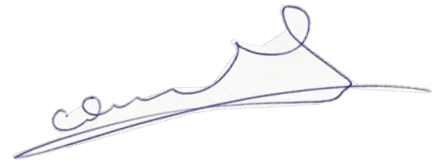


*На правах рукописи*



**Коцоев Константин Игоревич**

**РАЗРАБОТКА ПРЕДИКТИВНЫХ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ  
ДЛЯ СИСТЕМ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ОБОРУДОВАНИЯ АЭС С ВВЭР**

Специальность 2.4.9 – Ядерные энергетические установки, топливный цикл,  
радиационная безопасность

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Москва – 2025

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана) и в акционерном обществе научно-техническом центре «Диапром» (АО «НТИЦД»).

Научный руководитель: **Перевезенцев Владимир Васильевич**  
доктор технических наук, профессор  
МГТУ им Н.Э. Баумана

Официальные оппоненты: **Слепов Михаил Тимофеевич**  
доктор технических наук, начальник отдела  
технической диагностики филиала АО  
«Концерн Росэнергоатом»  
«Нововоронежская атомная станция»  
г. Нововоронеж

**Увакин Максим Александрович**  
кандидат физико-математических наук,  
заместитель начальника отдела, начальник  
группы АО ОКБ «ГИДРОПРЕСС»,  
г. Подольск

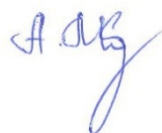
Ведущая организация: Акционерное общество «Всероссийский научно-исследовательский институт по эксплуатации атомных электростанций» (АО «ВНИИАЭС»), г. Москва

Защита состоится «25» февраля 2026 г. в 14 часов 30 минут на заседании диссертационного совета 75.1.077.01 на базе АО «ГНЦ РФ – ФЭИ» по адресу: 249033, г. Обнинск Калужской обл., пл. Бондаренко, 1

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке АО «ГНЦ РФ – ФЭИ» и на сайте [www.ipre.ru](http://www.ipre.ru).

Автореферат разослан «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 г.

Учёный секретарь  
диссертационного совета 75.1.077.01  
доктор технических наук



А.В. Морозов

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Актуальность работы

Эксплуатационные данные информационных систем ядерных энергетических установок (ЯЭУ), и в частности атомных электростанций (АЭС), содержат критически важную информацию для обеспечения их безопасности и надежности, касающуюся процессов, происходящих в установках. Между тем сигналы практически всех измерительных каналов взаимодействуют между собой, и шумовые компоненты могут существенно доминировать над полезной информацией. Анализ аномальных ситуаций на АЭС показал, что раннее обнаружение аномалий может быть достигнуто путем анализа изменений взаимосвязей и характерных признаков в данных эксплуатации. Однако эта важная информация распределена по большому числу параметров и часто остается незаметной из-за помех и мешающих факторов. Эффективное извлечение и анализ этой информации могут стать ключевым фактором в обеспечении безопасной и надежной эксплуатации ядерных энергетических установок, а также повысить качество их технического обслуживания.

Это обуславливает актуальность развития и совершенствования методов диагностики – формирования и выделения характеристик сигналов (диагностических признаков), содержащих информацию о состоянии оборудования и отдельных элементов технических объектов или особенностях протекания тех или иных процессов в них. При этом классические методы, алгоритмы обработки и представления сигналов многочисленных и различных по природе датчиков должны быть существенно расширены и развиты «в глубину» с целью надежного выявления причинно-следственной связи анализируемых процессов.

В атомной отрасли собран беспрецедентный интеллектуальный потенциал с уникальными знаниями как в предметной атомной области, так и в области обработки данных. В последней можно выделить два направления: Большие Данные и Машинное Обучение, которые вместе составляют основу интеллектуального анализа данных. Применение интеллектуального анализа данных позволило добиться существенных успехов в различных областях, таких как безопасность сложных промышленных объектов, авиационная и космическая промышленность, а также ряде других отраслей. Методы, используемые в этих направлениях, также применимы в технической диагностике ядерных энергетических объектов, включающих и АЭС. Эти методы включают в себя алгоритмы обнаружения аномалий, классификации данных, фильтрации шумов и различные архитектуры искусственных нейронных сетей.

Такой подход обеспечивает возможность диагностики даже в условиях ограниченной или отсутствующей априорной информации, а применение позволит своевременно (задолго до выхода измеряемых параметров за эксплуатационные пределы) предоставить эксплуатационному персоналу информацию о возникновении отклонений от режима нормальной эксплуатации или о появлении аномалий в работе оборудования.

Таким образом, разработка методов и алгоритмов диагностирования оборудования и повышения информационной емкости систем контроля оборудования и реакторной установки (РУ) в целом, учитывая потенциальную важность для обеспечения их безопасной и надежной эксплуатации, является актуальной задачей, имеющей практическую ценность.

### **Степень разработанности темы диссертации**

В процессе диссертационного исследования был проведен анализ литературных источников, посвященных применению методов интеллектуального анализа данных для обеспечения безопасности технически сложных промышленных объектов, в том числе и АЭС.

Несмотря на значительное количество публикаций, касающихся применения отдельных методов интеллектуального анализа данных в области атомной энергетики, наблюдается недостаточное разнообразие подходов к решению обозначенных задач, а также заметное отставание во внедрении современных методов анализа данных.

### **Цель и задачи**

Целью диссертационной работы является реализация новых научно обоснованных технических решений, внедрение которых внесет значительный вклад в развитие страны в сфере разработки, создания алгоритмов для систем диагностирования оборудования АЭС с РУ ВВЭР.

Диссертационная работа направлена на решение научной проблемы – повышение безопасности и надежности эксплуатации действующих АЭС, за счет извлечения и анализа многомерных параметров информации для контроля и диагностирования, с использованием современных предиктивных методов анализа данных, что напрямую соответствует пункту 3 паспорта специальности: «П3. Разработка методов расчета технологических процессов в объектах ядерной техники с целью оптимизации их характеристик, повышения надежности оборудования и систем и обеспечения их ядерной и радиационной безопасности».

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

1. Разработка алгоритма выделения полезного сигнала в измерительных каналах систем акустического контроля течей, основанного на фильтрации

глобальных шумов и направленного на повышение надежности определения протечек трубопроводов реакторных установок и повышение чувствительности к течи.

2. Разработка алгоритма определения неисправности измерительных каналов системы акустического контроля течей, основанного на использовании каскада нейросетевых классификаторов и направленного на определение дефектных датчиков и наведенных помех в измерительных каналах.

3. Разработка методов обнаружения аномалий в работе реакторного оборудования, которые основаны на использовании избыточной информации в существующих системах диагностики оборудования и предназначенных для выявления на ранней стадии развития неисправностей, не проявляющихся в эксплуатационных пределах.

4. Разработка алгоритма диагностирования электроприводной арматуры (ЭПА), основанного на применении сверточной нейронной сети для сегментации циклограммы активной мощности и направленного на повышение надежности диагностирования арматуры за счет автоматизации процесса с исключением возможных ошибок, связанных с человеческим фактором.

## **Научная новизна**

Разработан новый алгоритм выделения полезного сигнала в измерительных каналах системы акустического контроля течи (САКТ) в главном циркуляционном контуре (ГЦК), сокрытого в высокоамплитудных посторонних шумах, определяющегося по отношению к общей закономерности поведения во времени множества идентичных каналов, работающих в одинаковых условиях. Алгоритм отличается более высокой надежностью определения протечек трубопроводов РУ, за счет сокращения числа ошибок первого рода (ложных срабатываний), и более высокой чувствительностью, позволяя обнаруживать течи с расходом менее установленного концепцией «течь перед разрушением». Кроме того, исследована устойчивость предложенного алгоритма к различным фоновым акустическим выбросам.

