

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения»

На правах рукописи

КОЗИОНОВ АЛЕКСЕЙ ПЕТРОВИЧ

**КОНТРОЛЬ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ НА ОСНОВЕ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ**

Специальность 05.11.13 — Приборы и методы контроля природной среды,
веществ, материалов и изделий

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель —
кандидат технических наук,
доцент Ю. П. Иванов

Санкт-Петербург — 2016

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АР — авторегрессия

ДВП — дискретное вейвлет-преобразование

ДЭМ — декомпозиция по эмпирическим модам

ЛИ — линейная интерполяция

НПВ — непрерывное вейвлет-преобразование

НР — нормальное распределение

«НО» — «нейронные облака»

ОМОВ — одноклассовый метод опорных векторов

ОПФ — оконное преобразование Фурье

ПФ — преобразование Фурье

РБФ — радиальная базисная функция

СКО — среднеквадратическое отклонение

СНР — смесь нормальных распределений

ЧВА — частотно-временной анализ

ЧВП — частотно-временное преобразование

SSA — Singular Spectrum Analysis

СОДЕРЖАНИЕ

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ	2
ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1. ПРОБЛЕМА КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ.....	12
1.1 ОБЗОР ВИДОВ И ПРИЧИН РАЗРУШЕНИЙ ГРУНТОВЫХ ДАМБ.....	12
1.2 ОБЗОР МЕТОДОВ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ.....	17
1.3 СИСТЕМА КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ	20
1.4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ДАМБЫ	23
1.5 ПРИНЦИПЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ И ИСХОДНЫЕ УСЛОВИЯ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ И РАЗРАБОТКИ МЕТОДА И АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ	26
1.6 ВЫВОДЫ ПО ПЕРВОЙ ГЛАВЕ.....	28
ГЛАВА 2. МЕТОД КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ	30
2.1 ОБЗОР МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ И ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ИЗ КОНТРОЛИРУЕМЫХ СИГНАЛОВ	30
2.2 ОБЗОР МЕТОДОВ СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ И ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ИЗ КОНТРОЛИРУЕМЫХ СИГНАЛОВ	33
2.3 ОБЗОР МЕТОДОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЯ НА ОСНОВЕ ОДНОКЛАССОВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ	36
2.4 МЕТОД ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ.....	42
2.5 ВЫВОДЫ ПО ВТОРОЙ ГЛАВЕ.....	46
ГЛАВА 3. ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ.....	48
3.1 АЛГОРИТМ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИСТОРИЧЕСКИХ ЗАПИСЕЙ КОНТРОЛИРУЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ .	48
3.1.1 <i>Постановка задачи восстановления пропусков в исторических записях контролируемых сигналов.....</i>	50
3.1.2 <i>Алгоритм на основе модели авторегрессии для восстановления пропусков в исторических записях контролируемых параметров.....</i>	51
3.1.3 <i>Анализ результатов моделирования</i>	55
3.2 МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ АНОМАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ «НЕЙРОННЫЕ ОБЛАКА».....	58
3.2.1 <i>Описание метода «нейронные облака»</i>	58
3.2.2 <i>Алгоритм обучения «нейронных облаков».....</i>	60
3.3 МЕТОД ОЦЕНИВАНИЯ ДОСТОВЕРНОСТИ КОНТРОЛЯ РАЗРАБАТЫВАЕМЫХ АЛГОРИТМОВ	64
3.4 АЛГОРИТМ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ НА ОСНОВЕ ЧАСТОТНО-ВРЕМЕННОГО АНАЛИЗА ОДНОМЕРНЫХ КОНТРОЛИРУЕМЫХ СИГНАЛОВ	67
3.4.1 <i>Алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе оконного преобразования Фурье одномерных контролируемых сигналов.....</i>	68
3.4.2 <i>Алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет- преобразования одномерных контролируемых сигналов</i>	70

3.4.3 Апробация и сравнительный анализ алгоритмов контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов	78
3.5 АЛГОРИТМЫ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЗАВИСИМОСТЕЙ МЕЖДУ КОНТРОЛИРУЕМЫМИ СИГНАЛАМИ.....	95
3.5.1 Алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход	96
3.5.2 Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами	99
3.5.3 Апробация и сравнительный анализ алгоритмов для контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами	102
3.6 ВЫВОДЫ ПО ТРЕТЬЕЙ ГЛАВЕ.....	113
ГЛАВА 4. АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ ЭКСПЕРИМЕНТА ПО РАЗРУШЕНИЮ ДАМБЫ ЦКДИК	116
4.1 ОПИСАНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТА ЦКДИК	116
4.2 ЭКСПЕРИМЕНТ «ВОСТОЧНАЯ ДАМБА»	117
4.2.1 Описание эксперимента «Восточная дамба».....	117
4.2.2 Анализ результатов моделирования алгоритмов на экспериментальных данных «Восточной дамбы»	120
4.3 ЭКСПЕРИМЕНТ «ЮЖНАЯ ДАМБА».....	124
4.3.1 Описание эксперимента «Южная дамба».....	124
4.3.2 Анализ результатов моделирования алгоритма на экспериментальных данных «Южной дамбы»	127
4.4 ВЫВОДЫ ПО ЧЕТВЕРТОЙ ГЛАВЕ	131
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	133
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	137

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. В настоящее время более чем две трети европейских городов постоянно находятся под риском затопления. В России под угрозой затопления пребывают более 500 городов. Число зарегистрированных наводнений в Европе увеличилось в четыре раза по сравнению с восьмидесятыми годами XX века. Изменение климата и быстрая урбанизация еще сильнее усугубляют проблему. Большое количество наводнений вызвано прорывом систем защиты от наводнений — грунтовых дамб. Например, в Нидерландах, где 70% территории страны находится ниже уровня моря, с 1134 по 2006 г. было зарегистрировано примерно 1735 случаев разрушения дамб [19].

Наиболее распространённые защитные гидротехнические сооружения — дамбы (плотины) из грунтовых материалов (насыпные, намывные дамбы и т.д.). Обычно контроль состояния дамб осуществляется инспекторами, которые занимаются обходом тысяч километров дамб. В зависимости от типа дамбы каждый участок проверяется от нескольких раз в год до одного раза в несколько лет. Современные технологии позволяют проводить непрерывный мониторинг и контроль состояния дамб с использованием сетей датчиков, установленных в дамбах. В Европе существует несколько проектов, направленных на исследование и разработку систем защиты от наводнений: FLOODsite [1], FloodControl [2], UrbanFlood [3], IJkDijk [4] и др. Одним из важнейших элементов подобных систем является система контроля состояния дамб.

Оперативный контроль состояния дамбы осуществляется системой контроля состояния дамб путем обработки контрольной информации, собранной с сети датчиков, установленных в дамбу, таких как датчики порового давления (давления воды в порах почвы), уровня воды, акселерометры и/или инклинометры. Ограниченное число устанавливаемых типов датчиков связано с экономической нецелесообразностью установки сложных систем контроля с

большим числом контролируемых параметров, как, например, на гидроэлектростанциях.

Зачастую применяемые алгоритмы контроля лишь сравнивают текущее значение контролируемого параметра с допусками и выдают оператору сигнал в случае критических отклонений. Нередко такие алгоритмы не позволяют обнаружить критическое или близкое к критическому состояние объекта, которое скрыто в сложном поведении контролируемого параметра. Оценивание же допусков для контролируемых параметров требует детального исследования объекта мониторинга, наличия большой экспериментальной базы и моделирования большого числа возможных сценариев разрушения дамбы, а этот процесс является высокочувствительным и не всегда возможным.

Именно поэтому необходимо использовать интеллектуальные алгоритмы контроля, которые позволяли бы, во-первых, обнаруживать признаки аномального состояния в контролируемых сигналах со сложным поведением в условиях непараметрической априорной неопределённости; во-вторых, оценивать область допустимых значений для контролируемых параметров, используя их исторические записи, соответствующие нормальному состоянию дамбы.

Решением задач, связанных с контролем состояния дамб, плотин и других сооружений и технических объектов, занимались такие зарубежные и российские ученые, как И. Н. Иващенко, А. М. Белостоцкий, Е. Н. Беллендир, А. И. Царев, А. Г. Василевский, Д. В. Стефанишин и др. Задачи контроля состояния на основе методов интеллектуального анализа данных решали зарубежные и российские ученые: Р. Айзерман (R. Isermann), П. М. А. Слот (P. M. A. Slood), В. В. Крижановская, Л. Г. Евланов и др.

Исследование и разработка предлагаемых в настоящей работе метода и алгоритмов контроля состояния дамб лежат в русле развития и совершенствования теории и практики применения интеллектуального анализа

данных для задач контроля состояния объектов в условиях априорной непараметрической неопределённости моделей контролируемых параметров.

Цель и задачи исследований.

Целью диссертационного исследования является разработка метода и алгоритмов для проведения оперативного контроля состояния грунтовых дамб, обеспечивающего эффективный мониторинг изменения состояния дамбы с использованием датчиков системы контроля состояния дамб, установленных в дамбе. В настоящей работе **объектом** исследования являются грунтовые дамбы, а **предметом** исследования — методы и алгоритмы контроля состояния дамб.

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

1. Разработать и обосновать метод контроля состояния грунтовых дамб в условиях априорной непараметрической неопределённости области допустимых значений контролируемых параметров и моделей контролируемых параметров.
2. В рамках предложенного метода разработать алгоритмы для контроля состояния дамб на основе анализа одномерных контролируемых сигналов.
3. В рамках предложенного метода разработать алгоритмы для контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами.
4. Провести апробацию методов и алгоритмов на реальных данных системы контроля состояния дамб.

Методы исследования. В работе использованы методы математического моделирования, математической статистики (в условиях априорной неопределённости), линейной алгебры, теории цифровой обработки сигналов, теории частотно-временного анализа, теории вейвлетов, теории интеллектуального анализа данных и искусственного интеллекта.

