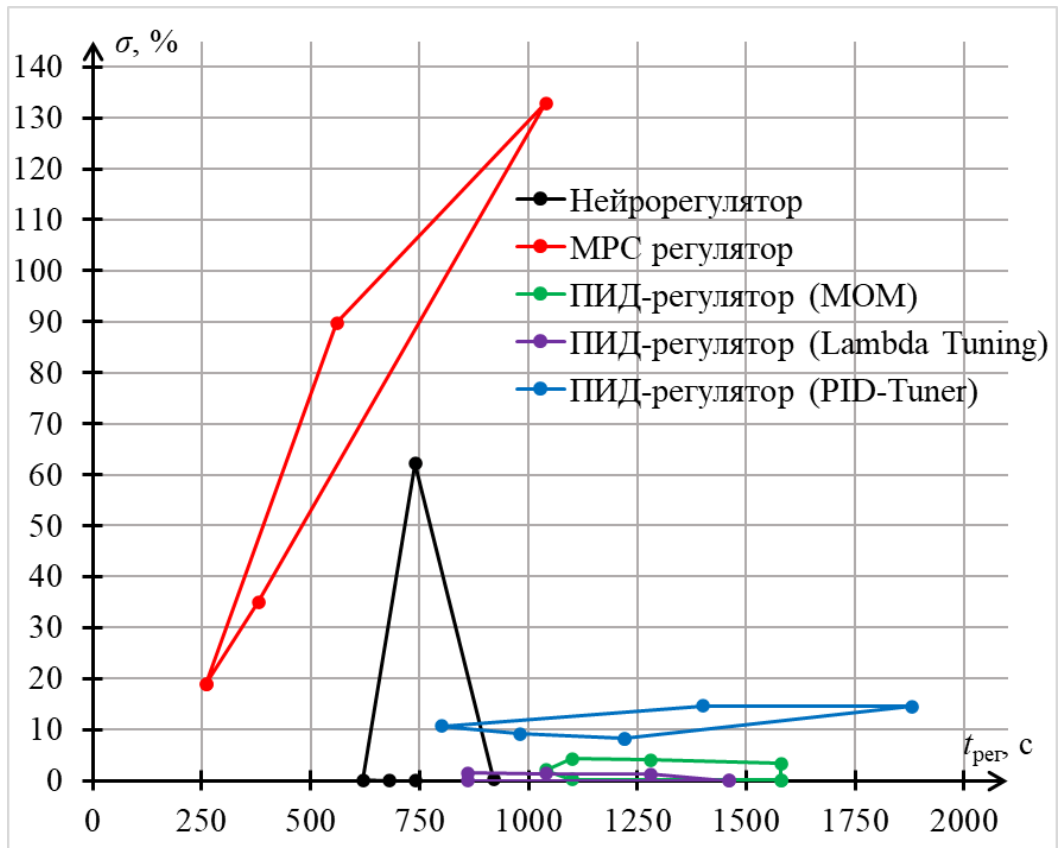


Рисунок 54 – Области грубости рассматриваемых АСУ по управлению

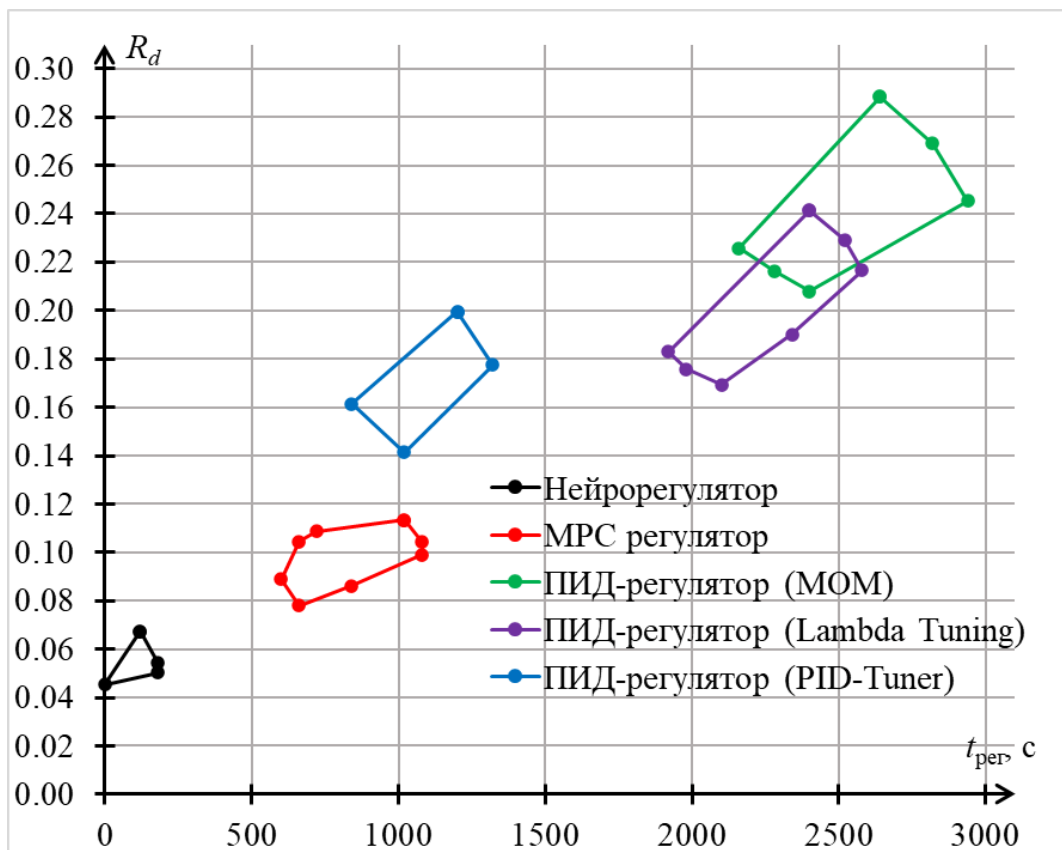


Рисунок 55 – Области грубости рассматриваемых АСУ по возмущению

Таблица 10 – Показатели качества рассмотренных АСУ по управлению, определенных в рамках проверки на грубость

Параметры ОУ		Нейросетевой регулятор		МРС регулятор		ПИД регулятор (МOM)		ПИД регулятор (Lambda Tuning)		ПИД регулятор (PID-Tuner)	
$K_{об}$	$T_{об}$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$
0,8	0,8	740	0,00	500	57,90	1580	0,02	1460	0,00	1220	8,21
0,8	1	740	0,00	380	35,04	1520	1,49	1280	0,00	1580	11,62
0,8	1,2	680	0,00	260	18,92	1580	3,38	1280	1,22	1880	14,49
1	0,8	620	0,11	680	95,74	1280	0,08	1100	0,00	980	9,12
1	1	740	0,19	440	59,17	1280	1,89	1040	0,00	1340	11,94
1	1,2	920	0,31	380	41,02	1280	4,04	1040	1,39	1580	14,51
1,2	0,8	740	57,26	1040	132,92	1100	0,13	860	0,00	800	10,71
1,2	1	740	61,14	560	89,74	1040	2,07	860	0,00	1160	12,48
1,2	1,2	740	62,18	440	60,14	1100	4,27	860	1,45	1400	14,61

Таблица 11 – Показатели качества рассмотренных АСУ по возмущению, определенных в рамках проверки на грубость

Параметры ОУ		Нейросетевой регулятор		МРС регулятор		ПИД регулятор (МOM)		ПИД регулятор (Lambda Tuning)		ПИД регулятор (PID-Tuner)	
$K_{об}$	$T_{об}$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$	$t_{рег. упр.}, с$	$\sigma_{пер}, \%$
0,8	0,8	120	0,067	1020	0,113	2640	0,288	2400	0,241	1200	0,199
0,8	1	180	0,054	1080	0,104	2820	0,269	2520	0,229	1260	0,187
0,8	1,2	180	0,050	1080	0,099	2940	0,245	2580	0,217	1320	0,178
1	0,8	120	0,067	720	0,109	2400	0,253	2160	0,208	1020	0,178
1	1	120	0,054	780	0,093	2520	0,240	2220	0,199	1080	0,165
1	1,2	0	0,045	840	0,086	2640	0,228	2340	0,190	1140	0,157
1,2	0,8	120	0,067	660	0,104	2160	0,226	1920	0,183	840	0,161
1,2	1	120	0,054	600	0,089	2280	0,216	1980	0,176	960	0,150
1,2	1,2	0	0,045	660	0,078	2400	0,208	2100	0,169	1020	0,141

На основании полученных данных можно заключить, что система управления, основанная на нейросетевом подходе, демонстрирует наибольшую степень инвариантности к изменению параметров объекта. Она сохраняет высокую эффективность подавления возмущений даже при значительном отклонении динамики объекта от номинала, превосходя по этому показателю как ПИД-регуляторы, так и МРС-регулятор. При этом, как и в случае с номинальными параметрами, МРС-регулятор обеспечивает минимальное время отклика на управляющее воздействие, однако уступает по показателю перерегулирования.

Далее был оценен потенциальный экономический эффект, которого можно достигнуть путем интеграции разработанного нейросетевого алгоритма управления в автоматизированную систему управления каскадом центробежных экстракторов. Жидкостная экстракция предназначена для извлечения целевых компонентов из водного раствора в органический, при этом наибольший экономический интерес представляют целевые компоненты. В данной работе предлагается рассчитать следующий экономический показатель, который устанавливает взаимосвязь между временем регулирования и степенью извлечения целевого компонента, характеризующей эффективность экстракции:

$$E = \int_0^{t_{\text{рег.упр.}}} 100 \cdot \left( 1 - \frac{C_{\text{ЦК-водн.ф.}}^{\text{ВХ.}}(t) - C_{\text{ЦК-водн.ф.}}^{\text{ВЫХ.}}(t)}{C_{\text{ЦК-водн.ф.}}^{\text{ВХ.}}(t)} \right) dt. \quad (18)$$

где  $C_{\text{ЦК-водн.ф.}}^{\text{ВХ.}}(t)$  – концентрация целевого компонента в водной фазе на входе в экстракционный каскад;

$C_{\text{ЦК-водн.ф.}}^{\text{ВЫХ.}}(t)$  – концентрация целевого компонента в водной фазе на выходе из экстракционного каскада;

Данный экономический критерий позволит связать качество управления (время регулирования) с эффективностью экстракции при достижении нового

уровня уставки. Таким образом, чем меньше данный критерий, тем выше суммарная степень извлечения целевого компонента во время переходного процесса. Для определения предложенного экономического критерия были использованы результаты с вычислительного эксперимента, представленного на рисунке 51, рассчитанные значения экономического критерия представлены в таблице 12.

Таблица 12 – Значение экономического критерия для рассматриваемых АСУ с различными алгоритмами управления

<b>Регулятор</b>	<b><math>E \cdot 10^3</math></b>
Нейрорегулятор	2,15
МРС регулятор	2,96
ПИД регулятор (МОМ)	2,77
ПИД регулятор (PID-Tuner)	2,50
ПИД регулятор (Lambda Tuning)	2,89

Автоматизированная система управления с МРС-регулятором не удовлетворяет цели управления, так как имеет перерегулирование на уровне 60 % (таблица 8). Из АСУ с ПИД-регуляторами наилучший результат показал регулятор, параметры которого определены с помощью функционала Simulink PID-Tuner. Таким образом, использование нейросетевого алгоритма управления позволило на 14 % повысить эффективность экстракции.

Проведенные ранее исследования не учитывали шумовую составляющую, возникающую при измерении концентрации в измерительном канале. Системы измерения концентрации целевого компонента на основе гамма-абсорбционного метода имеют относительную погрешность измерения 5-10 %. Учтенная ранее длительность измерения концентрации целевого компонента (60 с.) позволяет обеспечить погрешность измерения на уровне 5 %. Таким образом, необходимо провести исследования по определению работоспособности разработанных автоматизированных систем управления с разными алгоритмами управления при полном моделировании измерительного канала концентрации целевого компонента.

В рамках данного исследования были рассмотрены системы управления с нейрорегулятором и с ПИД-регулятором, параметры которого определены с помощью функционала «PID-Tuner» из пакета Simulink/Matlab, показавшего наилучшие результаты в прошлых исследованиях.

Использование прямых и интегральных показателей качества некорректно из-за большой амплитуды шумовой составляющей сигнала, таким образом, для оценки качества управления будут использоваться статистические показатели – абсолютное среднее отклонение от уставки и приведенное среднеквадратичное отклонение. Абсолютное среднее отклонение от уставки определяется следующим образом:

$$\delta = \frac{\left| \sum_{i=1}^n y(t_i) - g(t_i) \right|}{n} \quad (19)$$

где  $y(t_i)$  – концентрация целевого компонента из измерительного канала;  
 $g(t_i)$  – уставка;  
 $n$  – количество измерений.

Приведенное среднеквадратическое отклонение определяется по следующему выражению:

$$\sigma = \frac{1}{y_{\max} - y_{\min}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y(t_i) - g(t_i))^2}{n - 1}} \cdot 100\%, \quad (20)$$

Где  $y_{\max}$ ,  $y_{\min}$  – максимальное и минимальное значение диапазона измерения концентрации целевого компонента.