Проведен анализ дефектов и встроенной проверки работоспособности измерительных каналов системы акустического контроля течи. На основании данного анализа был предложен и обоснован новый метод проверки работоспособности измерительных каналов САКТ. В основе этого метода лежит разработанный нейросетевой классификатор, отличающийся способностью определять не только дефектные каналы, но и неисправные акустические датчики.

Разработан единый подход к анализу данных оперативного технического контроля для оценки состояния контролируемого оборудования АЭС в процессе эксплуатации. На основании проведенных исследований

сформированы модели (нейросетевой вариационный автоэнкодер и многомерный метод оценки состояния) диагностирования оборудования на примере главных циркуляционных насосов (ГЦН). В отличие от имеющихся систем диагностирования, направленных на симптомы аварии или их проявления, предложенный метод позволяет своевременно выявлять аномалию и дает возможность адекватно оценить ситуацию и принять правильное решение. Помимо этого, отличительной особенностью также является возможность определения покомпонентного вклада отдельного параметра в общее отклонение, что поможет эксперту в анализе первопричины неисправности и в составлении симптомно-ориентированной аварийной инструкции.

Разработан новый подход к использованию сверточной нейронной сети для сегментации временных рядов, представленных сигналами активной мощности ЭПА, для разбиения циклограмм на однородные характерные интервалы времени, из которых извлекаются диагностические признаки. Проведен анализ наиболее подходящих для данной задачи функций потерь для решения проблемы дисбаланса данных – когда один или несколько классов значительно превышают остальные. Тем самым предложен алгоритм, который, в отличие от имеющихся, позволяет автоматизировать процесс диагностирования ЭПА, значительно увеличить скорость диагностирования и выявления неисправности, а также исключить ошибки, связанные с человеческим фактором. Благодаря автоматизации процесса, диагностирование ЭПА стало возможно проводить в онлайн формате.

### **Теоретическая и практическая значимость**

В работе решены практически важные задачи технического диагностирования оборудования АЭС с ВВЭР. Все разработанные решения реализованы в виде алгоритмов и программных продуктов:

- в составе системы акустического контроля течей Нововоронежской АЭС-2 (энергоблок № 1) алгоритм фильтрации глобальных шумов в измерительных каналах систем контроля течей в модуле комплексного анализа течи. Практическая работоспособность алгоритма продемонстрирована на данных, полученных на основе экспериментального обоснования САКТ на специализированном стенде, а также имеющихся данных по протечкам на номинальных параметрах, эксплуатируемых РУ;

- в составе системы акустического контроля течей алгоритм выявления неисправностей измерительных каналов и акустических датчиков, прошедший проверку на реальных данных САКТ Нововоронежской АЭС-2 (энергоблок № 1);

– в составе системы предиктивной аналитики алгоритмы обнаружения аномалий в работе реакторного оборудования. Эффективность разработанных алгоритмов демонстрируется на примере работы главных циркуляционных насосов Нововоронежской АЭС-2 (энергоблок № 1). В процессе исследования были использованы данные различных типов датчиков: вибрационные (виброакселерометры), датчики температуры и давления. На основе этих данных были разработаны критерии диагностирования, которые позволяют выявлять аномалии в работе оборудования и принимать меры по их устранению;

– в составе комплексной системы диагностирования арматуры (КСДА) алгоритм сегментации временных рядов. Для обоснования эффективности алгоритма использовались данные КСДА Нововоронежской АЭС-2 (энергоблок № 1 и № 2).

Практическая значимость подтверждается апробацией разработанных алгоритмов в 2021 году в составе специализированного программного обеспечения для систем технической диагностики комплекса системы контроля, управления и диагностики (СКУД) на энергоблоках № 1 и № 2 НВАЭС-2 с РУ ВВЭР-1200, а также введением их в штатную эксплуатацию (с 2022 года). Помимо этого, комплексное исследование с обработкой сигналов датчиков, а также данных АСУ ТП, проведенное с целью разработки предиктивных методов для диагностирования элементов реакторной установки, позволило получить уникальный материал. На основании этого специалистами ООО «Квант программ» был разработан универсальный инструментарий для обработки многоканальных систем контроля независимо от объекта контроля в online- и offline-режимах для различных прикладных областей при решении задач технического диагностирования.

## **Методология и методы исследования**

Исследования в данной диссертационной работе основаны на современных подходах анализа данных, применяющихся для контроля состояния оборудования. В качестве методологической базы использовались современные алгоритмы машинного обучения, а также нормативные документы и материалы научных конференций, посвященных вопросам надежности и безопасности технически сложных промышленных объектов.

## **Положения, выносимые на защиту**

1. Обоснование эффективности и устойчивости разработанного алгоритма выделения полезного сигнала в измерительных каналах акустической системы контроля течи. Алгоритм базируется на прогнозировании сигнала заданного измерительного канала, проведенного по

регрессионным моделям, построенным по датчикам, находящимися в идентичных условиях.

2. Нейросетевая модель, основанная на классификации неисправностей измерительных каналов, предназначенная для обнаружения неработоспособных акустических датчиков и измерительных каналов.

3. Общий методический подход к разработке алгоритмов распознавания аномальных состояний контролируемого реакторного оборудования по данным систем контроля.

4. Алгоритм автоматической сегментации временных рядов, основанный на сверточной нейронной сети.

### **Степень достоверности результатов**

Достоверность представленных в диссертационной работе основных положений подтверждается результатами экспериментальных исследований и внедрением алгоритмов в системы диагностирования оборудования АЭС с РУ ВВЭР. Все разработанные методы прошли проверку на экспериментальных данных и в реальных условиях эксплуатации АЭС.

### **Апробация работы**

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на научно-технических семинарах кафедры «Ядерные реакторы и установки» МГТУ им Н.Э. Баумана в период 2019–2023 годы, на 8-й международной молодежной научной конференции «Физика. Технологии. Инновации (ФТИ – 2021)» (Екатеринбург, 2021), на научно-технической конференции «Теплофизика реакторов нового поколения (Теплофизика – 2022)» (Обнинск, 2022), на научно-техническом семинаре, проводимом в АО «СНИИП», «Развитие систем диагностирования реакторных установок (РУ)» (Москва, 2022).

### **Публикации**

Материалы диссертации опубликованы в одной монографии (в соавторстве), 6 научных статьях в рецензируемых ВАК научно-технических журналах, при этом 3 из них переведены на английский язык, опубликованные журналом NUCET Nuclear Energy and Technology (MEPhI National Research Nuclear University), проиндексированном в базе РИНЦ.

### **Личный вклад автора**

Все результаты диссертационного исследования и основные положения, выносимые на защиту, отражают личный вклад автора в опубликованные работы. Подготовка к публикации полученных результатов проводилась



совместно с соавторами, причем вклад диссертанта был определяющим. Все представленные результаты получены лично автором.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулирована цель и решаемые задачи, охарактеризована научная новизна и практическая значимость полученных результатов, представлены выносимые на защиту научные положения.

**В первой главе** проведен обзор методов обработки данных, регистрируемых на АЭС, а также методов машинного обучения, применяемых для анализа большого количества данных. Были рассмотрены основные методы предварительной обработки данных, а также методы обнаружения неисправностей и прогнозирования развития аномалий. Были описаны преимущества и недостатки каждого метода, а также приведены ссылки как на фундаментальные научные работы, так и на прикладные исследования, подтверждающие их эффективность.

Особое внимание было уделено методам машинного обучения, таким как нейронные сети, рекуррентные и сверточные нейронные сети, а также механизмам внимания. Были рассмотрены преимущества и недостатки каждого метода.

Проведенный анализ показал высокий потенциал методов машинного обучения и анализа сигналов для обработки данных с АЭС. Дальнейшее исследование и развитие данных методов могут привести к улучшению безопасности АЭС и повышению эффективности их работы.