Научная новизна работы:

1. Предложен новый метод контроля состояния дамб на основе применения интеллектуального анализа данных и искусственного интеллекта, позволяющий оценить область допустимых значений для контролируемых параметров на основе их исторических записей о нормальном состоянии дамбы (посредством обучения) и информировать оператора или другие системы в случае отклонения состояния дамбы от нормального.
2. Разработан универсальный алгоритм контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа контролируемых одномерных сигналов, позволяющий обнаруживать аномальное состояние как с использованием сигналов датчиков инклинометров и акселерометров, так и сигналов датчиков порового давления в условиях непараметрической неопределенности моделей контролируемых параметров.
3. Разработан новый алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временной зависимости между контролируемыми сигналами датчиков порового давления (или порового давления и уровня воды) в условиях непараметрической неопределенности моделей контролируемых параметров. Для этого алгоритма отсутствует проблема устойчивости, характерная для моделей вход-выход.
4. Разработан и впервые применен для контроля состояния дамб алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход между контролируемыми сигналами датчиков порового давления (или порового давления и уровня воды).

Практическая значимость подтверждена положительным опытом внедрения, а именно:

1. Метод и алгоритмы, разработанные в рамках диссертационного исследования, при прямом участии автора были внедрены компанией ООО «Сименс» (дочерняя компания концерна Siemens AG) в процессе

разработки системы для мониторинга и контроля состояния грунтовых дамб (Levee Monitoring). Система устанавливалась на дамбах в Нидерландах.

2. Представленный метод и алгоритмы могут расширить технические возможности существующих систем контроля состояния дамб, а также могут быть применены и в других системах, таких как системы контроля состояния объектов инфраструктуры, медицинские приложения, системы контроля состояния технических объектов (двигателей, насосов) и др.
3. В процессе работы были опубликованы четыре патента в Европейском союзе, одна заявка на патент в стадии перевода на национальную фазу. В России на данный момент эти патенты находятся в стадии заявок.

Положения, выносимые на защиту:

1. Метод контроля состояния дамб на основе интеллектуального анализа данных в условиях априорной непараметрической неопределённости области допустимых значений контролируемых параметров и моделей контролируемых параметров.
2. Алгоритм контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов.
3. Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами.
4. Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход между контролируемыми сигналами.
5. Проведена апробация метода и алгоритмов на реальных данных системы контроля состояния дамб проекта UrbanFlood и полноразмерного эксперимента IJkDijk.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационного исследования были изложены в докладах и обсуждены на научных семинарах кафедры; на XVI и XVII конференциях молодых ученых «Навигация и управление движением»; at Automation & control: proceedings of the International

Conference of Young Scientists (Санкт-Петербург, 2013 г.); at International Conference on Computational Science (ICCS, Барселона, 2013 г.); at 2nd European Conference on FLOODrisk Management (Роттердам, 2012 г.); в рамках заседаний рабочих групп проектов UrbanFlood и IJkDijk по разработке и тестированию систем мониторинга и контроля состояния дамб; на научных сессиях ГУАП (Санкт-Петербург, 2012, 2013, 2014 гг.).

Результаты диссертационного исследования были апробированы автором на реальных данных системы мониторинга и контроля состояния грунтовых дамб (пилотные проекты), расположенных в Великобритании, Нидерландах и Германии в рамках исследовательского проекта Европейского союза UrbanFlood (грант Евросоюза FP7 N 248767) по исследованию и разработке системы раннего предупреждения; а также в рамках серии полноразмерных экспериментов IJkDijk, проведенных в Нидерландах, где была показана их эффективность: алгоритмы позволили обнаружить аномальные состояния дамб и спрогнозировать разрушение в ходе эксперимента.

Автор диссертации был удостоен стипендии Президента Российской Федерации молодым ученым и аспирантам, осуществляющим перспективные научные исследования и разработки по приоритетным направлениям модернизации российской экономики (2012–2015 гг.).

Публикации. По основным результатам диссертации были опубликованы 17 печатных работ, из них пять статей [44, 85, 100, 107, 109] — в изданиях из списка, рекомендованного ВАК РФ; две работы [103, 105] — в зарубежных изданиях, входящих в каталог Web of Science, рекомендованный ВАК РФ; шесть [53, 96, 101, 108, 110, 111] — в материалах конференций, а также четыре патента в Европейском союзе [5—8], в России патенты находятся в стадии заявок.

Личный вклад автора. Основные результаты, выносимые на защиту, получены автором лично. Соискатель непосредственно участвовал в постановке задачи, разработке методов и алгоритмов их решения, в создании

алгоритмического и программного обеспечения. Также лично он был занят в процессе внедрения результатов.

Структура и объем работы. Диссертационная работа изложена на 145 страницах текста и состоит из введения, 4-х глав, заключения, списка использованных источников (111 наименований). Работа включает 84 рисунка и 7 таблиц.

ГЛАВА 1. ПРОБЛЕМА КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ

1.1 Обзор видов и причин разрушений грунтовых дамб

Простота конструкции, относительная дешевизна, неограниченные размеры и возможность возведения дамб (плотин) из грунтовых материалов практически в любых геологических условиях стали ключевыми факторами их широкого использования. По данным Международной комиссии по большим дамбам (ICOLD — International Commission on Large Dams — англ.) [9], к началу XXI века 46 тысяч больших дамб, более 70% которых грунтовые, расположены в Нидерландах и Англии [10].

Статистическим анализом аварий дамб занимались такие известные ученые как М. Хиндерлендер (США), А. Гельфер (СССР), Дж. Шерард (США), Э. Грунер (Швейцария) и другие [11—13]. Большую работу по сбору и анализу статистических данных проводит Международная комиссия по большим плотинам [10].

Как показывает статистика анализа аварий, на дамбы из грунтовых материалов вследствие распространённости и простоты конструкции приходится наибольшее число аварийных ситуаций. Почти на 20% грунтовых дамб были зафиксированы повреждения. Среди дамб из грунтовых материалов меньше всего нарушений фиксировалось на земляных плотинах (6,7%). Далее следуют каменно-набросные (10,9%) и каменноземляные плотины (до 17% от общего количества дамб этого типа) [12]. Согласно данным ICOLD [9] на 1984 г. среди 1369 серьезных нарушений на грунтовых плотинах 82 случая заканчивались прорывом напорного фронта.

На рисунке 1 представлена фотография прорыва грунтовой дамбы в Германии на реке Эльба 15 июня 2013 года, в результате чего вода из Эльбы хлынула в низины и затопила территорию в двести квадратных километров.

Власти были вынуждены эвакуировать восемь тысяч человек [14]. На рисунке 2 представлена фотография прорыва грунтовой дамбы на реке Амур, в пригороде Комсомольска-на-Амуре с 5 на 6 сентября 2013 года. По данным правительства Хабаровского края, было эвакуировано около семисот человек.[15].



Рисунок 1 — Прорыв дамбы на реке Эльба, Германия, земля Саксония-Анхальт, 15 июня 2013 г. [14]



Рисунок 2 — Прорыв дамбы на реке Амур, Россия, пригород Комсомольска-на-Амуре, 5-6 сентября 2013 г. [15]

На рисунке 3 представлена структурно-функциональная схема элементов и факторов, влияющих на состояние дамбы. Основные элементы схемы (системы):

- *Окружающая, природно-климатическая среда.* Этот элемент системы наиболее сильно влияет на состояние дамбы в виде различных видов осадков, наводнений, паводков, влияния грунтовых вод, приливов и

отливов, температуры воздуха и воды, давления и других природно-климатических факторов.

- *Дамба, как объект контроля.* Дамба, как технический объект имеет свою конструкцию и особенности состояний, что влияет на виды и механизмы разрушений и применяемые методы контроля.
- *Другие факторы* носят техногенный и антропогенный характер, например, столкновение судна с дамбой, влияние автомобильного транспорта на дамбу и т.д.
- *Система контроля состояния.* Включает систему датчиков контроля состояния дамб, методы контроля и принятия решений, а также учета параметров окружающей среды и т.д.

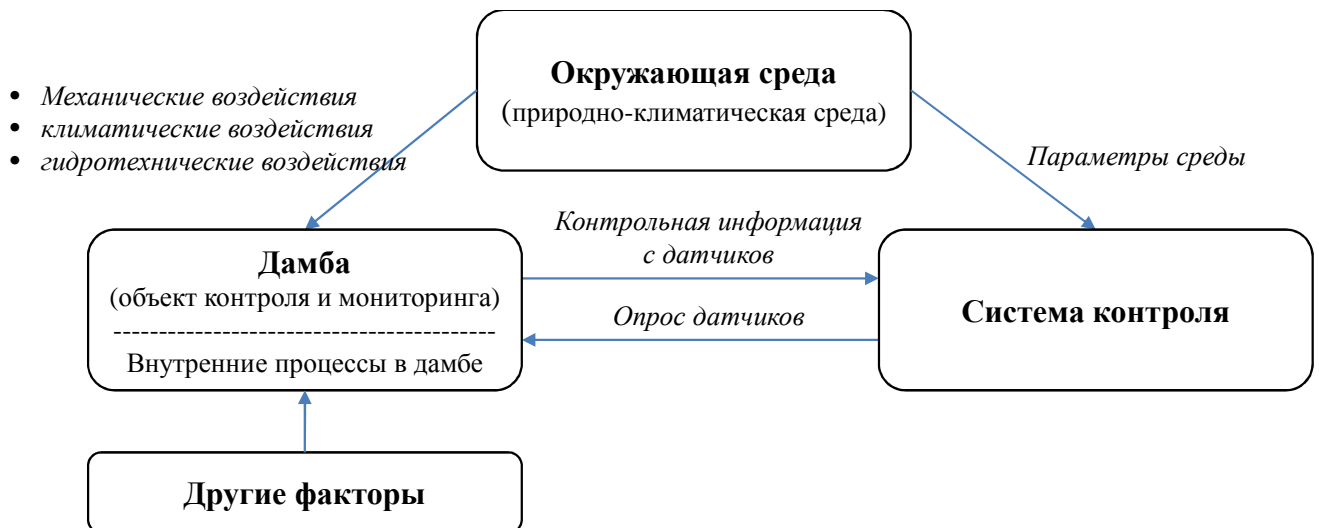


Рисунок 3 — Структурно-функциональная схема элементов и факторов, влияющих на состояние дамбы

Решение задачи контроля состояния гидротехнических сооружений, в частности грунтовых дамб, возможно при практически любых схематизациях сооружений, действующих на них воздействий (нагрузки и т.п.). При контроле состояния грунтовых дамб вышеописанные элементы и факторы приводят к следующим основным трудностям и неопределённостям [13]:

- значительная изменчивость действующих нагрузок на дамбу, что затрудняет подбор их расчётных параметров;

- существенная изменчивость, а иногда и полная неопределенность показателей свойств материалов и грунтов сооружения и его основания;
- отсутствие требуемой информации для вероятностного описания;
- условность расчетных схем;
- трудность формулировок моделей предельных состояний (критериев отказа) при различных сочетаниях нагрузок и воздействий;
- многообразие случайных факторов, определяющих надежность объекта;
- особенности структурного состава грунтовых дамб как природно-технических комплексов.