Изменение концентрации целевого компонента в экстракте при ступенчатом управляющем сигнале для АСУ с нейросетевым алгоритмом управления и с ПИД-регулятором (PID-Tuner) при наличии шумовой

составляющей в измерительном канале представлены в относительных единицах на рисунке 56.

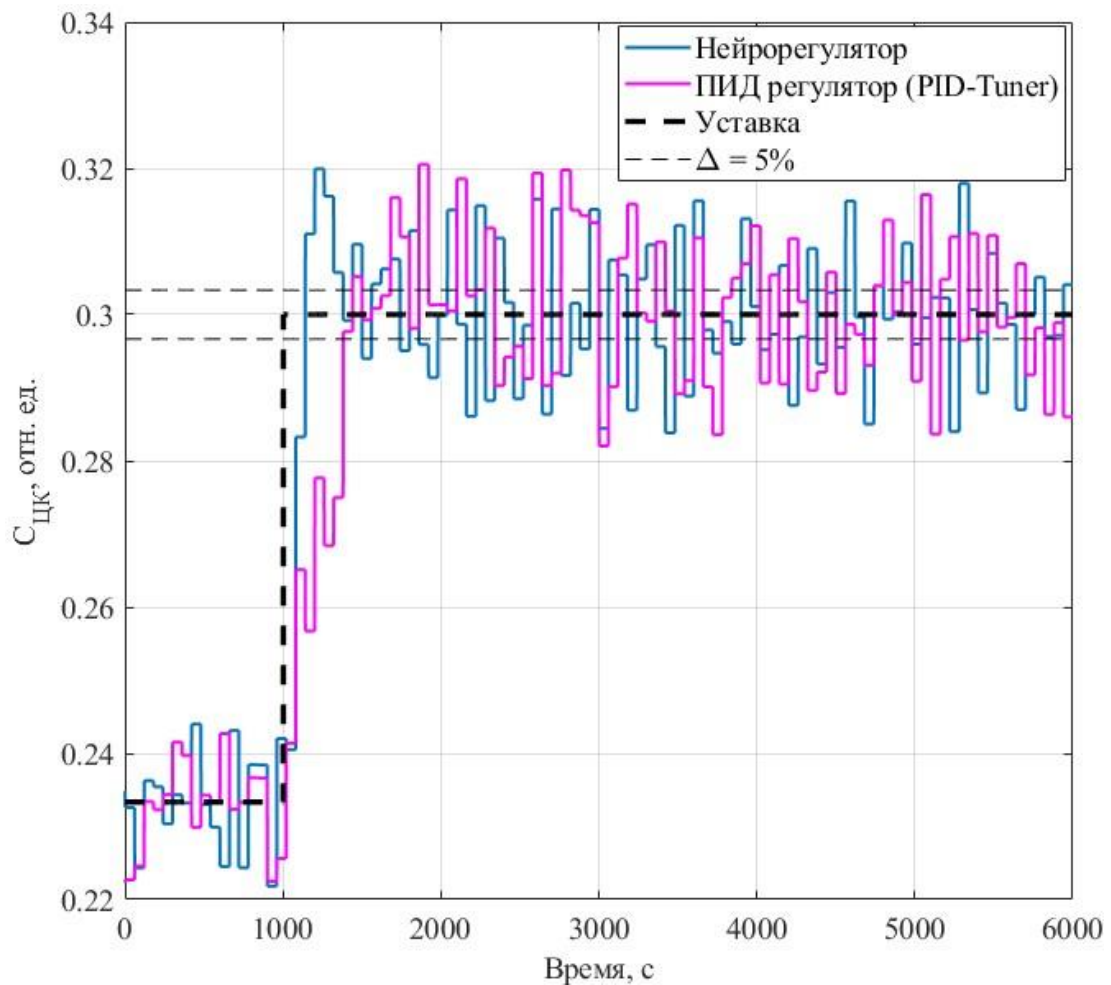


Рисунок 56 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на ступенчатое управляющее воздействие при наличии шумовой составляющей в измеренном сигнале

Абсолютное среднее отклонение управляемой переменной от уставки для нейрорегулятора составляет 0,08, а для ПИД-регулятора (PID-Tuner) составляет 0,53. Приведенное среднеквадратичное отклонение управляемой переменной от уставки для нейрорегулятора составляет 3,57 %, а для ПИД-регулятора (PID-Tuner) составляет 4,37 %.

Изменение концентрации целевого компонента в экстракте при ступенчатом возмущающем воздействии для АСУ с нейросетевым

алгоритмом управления и с ПИД-регулятором (PID-Tuner) при наличии шумовой составляющей в измерительном канале представлены в относительных единицах на рисунке 57.

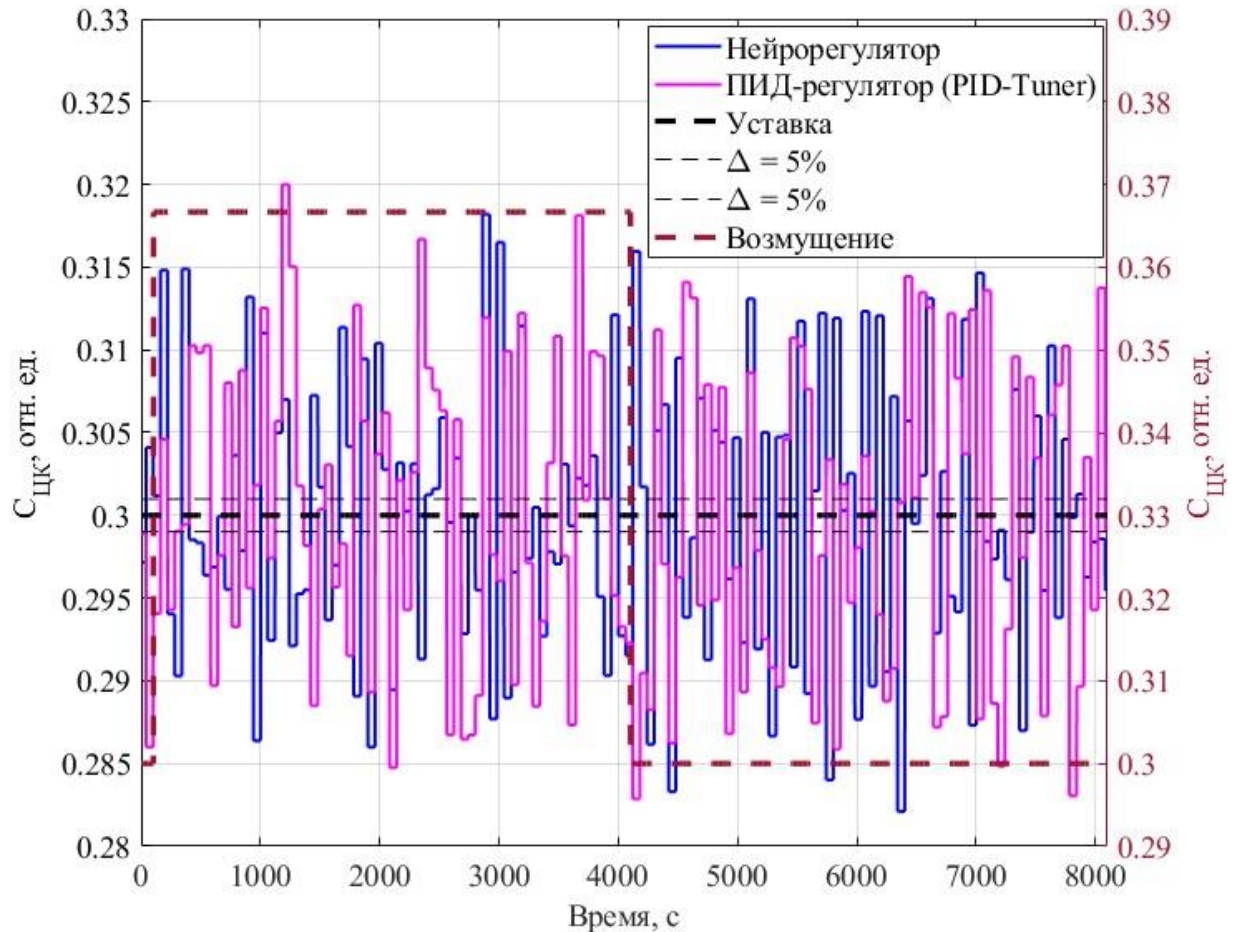


Рисунок 57 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на ступенчатое возмущающее воздействие при наличии шумовой составляющей в измеренном сигнале

Как видно из рисунков 56–57, при моделировании измерительного канала, максимально приближенного к реальным условиям, с учетом вносимой дискретизации измерительного сигнала, запаздывания за счет усреднения измерений и шумовой составляющей с большой амплитудой, разработанные системы управления обрабатывают как управляющие, так и возмущающие воздействия. При этом система управления с нейросетевым

алгоритмом управления показывает лучшие статистические показатели качества.

Также, в ходе данных вычислительных экспериментов были исследованы работоспособности данных систем управления при нестабильности параметров объекта управления, которые изменялись сгруппировано на  $\pm 20\%$ . Статистические показатели качества при проверке рассматриваемых АСУ на инвариантность к изменению параметров объекта управления представлены в таблице 13. Изменение концентрации целевого компонента в экстракте при ступенчатом управляющем сигнале для АСУ с нейрорегулятором и ПИД-регулятором (PID-Tuner) при наличии шумовой составляющей измерительного канала и изменении параметров объекта управления на  $+20\%$  представлены в относительных единицах на рисунке 58, а для изменения параметров объекта управления на  $-20\%$  представлена на рисунке 59.

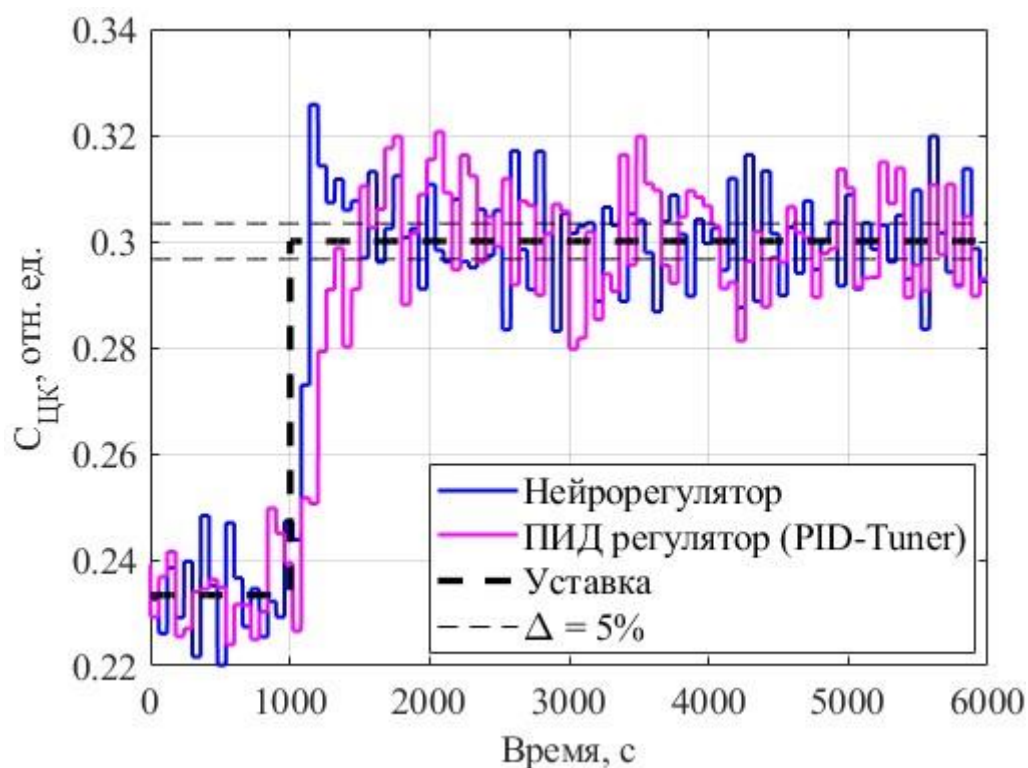


Рисунок 58 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на ступенчатое управляющее воздействие при наличии шумовой составляющей в измеренном сигнале и изменении параметров объекта управления на  $+20\%$