**Во второй главе** представлены результаты разработки алгоритма фильтрации глобальных шумов измерительных каналов систем контроля течей.

Одной из важнейших задач обеспечения безопасности эксплуатации АЭС является контроль герметичности оборудования первого контура. Для предотвращения разрывов трубопроводов контура теплоносителя разработана и применяется концепция «течь перед разрушением». Смысл ее заключается в обосновании следующего факта – разрыву трубопроводов предшествует образование стабильной сквозной трещины. Для своевременного обнаружения сквозной трещины на АЭС используется система акустического контроля течи (САКТ). Однако в ходе ее эксплуатации были выявлены помехи, сравнимые по амплитуде с полезным сигналом, а иногда и превышающие порог срабатывания системы, что в итоге может приводить к ложным срабатываниям.

Технологические шумы распространяются по поверхности металла и проявляются в показаниях большинства измерительных каналов датчиков акустического контроля. Это обстоятельство вызвало необходимость разработки алгоритма фильтрации фоновых шумов, который основан на

прогнозировании сигнала заданного измерительного канала, проведенного по регрессионной модели, построенной на основе принципа информационной избыточности.

В предлагаемом алгоритме исследовано два вида регрессионных моделей: двуслойная нейронная сеть, на основе которой строилась нелинейная регрессия (1а), и линейная байесовская робастная регрессионная модель (1б). Удалось достичь хороших результатов по предсказанию глобальных акустических шумов за счет использования именно байесовской робастной регрессионной модели и Калмановской фильтрации остаточного сигнала.

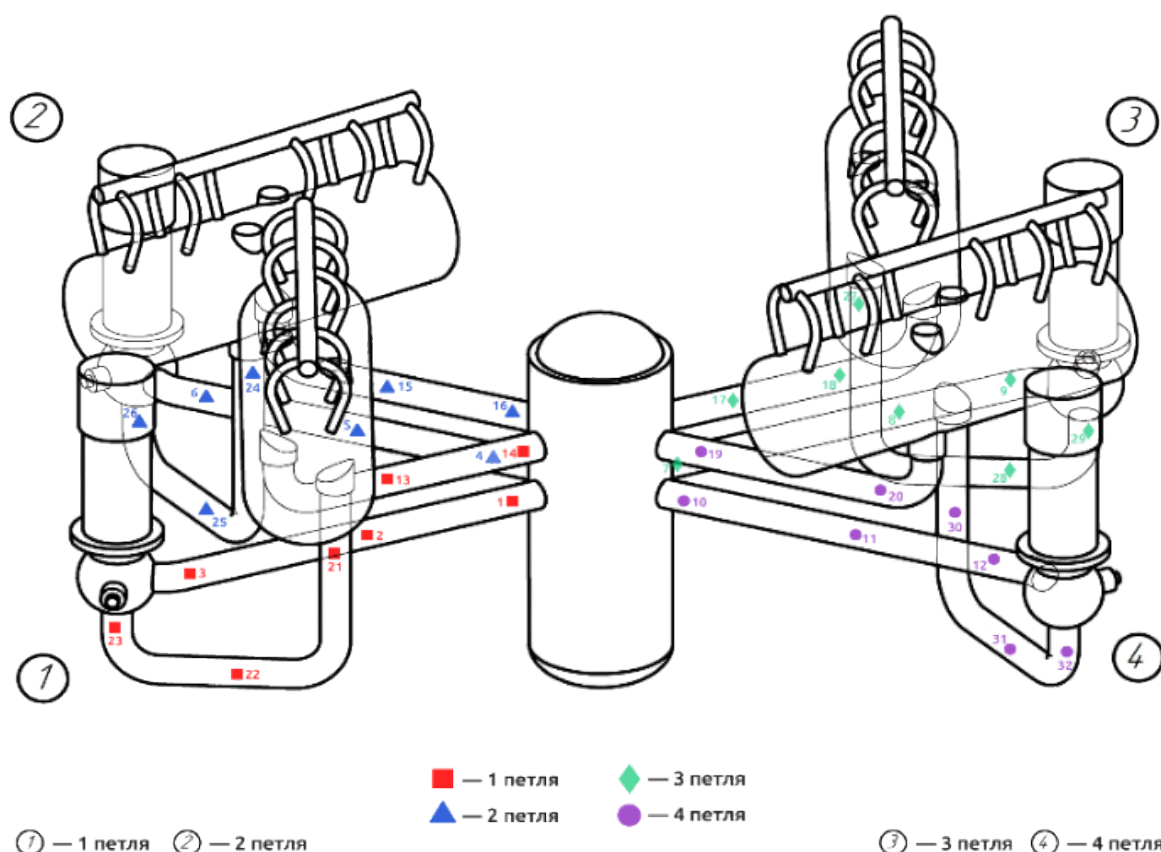


Рисунок 1 – Схема расположения акустических датчиков на главном циркуляционном трубопроводе

Регрессия строилась для каждого сигнала измерительного канала (ИК) на определенном участке РУ в зависимости от сигналов всех ИК, расположенных на других петлях (на оставшихся трех петлях), а также от сигналов ИК других участков той же самой петли. В результате получилось по четыре регрессии для ИК. Этого вполне достаточно для обеспечения устойчивости алгоритма к изменению состояния или выходу из строя других ИК (регрессоров), поскольку предполагается, что слишком большое число ИК не может прийти в негодность в течение одной топливной кампании.

Используя предложенную группировку, можно описать общую часть сигнала каждого ИК –  $q(t)$  как функцию сигналов других ИК четырьмя различными способами. Поэтому можно предсказать сигнал определенного ИК по сигналам ИК, расположенных на других петлях (принадлежащих одному типу трубопровода), а также по сигналам ИК той же петли, но участка в другом помещении. Таким образом, для каждого сигнала было получено по четыре зависимости:

$$q_i(t) = \begin{cases} net(s_i(t), \sum_j s_j(t)) & (a) \\ \sum_j \beta_j s_j(t) + \xi(t) & (б) \end{cases} \quad (1)$$

где  $s_i(t)$  – сигнал  $i$ -го ИК, для которого строились регрессии, а  $s_j(t)$  – сигналы ИК другой петли или участков, по которым считалась регрессия.  $q_i(t)$  – вектор глобальных шумов для  $i$ -го ИК, рассчитанный по различным регрессиям,  $net$  – обученная нейронная сеть, в которую подставляются значения сигналов ИК  $s_j(t)$ ,  $\xi(t)$  – ошибка регрессии, имеющая распределение Стьюдента (выбор обусловлен устойчивостью к выбросам в данных).

С помощью полученных регрессионных зависимостей для каждого ИК рассчитывались значения акустических сигналов с отфильтрованным глобальным шумом:  $\delta_i^j(t) = s_i(t) - q_i^j(t)$ , где  $i$  – номер ИК, а  $j$  – номер регрессионной зависимости. Таким образом, искомый сигнал с отфильтрованными глобальными шумами равен:

$$\delta_i(t) = |\min_{(j)} \delta_i^j(t)|. \quad (2)$$

Результирующая величина  $\delta_i(t)$  представляет собой наблюдаемый случайный сигнал, который содержит в себе ошибку измерений, а также ошибку фильтрации глобального шума (регрессионной зависимости). Получение из него оптимального сигнала достигается за счет применения фильтра Калмана.