Выделяют три основных вида реализации аварий грунтовых дамб: внешняя эрозия, внутренняя эрозия и другие причины разрушения дамбы (внешние воздействия, нарушение технической эксплуатации и т.д.) [11, 16, 17, 18].

Внешняя эрозия возникает из-за воздействия потока на дамбу. Поток воды размывает материал дамбы, что уменьшает ее устойчивость. Есть четыре сценария внешней эрозии: перелив гребня дамбы, волновая эрозия, эрозия подошвы дамбы и эрозия поверхности. Переливание гребня дамбы происходит вследствие высокого уровня воды и последующего потока воды по дамбе, который размывает материал дамбы (рисунок 4, *а*). Волновая эрозия является результатом действия волн воды на откосы дамбы. Эрозия подошвы дамбы является результатом действия воды вблизи основания дамбы. Поверхностная эрозия обусловлена воздействием воды на откосы дамбы, вследствие чего может произойти сползание (оползание) внешнего откоса дамбы (рисунок 4, *б*).

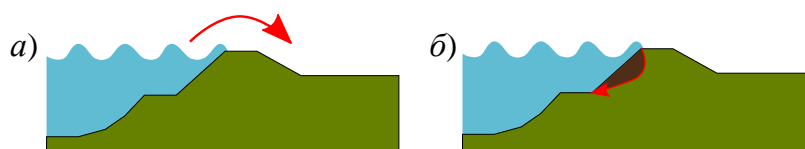


Рисунок 4 — Внешняя эрозия: *а* — перелив гребня дамбы; *б* — поверхностная эрозия (сползание откоса дамбы)

Внутренняя эрозия происходит, когда вода просачивается сквозь структуру дамбы, вымывая ее материал (рисунок 5). Появление внутренней эрозии можно

объяснить двумя причинами: нарушением фильтрации (просачиванием) и вымыванием грунта с формированием канала. Фильтрация, имеющая место при наличии высокого давления воды и насыщения грунта дамбы водой, приводит к снижению устойчивости дамбы с последующей вероятностью формирования канала в теле дамбы. Канал формируется в случае прогрессирования внутренней эрозии с возрастающей концентрацией просачиваний воды. Обычно формирование канала начинается с просачиваний, направленных вверх по потоку, далее канал формируется через дамбу или у основания. Материал дамбы вымывается (выносится) через сформировавшийся канал (рисунок 5, а). Как правило, это приводит к разрушению дамбы. Внутренняя эрозия является самой сложной для обнаружения причиной разрушения дамбы. Визуально же формирование канала или просачивания могут быть обнаружены как вымывание (вынос) грунта за внутренним откосом дамбы, но это уже является признаком сформировавшегося канала. В результате формирования канала может также произойти переливание воды во внутренних конструкциях дамбы, сооруженных для повышения ее устойчивости (рисунок 5, б).

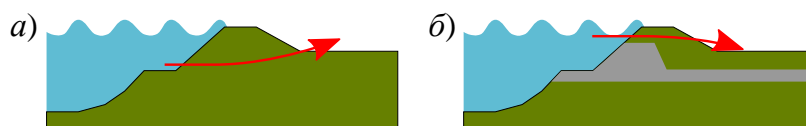


Рисунок 5 — Внутренняя эрозия: а — с формированием канала; б — по причине внутреннего переливания

Также причинами разрушения конструкции дамбы могут быть и другие факторы, такие как: проблемы с фундаментом дамбы из-за нарушений при строительстве, неустойчивые откосы дабы, сильные внешние нагрузки и деформации (рисунок 6). Различные деформации и трещины могут появляться на гребне, склоне или у основания дамбы. Все перечисленные факторы, усиленные воздействием внешней или внутренней эрозии, могут привести к разрушению дамбы.

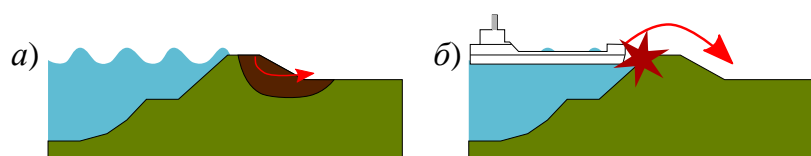


Рисунок 6 — Примеры других причин разрушения дамб: *а* — неустойчивость внутреннего откоса; *б* — внешнее воздействие

В работе [19] представлена статистика по авариям на 1735 дамбах в Нидерландах в период между 1134 и 2006 гг.: 67% аварий были вызваны эрозией внутреннего откоса; 11% — произошли из-за дрейфа льда, 6% — эрозии защиты внешнего откоса; 5% — сползания внутреннего откоса; 4% — из-за других факторов внешней эрозии (люди, животные); 3% — сползания внешнего откоса; 2% — размывания основания; 1% — внутренней эрозии с формированием канала. Остальная часть аварий (около 1%) была вызвана различными видами неустойчивости конструкции, горизонтальными сдвигами и другими механизмами.

1.2 Обзор методов контроля состояния дамб

Для обнаружения процессов, приводящих к авариям и разрушениям дамб, необходимо вести регулярный контроль состояния гидротехнических сооружений. Визуальный контроль состояния позволяет обнаруживать развивающийся процесс — сползание (оползание) откосов, вынос грунта, просачивания и т.д. [20, 21]. В зависимости от типа дамбы каждый участок проверяется от нескольких раз в год до одного раза в несколько лет. Недостаток визуального контроля в том, что он не обеспечивает оперативный мониторинг состояния дамб.

Современные технологии позволяют проводить непрерывный мониторинг и контроль состояния дамб с использованием сетей датчиков, установленных в дамбах. Контроль состояния можно осуществлять как дистанционно, так и с установкой датчиков непосредственно в дамбу. Стоит отметить, что для контроля состояния грунтовых дамб редко устанавливаются сложные системы с большим

числом типов датчиков, это связано с экономической нецелесообразностью, в отличие, например, от гидроэлектростанций.

Для контроля состояния дамб также применяются способы дистанционного контроля. Один из таких способов — использование лидар-технологии [22], заключающейся в построении карты поверхности дамбы и нахождении отклонений текущего состояния от нормального в процессе эксплуатации. Температурные камеры позволяют обнаруживать протечки в дамбе посредством детектирования локальных измерений в температуре объекта [23]. В работе [24] представлено применение GPS-датчиков для мониторинга деформации дамбы. Технологии дистанционного мониторинга не нашли широкого применения в задачах контроля состояния грунтовых дамб. Во-первых, они высокочувствительны (установка, обслуживание), во-вторых, не позволяют обнаружить аномальные состояния, скрытые в дамбе (например, внутреннюю эрозию).

Для грунтовых дамб наиболее опасными являются процессы внешней и внутренней эрозии, вызванной нарушением фильтрационного режима. Поэтому контроль фильтрационных процессов дамбы является особенно важным [25, 26, 27, 28, 29]. Для контроля влияния внешних воздействий и устойчивости сооружений дополнительно применяются акселерометры и инклинометры [30].

Классические методы контроля состояния дамбы основываются на оценивании детерминированных критериев безопасности дамб, например, запас устойчивости, допускаемых напряжений, предельных состояний и т.п. [12, 13, 31]. Недостаток данного подхода в том, что не учитывается стохастическая составляющая контролируемых параметров, что влияет на качество контроля. Также, в настоящее время применяются вероятностные методы контроля состояния, опирающиеся на описание разнообразия возможных состояний некоторым заданным распределением вероятности, и прогнозируют вероятность разрушения аварии на дамбе. Как правило, вероятностные методы используются для описания процессов старения дамб [13, 32, 33]. Детерминистические и вероятностные

методы контроля базируются на результатах периодических наблюдений за контролируруемыми параметрами при наличии достоверной априорной информации о дамбе, также необходимо наличие экспертной информации. Допуски для контролируемых параметров и показатели безопасности определяются по расчётным формулам исходя из особенностей конструкции дамбы, условий эксплуатации и имеющейся экспериментальной базы моделирования возможных сценариев разрушения дамбы [13, 32, 33]. Эти методы требуют детального исследования объекта контроля, наличия априорно заданных моделей контролируемых параметров и допусков, наличия экспериментальной базы и моделирования возможных сценариев разрушения дамбы, а этот процесс является высокзатратным и не всегда возможным.

В последнее время растет число исследований методов контроля состояния дамб с использованием физических моделей дамб на основе конечно-элементного моделирования [34—37]. Данные методы заключаются в моделировании поведения дамбы, включая возможные сценарии разрушения. Далее в процессе контроля по информации с датчиков оценивается степень безопасности дамбы путём расчета критериев безопасности. В случае численных моделей дамб оперативный контроль состояния затруднён тем, что модели, как правило, требуют высоких вычислительных затрат (от нескольких часов до дней). В рамках проекта UrbanFlood [3, 38] использование конечно-элементных моделей и их запуск для оценки состояния дамб предполагались, только если более быстрые алгоритмы на основе методов интеллектуального анализа данных обнаружат аномальное состояние.

Во второй главе подробно описано применение методов обработки контрольной информации для обнаружения аномального состояния дамб.

Современные тенденции развития систем контроля сложных объектов показали, что повышение эффективности функционирования связано с применением методов интеллектуального анализа данных для обработки

контрольной информации и принятия решений [39—42]. Для контроля состояния дамб есть перспектива использования интеллектуальных алгоритмов контроля, которые позволяли бы, во-первых, обнаруживать признаки аномального состояния в контролируемых сигналах со сложным поведением в условиях непараметрической априорной неопределённости, во-вторых, оценивать область допустимых значений для контролируемых параметров, опираясь на их исторические записи, соответствующие нормальному состоянию дамбы.

1.3 Система контроля состояния дамб

Представленные в диссертации метод и алгоритмы контроля исследовались и разрабатывались для системы контроля состояния дамбы «Levee Monitoring», разработанной при участии компании Siemens и Alert Solutions в рамках проекта UrbanFlood (грант Евросоюза FP7 N 248767).

Система контроля состояния дамб является аппаратно-программным комплексом, включающим следующие основные элементы: датчики, устройства сбора и передачи (GSM-канал) контрольной информации от датчиков; сервер хранения и обработки информации; интерфейс оператора системы.