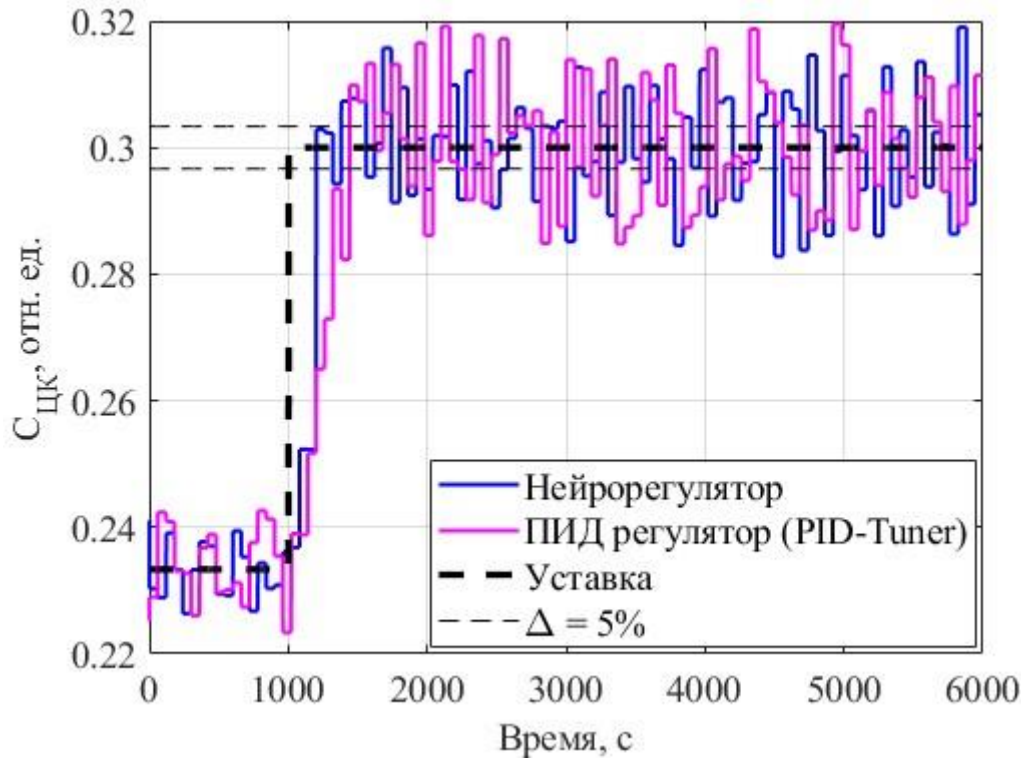


Рисунок 59 – Реакция АСУ с рассматриваемыми регуляторами на ступенчатое управляющее воздействие при наличии шумовой составляющей в измеренном сигнале и изменении параметров объекта управления на – 20 %

Таблица 13 – Статистические показатели качества рассматриваемых систем управления при проверке на инвариантность к изменению параметров объекта управления при наличии шумовой составляющей в измеренном сигнале

Параметры ОУ	Регулятор	$\delta$	$\sigma$ , %
Номинальные	Нейросетевой	0,08	3,57
	ПИД-регулятор (PID-Tuner)	0,53	4,37
+ 20 %	Нейросетевой	0,02	3,50
	ПИД-регулятор (PID-Tuner)	0,55	4,64
– 20 %	Нейросетевой	0,52	4,10
	ПИД-регулятор (PID-Tuner)	0,64	4,84

Таким образом, в ходе проведенных исследований по проверке работоспособности разработанной автоматизированной системы управления с нейросетевым алгоритмом управления при моделировании измерительного канала с максимальным приближением к реальным условиям, можно сделать вывод, что разработанная система управления с нейросетевым алгоритмом

управления устойчива при наличии высокоамплитудной шумовой составляющей в измеренном сигнале концентрации целевого компонента и обеспечивает лучшее управление, чем система с ПИД-регулятором.

### 3.4 Выводы по главе

Третья глава посвящена разработке автоматизированной системы управления с нейросетевым алгоритмом управления экстракционным каскадом. На основании анализа процесса экстракции в каскаде центробежных экстракторов как объекта управления, а также на основании проведенного литературного обзора [34, 85–99], были разработаны функциональные схемы АСУ на базе ПИД-регулятора, МРС регулятора и нейросетевого регулятора. Главным отличием разработанных функциональных схем друг от друга является количество входных переменных для регулятора. Контролируемой переменной является концентрация целевого компонента в экстракте, а управляющей переменной является токовый сигнал 4-20 мА.

Параметрический синтез ПИД-регулятора был произведен по методу оптимального модуля, методу «Lambda Tuning» и с помощью встроенного функционала Simulink – «PID Tuner». В рамках параметрического синтеза МРС регулятора были определены оптимальные значения горизонта прогнозирования (10) и горизонта управления (2).

Нейросетевой алгоритм управления был разработан по методу обратного распространения ошибки через прямой нейроэмулятор с эталонной моделью. Структура разработанного нейроэмулятора объекта управления представлена на рисунке 49, а структура нейросетевого регулятора представлена на рисунке 50. Для обучения нейросетевого регулятора и параметрического синтеза МРС регулятора была разработана упрощенная математическая модель объекта управления, полученная путем идентификации объекта управления, и описанная передаточной функцией первого порядка **Ошибка! Источник ссылки не найден.** с помощью методов

Орманса и Гурецкого. Для идентификации использовалась комбинированная математическая модель процесса экстракции, которая представлена в Главе 2.

С помощью компьютерного моделирования в среде MATLAB/Simulink было произведено исследование разработанных автоматизированных систем управления каскадом центробежных экстракторов с разными алгоритмами управления. Система управления с нейросетевым регулятором имеет лучшие показатели качества по управляющему (рисунок 51, таблица 8) и возмущающему (рисунок 53, таблица 9) воздействиям, чем другие рассматриваемые АСУ. Была произведена проверка разработанных систем управлений на инвариантность к изменению параметров объекта управления, в рамках которой была смоделирована нестабильность параметров объекта управления. Самой устойчивой к изменениям параметров объекта управления является АСУ с нейросетевым регулятором (рисунок 54 для управляющего воздействия и рисунок 55 для возмущающего воздействия). Внедрение нейросетевого алгоритма управления экстракционным каскадом позволило повысить эффективность экстракции на 14 %.

Были проведены вычислительные эксперименты по исследованию устойчивости разработанных систем управления при наличии высокоамплитудной шумовой составляющей, вносимой системой измерения концентрации целевого компонента, в ходе которых была подтверждена устойчивость разработанной АСУ с нейросетевым регулятором и доказана её превосходство над прочими разработанными системами управления путем сравнения статистических показателей качества.

## **4 Обобщение и практическое применение результатов диссертационного исследования**

### **4.1 Реализация комбинированной математической модели процесса экстракции в учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки**

Комбинированная математическая модель процесса экстракции, разработанная во второй главе данной работы, была использована при разработке учебной версии (УВ) программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования (ЭФ) модуля переработки (см. приложение А). УВ КОД ТП ЭФ МП предназначен для следующих пользователей:

- студенты технических ВУЗов, обучающиеся по направлениям автоматизации химических производств, химии-технологии радиохимических производств и другие смежные специальности;
- сотрудники радиохимических предприятий ГК Росатом, для обучения ведению технологических процессов экстракционного фракционирования модуля переработки и повышения квалификации;
- сотрудники радиохимических предприятий и исследовательских институтов ГК Росатом, для повышения эффективности технологических процессов экстракционного фракционирования с помощью численных экспериментов и математических методов оптимизации.

УВ КОД ТП ЭФ МП выполняет следующий перечень функций:

- моделирование технологического процесса экстракционного разделения целевых компонентов;
- моделирование технологического процесса рекстракции целевых компонентов;

- моделирование функционирования вспомогательного технологического оборудования (насосы-дозаторы, электрический привод мешалки и т.д.);
- моделирование систем управления и контрольно-измерительных приборов узла экстракционного фракционирования;
- построение экстракционных каскадов различной конфигурации с целью определения оптимальных параметров процессов экстракционного фракционирования;
- моделирование и демонстрацию влияния различных факторов и технологических переменных на эффективность процесса экстракционного разделения (изменение коэффициента распределения) целевых компонентов;
- возможность визуализации результатов моделирования процессов экстракционного фракционирования;
- возможность сохранения и последующей обработки результатов моделирования процессов экстракционного фракционирования.

Таким образом, с учетом сформулированных перечня пользователей и перечня функций, была разработана структура УВ КОД ТП ЭФ МП, которая представлена на рисунке 60. Согласно представленной структурной схеме (рисунок 60), разрабатываемый программно-технический комплекс включает в свой состав персональные компьютеры студентов и преподавателя, сетевой диск, для хранения результатов моделирования, а также специализированное программное обеспечение УВ КОД ТП ЭФ МП, базирующееся на комбинированной математической модели центробежного экстрактора на базе искусственных нейронных сетей и позволяющее выполнять моделирование процессов экстракции и реэкстракции, протекающих на базе каскадов центробежных экстракторов различной конфигурации. Кроме того, в состав программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП входят математические модели вспомогательного оборудования центробежного экстрактора такого как: электрический привод мешалки и насосы дозаторы.

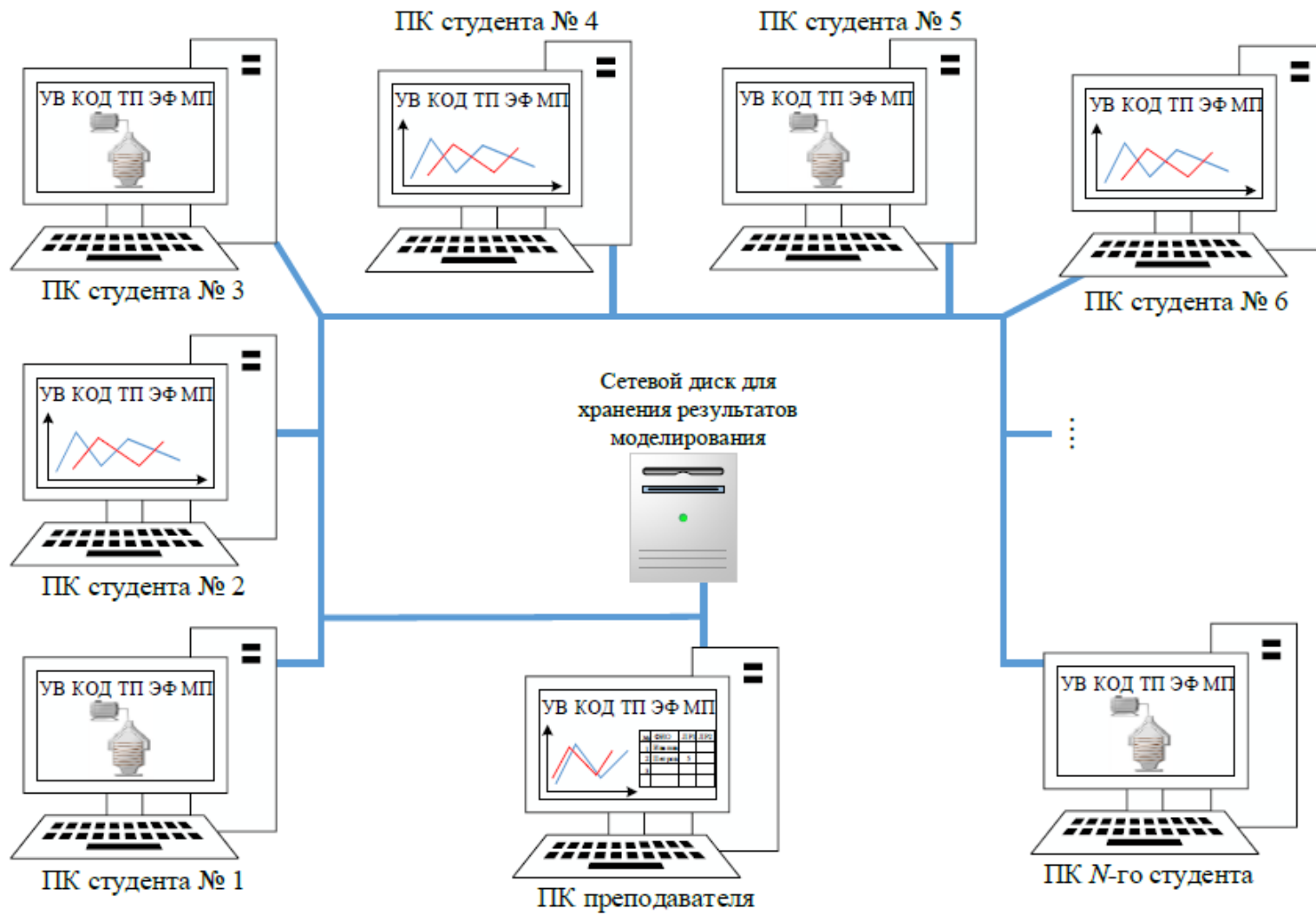


Рисунок 60 – Структурная схема программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП

Разрабатываемый программно-технический комплекс функционирует согласно алгоритму, представленному на рисунке 61 (см. приложение Б). Как видно (рисунок 61) из представленного алгоритма, возможно два варианта использования разрабатываемого программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП. Во-первых, по основному назначению, использование в образовательных целях, то есть для выполнения комплекса лабораторных работ. Это направление использования УВ КОД ТП ЭФ МП будет актуально как для обучения студентов, так и для обучения сотрудников радиохимических предприятий ГК Росатом. Во-вторых, для проведения вычислительных экспериментов, с целью изучения и оптимизации технологического процесса экстракции в центробежном экстракторе. Эта область применения УВ КОД ТП ЭФ МП будет актуальна для сотрудников радиохимических предприятий и исследовательских институтов ГК Росатом.