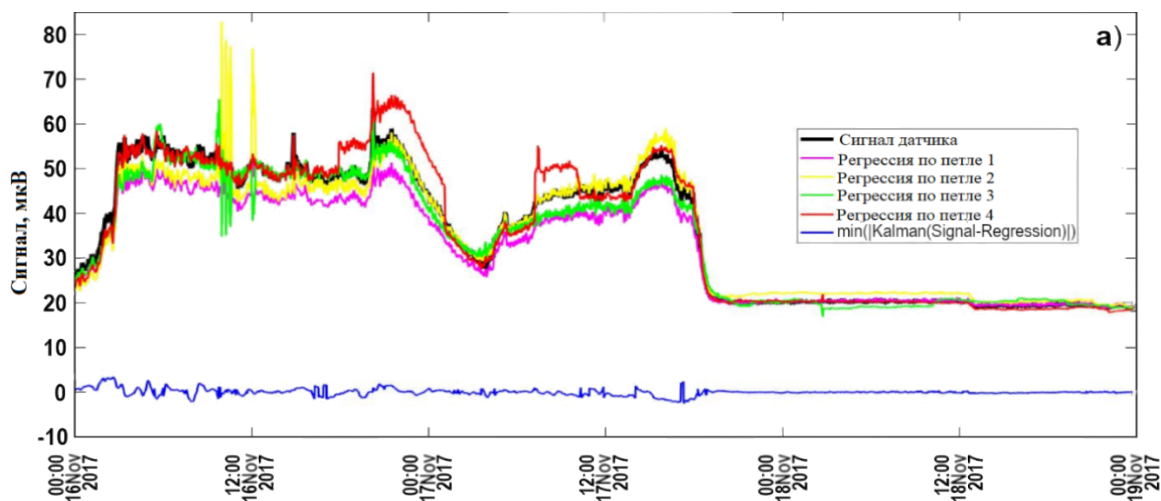


Рисунок 2 – Пример фильтрации акустического сигнала

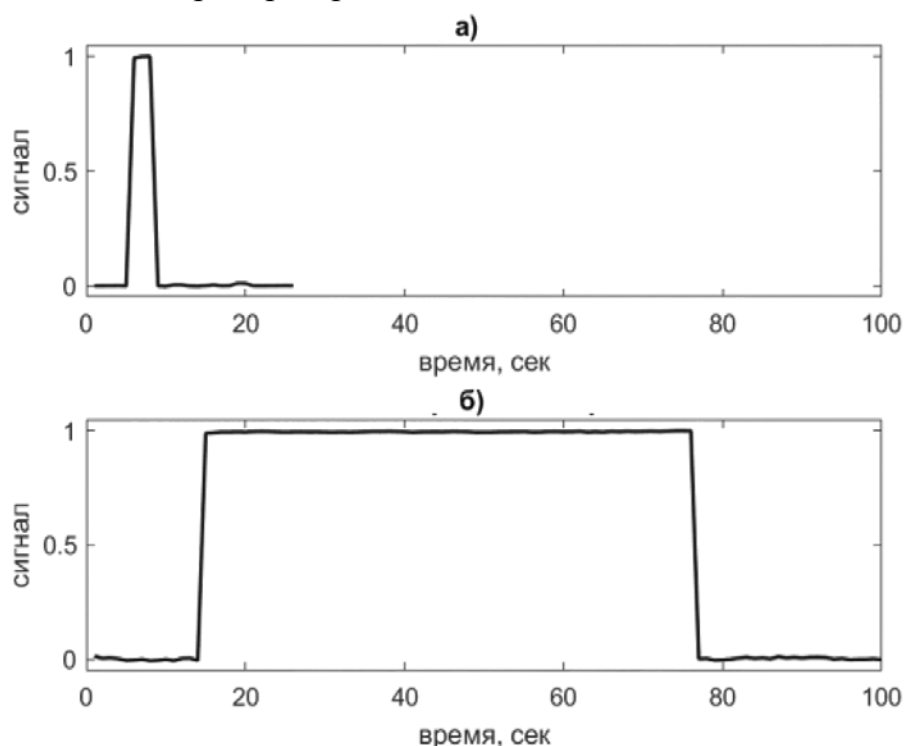
**В третьей главе** представлены результаты разработки алгоритма определения неисправности ИК системы акустического контроля течей.

Надежность определения течи системой САКТ в значительной степени зависит от количества работоспособных акустических датчиков (АД) или каналов системы. Поэтому для увеличения надежности САКТ необходимо постоянно контролировать работоспособность акустических каналов. В САКТ предусмотрена самодиагностика ИК, а также применен адаптивный алгоритм, позволяющий автоматически перестроиться на использование соседних ИК взамен вышедших из строя. Вместе с тем, возможны такие неисправности технических средств системы, которые не позволяют автоматически диагностировать неисправность ИК, что может привести к невыполнению функции системы по определению величины и координаты течи теплоносителя первого контура.

Существующая проверка работоспособности ИК САКТ заключается в следующей последовательности:

- на встроенный пьезоизлучатель акустического датчика (АД) подается импульсный сигнал длительностью в 3 секунды, в результате чего датчик испускает выходной сигнал;
- на основании сравнения среднего значения дисперсии выходного сигнала АД за период тестирования с референтным значением, полученным во время наладки системы, делается вывод об исправности измерительного канала.

Периодичность проверки работоспособности ИК САКТ – один раз в час.

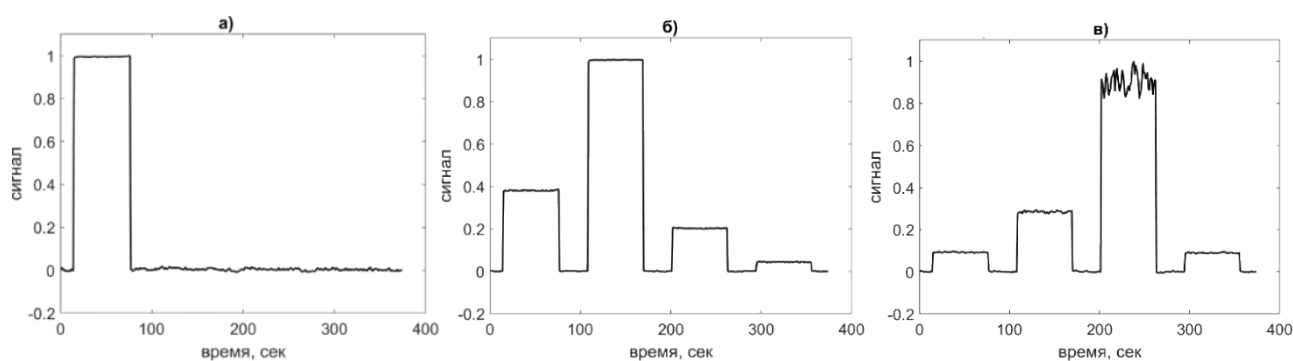


а – старый вариант тестирования; б – новый вариант тестирования

Рисунок 3 – Сигналы АД

Предлагается увеличить длительность тестового воздействия на встроенный в АД пьезоизлучатель до 60 секунд, а вывод об исправности ИК САКТ делать, в частности, на основе статистических характеристик отклика АД на тестовое воздействие. Периодичность проверки работоспособности ИК САКТ один раз в час в таком случае представляется избыточной, и поэтому предложено проводить автоматическую проверку ИК САКТ один раз в сутки. Помимо этого, для удовлетворения требованиям концепции «течь перед разрушением» о времени фиксации факта течи (которое не должно превышать 3 минуты), тестовые воздействия между группами АД должны быть разнесены по времени для обеспечения непрерывной работы САКТ.

На рисунке 3 приведены отклики на тестовый сигнал ИК, нормированные на максимальное значение (приведенные к интервалу  $[0; 1]$ ), а на рисунке 4 приведены примеры сигналов, принадлежащих разным группам.



а – исправный датчик без помех в канале; б – исправный датчик с помехами в канале; в – неисправный датчик с помехами в канале

Рисунок 4 – Примеры тестовых сигналов ИК, принадлежащих разным группам

В качестве классификатора использовалась полносвязная нейронная сеть. Для увеличения точности процесс классификации был разбит на два этапа. На первом этапе разбиение происходило на две группы: исправные ИК (рис. 4а) и дефектные ИК. На втором этапе сигналы из группы неисправных ИК разбивалась еще на два класса: исправный АД в ИК с наведенной помехой (рис. 4б); и неисправный АД с помехой в ИК (рис. 4в).