Задача системы контроля — своевременное обнаружение аномального состояния дамбы, которое может быть признаком последующего ее разрушения [43]. Под аномальным состоянием подразумевается отклонение от нормального, предварительно определённого, состояния объекта, которое может привести к неисправности или разрушению дамбы.

В системе используются пьезометрические датчики порового давления (давление воды в порах почвы), уровня воды, акселерометры и/или инклинометры. Датчики устанавливаются в каждую кросс-секцию (поперечное сечение) дамбы (рисунок 7, 8), такое деление дамбы позволяет локализовать аномальное состояние и предоставляет избыточность контролируемых

параметров. Данный набор датчиков позволяет обнаружить большинство причин разрушения дамбы, вызванных внутренней или внешней эрозией и другими воздействиями, влияющими на структурную устойчивость, таким образом, обеспечивая полноту контроля. Поток информации с датчиков в режиме онлайн обрабатывается на сервере системы, где к нему применяются алгоритмы контроля.

Датчики заключены в модули (GeoBeads), которые устанавливаются в дамбу. Модуль имеет стальной корпус, микроконтроллер обработки и передачи информации через цифровую последовательную шину. Характеристики датчиков представлены в таблице 1.

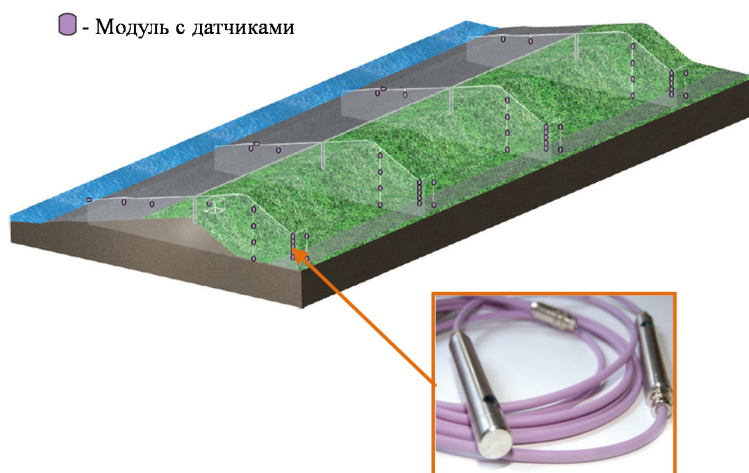


Рисунок 7 — Модули с датчиками, установленными в четырёх кросс-секциях дамбы

Таблица 1 — Характеристики датчиков

Датчик	Характеристики
Порового давления (пьезометр)	Диапазон измерений: 20 – 250 кПа, Разрешение от макс.: 0,25 % Точность от макс.: 0,1 % Частота оцифровки: 12 бит Режим измерения: абсолютное давление Компенсация температуры: 0 — 85 °С Рабочая температура: -40 — 125 °С
Инклинометр	Диапазон измерений: $\pm 90^\circ$ Разрешение: 0,005° Точность: 0,01° трехосный, микроэлектромеханический Рабочая температура: -40 — 85 °С

Количество контрольных сечений (кросс-секций) по длине дамбы назначается с таким расчетом, чтобы по показаниям установленной контрольной аппаратуры (датчиков) можно было достоверно оценить состояние сооружения. На грунтовых дамбах кросс-секции для контроля состояния, как правило, располагаются на:

- русловых участках, где дамба имеет максимальную высоту и, соответственно, несет максимальную гидростатическую нагрузку;
- в зонах резкого изменения крутизны поверхности основания в створе сооружения;
- на границах сопряжения грунтовой плотины с бетонными сооружениями, (например, водоводами и др.), мерзлых и талых участков плотины;
- над тектоническими разломами и крупными трещинами в основании;
- в зонах возможных ослаблений напряженно-деформированного состояния, возможных снижений фильтрационной прочности, устойчивости, в зонах возможного трещинообразования (выявленных расчетами, специальными исследованиями или наблюдениями).

Глубина и место установки датчиков определяется конструкцией и строением каждого сооружения, а схема их размещения определяется отдельным проектом, но имеются следующие рекомендации по установке датчиков:

- датчики порового давления (пьезометры) и размещаются в кросс-секция (сечениях), перпендикулярных оси дамбы, а также вдоль линий примыкания плотины к бетонным сооружениям и к берегам;
- первый по линии тока датчик контроля устанавливается на гребне плотины вблизи бровки напорного откоса. Последний — у входа фильтрационного потока в дренаж, а промежуточные — на бермах низового откоса;
- размещение датчиков контроля напоров фильтрационных вод в поперечном сечении выбирается таким образом, чтобы на основании наблюдений по

ним можно было бы оценить эффективность противофильтрационных и дренажных устройств, размещенных в теле плотины и ее основании;

- заложение пьезометров должно быть ниже минимально ожидаемого уровня воды;
- датчики также устанавливаются для контроля положения поверхности грунтовых вод и контроля давления в глинистых экранах, ядрах, основаниях;
- инклинометры закладывают в основаниях плотин для измерения смещений основания на разных глубинах. В данном случае инклинометры находятся в одном корпусе с датчиками порового давления.

Для решения задачи контроля состояния дамбы алгоритмы контроля (в условиях непараметрической априорной неопределённости) могут быть применены для предварительной обработки контролируемых сигналов с целью выделения признаков аномального состояния для оценивания области допустимых значений (для предварительно обработанной контрольной информации) на исторических данных о нормальном состоянии и для принятия решения о текущем состоянии дамбы в режиме онлайн.

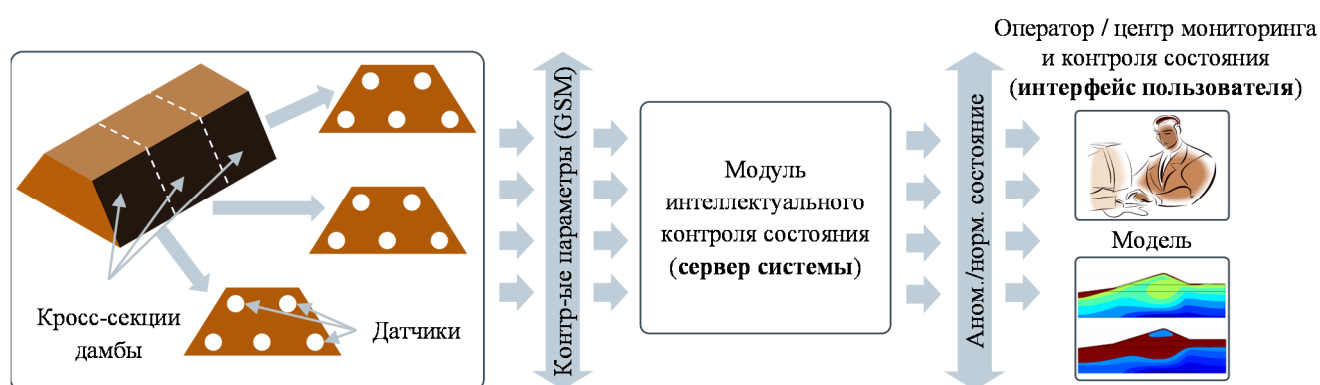


Рисунок 8 — Система контроля состояния дамб

1.4 Экспериментальные дамбы

В диссертационном исследовании апробация методов и алгоритмов проводилась на данных дамб, оборудованных системой контроля, в рамках

проекта Европейского союза UrbanFlood: бостонской дамбы (Бостон, графство Линкольншир, Великобритания), зеландской дамбы Oost Zeedijk (прибрежная дамба, Зеландия, Нидерланды), штаммерской дамбы Stammerdijk (Амстердам, Нидерланды) [44]. Также в диссертации использовались материалы серии полноразмерных экспериментов IJkDijk, направленных на исследование механизмов разрушения.

Штаммерская дамба расположена вдоль реки Gaasp (Гасп), недалеко от автомагистрали А9 в Амстердаме (рисунок 9, а, б). Река Гасп в настоящее время является каналом. Уровень воды поддерживается на постоянной отметке с вариацией не более $\pm 0,2$ м в течение всего года. Однако, в условиях наводнения уровень воды может подняться до гребня дамбы. Дамба построена на 5-6 метровом слое торфа и на 3 метровом слое песка. В рамках проекта UrbanFlood в две кросс-секции дамбы, расположенные в 100 метрах друг от друга, были установлены модули с датчиками GeoBeads (рисунок 9, в).

Расположение датчиков было выбрано из-за сомнения относительно общей стабильности дамбы. Во время установки считалось, что потребуется контроль порового давления и отклонений под наружным гребнем, под внутренним гребнем, и под внутренней подошвой дамбы, в нескольких слоях почвы.

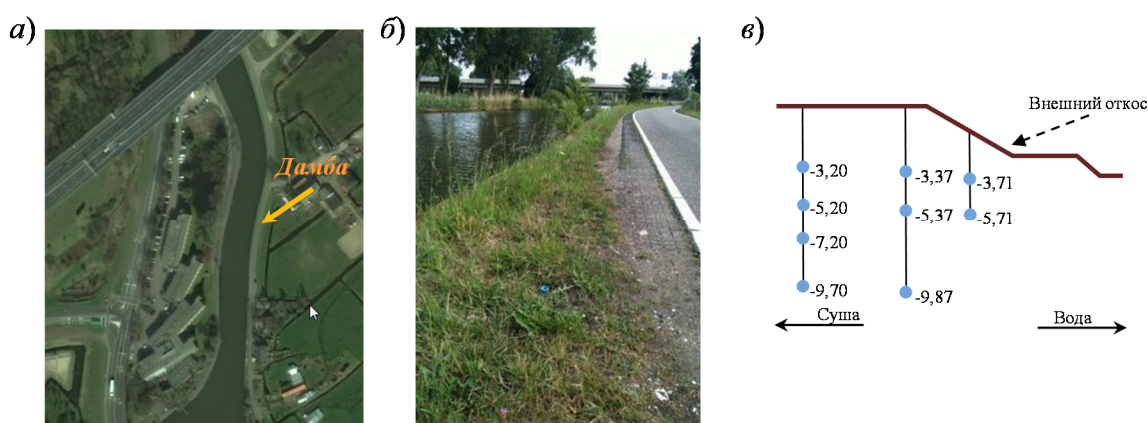


Рисунок 9 — Штаммерская дамба: а — вид на карте; б — фотография дамбы; в — схема одной из кросс-секций

Бостонская дамба расположена в городе Бостон, графство Линкольншир, на востоке Великобритании. Гребень дамбы покрыт деревьями (рисунок 10, а). На

дамбе периодически происходят аварии различных видов. Дамба построена на слоях глин, песка и валунных глин. В рамках проекта UrbanFlood в три кросс-секции дамбы были установлены модули с датчиками GeoBeads (рисунок 10, б). Датчики были установлены в различные слои почвы.