В обоих случаях работа с УВ КОД ТП ЭФ МП начинается с включения персонального компьютера и запуска программного обеспечения на нем. Далее в зависимости от варианта использования программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП выполняется либо постановка цели моделирования, либо получается индивидуальное задание для лабораторной работы. Затем либо выполняется моделирование процесса в соответствии с программой исследований, либо выполняется задание в рамках лабораторной работы. По результатам той или иной операции возможно сохранение полученных результатов для их дальнейшей обработки, анализа и составления отчета.

На основании ранее разработанной структурной схемы программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП (рисунок 60) была разработана архитектура программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП, которая представлена на рисунке 62 (см. приложение Б).



Рисунок 61 – Алгоритм функционирования программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП



Рисунок 62 – Архитектура программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП

Графическая часть УВ КОД ТП ЭФ МП позволяет производить конфигурацию расчетных схем, а также отображать данные процесса моделирования в различном виде и просматривать заархивированные результаты.

Расчетная часть представлена следующими компонентами:




- расчетный сервер, занимающийся обеспечением взаимосвязи клиента расчетной модели и контроллера расчетной модели, запуском контроллера модели, приемом и отправкой сообщений, статусов и данных, архивированием данных, ведением дневника операций;
- контроллер модели, занимающийся загрузкой расчетной модели, управлением состоянием, обработкой принятых команд, формированием статусов и сообщений с расчетными данными;
- расчетная модель, реализующая расчет моделей блоков и вызов на исполнение расчетных плагинов.

Дополнительный функционал программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП представляет собой совокупность модулей, динамически подключаемых к основной программе. Часть модулей представлена в виде плагинов, изготавливаемых в виде DLL-библиотек, разработанных в соответствии с определенными правилами, их можно разделить на две группы:

- плагины для графической части, позволяют расширять возможности графического интерфейса программного обеспечения;
- расчетные плагины, позволяют расширять возможности расчетного ядра.

В процессе разработки программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП была создана элементная база для моделируемых схем в виде отдельных блоков. Для каждого блока была продумана внутренняя структура, разработано графическое представление и программное обеспечение, реализующее разработанное ранее математическое описание. В таблице 14 представлена разработанная элементная база.

Таблица 14 – Элементная база программного обеспечения УВ КОД ТП ЭФ МП

Изображение блока	Название блока	Краткое описание
 <p>Параметры органической фазы</p>	Константа	Блок, выдающий заданные значения
 <p>Параметры водной фазы</p>	Константа	Блок, выдающий заданные значения
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> <p>150 : Концентрация U, г/л  0 : Концентрация Pu, г/л  63 : Концентрация HNO<sub>3</sub>, г/л  30 : Концентрация ТБФ, %  20 : Температура орг. фазы, °С  19 : Расход орг. фазы, мл/мин  0.407 : Ток нагрузки насоса дозатора, А</p> </div>	Показывающий прибор	Блок, выдающий мгновенные значения переменных
 <p>Самописец</p>	Самописец	Блок, выдающий графическое представление изменения переменных
 <p>Перистальтический насос</p>	Перистальтический насос	Блок, моделирующий изменение объемного расхода и тока нагрузки насоса-дозатора.
 <p>Центробежный экстрактор</p>	Центробежный экстрактор	Блок, моделирующий процессы экстракции и реэкстракции целевых компонентов в центробежном экстракторе с электрическим приводом мешалки

На базе разработанного программно-технического комплекса УВ КОД ТП ЭФ МП реализован комплекс лабораторных работ, который включает в

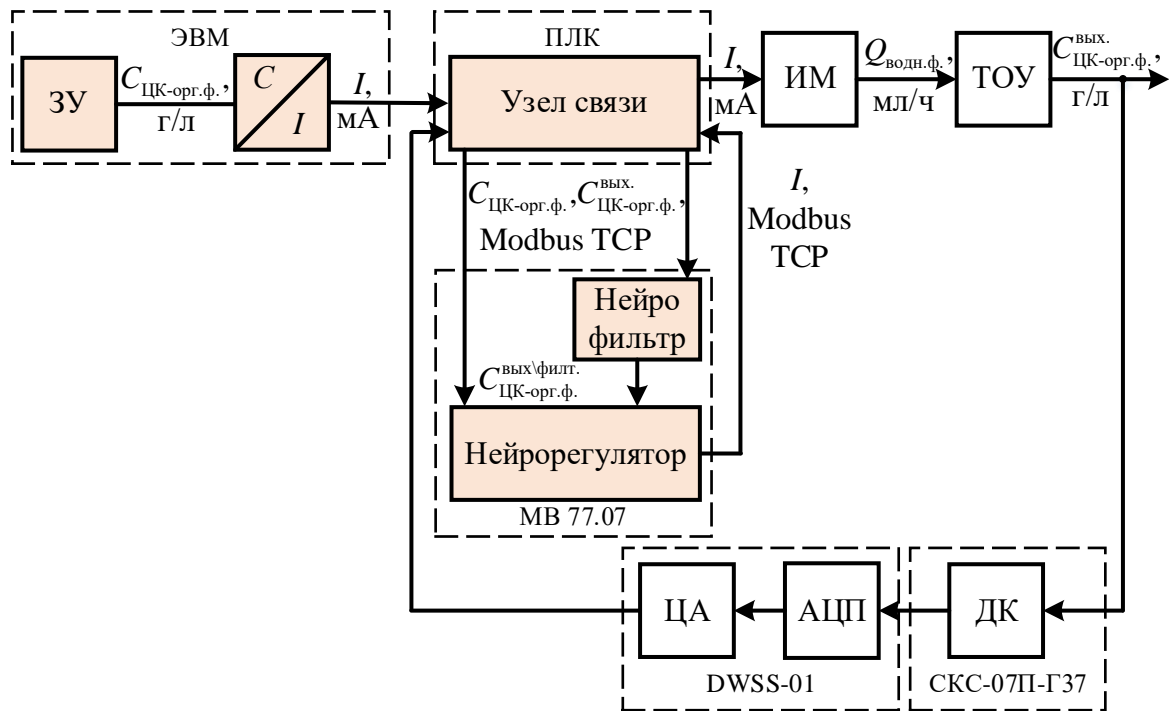
себя три лабораторные работы, нацеленные на изучение и исследование процесса экстракции целевых компонентов на базе центробежных экстракторов. Первая лабораторная работа посвящена исследованию влияния различных параметров органической и водной фаз, таких как: концентрация целевого компонента во входном потоке водной фазы; концентрация азотной кислоты во входном потоке водной фазы; концентрация высаливателя во входном потоке водной фазы; концентрация ТБФ во входном потоке органической фазы и температура смеси фаз в аппарате на ход технологического процесса экстракции в центробежном экстракторе. Вторая лабораторная работа посвящена исследованию влияния структуры экстракционного каскада (блока) центробежных экстракторов на эффективность процесса экстракции. Третья лабораторная работа посвящена исследованию эффективности процесса экстракции при различных параметрах функционирования (режимах работы) центробежного экстрактора, например, таких как скорость вращения мешалки аппарата.

Таким образом, разработанный программно-технический комплекс УВ КОД ТП ЭФ МП применяется в Отделении ядерно-топливного цикла Инженерной школы ядерных технологий Томского политехнического университета для подготовки студентов, обучающихся по специальности 14.05.04 «Электроника и автоматика физических установок».

#### **4.2 Макет автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов**

В данном разделе рассмотрена реализация интеграции разработанного нейросетевого алгоритма управления в макет автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов. Для построения макета АСУ была разработана уточненная в плане аппаратных решений функциональная схема автоматизированной системы управления

экстракционным каскадом на базе нейросетевого регулятора, представленная на рисунке 63.



ЗУ – задающее устройство; АЦП – аналого-цифровой преобразователь; ПЛК – программируемый логический контроллер; MB77.07 – микрокомпьютер с нейродром; ИМ – перистальтический насос Cole Parmer Masterflex L/S 77301-30; ТОУ – технологический объект управления (каскад центробежных экстракторов); ДК – датчик концентрации целевого компонента в экстракте производства «Грин Стар», SKC-07П-Г37; ЦА – цифровой процессор импульсных сигналов DWSS-01

Рисунок 63 – Функциональная схема макета автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов

В качестве технологического объекта управления используется каскад экстракторов типа ЭЦР-33, соединённых по противоточной схеме. В качестве перистальтического насоса предлагается использовать Cole Parmer Masterflex L/S 77301-30. Для аппаратного исполнения нейросетевого регулятора был выбран российский микрокомпьютер MB77.07, разработанный АО НТЦ «Модуль». Ключевым преимуществом данного устройства является наличие двух вычислительных ядер: одного общего назначения на базе архитектуры ARM и второго – специализированной нейрокompоненты архитектуры NMC 3. Ядро архитектуры NMC 3 оптимизировано под выполнение операций,

связанных с нейросетевыми вычислениями, что существенно увеличивает производительность регулятора и снижает задержки в управлении технологическим процессом. Внешний вид микрокомпьютера представлен на рисунке 64.

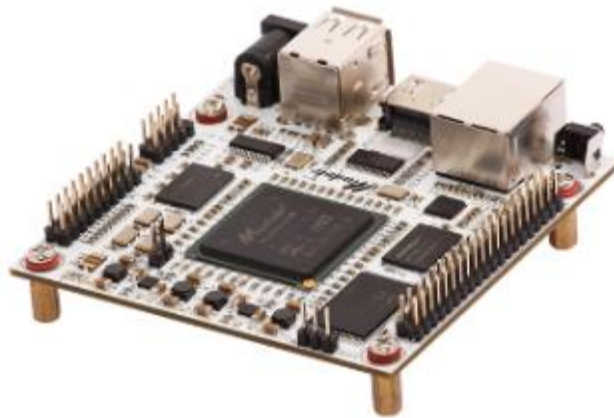


Рисунок 64 – Внешний вид микрокомпьютера MB77.07

Микрокомпьютер MB77.07 обладает следующими техническими характеристиками:

- Ядро процессора ARM 1176 с тактовой частотой 324 МГц;
- Ядро DSP NeuroMatrix NMC3 с тактовой частотой 324 МГц;
- Системная память DDR2 SDRAM общим объемом 256 МБ;
- NAND-флеш-память объемом 1 ГБ;
- SPI master;
- Ethernet 10/100 Мбит;
- USB 2.0 Host (2 стандартных порта + 2 на общем разъеме);
- HDMI Tx порт;
- UART, SPI, JTAG, I2C, GPIO до 32 портов (на общем разъеме).

Одним из основных ограничений микрокомпьютера MB77.07 является отсутствие аппаратной поддержки операций с числами с плавающей запятой на ядре NMC. Для обеспечения возможности выполнения таких вычислений на данном ядре был реализован программный механизм преобразования

числовых данных в 16-битное представление с фиксированной точкой. Алгоритм квантизации и обратного восстановления (деквантизации) осуществляется на ARM-ядре, что позволяет эффективно адаптировать данные к формату, совместимому с ограничениями вычислительного блока NMC.

Для каждой переменной нейросети определяется коэффициент квантизации ( $S_A$ ), который зависит от диапазонов изменения этой переменной и определяется следующей формулой:

$$S_A = \frac{q_{\max} - q_{\min}}{2A_{\max}}, \quad (21)$$

где  $q_{\min}$ ,  $q_{\max}$  – верхняя и нижняя границы диапазона квантизованных значений;

$A_{\max}$  – максимально допустимое по модулю значение исходного числа  $A$ .

Квантизированные значения ( $A_q$ ) определяются следующим выражением:

$$A_q = S_A \cdot A \quad (22)$$

После нейросетевого расчета управляющего воздействия необходимо провести деквантизацию этих значений по следующему выражению:

$$A = \frac{A_q}{S_A}. \quad (23)$$

Максимальная относительная ошибка, вносимая квантизацией при реализации ИНС, не превышает 0,5 %.

В существующих системах управления экстракционным каскадом на производствах используются ПИД-регуляторы, реализованные на базе программируемых логических контроллеров (ПЛК). Программируемые логические контроллеры марки ОВЕН имеют широкое распространение на отечественных предприятиях для построения систем управления из-за их универсальности. Для более простой интеграции разработанного нейросетевого регулятора в существующие системы управления предлагается использовать ПЛК в роли узла связи между измерительным датчиком, задающим устройством и исполнительным механизмом.

Для реализации узла связи был выбран программируемый логический контроллер ОВЕН ПЛК160, внешний вид которого представлен на рисунке 65.



Рисунок 65 – Внешний вид ОВЕН ПЛК160

Главными преимуществами данного ПЛК являются:

- наличие большого количества аналоговых и дискретных входов и выходов;
- скоростные входы для обработки энкодеров;
- наличие возможности ведения архива работы оборудования;
- простая настройка и программирование в системе CODESYS, поддержка основных промышленных протоколов;

- наличие трех последовательных портов (RS-232, RS-485);
- связь с верхним уровнем через Ethernet;
- высокая частота процессора и большой объем памяти.

Данный ПЛК имеет 8 аналоговых входов и 4 аналогового выхода, что с избытком хватает для обработки двух аналоговых входов (задающее устройство и датчик концентрации) и одного аналогового выхода (управляющий сигнал). Для взаимодействия с нейрорегулятором (MB77.07) используется протокол MODBUS TCP, функционирующий в сети Ethernet.