В целях минимизации ложных срабатываний используется информация последних 10 тестовых сигналов АД. Сигнал о неисправности АД или в измерительном канале формируется только в том случае, если классификатор зафиксирует неисправность не менее чем в 8 случаях из 10.

Для оценки качества работы алгоритма на каждом из классов в отдельности использовалась метрика *recall* (полнота) – она показывает, какую долю объектов, реально относящихся к положительному классу, мы предсказали верно. В результате удалось достичь полноты 95 % (рис. 5).

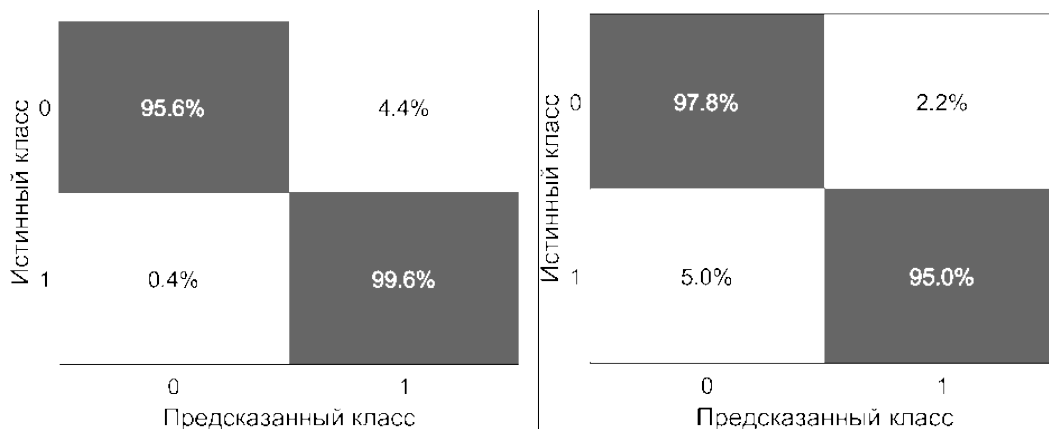


Рисунок 5 – Результаты классификации на тестовых данных на первом этапе (слева) и на втором этапе (справа)

Преимуществом предложенного алгоритма тестирования является не только его способность детектировать наведенные помехи в ИК, но и определять неисправные АД. Это позволит своевременно заменять лишь неисправные компоненты ИК, что приведет к повышению надежности САКТ.

**В четвертой главе** разработан метод обнаружения аномалий в работе оборудования АЭС, который состоит из двух основных компонентов: модели оценки состояния и модели обнаружения неисправностей. Для оценки состояния были рассмотрены две многомерные модели:

- многомерный метод оценки состояния (MSET) – использует примеры показаний датчиков, характеризующих нормальное рабочее состояние системы, для изучения корреляций между сигналами (на этапе обучения) и получения точной оценки, каким «должен быть» каждый сигнал, на основе последнего набора показаний датчиков и ранее изученных корреляций между ними (на этапе прогнозирования);

- вариационный автоэнкодер (ВАЭ) с механизмом внимания, на основе двунаправленных рекуррентных сетей – использовался для извлечения признаков из данных различного типа датчиков, что позволило получить компактное представление сигналов и упростило дальнейшую их обработку и анализ.

В методе оценки многомерного состояния, основанном на нахождении зависимостей между признаками, используются данные репрезентативной выборки, которая соответствует условиям нормальной эксплуатации. Основным этапом MSET является формирование матрицы памяти. Существует три способа формирования матрицы памяти:

- метод минимумов-максимумов – данные сначала разбиваются на ряд полос, в которых выбираются минимальное и максимальное значения;

- метод сортировки векторов – векторы сначала упорядочиваются в соответствии с некоторыми критериями (в данной реализации с их евклидовой нормой), затем отбирают упорядоченные векторы, чтобы получить заданное количество векторов;

– комбинированный метод – комбинация вышеописанных методов – сначала извлекаются минимальные и максимальные значения, затем оставшиеся векторы памяти выбираются с помощью метода сортировки без замены ранее выбранных векторов.

В данной работе был использован комбинированный метод, так как он позволяет сохранить баланс между количеством выбранных векторов и сохранением максимального количества информации. Иными словами, метод сохраняет достаточное количество информации о промежуточных значениях между максимумами и минимумами, и при этом не увеличивает количество выбранных векторов до уровня, который может привести к переобучению.

Матрица весов представляет меру подобия между текущим вектором наблюдения и вектором истории в обучающей матрице  $\mathbf{D}$ . Она может быть получена путем минимизации остаточного вектора:

$$\varepsilon = \|\mathbf{X}_{obs} - \mathbf{X}_{est}\|. \quad (3)$$

Решение наименьших квадратов для минимизации  $\varepsilon$  дает следующее выражение:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{X}_{obs}). \quad (4)$$

Главным недостатком этого метода является то, что линейные взаимосвязи между векторами состояний в  $\mathbf{D}$  приводят к сингулярности матрицы  $(\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{D})$ . В MSET этот недостаток преодолевается за счет применения нелинейных операторов вместо умножения матрицы. Применение этих операторов позволяет избежать сингулярности матриц распознавания. MSET расширяет уравнения множественной регрессии, чтобы включить нелинейный оператор следующим образом:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{obs}). \quad (5)$$

Структура операции  $\otimes$  приведена на рисунке 6, а в качестве функции ядра использовался оператор Гаусса:

$$K_h(x, x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x-x_i^2}{2\sigma^2}}. \quad (6)$$

Расчет предсказанных значений проходит по формуле:

$$\mathbf{X}_{est} = \mathbf{D} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{obs}). \quad (7)$$

Вариационные автоэнкодеры относятся к семейству генеративных моделей, которые позволяют восстановить не только исходный сигнал, но и параметры его распределения, которое предполагается нормальным, что позволяет строить доверительные интервалы. Все отклонения от статистики обучающей выборки воспринимаются моделью как «аномалии», в том числе тренды, что можно применить при исследовании, например ресурса оборудования на длинных временных промежутках, когда происходят медленные изменения параметров (старение).