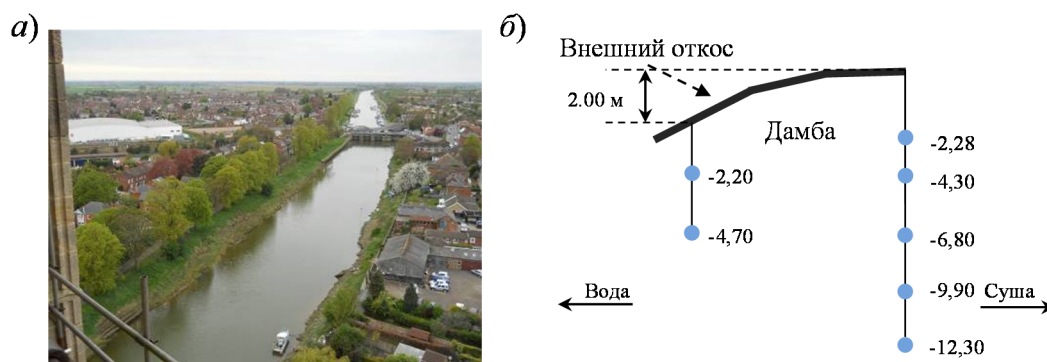


Рисунок 10 — Бостонская дамба: а — фотография дамбы; б — схема одной из кросс-секций

Зеландская дамба является прибрежной дамбой (рисунок 11, а, б). В этой дамбе существует эффект постоянной протечки — вода из залива просачивается сквозь тело дамбы. Для предотвращения эффекта размывания грунта в дамбу были вмонтированы дренажная труба и несколько датчиков, включая датчик температуры внутри дренажной трубы. Работа дамбы зависит от постоянного откачивания просачивающейся воды, для чего был установлен насос (рисунок 11 в). Насос автоматически включается и выключается, когда определенные уровни воды измеряются в дренажной трубе.

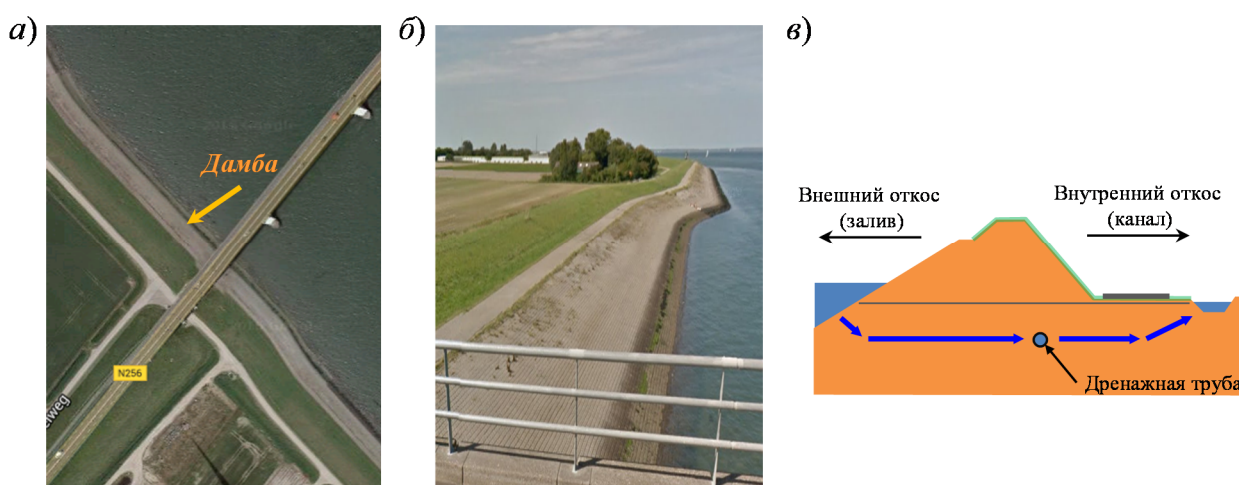


Рисунок 11 — Зеландская дамба: а — вид на карте; б — фотография дамбы; в — схема одной из кросс-секций

Серия полноразмерных экспериментов IJkDijk была проведена в 2012 году в Нидерландах. Для эксперимента были сооружены три экспериментальных дамбы. Целью экспериментов была апробация возможностей обнаружения аномального состояния дамбы и прогнозирования их разрушения с использованием контрольной информации с различных типов тестируемых датчиков. Более подробно экспериментам IJkDijk посвящена 4-я глава диссертации.

1.5 Принципы интеллектуализации и исходные условия для исследования и разработки метода и алгоритмов контроля

По сути, каждая грунтовая дамба является уникальным объектом с уникальной конструкцией и, как следствие, с уникальным поведением контролируемых параметров, так же для дамб характерно большое число вариантов и механизмов аварий. Задача контроля состояния грунтовых дамб характеризуется следующим уровнем априорной неопределенности:

1. Отсутствие моделей предельных состояний (критических и аномальных состояний, критериев отказа) при различных сочетаниях нагрузок и воздействий внешних и внутренних факторов (рисунок 3).
2. Отсутствие требуемой информации для вероятностного описания моделей состояний дамбы.
3. Отсутствие моделей контролируемых параметров, непараметрическая априорная неопределенность.

Все это затрудняет оценивание допусков и моделей контролируемых параметров.

Отсутствие моделей критических состояний дамбы приводит к выводу, что необходимо применять алгоритмы идентификации состояния, которые позволяли бы находить отклонение состояния дамбы от нормального, а не обнаруживать

каждый отдельный вид критического состояния. Таким образом, задача сводится к обнаружению аномального состояния дамбы.

Можно сформулировать следующие исходные условия для исследования и разработки метода и алгоритмов контроля:

1. Для контроля состояния грунтовых дамб доступны только исторические записи контролируемых параметров соответствующие нормальному состоянию дамбы (поровое давление, инклинометры или акселерометры, уровень воды). Это условие накладывает ограничения на применимость методов идентификации состояния.
2. Исследуемые и разрабатываемые метод и алгоритмы контроля должны обнаруживать аномальное состояние дамбы, заключающееся в отклонении от нормального, предварительно определённого, состояния объекта, которое может привести к неисправности или разрушению дамбы.
3. Метод и алгоритмы разрабатываются для существующей системы контроля состояния дамб (раздел 1.3). Основными контролируемыми параметрами являются: поровое давление, отклонение (инклинометры) и уровень воды (дополнительно).

Принцип интеллектуализации контроля состояния дамб заключается в следующих особенностях:

1. Предварительная обработка контролируемых сигналов с целью выделения признаков аномального состояния.
2. Оценивание области допустимых значений для контролируемых параметров, посредством обучения методов идентификации состояния (на основе интеллектуального анализа данных) в условиях сложности формулировок моделей предельных состояний (критериев отказа) при различных сочетаниях нагрузок и воздействий. Обучения методов

идентификации состояния проводится на исторических данных о нормальном состоянии дамбы.

3. Идентификация состояния дамбы в режиме онлайн с учетом ранее оценённой области допустимых значений контролируемых параметров.

1.6 Выводы по первой главе

По результатам анализа проблемы контроля состояния дамб можно сформулировать следующие выводы:

- В большинстве случаев контроль состояния дамб осуществляется визуально, что не позволяет проводить оперативный мониторинг состояния дамб.
- При наличии системы контроля необходимо обрабатывать информацию в режиме онлайн с целью идентификации состояния дамбы, что, как правило, не может выполнять человек-оператор, а нужны специализированные методы и алгоритмы контроля.
- Используемые в настоящее время методы и алгоритмы контроля (вероятностные методы) основываются на оценивании степени безопасности дамб по результатам наблюдения за контролируемыми параметрами при условии наличия достоверной априорной информации о дамбе и экспертной информации.
- Большинство разработанных методов контроля нацелены на обнаружение конкретного вида разрушения дамбы (например, протекание), и не существует общего решения для контроля состояния дамб, которое позволяло бы обнаруживать любое отклонение дамбы от нормального состояния.
- Современные тенденции развития систем контроля сложных объектов показали, что повышение эффективности функционирования связано с

применением методов интеллектуального анализа данных для обработки контрольной информации и принятия решений.

- Сформулированы условия для исследования и разработки метода и алгоритмов контроля, а также принципы интеллектуализации.
- Для решения задачи контроля состояния дамбы алгоритмы на основе интеллектуального анализа данных могут быть применены для предварительной обработки контролируемых сигналов с целью выделения признаков аномального состояния, и для оценивания области допустимых значений на доступных исторических данных о нормальном состоянии, и для принятия решения о текущем состоянии дамбы в режиме онлайн.

ГЛАВА 2. МЕТОД КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ГРУНТОВЫХ ДАМБ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

2.1 Обзор методов обнаружения аномального состояния и выделения признаков из контролируемых сигналов

На практике применяется широкий спектр методов обнаружения аномального состояния контролируемых сигналов и выделения признаков из контролируемых сигналов, которые могут быть применены как к одномерным, так и к многомерным контролируемым сигналам (рисунок 12).