Среднее время расчета нейросетевого регулятора на MB 77.07 составляет 52 мс, а на ПЛК160 ОВЕН – 480 мс. Данный вычислительный эксперимент доказывает правильность выбора аппаратных решений для реализации нейросетевого регулятора.

В качестве датчика концентрации целевого компонента, основанного на гамма-абсорбционном методе, предлагается использовать СКС-075П-Г37 производства ГП «Грин Стар» [107].

Комплекс спектрометрический СКС-07П-Г37 предназначен для измерения интенсивности аналитических линий радионуклидов по гамма-излучению и путем их пересчета, экспрессного определения массовой концентрации элементов содержащихся в анализируемом образце (пробе) в счетных образцах, находящихся в измерительных кюветах объемом 20 мл, автоматизированной обработки результатов измерения.

Сигналы, формируемые на выходе сцинтилляционного детектора гамма-излучения типа БДЭГ-40(40)Н, оснащённого кристаллом NaI(Tl) с энергетическим разрешением не хуже 6 % при энергии 662 кэВ, поступают на вход электронного процессора DWSS-1. В этом устройстве осуществляется предварительное усиление и адаптивная обработка сигналов, направленная на оптимизацию отношения сигнал/шум. Далее сигналы преобразуются в цифровой формат, при этом кодовое значение пропорционально энергии, поглощённой в детекторе. Полученные цифровые данные накапливаются в памяти вычислительной системы, формируя энергетический

спектр – распределение числа зарегистрированных событий в зависимости от их энергии.

В DWSS-01 с высокой степенью интеграции объединены входная электроника предварительного формирования сигнала, скоростной АЦП, программируемые цифровые фильтры, цифровой осциллограф, восстановитель постоянной составляющей, быстрый цифровой дискриминатор, цифровой стабилизатор и источник высокого напряжения. Для подключения DWSS-01 к внешнему компьютеру возможно использование любого из четырех предусмотренных интерфейсов: Ethernet, USB, Wi-Fi, RS-232.

Программно-аппаратная реализация разработанной автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов в виде макета представлена на рисунке 66.

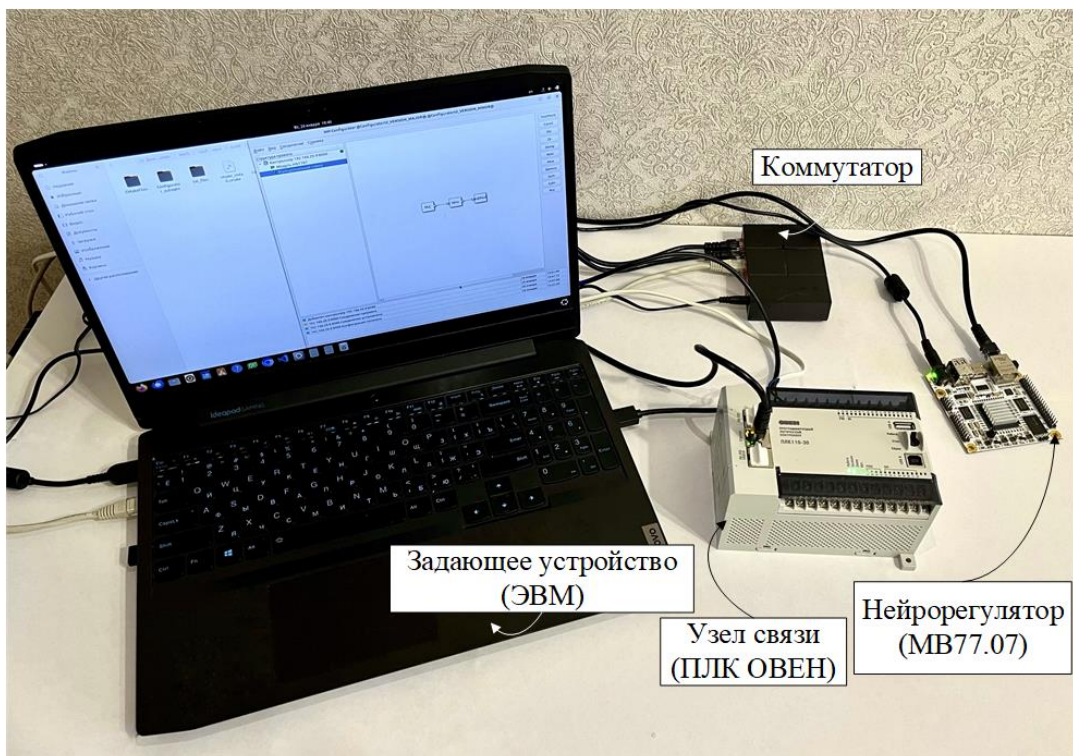


Рисунок 66 – Макет АСУ каскадом центробежных экстракторов

Для повышения точности измерения концентрации целевого компонента в измерительном канале в условиях повышенных требований к

надежности на предприятиях химической и атомной промышленности в данной работе предлагается применять алгоритмы обработки зашумленного измерительного сигнала на базе ИНС. Суть метода заключается в том, что в существующий измерительный канал интегрируется программно-технический комплекс на базе искусственных нейронных сетей, позволяющий снизить влияние шумовой составляющей на измерительный сигнал концентрации целевого компонента. Разработка и реализация нейросетевого алгоритма обработки зашумленного измерительного сигнала представлен в работах [21–23] на примере фильтрации измерительного сигнала перепада давления на сужающем устройстве и его преобразование в расход жидкости.

В связи с большой шумовой составляющей в измерительном сигнале концентрации целевого компонента, которая вызвана особенностями гамма-абсорбционного метода измерения и погрешностью датчика, в данной работе был разработан нейросетевой алгоритм обработки зашумленного измерительного сигнала концентрации целевого компонента, реализованный на микрокомпьютере МВ77.07 с применением нейросетевого спецвычислителя (рисунок 63). Связь между МВ77.07 и ПЛК была реализована по Ethernet с помощью протокола Modbus TCP. Структура разработанного программного обеспечения нейросетевого регулятора на модуле МВ 77.07 представлена на рисунке 67 (см. Приложение Б).

Таким образом, был разработан макет автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов. Проведён вычислительный эксперимент по оценке среднего времени выполнения алгоритма расчёта управляющего воздействия, которое составило 100 мс. Это время существенно меньше времени дискретизации данной АСУ, которое составляет 1 с. Это свидетельствует о том, что выбранное аппаратное решение для реализации разработанного нейрорегулятора полностью удовлетворяет требованию быстродействия автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.

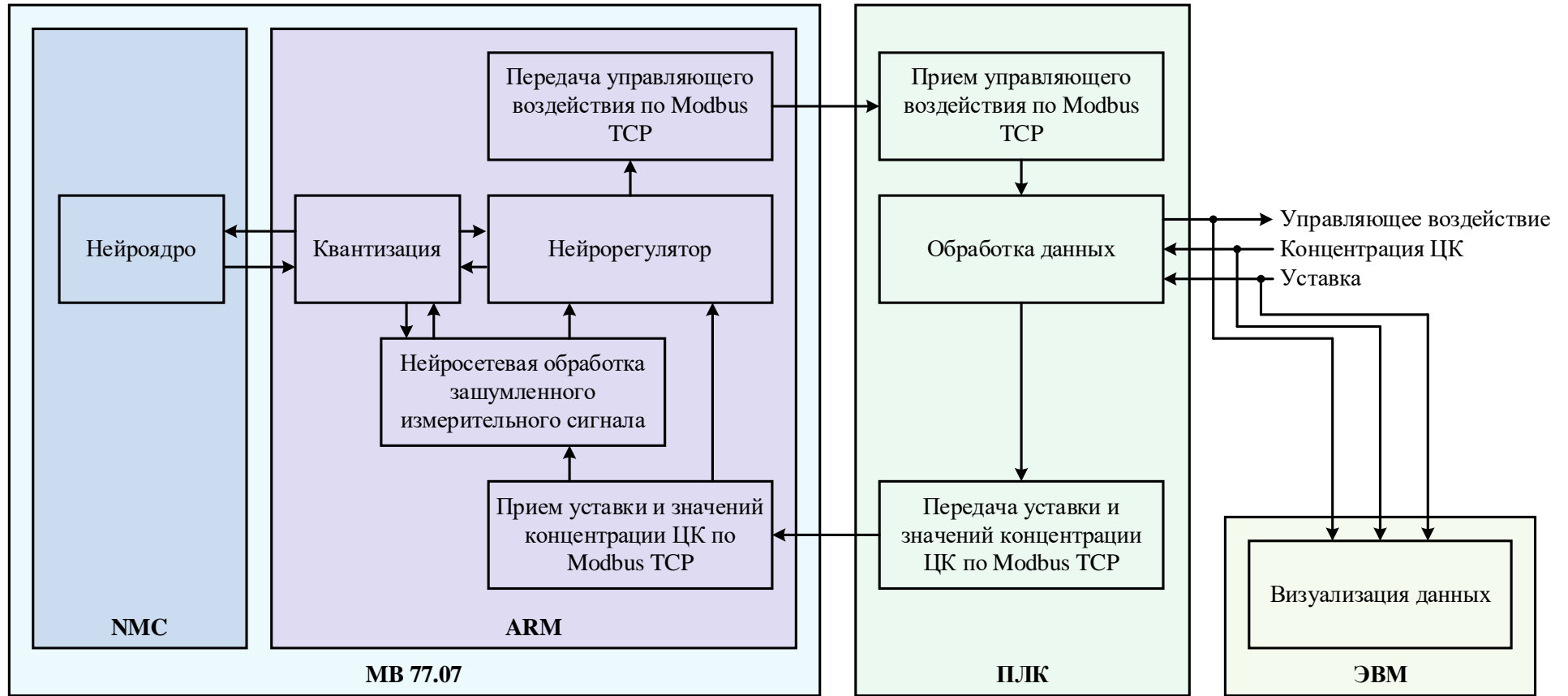


Рисунок 67 – Структура разработанного программного обеспечения нейрорегулятора на модуле MB 77.07

### 4.3 Выводы по главе

Комбинированная математическая модель процесса экстракции стала основой для учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (см. Приложение Б). Программно-технический комплекс обеспечивает моделирование процессов экстракции и реэкстракции целевых компонентов, работу вспомогательного оборудования, построение экстракционных каскадов различной конфигурации, а также визуализацию и сохранение результатов моделирования. Архитектура комплекса включает расчетное ядро на базе комбинированной модели, графическую среду для конфигурирования расчетных схем и набор модулей для расширения функциональности. Разработанная элементная база позволяет моделировать отдельные блоки технологической схемы с учетом их внутренней структуры и математического описания.

УВ КОД ТП ЭФ МП внедрена в учебный процесс в Отделение ядерно-топливного цикла Инженерной школы ядерных технологий (см. Приложение А). Для обеспечения лабораторных занятий на базе УВ КОД ТП ЭФ МП было разработано учебное пособие.

Нейросетевой алгоритм управления экстракционным каскадом, состоящим из центробежных экстракторов, разработанный в результате диссертационного исследования (Глава 3), был интегрирован в макет автоматизированной системы управления. Предложен подход интеграции разработанного нейросетевого регулятора в существующую систему управления с использованием промышленных ПЛК в качестве модуля связи с нейрорегулятором, задающим устройством, исполнительным механизмом и датчиком концентрации целевого компонента. Данный подход позволяет добиться повышения качества управления при отсутствии необходимости демонтажа существующей АСУ. В работе предложен метод обработки зашумленного измерительного сигнала на основе ИНС. Для реализации

разработанных нейросетевого регулятора и фильтра был использован отечественный микрокомпьютер MB77.07, имеющий в составе DSP ядро, оптимизированное для нейросетевых вычислений, и позволяющий повысить быстродействие регулятора (см. Приложение Б). Были выбраны прочие аппаратные решения для макета автоматизированной системы управления.

В результате проведенного вычислительного эксперимента было определено среднее время выполнения алгоритма расчёта управляющего воздействия, которое составило 100 мс, что существенно меньше дискретизации АСУ (1 с.). Таким образом, выбранное аппаратное решение для реализации разработанного нейрорегулятора полностью удовлетворяет требованию быстродействия автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для обеспечения высокой надёжности, устойчивости и безопасности протекания технологических процессов разрабатываются и внедряются автоматизированные системы управления. Это приобретает особую значимость в контексте высокотехнологичных производств, связанных с переработкой сложного многокомпонентного сырья, где из-за потенциальной опасности технологических нарушений предъявляются строгие требования к уровню безопасности. Одним из примеров таких процессов является жидкостная экстракция, применяемая для извлечения целевых компонентов из технологических растворов.

Цель настоящей работы заключалась в повышении точности управления процессом экстракции целевых компонентов в каскаде центробежных экстракторов для увеличения эффективности извлечения целевых компонентов.