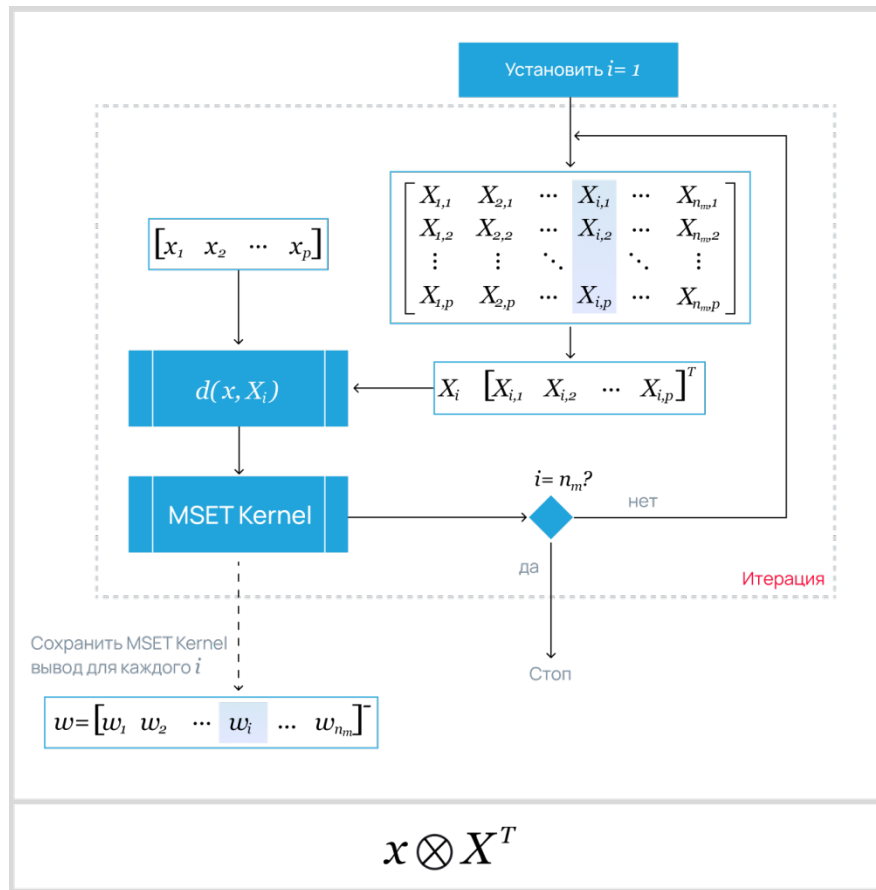


Рисунок 6 – Структура ядерной операции

Модель обнаружения неисправностей, использующая критерий Хотеллинга для анализа остаточных временных рядов, полученных путем вычитания каждого измеренного сигнала из его численно сгенерированного аналога, определяет, ведет ли процесс ожидаемое или аномальное поведение. Статистика Хотеллинга рассчитывается по формуле:

$$T_i^2 = t_i \cdot \mathbf{D} \cdot t_i^T = x_i \cdot \mathbf{P} \cdot \mathbf{\Lambda}^{-1} \cdot \mathbf{P}^T \cdot x_i^T, \quad (8)$$

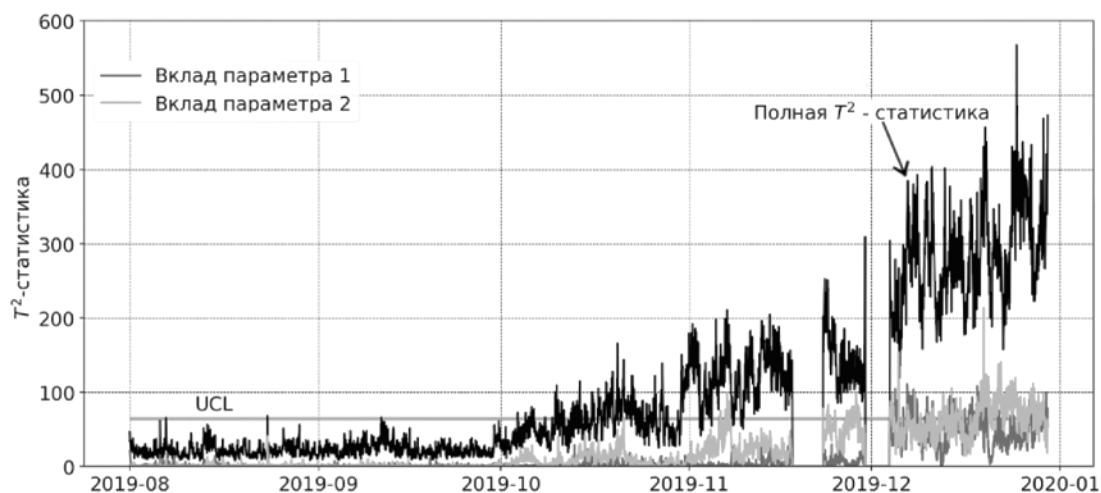
где  $t_i$  – отображение вектора  $x_i$  в пространство главных компонент,  $\mathbf{P}$  – матрица преобразования в пространство главных компонент, а  $\mathbf{\Lambda}^{-1}$  – обратная ковариационная матрица.

Преимуществом использования данного критерия является возможность определения покомпонентного вклада каждого отдельного временного ряда в суммарную статистику, что позволяет локализовать неисправность на основе определения сигналов, внесших наибольший вклад в ее развитие, что, в свою очередь, может помочь эксперту определить истинную причину неисправности оборудования. Вклад каждой компоненты рассчитывается как:

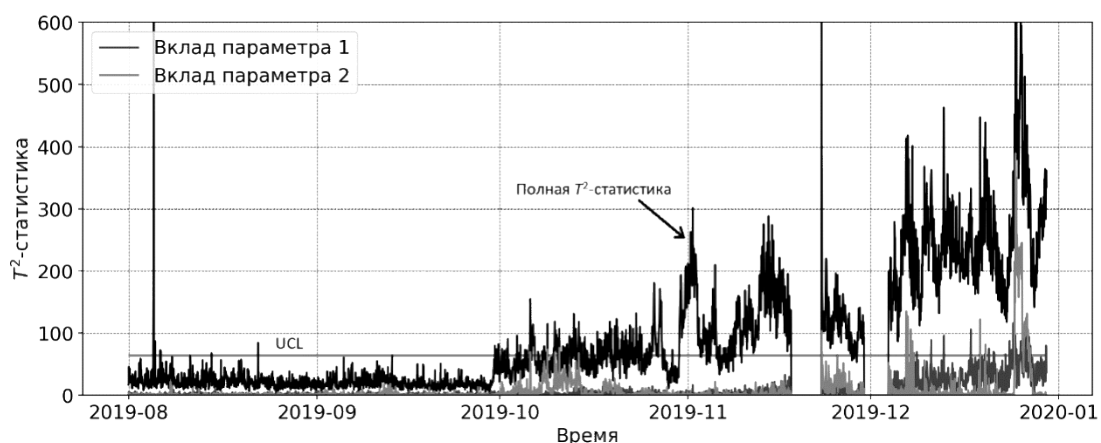
$$d_i = T^2 - T_{(i)}^2, \quad (9)$$

где  $d_i$  – вклад  $i$ -го сигнала в суммарную  $T^2$ -статистику, а  $T_{(i)}^2$  рассчитывается с помощью обратной ковариационной матрицы  $\mathbf{\Lambda}^{-1}$  с нулевыми значениями для  $i$ -го сигнала.





1 – ток на электромагните; 2 – температура слива на уплотнении ГЦН-1  
Рисунок 7 – ВАЭ:  $T^2$ -статистика по ГЦН-1 и вклад основных параметров



1 – ток на электромагните; 2 – температура слива на уплотнении ГЦН-1  
Рисунок 8 – MSET:  $T^2$ -статистика по ГЦН-1 и вклад основных параметров

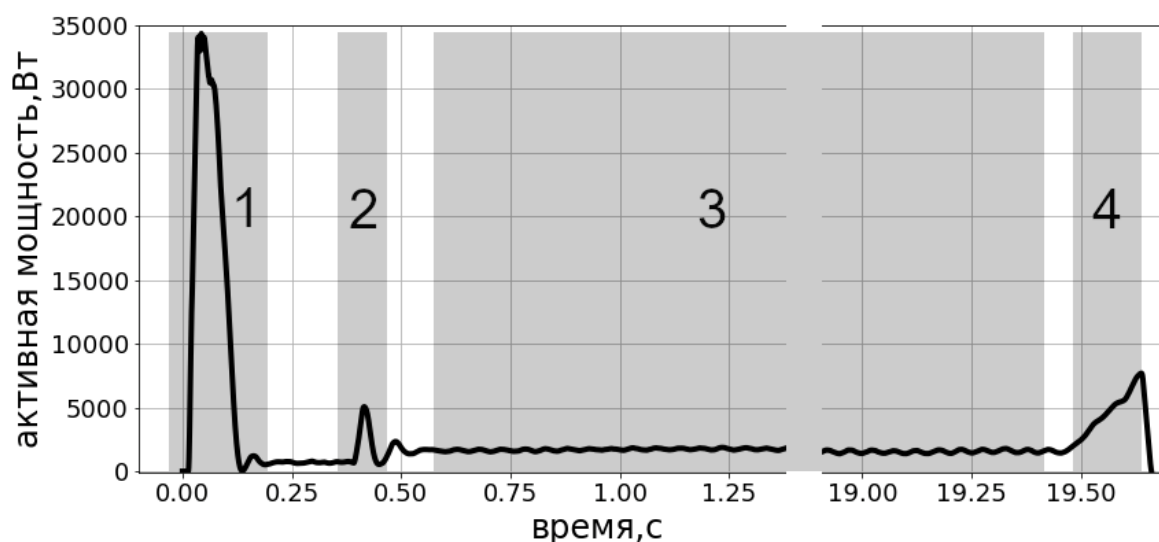
На примере описания режимов работы главного циркуляционного насоса НВАЭС-2 (энергоблок № 1) показано, что предложенный алгоритм позволяет с высокой точностью определять неполадки в работе оборудования. В процессе исследования были использованы данные различных типов датчиков: вибрационные, датчики температуры и давления. На основе этих данных были разработаны критерии диагностирования, которые позволяют выявлять аномалии в работе оборудования и принимать меры по их устранению.