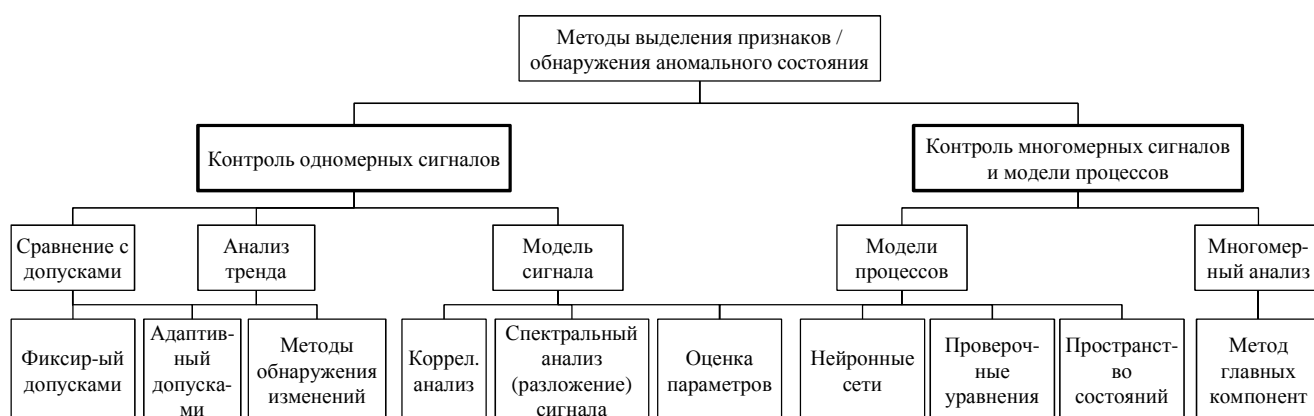


Рисунок 12 — Классификация методов обнаружения аномального состояния и выделения признаков из контролируемых сигналов [47]

К наиболее часто используемым методам можно отнести метод сравнения с допусками. Допуски могут быть как фиксированными, так и адаптивными. Этот метод обычно применяется непосредственно к контролируемым сигналам или к их трендам. Более сложный анализ проводится методами обнаружения изменений, основанными на анализе изменения математического ожидания или дисперсии случайного процесса (t-тест, F-тест) [45]. Как правило, эти методы применяются для обнаружения аномальных состояний с известными свойствами и поведением.

Другая ветвь методов основана на анализе модели сигнала. Сюда можно отнести методы корреляционного анализа, спектрального анализа, а также

анализа на основе параметрических моделей. Корреляционный анализ — это анализ автокорреляции функции (АКФ) сигнала для обнаружения отклонения от заданной АКФ, что может свидетельствовать о наличии аномалии [47].

Методы, основанные на построении параметрической модели сигнала (случайного процесса) широко используются для решения задач контроля технических объектов. Особенно широкое распространение получили линейные модели процесса или объекта (авторегрессия, авторегрессия скользящего среднего, линейная передаточная функция и т.д.) [46]. В работах [42] и [47] приведен обзор методов обнаружения аномалий на основе использования линейных моделей. Базируются эти методы на сравнении реального выхода системы с модельным выходом, высокое расхождение между ними говорит об аномальном поведении. Недостаток этого подхода в том, что эффективность метода будет зависеть от адекватности оценённой модели, выбор параметров которой уже является сложной задачей, особенно при моделировании по принципу «черного ящика». Другой вопрос заключается в том, на каком интервале времени и для каких режимов функционирования системы данная модель будет адекватной. Перечисленные недостатки не всегда позволяют использовать данный метод на практике. Последнее время широкое применение получил метод построения нелинейной модели — нейронная сеть. Нейронная сеть позволяет аппроксимировать нелинейные зависимости в данных, но процесс оценки параметров нейронной сети сложнее, чем линейных моделей [48]. Пример использования нейронной сети в задаче обнаружения аномалий дамб представлен в работе [49]. Недостаток нейронных сетей, который затрудняет их использование в практических приложениях, — это сложность их обучения и проблемы устойчивости модели.

Методы обнаружения аномалий в поведении сигналов на основе спектрального анализа можно разделить на три группы в зависимости от области, в которой происходит анализ, — временной, частотной или частотно-временной. К первой группе относится анализ результатов высокочастотной или

низкочастотной фильтрации сигнала; недостаток данных алгоритмов в том, что они отбрасывают часть информации о полезном сигнале (тренд в случае высокочастотной фильтрации, высокочастотные составляющие в случае низкочастотной фильтрации). Ко второй группе относится анализ результатов преобразования Фурье (ПФ) или другие методы спектрального анализа в частотной области; применение этих методов имеет смысл лишь при анализе периодических, стационарных сигналов. К третьей — алгоритмы на основе оконного преобразования Фурье (ОПФ), вейвлет-преобразования, сингулярного спектрального анализа, декомпозиции по эмпирическим модам и др. Более подробно эти методы будут рассмотрены в разделе 2.2.

Контроль состояния на с использованием многомерных сигналов основан на анализе зависимостей (например, метод главных компонент) и моделировании процессов, происходящих в контролируемом объекте (модели в пространстве состояний, линейные и нелинейные модели вход-выход и т.д.) [47] (рисунок 12). В работе [50] представлен алгоритм контроля состояния дамб, который основывается на оценивании модели между контролируемыми параметрами температуры, уровня воды и порового давления в целях определения влияния каждого из параметров на состояние дамбы; модель задается априорно. В работах [51] и [52] представлен алгоритм обнаружения аномального состояния дамб на основе анализа задержки между сигналами порового давления посредством оценивания импульсной переходной характеристики. Преимущество этих алгоритмов в том, что они позволяют обнаруживать аномалии в физических процессах, происходящих в дамбе.

2.2 Обзор методов спектрального анализа для обнаружения аномального состояния и выделения признаков из контролируемых сигналов

Методы спектрального анализа сигналов можно разделить на три группы в зависимости от области, в которой происходит анализ: временная область, частотная область, частотно-временная область (рисунок 13).

Методы представляют входной сигнал в одной из областей для дальнейшей обработки. Анализ предшествующих работ показывает, что все три группы методов широко используются для решения задач контроля состояния сооружений, технических объектов, окружающей среды (прогноз землетрясений, цунами т.д.), обнаружения сбоев датчиков и т.д. [53].

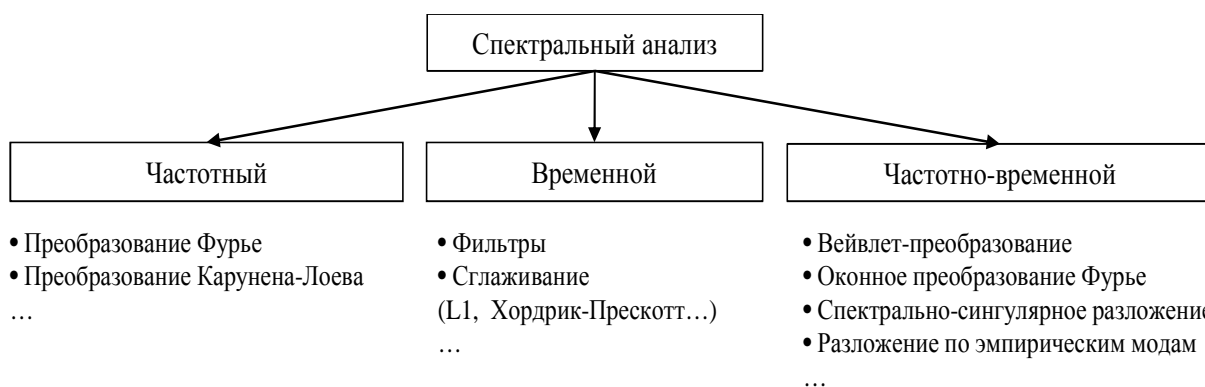


Рисунок 13 — Классификация методов спектрального анализа

Преобразование Фурье (ПФ) и дискретное преобразование Фурье (ДПФ) используются для извлечения частотных характеристик из сигнала. В [54] ДПФ было применено для анализа горизонтального ускорения, полученного в процессе моделирования влияния землетрясения на земляную дамбу. Применение ПФ в частотно-временной области (оконное преобразование Фурье - ОПФ) позволяет анализировать временные ряды, как в частотной, так и во временной области. Методы обнаружения аномалий на основе ОПФ могут быть использованы для идентификации аномалий сигнала, таких как отклонение амплитуд некоторых частот от границ, соответствующих «нормальному» режиму, а также скачкообразное изменение тренда и «выбросы» измерений, обычно представленных в спектрограмме в виде быстрого роста амплитуд на высоких

частотах и последующего уменьшения на низких. Обнаружения аномального поведения, основанные на отслеживании коэффициентов ОПФ, представлены в [55] и [56]. Отслеживание изменения коэффициентов ОПФ можно осуществлять как на основе сравнения с пороговыми значениями, так и более сложными методами классификации.

Методы частотно-временного анализа широко применяются в задачах анализа сигналов: непрерывное вейвлет-преобразование (НПВ) [57, 58], дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) [57, 58] и его модификация — дискретное вейвлет-преобразование наибольшего перекрытия (ДВПНП). В сравнении с ОПФ, вейвлет-преобразование имеет лучшее частотно-временное разрешение и позволяет выполнять более локализованный анализ особенностей сигнала [57].

В [59] вейвлеты были применены для анализа измерений температуры воды с Уивенхойской дамбы. Каждый сигнал был разложен с использованием вейвлет-преобразования на дневную, сезонную и годовую составляющие. Каждый уровень разложения был использован для дальнейшего анализа.

Обзор возможных применений вейвлет-преобразования для задачи контроля состояния сооружений представлены в [60]. К примеру, вейвлет-преобразование было применено для обнаружения трещины в арке бетонной дамбы [61]. В [62] был представлен анализ динамического поведения геотехнических структур при мониторинге землетрясения. В [63] представлен анализ сейсмического поведения земляной дамбы. Один из результатов этой работы в том, что устойчивость дамбы должна быть рассмотрена в анализе сейсмического отклика дамбы, так как это ведет к уменьшению амплитуд колебаний собственных частот дамбы.

Возможности сглаживания и сжатия данных дискретного вейвлет-преобразования использованы в [64] для контроля состояния кабелей. Как результат, чувствительность системы обнаружения дефектов увеличилась. Широкий обзор дискретного вейвлет-преобразования наибольшего перекрытия и

непрерывного дискретного преобразования представлен в [65], вейвлет-преобразование было применено для анализа изменения толщины льда.

Обнаружение аномалий на основе НПВ, как и в случае ОПФ, основано на отслеживании изменений коэффициентов преобразования, как во времени, так и по частотам (масштабам) [66, 62, 67]. Отслеживание коэффициентов может быть проведено как путем простого сравнения с допуском [68], так и более сложным классификатором.

Декомпозиция (разложение) по эмпирическим модам (ДЭМ, Empirical Mode Decomposition, EMD — англ.) [69] — это еще один разработанный недавно метод ЧВА, который позволяет обрабатывать нестационарные данные. Частотно-временной анализ выполняется посредством применения преобразования Гильберта к результатам ДЭМ, также этот алгоритм известен как преобразование Гильберта — Хаунга [70]. Применение этого метода представлено в [71], где ДЭМ использовался для анализа погодных условий. Для контроля состояния сооружений алгоритм на основе ДЭМ был представлен в [72]. Теория метода ДЭМ еще не до конца разработана, и ряд положений, таких как ортогональность и адаптивность базиса, доказаны лишь экспериментально. Еще один недостаток алгоритма заключается в том, что при наличии выбросов, разладок (и других видов сингулярности) сплайны, применяемые в разложении, могут осциллировать и приводить к неудовлетворительному результату еще на этапе разложения сигнала.