Несмотря на значимость технологического процесса жидкостной экстракции, проведенный анализ литературных источников свидетельствует о наличии ряда нерешенных проблем в области математического моделирования. Существующие системы управления экстракционными процессами разработаны на основе упрощенных математических моделей, которые учитывают один или два целевых компонента и не отражают реальную многокомпонентность технологических сред. Особого внимания заслуживает подход к описанию коэффициента распределения, в большинстве работ он представляется постоянным либо в форме аппроксимационных полиномов, справедливых для узких диапазонов варьирования параметров. Игнорирование многофакторной природы коэффициента распределения приводит к тому, что модели, адекватно работающие в лабораторных условиях на модельных растворах, теряют точность при переходе к реальным технологическим средам с переменным составом. Это, в свою очередь, ограничивает возможность создания эффективных и робастных

автоматизированных систем управления, поскольку регуляторы, синтезированные на основе неполных моделей, не могут гарантировать оптимальное ведение технологии в условиях реальной variability параметров.

В связи с этим, для синтеза автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов была разработана комбинированная математическая модель процесса экстракции как объекта управления. Разработанная комбинированная математическая модель базируется на аппарате искусственных нейронных сетей. Благодаря своей способности обрабатывать большой объем данных и выявлять сложные зависимости, а также аппроксимировать нелинейные функции, искусственные нейронные сети нашли широкое применение в области моделирования технологических процессов.

Комбинированный подход разработки математической модели подразумевает использование ИНС для определения параметров, имеющих многофакторную зависимость, которую затруднительно описать полиномиальной зависимостью, и аппарата из дифференциальных уравнений для описания простых процессов, протекание которых хорошо изучено и подчиняется общеизвестным химико-физическим законам. В рамках данной разрабатываемой комбинированной модели ИНС используется для расчета коэффициентов распределения целевых компонентов экстракции.

Представленные в литературе исследования значений коэффициентов распределения компонентов экстракции в зависимости от состава фаз и условий экстракции были обработаны и аппроксимированы, на базе чего была создана обучающая выборка. В рамках серии вычислительных экспериментов были определены оптимальные параметры ИНС: метод обучения основан на алгоритме оптимизации Левенберга-Марквардта с использованием регуляции Байеса, функция активации нейронов выходного слоя – линейная, структура ИНС с тремя скрытыми слоями с 100, 70 и 50 нейронами в скрытых слоях, соответственно. Среднеквадратичное отклонение определения

коэффициентов распределения для каждого компонента экстракции не превышает 0,9 %. Была проведена качественная и количественная проверка адекватности разработанной нейросетевой части комбинированной модели с помощью вычислительных экспериментов. Применение ИНС позволило повысить точность моделирования изменения коэффициента распределения на 65 % по сравнению с существующей первопринципной моделью с полиномиальными зависимостями.

Для оценки адекватности разработанной математической модели была рассчитана относительная ошибка насыщения экстракта целевым компонентом и приведенное среднеквадратическое отклонение для расчетных данных от экспериментальных. Относительная ошибка насыщения экстракта не превышает 7 %, среднеквадратическое отклонение для целевого компонента составляет 2,54 %. Полученные результаты сопоставлены с данными существующей модели на базе дифференциальных уравнений (приведенное СКО составляет 2,68 %) и с данными существующей статической модели (приведенное СКО составляет 11,34 %). Точность моделирования разработанной комбинированной модели превосходит точность моделирования существующей модели на базе дифференциальных уравнений на 5,5 %. Таким образом, была подтверждена качественная и количественная адекватность разработанной комбинированной математической модели, что позволит использовать её для синтеза автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов.

Особенностью процесса экстракции целевых компонентов является дискретизация измерительного сигнала в контуре обратной связи, наличие в нем шумовой составляющей и запаздывания. При использовании классических методов управления сложно адекватно учитывать нелинейный характер процесса и дискретизацию управляемой переменной. Применение регулятора с нейроэмулятором, обученного методом обратного распространения ошибки, позволяет формировать управляющее воздействие с

учетом внутренней модели процесса и отклонения от эталонного поведения, что существенно повышает точность регулирования и устойчивость системы в условиях неполной или запаздывающей информации обратной связи.

В ходе диссертационного исследования были разработаны функциональные схемы автоматизированных систем управления каскадом центробежных экстракторов на базе ПИД-регулятора, МРС-регулятора и нейросетевого регулятора. Для синтеза регуляторов было произведено упрощение разработанной ранее комбинированной математической модели процесса экстракции как объекта управления. В результате процесс экстракции по каналу управления в окрестностях рабочей точки был описан инерционным звеном первого порядка с запаздыванием, которое вносит измерительная система для концентрации целевого компонента.

Используя компьютерную модель процесса, было проведено исследование разработанных систем управления. Нейросетевой алгоритм управления имеет лучшие показатели качества по единичному управляющему и возмущающему воздействиям, чем рассматриваемые АСУ с другими алгоритмами управления. Автоматизированная система управления с нейросетевым регулятором показала высокую устойчивость к нестабильности параметров объекта управления. Были проведены аналогичные вычислительные эксперименты по исследованию качества управления и оценке устойчивости разработанных систем управления при наличии высокоамплитудной шумовой составляющей, вносимой датчиком концентрации целевого компонента, которые, по определенным статистическим показателям качества, подтвердили лучшее качество управления нейрорегулятора и доказали его устойчивость при реальных особенностях измерительного канала в системе управления. Внедрение нейросетевого алгоритма управления экстракционным каскадом позволило повысить эффективность экстракции на 14 %.

Была выполнена программно-аппаратная реализация разработанной автоматизированной системы управления в виде макета, интегрирующего

разработанный нейросетевой регулятор и фильтр на базе ИНС. Для интеграции нейросетевого регулятора в существующие системы управления предложен подход с использованием промышленного ПЛК в качестве модуля связи, не требующий демонтажа действующей АСУ. Предложенный подход к интеграции был реализован с использованием отечественных аппаратных компонентов: датчика концентрации целевого компонента, программируемого логического контроллера в качестве модуля связи и специализированного нейросетевого вычислителя MB77.07, обеспечивающего требуемое быстродействие системы.

Разработанная комбинированная математическая модель процесса экстракции стала основой для учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП ЭФ МП, внедренной в учебный процесс и на базе которой было разработано учебное пособие и комплекс лабораторных работ.

**СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Горюнов, А.Г. Система автоматического управления каскадом центробежных экстракторов [Текст] / А.Г. Горюнов // Управление большими системами. – 2012. – № 40. – С. 257-290.
2. Nadezhdin, I.S. Development of an artificial neural network for a combined model of the uranium extraction process [Text] / I.S. Nadezhdin, A.M. Emelyanov, S.N. Liventsov // Atomic Energy. – 2024. – Vol. 135. – no. 5-6. – pp. 235-241.
3. Емельянов, А.М. Математическая модель процесса экстракции с применением нейросетевых технологий [Текст] / А.М. Емельянов, И.С. Надеждин, Ливенцов С.Н. // Сборник тезисов докладов XI Международной научно-практической конференции «Физико-технические проблемы в науке, промышленности и медицине». – 2022. – С. 132-133.
4. Козлова, Ю.М. Комбинированная модель процесса экстракционного аффинажа с применением нейросетевых технологий [Текст] / Ю.М. Козлова, А.М. Емельянов, И.С. Надеждин // Материалы Международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Научная сессия ТУСУР–2024». – 2024. – Ч. 2 – С. 119-122.
5. Применение нейросетевых технологий при моделировании технологических процессов и аппаратов ЗЯТЦ [Текст] : отчет о НИР (заключ.) / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнители: Н.В. Ливенцова, О.В. Егорова, Е.В. Ефремов, К.А. Козин, [и др.]. – ООО «КТ-КОМПЛЕКС», – Инв. № 36/К21 от 14.10.21 – 2021. – 184 с.
6. Разработка математических моделей и цифровых двойников технологического оборудования замкнутого ядерного топливного цикла: отчет о НИР (заключ.) / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнили: Н.В. Ливенцова, А.Г. Горюнов, О.В. Егорова, Е.В. Ефремов, [и др.]. – Рег. N НИОКТР 123072100092-9. – 2023. – 699 с.

7. Емельянов, А.М. Гибридная модель процесса экстракционного аффинажа [Текст] / А.М. Емельянов, И.С. Надеждин // Открытая научно-техническая конференция молодежного движения топливной компании "Science and Youth TVEL": Сборник тезисов, Северск, 14–19 августа 2023 года. – Томск: Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2023. – С. 97-98

8. Емельянов, А.М. Динамическая модель процесса аффинажа урана на базе каскада экстракционных колон [Текст] / А.М. Емельянов, И.С. Надеждин // Научно-технический вестник Поволжья. – 2024. – №7. – С. 223-226.

9. Разработка комбинированных моделей отдельных узлов МП и РАО с использованием нейросетевых технологий. Этап 2022-2024 года. Этап № 1 (промежуточный) [Текст] : отчет о НИР / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнители: К.А. Козин, А.М. Емельянов, И.С. Надеждин [и др.]. – ООО «КТ-КОМПЛЕКС», – Инв. № 40/К22 от 26.09.22 – 2022. – 103 с.

10. Разработка комбинированных моделей отдельных узлов МП и РАО с использованием нейросетевых технологий. Этап 2022-2024 года. Этап № 2 (промежуточный) [Текст] : отчет о НИР / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнители: Н.В. Ливенцова, О.В. Егорова, Е.В. Ефремов, К.А. Козин, [и др.]. – ООО «КТ-КОМПЛЕКС», – Инв. № 42/К23 от 03.05.23 – 2023. – 112 с.

11. Разработка комбинированных моделей отдельных узлов МП и РАО с использованием нейросетевых технологий. Этап 2022-2024 года. Этап № 3 (промежуточный) [Текст] : отчет о НИР / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнители: Н.В. Ливенцова, О.В. Егорова, Е.В. Ефремов, И.С. Надеждин, [и др.]. – ООО «КТ-КОМПЛЕКС», – Инв. № 44/К22 от 26.09.23 – 2023. – 140 с.

12. Разработка комбинированных моделей отдельных узлов МП и РАО с использованием нейросетевых технологий. Этап 2022-2024 года. Этап № 4 (промежуточный) [Текст] : отчет о НИР / Руководитель темы – С.Н. Ливенцов, исполнители: Н.В. Ливенцова, Е.В. Ефремов, И.С. Надеждин, А.М. Емельянов, [и др.]. – ООО «КТ-КОМПЛЕКС», – Инв. № 46/К24 от 27.09.24 – 2024. – 111 с.

13. Emelyanov, A.M. Voloxidated Spent Nuclear Fuel Metallization: Mathematical Model [Text] / A.M. Emelyanov, O.V. Egorova, S.N. Liventsov [et al.] // Atomic Energy. – 2022. – Vol. 131. – no. 1. – pp. 11–16.

14. Козлова, Ю.М. Применение квантизированной нейронной сети в комбинированных моделях технологических процессов [Текст] / Ю.М. Козлова, А.М. Емельянов, И.С. Надеждин // Молодежь. Наука. Инновации. – 2024. – Т. 1. – С. 283-287.

15. Емельянов, А.М. Применение рекуррентной нейронной сети для управления типовым технологическим процессом [Текст] / А.М. Емельянов, Ю.М. Козлова, И.С. Надеждин // Молодежь. Наука. Инновации. – 2024. – Т. 1. – С. 273-278.

16. Разработка и внедрение алгоритмов и систем автоматизированного управления технологическими процессами [Текст] : отчет о НИР (промежуточный) / Руководитель темы – И.С. Надеждин, исполнители: А.Г. Горюнов, С.Н. Ливенцов, Е.В. Ефремов, Н.В. Ливенцова, [и др.]. – Рег. N НИОКТР 123071800019-2. – 2023. – 361 с.

17. Емельянов, А.М. Разработка нейросетевого регулятора для автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов [Текст] / А.М. Емельянов, И.С. Надеждин, А.Г. Горюнов // Приборы. – 2025. – № 1. – С. 14–24.

18. Емельянов, А.М. Синтез нейросетевого алгоритма управления для автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов [Текст] / А.М. Емельянов, Ю.М. Козлова, И.С. Надеждин. // Доклады ТУСУР. – 2024. – Т. 27. – № 4. – С. 97–102.

19. Емельянов, А.М. Синтез нейросетевого регулятора для автоматизированной системы управления каскадом центробежных экстракторов [Текст] / А.М. Емельянов, Ю.М. Козлова, И.С. Надеждин // Электронные средства и системы управления: материалы докладов XX Международной научно-практической конференции (20–22 ноября 2024 г.): в

2 ч. – Ч. 1. – Томск: В-Спектр (ИП Бочкарева В.М.), ТУСУР, 2024. – С. 320–322.

20. Козлова, Ю.М. Автоматизированная система управления экстракционным блоком на базе нейросетевого регулятора [Текст] / Ю.М. Козлова, А.М. Емельянов, И.С. Надеждин // Интеллектуальная энергетика: сборник трудов II Всероссийской научно-практической конференции (Томск, 12–14 ноября 2024 г.) – Томск: Изд-во Томского политехнического университета. – 2024. – С. 343–347.

21. Emelyanov, A.M. ANN-based mathematical model for improving the accuracy of liquid flow measurements at nuclear power plants [Текст] / A.M. Emelyanov, I.S. Nadezhdin, S.N. Liventsov // Atomic Energy. – 2024. – Vol. 135. – no. 5-6. – pp. 250–255.