Разработан программный модуль, который позволяет реализовать предложенный алгоритм на практике. Данный модуль может быть использован для диагностирования оборудования АЭС, что поможет повысить их надежность и безопасность эксплуатации.

**В пятой главе** представлены результаты разработки алгоритма автоматической сегментации сигналов электроприводной арматуры (ЭПА) сверточной нейронной сетью.

Одним из самых многочисленных классов оборудования на АЭС является электроприводная арматура. Важной проблемой диагностирования ЭПА является оперативный (в режиме реального времени) автоматизированный контроль технического состояния ЭПА при работе энергоблока на мощности. В связи с этим актуальной является задача диагностирования ЭПА по сигналам тока и напряжения, потребляемых в процессе выполнения операций «открытие» и «закрытие» ЭПА.

В соответствии с методологией, диагностика ЭПА производится по набору численных значений в характерных точках и на определенных временных интервалах сигнала активной мощности в цикле срабатывания ЭПА. Характерные точки выбраны с учетом факторов, влияющих на техническое состояние ЭПА и, тем самым, на изменения сигнала активной мощности и исходя из периодов движения запорного элемента арматуры.



1 – старт/разворот двигателя; 2 – подрыв запорного органа (для «открытия»);  
3 – рабочий ход; 4 – уплотнение (для «закрытия»)

Рисунок 9 – Сегментация сигнала активной мощности

Для автоматизации сегментирования сигналов активной мощности разработан алгоритм, основанный на использовании сверточной нейронной сети. Разбиение временного ряда на внутренние однородные сегменты – важная проблема интеллектуального анализа данных, так как оно позволяет выделять из больших объемов информации ключевые характеристики временного ряда в более компактной форме.

Для обучения нейронной сети были выбраны временные интервалы, представленные на рисунке 9.

После разметки исходные данные были представлены набором, состоящим из 571 отрезка равной длины и соответствующих им масок с обозначением каждого пикселя в сигнале, как принадлежащего классу

(сегменту) на рисунке 9. Для лучшего понимания в таблице 1 приведена информация по размеченным сегментам, их количество и соотношение сегментов.

Таблица 1 – Информация по сегментам

| Название сегмента                    | Revers                  | Podriv                  | Flat        | Stop                        | no_label                                      |
|--------------------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------|-----------------------------|-----------------------------------------------|
| Соответствующий временной интервал   | Пуск/разворот двигателя | Подрыв запорного органа | Рабочий ход | Уплотнение запорного органа | Участки сигнала, не рассматриваемые в анализе |
| Соотношение пикселей, %              | 0,69                    | 0,68                    | 95,93       | 0,38                        | 2,32                                          |
| Количество сегментов во всей выборке | 333                     | 121                     | 330         | 137                         | 838                                           |
| Объем выборки                        | 571                     |                         |             |                             |                                               |

За основу была принята сеть U-Net, которая состоит из последовательно соединенных энкодера и декодера. Энкодер отвечает за захват различных признаков в разных масштабах, а декодер использует эти признаки для построения окончательной карты сегментации.

Отличительной особенностью данной модели являются skip-connections – элементы, которые соединяют части декодера и энкодера в каждом масштабе. То есть для того, чтобы передать на вход декодера тензор, конкатенируется симметричный выход с энкодера и выход предыдущего слоя декодера. Эти слои позволяют повторно использовать карты признаков из любого масштаба в декодере, что приводит к улучшению детализации сегментации.

Также после всех сверточных слоев добавлена batch-нормализация, что улучшило процесс сходимости и скорости обучения. Кроме того, она помогает контролировать веса сети, поскольку их значения всегда сохраняются в пределах нормированных значений.

Была проведена оценка качества модели с использованием метрики «пересечение над объединением» (IoU) и функциями потерь Dice, категориальная кросс-энтропийная, категориальная кросс-энтропийная со взвешенными пикселями и Dice со взвешенными пикселями. Для более детальной оценки результатов сегментации в таблице 2 представлены значения метрики IoU для каждого отобранного участка, посчитанные сетью с различными функциями потерь.

Таблица 2 – IoU по классам (в процентах) на тестовой выборке

| Название класса | Функция потерь |            |              |              |
|-----------------|----------------|------------|--------------|--------------|
|                 | PW_Dice_loss   | PWCCE_loss | Dice_loss    | CCE_loss     |
| Revers          | 98,12          | 97,98      | 97,68        | <b>98,28</b> |
| Podriv          | 81,32          | 71,44      | <b>92,60</b> | 73,21        |
| Flat            | 99,65          | 99,64      | <b>99,73</b> | 99,14        |
| Stop            | 69,38          | 62,61      | <b>71,65</b> | 63,01        |
| no_label        | 88,49          | 87,99      | <b>90,06</b> | 87,32        |

Было установлено, что функция потерь Dice позволяет достичь лучших результатов, в то время как категориальная кросс-энтропия приводит к лучшим результатам на обучающей выборке, но к худшим при валидации, что указывает на лучшую обобщающую способность функции Dice.

Пример сегментации разработанной нейронной сетью изображен на рисунке 10.

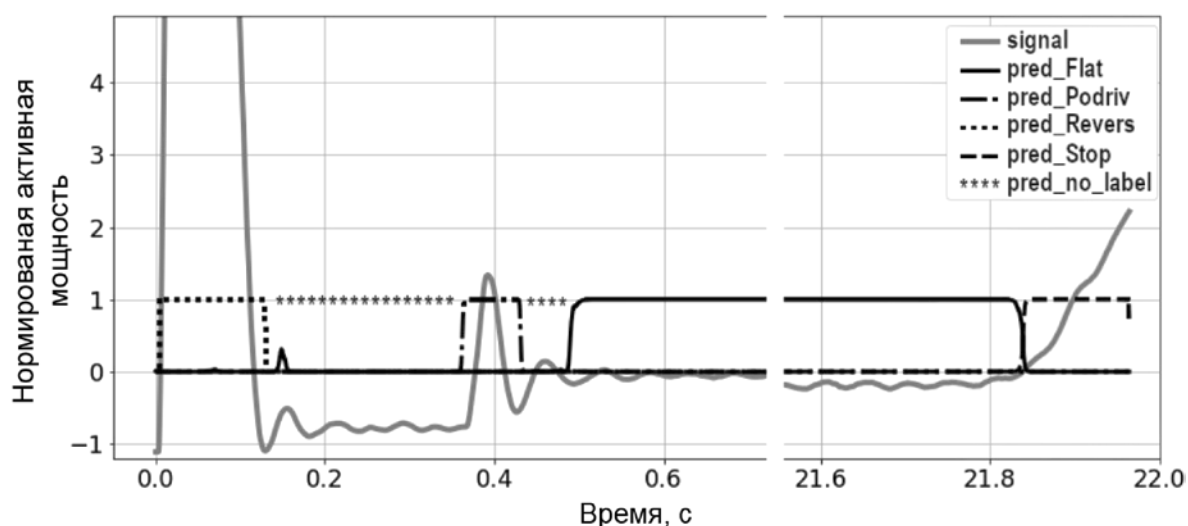


Рисунок 10 – Пример автоматической сегментации сигнала активной мощности

Нейронная сеть, разработанная в рамках данной работы, показала результаты высокого качества. Она позволяет автоматизировать процесс диагностирования ЭПА, значительно увеличить скорость диагностирования и выявления неисправностей ЭПА, исключить возможные ошибки, связанные с влиянием человеческого фактора.