Для разложения и анализа сигнала также используется метод спектрально-сингулярного анализа (Spectrum Singular Analysis, SSA — англ.), известный в России, как «Гусеница-SSA». Этот метод позволяет разложить сигнал на компоненты, которые затем можно использовать для фильтрации или прогноза. Применение этого метода для анализа климатических временных рядов представлено в [73]. Анализ хаотических временных рядов методом «Гусеница-SSA» представлен в [74]. К недостаткам «Гусеницы-SSA» можно отнести очень

высокие вычислительные затраты, связанные с сингулярным разложением, присутствующим в алгоритме; адаптивность базиса не позволяет сопоставлять результаты анализа одного и того же сигнала для разных моментов времени, так как базис разложения будет разным.

Подводя итоги, можно выделить следующие преимущества использования частотно-временного подхода как метода выделения признаков из контролируемых сигналов:

- наличие возможности обнаружения аномалий в динамических свойствах сигнала посредством обнаружения изменений в частотно-временных свойствах сигнала в условиях непараметрической априорной неопределенности;
- наличие возможности обнаружения сингулярностей (выбросов, разладки и т.д.) в поведении сигнала посредством эффекта Гиббса. Например, в случае воздействия внешней силы на дамбу в сигналах акселерометров или инклинометров появится резкий скачок (разладка);
- разложение нестационарного сложного сигнала на выбранном интервале времени на более простые составляющие с известными полосами частот.

2.3 Обзор методов идентификации состояния на основе одноклассовой классификации

Методы идентификации аномального состояния необходимы для того, чтобы определять по признакам, выделенным из контролируемых сигналов, находится ли сигнал в нормальном или аномальном режиме. Последнее время все чаще для контроля состояния объектов применяются методы обнаружения идентификации аномального состояния на основе искусственного интеллекта и интеллектуального анализа данных (в последнее время все больше распространён термин машинное обучение, *machine learning* — англ.), такие как: нечеткая логика, нейронные сети и другие методы на основе регрессии или классификации.

Преимущество этих методов идентификации в том, что они могут сами обучаться, находить зависимости в данных и подставиться под имеющиеся данные с целью дальнейшего решения поставленной задачи, например, контроля.

Зачастую сбор данных, соответствующих аномальному поведению является высокочеловеческим, а моделирование аномалий является трудоемким, особенно в случае дамб, мостов, зданий. Для решения задач идентификации состояния в случае, когда имеются данные лишь о нормальном режиме работы системы, необходимы методы одноклассовой классификации.

Одноклассовая классификация — это вид классификации, при которой оценивается принадлежность образца только к одному классу. Существует целый ряд методов, способных решать поставленную задачу одноклассовой классификации (подробнее описанных далее). Задача одноклассовой классификации ставится, когда альтернативой одному классу является все оставшиеся точки пространства, лежащие вне этого класса.

Принцип применения любого метода одноклассовой классификации можно разделить на три этапа: ввод исходных исторических данных о нормальном состоянии, обучение классификатора, тестирование и его применение (рисунок 14).



Рисунок 14 — Этапы применения методов одноклассовой классификации

Наиболее сложным с точки зрения алгоритмического обеспечения и вычислительных затрат является этап обучения, на котором посредством

обучения оценивается функция принадлежности к области нормального поведения.

На этапе тестирования экспериментально проверяется достоверность метода на имеющихся данных о нормальном и аномальном состоянии; в случае отсутствия данных об аномальном поведении, их можно сгенерировать искусственно.

Таким образом, на этапе обучения, имея данные только о нормальном поведении объекта, для всех методов одноклассовой классификации можно определить два подхода к идентификации принадлежности к классу нормального состояния. Первый параметр — это измерение расстояния $d(x)$ или схожести (плотности распределения вероятности) $p(x)$ принадлежности объекта к области нормального поведения. Второй параметр — это вычисление порога этого расстояния η_d или плотности распределения вероятности $d(x)$.

На следующем этапе для каждого нового объекта вычисляется расстояние или плотность распределения вероятности. Данный объект принадлежит к области нормального состояния, если вычисляемое расстояние меньше, чем установленное значение порога:

$$f(x)=I(d(x)> \eta_d), \quad (2.1)$$

или если вычисляемое значение плотности распределения вероятности больше, чем установленный порог:

$$f(x)=I(d(x)> \eta_p), \quad (2.2)$$

Для решения поставленной задачи существует ряд методов одноклассовой классификации [75], представленный на рисунке 15.

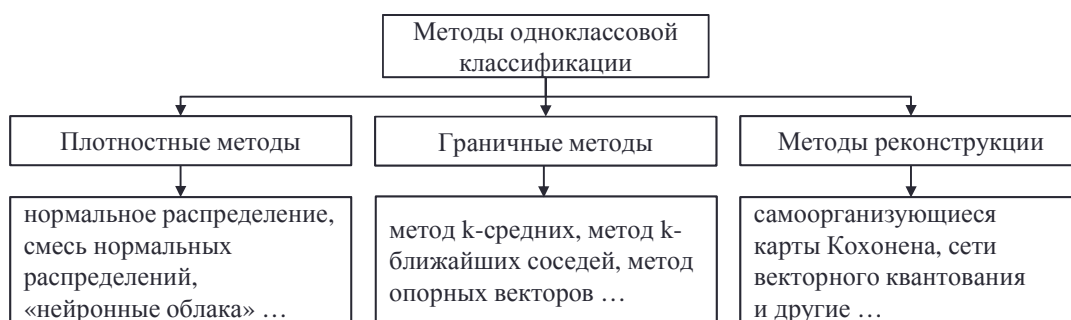


Рисунок 15 — Методы одноклассовой классификации

К первой группе относятся методы, основанные на вычислении плотности распределения вероятности. Данные методы оценивают плотность распределения вероятности по обучающей выборке и устанавливают порог вероятности, ниже которого данные считаются аномальными. Один из таких методов, который будет рассмотрен в настоящей работе — нормальное распределение, также называемое распределением Гаусса [75]. Следующий широко используемый метод — смесь нормальных распределений, или гауссовы смеси (Gaussian mixture model, GMM — англ.). Смеси нормальных распределений применялись в качестве стохастической модели для создания систем распознавания и анализа различного рода сигналов в целях выявления аномальных фрагментов в сердечном ритме [76], верификации диктора по произвольной речи [77] и других задач. Также в работе рассматривается метод «нейронные облака», разработанный в компании Siemens (подробнее описанный в разделе 3.2), который применялся для задач классификации аномального поведения дамб [78], вибродиагностики [79], задач оптимизации производства стали [80] и др.

Ко второй группе относятся граничные методы, основанные на сравнении расстояния (к примеру, евклидова) от анализируемой точки в многомерном пространстве до ближайших точек существующих классов. К таким методам можно отнести простейший метод k-средних (k-means — англ.) [81], метод k-ближайших соседей [75] (k Nearest Neighbor — англ.). Общий недостаток этих методов в том, что они сами по себе не являются классификаторами, и их выход все равно нужно каким-то образом классифицировать.

В настоящее время из граничных методов наибольшей популярностью пользуется одноклассовый метод опорных векторов (One-class Support Vector Machines — англ.), который имеет довольно широкое применение — от распознавания образов или создания спам-фильтров до вычисления распределения горячих алюминиевых частиц в ракетных выхлопах. Так, например, его использовали для распознавания изображений [82]. Недостаток метода в том, что он оценивает четкую границу класса, которую нельзя перенастроить (скорректировать) во время использования классификатора, а лишь только при новом переобучении.

К третьей группе относятся методы реконструкции, основанные на нейронных сетях. К таким методам можно отнести самоорганизующиеся карты Кохонена [75] (self-organising maps, SOM — англ.). Самоорганизующиеся карты могут использоваться для решения таких задач, как моделирование, прогнозирование, поиск закономерностей в больших массивах данных, выявление наборов независимых признаков и сжатие информации. Так, например, их применяли для классификации и распознавания сигналов систем радиосвязи [83]. Одна из разновидностей сетей Кохонена — сети векторного квантования [75] (learning vector quantization, LVQ — англ.), которые применялись для разработки алгоритма обнаружения техники по сейсмоакустическому сигналу [84]. Недостаток этих методов в том, что они сложно и долго обучаются и настраиваются, что ограничивает их применение в реальных системах.

Далее в диссертационном исследовании в качестве основного метода идентификации состояния будет использоваться нечеткий классификатор «нейронные облака» («НО»), и он будет сравниваться с широко используемыми методами: нормальное распределение (НР), смесью нормальных распределений (СНР) и одноклассовым методом опорных векторов (ОМОВ). Отличие метода «НО» от остальных в том, что он дает на выходе нечеткую оценку принадлежности данных к классу аномального состояния, что будет преимуществом в случае, когда область допустимых значений априорно

неизвестна и степень принадлежности к аномальному состоянию от 0 до 1 легко интерпретируется человеком. Для примера на рисунке 16 *a* представлены тестовые данные о нормальном состоянии («два полумесяца»). Результаты обучения классификаторов «НО», ОМОВ, СНР и НР представлены на рисунке 16, *б–д*.