22. Надеждин, И.С. Применение искусственных нейронных сетей для обработки зашумленных сигналов в измерительных каналах расхода жидкости [Текст] / И.С. Надеждин, А.М. Емельянов, А.Г. Горюнов // Приборы. – 2023. – № 7(277). – С. 36–47.

23. Емельянов, А.М. Применение квантизированной рекуррентной нейронной сети для повышения точности измерения атмосферного давления [Текст] / А.М. Емельянов, Ю.М. Козлова, И.С. Надеждин // Материалы Международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Научная сессия ТУСУР–2024». – 2024. – Ч. 2 – С. 116-119.

24. Айнштейн, В.Г. Процессы и аппараты химической технологии. Общий курс. В двух книгах. Книга 2 : учебник для вузов [Текст] / В. Г. Айнштейн, М. К. Захаров, Г. А. Носов [и др.] ; под редакцией В. Г. Айнштейн. – 11-е изд., стер. – Санкт-Петербург : Лань – 2026. – 876 с. – ISBN 978-5-507-54683-1.

25. Вольдман, Г.М. Основы экстракционных и ионообменных процессов гидрометаллургии [Текст] / Г.М. Вольдман. – М.: Metallurgia – 1982. – 375 с.

26. Луганов, В.А. Теоретические основы гидрометаллургических процессов. Экстракционные и ионообменные процессы [Текст] / В.А. Луганов,

А.О. Байконурова, Н.М. Комков, Е.Н. Сажин. – Усть-Каменогорск: ВКГТУ. – 2004. – 120 с.

27. Devi, N.B. Sodium salts of D2EHPA, PC-88A and Cyanex-272 and their mixtures as extractants for nickel(II) [Text] / N.B. Devi, K.C. Nathsarma, V. Chakravortty // *Scandinavian Journal of Metallurgy*. – 1994. – Vol. 23, № 5-6. – P. 194-200.

28. Сагайдак, Г.А. Совершенствование технологии получения и применения экстрактов из растительного сырья : автореферат дис. ... кандидата технических наук : 05.18.10 / Сагайдак Галина Александровна. – Кубан. гос. технол. ун-т. – Краснодар – 2004. – 24 с.

29. Громов, Б.В. Введение в химическую технологию урана. Учебник для вузов [Текст] / Б.В. Громов. – М.: Атомиздат. – 1978. – 336 с.

30. Вдовенко, В.М. Современная радиохимия [Текст] / В.М. Вдовенко. – М.: Атомиздат. – 1969. – 544 с.

31. Qi, D. Hydrometallurgy of Rare Earths. Extraction and Separation [Text] / D. Qi. – Elsevier. – 2018. – 797 p.

32. Natina, S. Ammonium chloride salting out extraction/cleanup for trace-level quantitative analysis in food and biological matrices by flow injection tandem mass spectrometry [Text] / S. Natina, N. Padivitage // *Analytica Chimica Acta*. – 2013. – Vol. 768. – pp. 1-11.

33. Pau, S. Recovery of organic acids from lactic acid-enriched fermentation broth via salting-out assisted solvent extraction [Text] / S. Pau, A. Oliva, L.C. Tan, S. Arriaga, P.N.L. Lens // *Process Safety and Environmental Protection*. – 2024. – Vol. 187. – pp. 376-384.

34. Судариков, Б.Н. Процессы и аппараты урановых производств [Текст] / Б.Н. Судариков, Э.Г. Раков. – М.: Машиностроение. – 1968. – 381 с.

35. Землянухин, В.И. Радиохимическая переработка ядерного топлива АЭС [Текст] / В.И. Землянухин, Е.И. Ильченко, А.Н. Кондратьев, Л.Н. Лазарев, А.Ф. Царенко, Л.Г. Царицына. – М.: Энергоатомиздат. – 1983. – 232 с.

36. Кузнецов, Г.И. Центробежные экстракторы ЦЕНТРЭК [Текст] / Г.И. Кузнецов, А.А. Пушков, А.В. Косоголов. – М.: РХТУ Им. Д.И. Менделеева. – 2000. – 214 с.

37. Михалевич, С. С. Частотный метод параметрического синтеза ПИД-регулятора для стационарных, интервальных и многосвязных САУ : специальность 05.13.07 : диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Михалевич Сергей Сергеевич, 2015. – 149 с.

38. Балашов, А.А. Схемы и средства автоматизации радиохимических производств [Текст] / А.А. Балашов, В.Л. Лоссиевский, В.Н. Чернышев, А.Ф. Шваб, Б.В. Шелемин. – М: Госатомиздат. – 1963. – 187 с.

39. Шведов, В.П. Ядерная технология: учебное пособие для ВУЗов [Текст] / В.П. Шведов, В.М. Седов, И.Л. Рыбальченко, И.Н. Власов. – М.: Атомиздат. – 1979. – 336 с.

40. Копырин, А.А. Технология производства и радиохимической переработки ядерного топлива: учебное пособие для вузов [Текст] / А.А. Копырин, А.И. Карелин, В.А. Карелин. – М.: ЗАО «Издательство Атомэнергоиздат». – 2006. – 576 с.

41. Короткевич, В.М. Экстракционная переработка концентрированных растворов уранилнитрата с высоким содержанием примесей [Текст] / В.М. Короткевич, В.В. Лазарчук, Т.Г. Шикерун, В.И. Шамин, Н.А. Михайлова, Ф.А. Дорда // Известия Томского политехнического университета. – 2007. – Т. 311. – № 3. – С. 25-29.

42. Математическое моделирование технологических процессов водно-экстракционной переработки ядерного топлива [Текст] : монография / А. Г. Горюнов, В. Ф. Дядик, С. Н. Ливенцов, Ю. А. Чурсин. – Томск : Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 236 с. : ил. – ISBN 978-5-98298 813-3.

43. Пузиков, Е.А. Оптимизация процессов экстракционной переработки ОЯТ АЭС с использованием методов математического моделирования

химических равновесий [Текст]: дис. ...д-р. техн. наук: 1.4.13 / Пузииков Егор Артурович. – СПб. – 2021. – 239 с.

44. Devi, N.B. Separation and recovery of cobalt(II) and nickel(II) from sulphate solutions using sodium salts of D2ЕНРА, РС 88А and Cyanex 272 [Text] / N.B. Devi, K.C. Nathsarma, V. Chakravortty // Hydrometallurgy. – 1998. – Vol. 49, № 1-2. – P. 47-61.

45. Гайле, А.А. Перспективные методы разделения и очистки нефтепродуктов с использованием селективных растворителей (обзор) [Текст] / А.А. Гайле, В.Н. Клементьев // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). – 2019. – № 48 (74). – С. 73-81.

46. Гайле, А.А. Селективные растворители. Разделение и очистка углеводородсодержащего сырья [Текст] / А. А. Гайле, В. Е. Сомов, А. В. Камешков. – 2-е изд., испр. и доп. – Санкт-Петербург : Химиздат – 2019. – 890 с.

47. Кривцов, Е.Б. Удаление сернистых соединений из дизельной фракции комбинацией окисления и экстракции [Текст] / Е.Б. Кривцов, К.Б. Кривцова, А.К. Головки // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – Т. 319, № 3. – С. 116-120.

48. Дезорцев, С.В. Окислительно-экстракционное обессеривание компонента дизельного топлива [Текст] / С.В. Дезорцев, Я.Ю. Кондратьева, В.А. Колбин // Химическая технология. – 2013. – Т. 14, № 6. – С. 354-359.

49. Розен, А.М. Разработка теории экстракции [Текст] / А.М. Розен // ВНИИНМ – 50 лет. Сборник статей в 3 т. – М.: ВНИИНМ. – 1999. – Т. 3 – 140 с.

50. Розен, А.М. Термодинамика экстракционных равновесий уранилнитрата [Текст] / А.М. Розен // Атомная энергия. – 1957. – Т. 2. – №. 5.– С. 445-458.

51. Николотова, З.И. Экстракция нейтральными органическими соединениями [Текст] / З.И. Николотова, Н.А. Карташова; под общ. ред. А.М. Розена. – М.: Атомиздат. – 1976. – Т.1. – 600 с.

52. Пузиков, Е.А. Экстракция азотной кислоты и уранилнитрата разбавленным трибутилфосфатом в присутствии высаливателей и ее математическое описание [Текст] / А.Е. Пузиков, И.В. Блажева, Б.Я. Зильберман, Ю.С. Федоров, А.С. Кудинов, Н.В. Рябкова, А.В. Сысоева, Н.Д. Голецкий, Я.В. Бирагова, А.Ю. Шадрин // Радиохимия. – Т. 55. – № 4. – С. 302-308.

53. Petrich, G. The 1981 Purex Distribution Data Index [Text] / G. Petrich, Z. Kolarik // KFK-3080, Karlsruhe, 1981, 113 p.

54. Кафаров, В.В. Основы массопередачи. 3-е изд. [Текст] / В.В. Кафаров. – М.: Высшая школа. – 1979. – 439 с.

55. Романов, П.Г. Массообменные процессы химической технологии [Текст] / П.Г. Романов, Н.Б. Рашковская, В.Ф. Фролов. – Л.: «Химия». – 1975. – 336 с.

56. Лаптев, А.Г. Модели переноса и эффективность жидкостной экстракции [Текст] / А.Г. Лаптев. – Казань: Казан. гос. энерг. ун-т. – 2005. – 229 с.

57. Кафаров, В.В. Математическое моделирование основных процессов химических производств: Учеб. Пособие для вузов [Текст] / В.В. Кафаров, М.Б. Глебов. – М.: Высш. шк., 1991. – 400 с.

58. Shmidt, O.V. Simulation of closed nuclear fuel cycle processes as a tool for the development and optimization of radiochemical technologies [Text] / O.V. Shmidt, I.R. Makeeva, S.N. Liventsov // Radiochemistry. – 2016. – Vol. 58. – P. 366-373.

59. Чурсин, Ю.А. Разработка модели системы экстракционных колонн установки по переработке урановых концентратов как объекта управления [Текст] / Ю.А. Чурсин, А.Г. Горюнов, Д.Г. Рогозный, Э.Ю. Шенцов, С.С. Михалевич // Известия ТПУ. – 2010. – Т. 317. – № 3. – С. 61-69.

60. Чурсин, Ю.А. Разработка модели процесса многокомпонентной экстракции как объекта управления [Текст] / Ю.А. Чурсин, А.Г. Горюнов, С.Н. Ливенцов. // Известия ТПУ. – 2009. – Т.314. – № 5. – С. 75-80.

61. Горюнов, А.Г. Динамическая модель неравновесного многокомпонентного экстракционного процесса в смесительной камере центробежного экстрактора [Текст] / А.Г. Горюнов // Научно-технический вестник Поволжья. – 2011. – №4. – С. 129–132.

62. Горюнов, А.Г. Динамическая модель многокомпонентного неравновесного экстракционного процесса в пульсационной колонне [Текст] / А.Г. Горюнов, С.Н. Ливенцов, Д.Г. Рогозный, Ю.А. Чурсин // Радиохимия. – 2011. – Т. 53. – № 3. – С. 237-241.

63. Вильнин, А.Д. Система стабилизации уровня границы раздела фаз экстракционной [Текст] / А.Д. Вильнин, С.Н. Лысенко, С.Н. Ливенцов // Известия ТПУ. – 2002. – Т.305, № 3. – С. 403-407.

64. Чурсин, Ю.А. Система автоматизированного управления экстракционной колонной [Текст] / Ю.А. Чурсин, А.Г. Горюнов, С.Н. Ливенцов // Известия ТПУ. – 2007. – Т. 311. – № 5. – С. 35-39.

65. Горюнов, А.Г. Система стабилизации потока органической фазы каскада колонн с частотным управлением насосами [Текст] / А.Г. Горюнов, К.А. Иванов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2011. – № 6. – С. 47-52.

66. Михалевич, С.С. Синтез системы автоматического управления каскадом по переработке урановых концентратов [Текст] / С.С. Михалевич, А.Г. Горюнов, Ю.А. Чурсин // Промышленные САУ и контроллеры. – 2012. – № 9. – с. 6-11.

67. Иванов, К.А. Автоматизированная система стабилизации потока органической фазы в каскаде экстракционных колонн [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Иванов Константин Александрович. – Томск. – 2018. – 133 с.

68. Зеленецкая, Е.П. Модель системы управления экстракционным блоком аффинажного стенда [Текст] / Е.П. Зеленецкая, А.Г. Горюнов // Научно-технический вестник Поволжья. – 2019. – №9. – С. 54–58.

69. Галкин, Н.П. Основные процессы и аппараты технологии урана [Текст] / Н.П. Галкин, В.Б. Тихомиров. – М.: Госатомиздат. – 1961. – 221 с.

70. Омату, С. Нейроуправление и его приложения. Книга 2. Нейроконтроллеры и их применение: пер. с англ. Н.В. Батина, под ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина [Текст] / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – М: ИПРЖР. – 2000. – 272 с.