## ОБЩИЕ ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Разработан и внедрен на Нововоронежской АЭС-2 (энергоблок № 1) алгоритм выделения полезного сигнала в измерительных каналах системы акустического контроля течей, который обеспечивает более точную диагностику течей и более высокую надежность определения протечек трубопроводов РУ, за счет сокращения числа ошибок первого рода (ложных срабатываний), а также более высокую чувствительность, что позволяет обнаруживать течи с расходом менее установленного концепцией «течь перед разрушением».

Исследована устойчивость предложенного алгоритма к различным фоновым акустическим выбросам. Он предполагает первоначальное построение регрессионных моделей и последующую обработку остаточных сигналов с помощью фильтра Калмана. Работоспособность алгоритма была подтверждена моделированием сценария течи с использованием модельных данных, полученных на основе экспериментального обоснования САКТ на специализированном стенде, а также на имеющихся данных по протечкам на номинальных параметрах, эксплуатируемых РУ.

2. Разработан новый метод проверки работоспособности ИК САКТ и определения неисправности ИК, основанный на использовании двух нейросетевых классификаторов, позволяющий выявлять дефекты в каналах с высокой точностью, и, как следствие, повышает надежность и эффективность работы этих систем. Алгоритм был проверен на сигналах акустических датчиков САКТ НВАЭС-2 (энергоблок № 1), что подтвердило его способность не только детектировать наведенные помехи в измерительных каналах, но и определять неисправные акустические детекторы.

3. Разработан методический подход к обнаружению аномалий в работе реакторного оборудования, заключающийся в последовательном применении модели оценки состояния и модели обнаружения неисправностей. На основании данного подхода реализовано два алгоритма, в качестве модели оценки состояния в которых использовались вариационный автоэнкодер и многомерный метод оценки состояния (MSET), а также критерий Хотеллинга в качестве модели обнаружения неисправностей, использующий для анализа остаточные временные ряды (полученные путем вычитания каждого измеренного сигнала из его численно сгенерированного моделью оценки состояния аналога).

Предложенный алгоритм позволяет определить покомпонентный вклад каждого отдельного временного ряда в суммарную статистику и локализовать неисправность на основе определения сигналов, внесших наибольший вклад в ее развитие, что помогает эксперту в определении истинной причины

неисправности оборудования и в составлении симптомно-ориентированной аварийной инструкции.

Алгоритм продемонстрировал высокую точность при тестировании на реальных данных, полученных с НВАЭС-2, на примере описания режимов работы четырех ГЦН. На основе этих данных были разработаны критерии диагностирования, которые позволяют выявлять аномалии в работе оборудования и принимать меры по их устранению.

4. Разработан алгоритм автоматической сегментации сигналов активной мощности ЭПА, представленных временными рядами, позволяющий автоматизировать процесс диагностирования ЭПА и повысить надежность диагностирования за счет исключения возможных ошибок, связанных с человеческим фактором. Проведен анализ наиболее подходящих функций потерь для решения проблемы сильной несбалансированности в размеченных классах.

Благодаря автоматизации процесса разбиения сигналов активной мощности на сегменты диагностирование технического состояния ЭПА стало возможно проводить как в offline-, так и в online-формате.

Алгоритм реализован в системе комплексного диагностирования арматуры АО «НТЦД». Ведутся работы по внедрению данной системы на Курскую АЭС.

Таким образом, важнейшая техническая задача реализации новых научно обоснованных технических решений, внедрение которых вносит значительный вклад в развитие страны, в сфере разработки, создания методов и алгоритмов диагностирования оборудования и повышения информативности штатных систем контроля оборудования и РУ в целом, имеющих важное значение для повышения безопасности и эксплуатационной надежности АЭС, решена.

#### **Основные публикации по теме диссертационной работы:**

1. Аркадов Г.В., Коцоев К.И., Лазарев Н.А., Павелко В.И., Трыков Е.Л., Трыкова И.В. Предиктивная аналитика и диагностика АЭС. Москва: Издательство «Наука», 2022, С. 143.

2. Katser I.D., Kozitsin V.O., Kotsoev K.I., Maksimov I.V., Larionov D.A. Data pre-processing methods for NPP equipment diagnostics algorithms: an overview // Energy and Technology. 2021. Т. 7. № 2. С. 111-125. DOI: <https://doi.org/10.3897/nucet.7.63675>.

3. Трыков Е.Л., Кудряев А.А., Коцоев К.И., Ананьев А.А. Эффективный метод фильтрации глобальных шумов измерительных каналов систем контроля течей АЭС с РУ ВВЭР // Известия вузов. Ядерная энергетика. – 2020. – № 4. – С. 86-95. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.4.08>.

4. Коцоев К.И., Трыков Е.Л., Кудряев А.А., Перевезенцев В.В. Разработка алгоритма определения неисправности измерительных каналов системы акустического контроля течей // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана – 2021. – № 3. – С. 100-112

5. Трыков Е.Л., Трыкова И.В., Коцоев К.И. Обнаружение аномалий в работе реакторного оборудования с помощью нейросетевых алгоритмов // Известия вузов. Ядерная энергетика. – 2020. – № 3. – С. 136-147. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2020.3.14>.

6. Коцоев К.И., Трыков Е.Л., Трыкова И.В. Применение свёрточной нейронной сети для сегментации сигналов электроприводной арматуры // Известия вузов. Ядерная энергетика. – 2021. – № 2. – С. 158-167. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2021.2.14>.

7. Трыков Е.Л., Трыкова И.В., Коцоев К.И. Экспертная нейросетевая система диагностирования электроприводной арматуры // Известия вузов. Ядерная энергетика. – 2021. – № 3. – С. 72-83. DOI: <https://doi.org/10.26583/npe.2021.3.06>.

8. Trykov Y.L., Kudryaev A.A., Kotsoyev K.I., Ananyev A.A. Efficient method for the global noise filtering in measuring channels of the VVER NPP leak monitoring systems // Nuclear Energy and Technology. 2021. T.7. № 1. С. 67-72. DOI: <https://doi.org/10.3897/nucet.7.65446>.

9. Kotsoyev K.I., Trykov Y.L., Trykova I.V. Use of a convolutional neural network to segment signals of motor operated valves // Nuclear Energy and Technology. 2021. T.7. № 3. С. 207-213. DOI: <https://doi.org/10.3897/nucet.7.73489>.

10. Trykov E.L., Trykova I.V., Kotsoyev K.I. An expert neural system for diagnostics of motor-driven valves // Nuclear Energy and Technology. 2021. T.7. № 4 С. 297-302. DOI: <https://doi.org/10.3897/nucet.7.78339>.

Подписано к печати 18.11.2025. Заказ № 312.  
Формат 60×84  $\frac{1}{16}$ . Усл. п. л. 0,8. Уч.-изд. л. 1,1. Тираж 80 экз.

---

Отпечатано с оригинала автора в АО «ГНЦ РФ – ФЭИ».  
249033, Обнинск Калужской обл., пл. Бондаренко, 1.