71. Beck, R. Hybrid Modeling: AI and Domain Expertise Combine to Optimize Assets [Text] / R. Beck, G. Munoz. – Aspen Technology. – 2020. – pp. 1-16.

72. Пащенко, Г.Н. Построение нейросетевой модели для технологического процесса варки стекла [Текст] / Г.Н. Пащенко // Проблемы информатики. – № 4. – 2013. – С. 56-59.

73. Fang, Z. A neural network approach to simulating the dynamic extraction process of l-phenylalanine from sodium chloride aqueous solutions by emulsion liquid membrane [Text] / Z. Fang, X. Liu, M. Zhang, J. Sun, S. Mao, J. Lu, S. Rohani // Chemical Engineering Research and Design. – 2016. – Vol. 105ю – pp. 188–199.

74. Chakraborty, M. Studies on the applicability of artificial neural network (ANN) in emulsion liquid membranes [Text] / M. Chakraborty, C. Bhattacharya, S. Dutta // Journal of Membrane Science. – 2003. – pp. 155-164.

75. Khajeh, M. Application of cuckoo optimization algorithm–artificial neural network method of zinc oxide nanoparticles–chitosan for extraction of uranium from water samples [Text] / M. Khajeh, E. Jahanbin // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 2014. – Vol. 135. – pp. 70–75.

76. Dayev, Z.A. Application of artificial neural networks instead of the orifice plate discharge coefficient [Text] / Z.A. Dayev // Flow Measurement and Instrumentation. – 2020. – Vol. 71. – Article number: 101674.

77. Ростовцев, В.С. Искусственные нейронные сети: учебник [Текст] / В.С. Ростовцев. – Киров: Изд-во ВятГУ. – 2014. – 208 с.

78. Воронина, В.В. Теория и практика машинного обучения: учебное пособие [Текст] / В.В. Воронина, А.В. Михеев, Н.Г. Ярушкина, К.В. Святков. – Ульяновск: УлГТУ. – 2017. – 290 с.

79. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс». – 2006. – 1104 с.

80. Гафаров, Ф.М. Искусственные нейронные сети и их приложения: учеб. пособие [Текст] / Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов. – Казань: Изд-во Казан. ун-та. – 2018. – 121 с.

81. Сергеев, А.П. Введение в нейросетевое моделирование: учеб. пособие [Текст] / А.П. Сергеев, Д.А. Тарасов ; под общ. ред. А.П. Сергеева. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та. – 2017. – 128 с.

82. Зеликман, А.Н. Металлургия редкоземельных металлов, тория и урана [Текст] / А.Н. Зеликман. – М.: Гос-ное научно-техническое изд-во литературы по черной и цветной металлургии. – 1960. – 381 с.

83. Медведев, В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 [Текст] / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ. – 2001. – 630 с.

84. Ворошилов, Ю.А. Разработка технологии производства препарата молибден-99 на ФГУП «ПО «Маяк» [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 02.00.14 / Ворошилов Юрий Аркадьевич. – Озерск. – 2018. – 179 с.

85. Куо, Б. Теория и проектирование цифровых систем управления [Текст] / Бенжамин С. Куо ; перевод с англ. В. Г. Дунаева. Б. И. Копылова, А. Н. Косилова ; под ред. П. И. Попова. – М. : Машиностроение. – 1986. – 268 с.

86. Бесекерский, В. А. Теория систем автоматического управления [Текст] / В. А. Бесекерский, Е. П. Попов. – Изд. 4-е, перераб. и доп. – СПб. : Изд-во «Профессия». – 2003. – 752 с. – ISBN 5-93913-035-6. 68.

87. Александров, А.Г. Адаптивный ПИД-регулятор – ЧАР-ПИД-1 [Текст] / А.Г. Александров, М.В. Паленов, И.Г. Резков // Автоматизация в промышленности. – 2011. – № 9. – С. 58-61.

88. Manenti, F. Considerations on nonlinear model predictive control techniques [Text] / F. Manenti // Computers and Chemical Engineering. – 2011. – № 35. – P. 2491-2509.

89. Patil, S.R. Auto tuned PID and neural network predictive controller for a flow loop pilot plant [Text] / S.R. Patil, S.D. Agashe // Materials Today: Proceedings. – 2023. – Vol. 72. – P. 754-760.

90. Кузнецов, А.В. Разработка методики синтеза нейроконтроллера частоты вращения ротора малоразмерного газотурбинного двигателя с учётом ограничений по расходу топлива [Текст] / А.В. Кузнецов, Г.М. Макарьянц // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. – 2018. – Т. 17. – № 3. – С. 93-102.

91. Кобзев, А.А. Динамическая коррекция управляющего воздействия в робототехнических системах на базе нейросетевой технологии с онлайн-обучением [Текст] / А.А. Кобзев, А.В. Лекарева, Н.А. Новикова, О.С. Сидорова // Modern High Technologies. – 2018. – № 12. – С. 282- 288.

92. Friese, J. Quasi-optimal control of a solar thermal system via neural networks [Text] / J. Friese, N. Brandt, A. Schulte, C. Kirches // Energy and AI. – 2023. – Vol. 12. – Article number: 100232.

93. Савицкий, А.В. Модель квадрокоптера и нейросетевой алгоритм управления [Текст] / А.В. Савицкий, В.Е. Павловский // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. – 2017. – № 77. – 20 с.

94. Long, H.D. Synchronization of two-rotor vibration units using neural network-based PID controller [Text] / H.D. Long, N. Dudarenko // Cybernetics and Physics. – 2022. – Vol. 11. – No. 3. – P. 136-144.

95. Феофилов, С.В. Базовый синтез нейросетевых регуляторов для следящих систем управления [Текст] / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Известия ТулГУ. Технические науки. – №. 11. – 2020. – с. 256-261

96. Jung, S. Hardware Implementation of a Real-Time Neural Network Controller with a DSP and an FPGA for Nonlinear Systems [Text] / S. Jung, S. Kim // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2007. – Vol. 54. – No. 1. – P. 265-271.

97. Jiang, X. Design of a BP neural network PID controller for an air suspension system by considering the stiffness of rubber bellows [Text] / X. Jiang, T. Cheng // Alexandria Engineering Journal. – 2023. – Vol. 74. – P. 65-78.

98. Санталов, А.А. Нейросетевая настройка адаптивного ПИД-регулятора мощности гидроагрегата [Текст] / А.А. Санталов // Вестник УлГТУ. – 2021. – № 3. – С. 30-34.

99. Глущенко, А.И. Адаптивный нейросетевой настройщик ПИД-регулятора для управления нагревательными печами [Текст] / А.И. Глущенко // Проблемы управления. – 2019. – № 2. – С. 60-69.

100. Дядик, В.Ф. Теория автоматического управления: учебное пособие [Текст] / В.Ф. Дядик, С.А. Байдали, Н.С. Криницын. – Томск: Изд-во ТПУ. – 2011. – 196 с.

101. Машиностроение ядерной техники. Т.IV-25. В 2-х кн. Кн. 2 [Текст] / Е.О. Адамов, П.В. Андреев, С.А. Антипов, А.И. Аркаев и др. Под общ. Ред. Е.О. Адамова. – М: Машиностроение. – 2005. – 944 с., ил.

102. Гурецкий, Х. Анализ и синтез систем управления с запаздыванием [Текст] / Хенрик Гурецкий ; перевод с польского А. Н. Дмитриева. – М. : Машиностроение. – 1974.– 328 с.

103. Круг, Е.К. Электрические регуляторы промышленной автоматики [Текст] / Е.К. Круг, О.М. Минина. – Москва, Ленинград: Госэнергоиздат – 1962. – 336 с.

104. Astorn, K.J. Advanced PID Control [Text]/ K.J. Astorn, T. Hagglund // ISA-The Instrumentation Systems and Automation Society. – 2006.

105. Чернодуб, А.Н. Обзор методов нейроруправления [Текст] / А.Н. Чернодуб, Д.А. Дзюба // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79-94.

106. Изерман, Р. Цифровые системы управления [Текст] / Рольф Изерман ; пер. с англ. – М. : Мир, 1984. – 541 с. : ил.

107. Грин Стар. Группа предприятий : офиц. сайт. Москва. URL: <https://greenstar.ru/main/> (дата обращения: 13.04.2025).

## Приложение А

## Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в учебный процесс



Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation  
Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education  
«National Research Tomsk Polytechnic University» (TPU)  
30, Lenin ave., Tomsk, 634050, Russia  
Tel. +7-3822-606333, +7-3822-701779,  
Fax +7-3822-606444, e-mail: tpu@tpu.ru, tpu.ru  
OKPO (National Classification of Enterprises and Organizations): 02069303,  
Company Number: 027000890168,  
VAT/KPP (Code of Reason for Registration)  
7018007264/701701001, ВИС 016902004

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
федеральное государственное автономное образовательное  
учреждение высшего образования  
«Национальный исследовательский  
Томский политехнический университет» (ТПУ)  
Ленина, пр., д. 30, г. Томск, 634050, Россия  
тел.: +7-3822-606333, +7-3822-701779,  
факс: +7-3822-606444, e-mail: tpu@tpu.ru, tpu.ru  
ОКПО 02069303, ОГРН 1027000890168,  
ИНН/КПП 7018007264/701701001, ВИС 016902004

№ 361/18 АКТ от 25.06.2024 УТВЕРЖДАЮ  
Директор Инженерной школы ядерных технологий ФГАОУ ВО НИ ТПУ  
о внедрении учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП) в образовательный процесс

О.Ю. Долматов  
06 2024 г.

Комиссия в составе:  
председателя

Заместитель директора по развитию  
ИЯТШ  
И.о. руководителя ОЯТЦ ИЯТШ  
Профессор ОЯТЦ ИЯТШ  
Доцент ОЯТЦ ИЯТШ  
Доцент ОЯТЦ ИЯТШ

И.В. Ломов  
М.С. Кузнецов  
С.Н. Ливенцов  
Е.В. Ефремов  
Н.В. Ливенцова

составила настоящий акт о нижеследующем.

### 1. Комиссии предъявлены:

- 1.1. Учебная версия программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП);
- 1.2. Учебно-методическое пособие к лабораторным работам на базе учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП).

### 2. В результате проверки установлено:

При непосредственном участии сотрудника научно-образовательной лаборатории «Электроника и автоматика физических установок» Инженерной школы ядерных технологий федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» Емельянова Алексея Михайловича была разработана учебная версия программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП)

Комиссия подтверждает, что разработанная учебная версия программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП) используется в учебном процессе в Отделении ядерно-топливного цикла






Исп.:  
Надеждин И.С.  
+7-3822-70-17-77, доб. 2582

Инженерной школы ядерных технологий Томского политехнического университета.

На базе разработанной учебной версии программно-технического комплекса КОД ТП процессов экстракционного фракционирования модуля переработки (УВ КОД ТП ЭФ МП) реализовано три лабораторные работы, одна из которых посвящена исследованию влияния различных параметров органической и водной фаз на эффективность процесса экстракции, протекающего в центробежном экстракторе, вторая лабораторная работа посвящена исследованию влияния структуры экстракционного каскада (блока) центробежных экстракторов на эффективность процесса экстракции, а третья работа посвящена исследованию влияния различных параметров функционирования (режимов работы) центробежного экстрактора на эффективность процесса экстракции. Лабораторные работы используются в курсе «Цифровые системы управления» для подготовки студентов, обучающихся по специальности 14.05.04 «Электроника и автоматика физических установок» в Отделении ядерно-топливного цикла Инженерной школы ядерных технологий ТПУ.

Председатель комиссии:

Члены комиссии:

	И.В. Ломов
	М.С. Кузнецов
	С.Н. Ливенцов
	Е.В. Ефремов
	Н.В. Ливенцова

## Приложение Б

## Свидетельства о Государственной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023688529

## Учебная версия модели процесса экстракционного фракционирования

Правообладатель: *федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (RU)*

Авторы: *Надеждин Игорь Сергеевич (RU), Емельянов Алексей Михайлович (RU), Плетнев Александр Олегович (RU), Егорова Ольга Викторовна (RU), Ефремов Евгений Викторович (RU), Ливенцов Сергей Николаевич (RU), Ливенцова Нина Владимировна (RU)*

Заявка № 2023688524

Дата поступления 22 декабря 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 22 декабря 2023 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

Документ подписан электронной подписью  
Сертификат 420661043053164b49683b73b4aa7  
Владелец: **Зубов Юлий Сергеевич**  
Действителен с 10.06.2023 по 02.08.2024

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023680785

**Однослойная линейная нейронная сеть для обработки  
сигналов технологических процессов программно-  
технического комплекса**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования  
«Национальный исследовательский Томский  
политехнический университет» (RU)*

Авторы: *Вильнин Александр Данилович (RU), Емельянов  
Алексей Михайлович (RU), Надеждин Игорь Сергеевич (RU),  
Горюнов Алексей Германович (RU)*

Заявка № 2023680293

Дата поступления 05 октября 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 05 октября 2023 г.



*Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ  
Сертификат: 42946602967961264b49f66f93b72b4aa7  
Владелец: **Зубов Юрий Сергеевич**  
Действителен с 19.05.2023 по 02.08.2024

Ю.С. Зубов