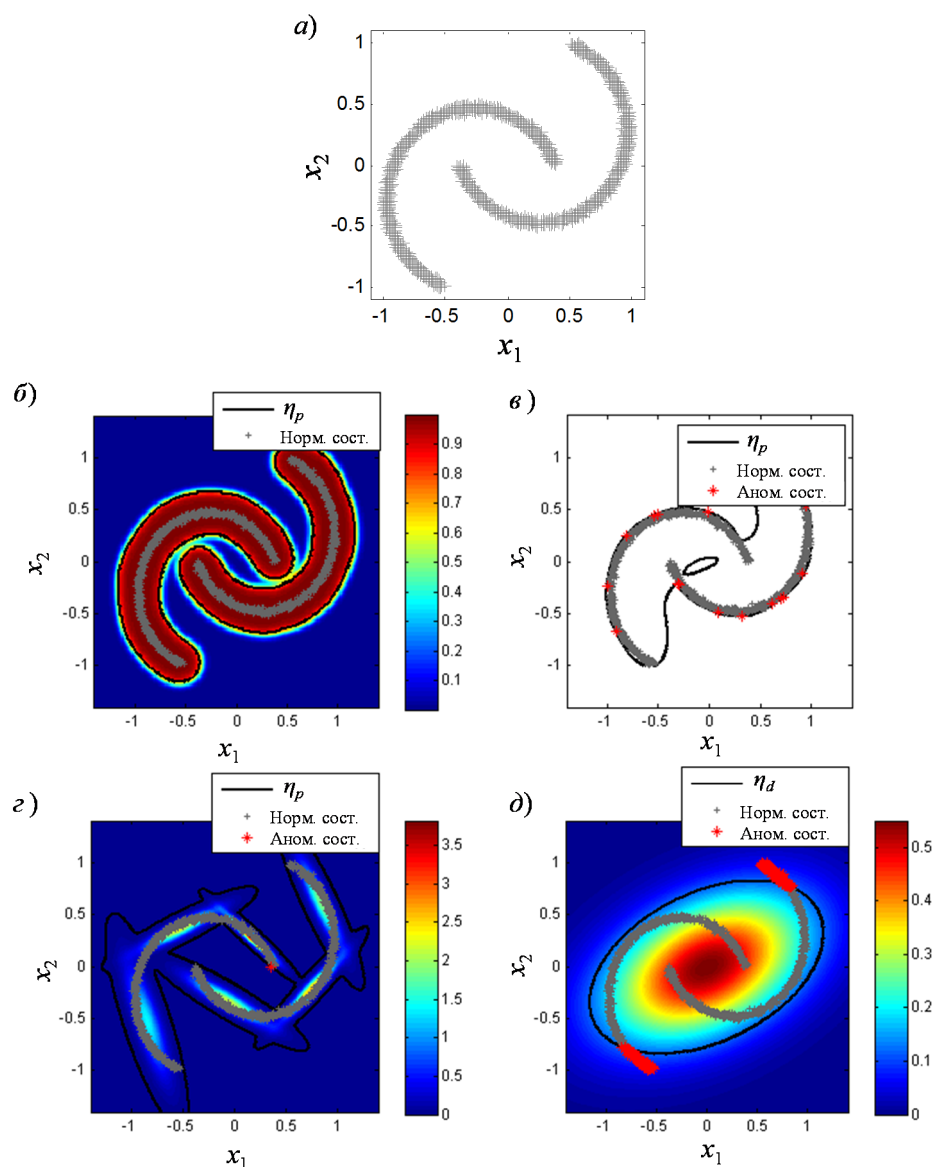


Рисунок 16 — Пример применения методов одноклассовой классификации к двумерным данным нормального состояния, «два полумесяца», η_p и η_d — пороги принятия решения о нормальном или аномальном состоянии: *a* — Пример двумерных данных о нормальном состоянии «два полумесяца»; *б* — «нейронные облака» (цвет — значение функции принадлежности «нейронных облаков»); *в* — одноклассовый метод опорных векторов; *г* — смесь нормальных распределений (цвет — значение плотности вероятности); *д* — нормальное распределение (цвет — значение плотности вероятности)

2.4 Метод интеллектуального контроля состояния грунтовых дамб

Предлагаемый метод контроля состояния дамб состоит из двух режимов — «обучения» и «контроля» (рисунок 17). С момента запуска системы контроля начинается накопление исторической информации о состоянии дамбы. В режиме «обучения» алгоритмы контроля на основе методов интеллектуального анализа данных обучаются на доступных исторических данных о нормальном состоянии дамбы. В режиме «контроля» алгоритмы контроля идентифицируют состояние объекта по текущим сигналам, поступающим в режиме онлайн.

Основные этапы метода (рисунок 17):

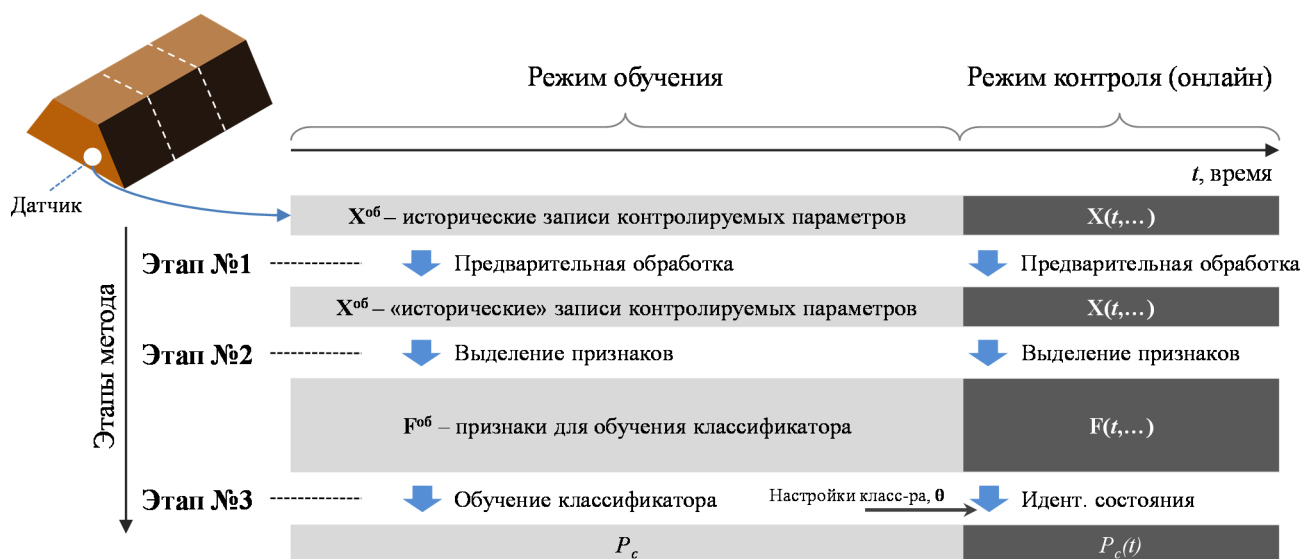


Рисунок 17 — Метод контроля состояния дамб на основе интеллектуального анализа данных

Этап 1 — предварительная обработка контролируемых сигналов. Практика применения систем контроля инфраструктурных объектов, где информация контроля записывается в течение длительного времени (месяцев, лет), показывает, что нередко исторические записи контролируемых сигналов содержат пропуски, вызванные временными отключениями систем передачи или сбора данных, профилактическими и пуско-наладочными работами, сбоями или неправильными настройками системы и другими факторами. Пропуски могут варьироваться от нескольких часов до дней и недель (рисунок 18).

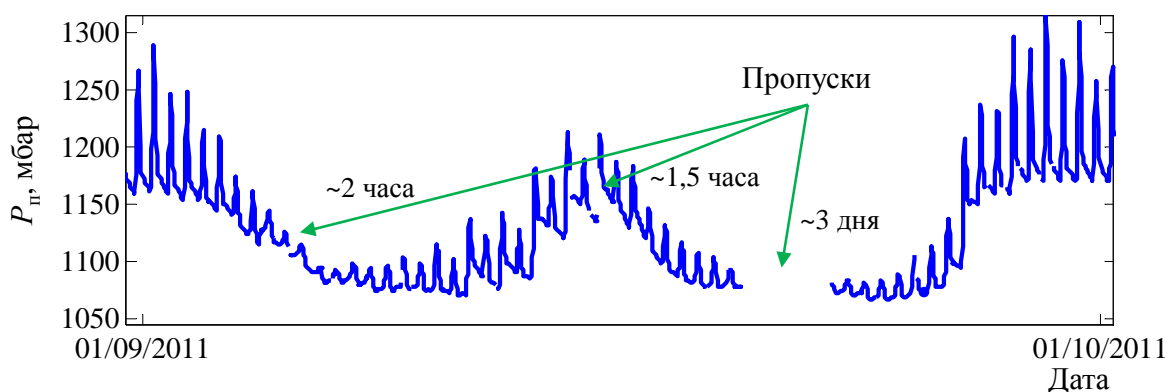


Рисунок 18 — Примеры пропусков в исторической записи сигнала порового давления бостонской дамбы

Решить задачу восстановления пропусков необходимо по следующим причинам: во-первых, в дальнейшем будут применяться методы, которые опираются на использование исторической информации о контролируемых параметрах и чувствительны к пропускам (методы ЧВА); во-вторых, манипулирование данными (особенно многомерными) с пропусками требует разработки дополнительной сложной программной логики, чего следует избегать в процессе разработки программного обеспечения.

На входе этапа — записи контролируемых сигналов с пропусками, а на выходе этапа — сигналы с восстановленными пропусками, где каждый сигнал — это временной ряд $X = \{X(t), t=T\{0...N\}\}$, а в многомерном случае — матрица сигналов \mathbf{X} , колонки которой сформированы сигналами: $\mathbf{X} = \{X(t, i), t = T\{0...N\}, i = I\{0...S\}\}$, где N — доступное число отсчетов сигналов; S — количество сигналов.

Этап 2 — выделение признаков из контролируемых сигналов (features extraction — англ.). Этот этап является наиболее важным. Контролируемые сигналы реальных объектов имеют сложное поведение, отражающееся в их спектральных свойствах, и применение методов идентификации состояния напрямую к исходным сигналам не дает удовлетворительных результатов. Поэтому необходимы методы, позволяющие выделять из сигналов признаки, в которых может проявляться аномальное состояние, включая многомерный и одномерный анализы контролируемых сигналов:

$$\mathbf{F} = C(\mathbf{X}), \quad (2.3)$$

где $\mathbf{F} = \{(F(t, j) \dots F(t, j)), t = T\{0 \dots N\}, i = J\{0 \dots K\}\}$ — матрица признаков, полученная преобразованием C к матрице сигналов \mathbf{X} (или к вектору сигнала $X(t)$ в одномерном случае); K — количество признаков, выделенных из сигналов/сигнала.

Отсутствие моделей контролируемых параметров также накладывает ограничение на использование методов выделения признаков, и, как следствие, необходимо использовать методы, применимые в условиях непараметрической априорной неопределенности.

Временные ряды, соответствующие контролируемым сигналам с датчиков, установленных в дамбах, состоят из часовых, дневных, сезонных и годовых колебаний. Различные виды аномалий проявляются в различных частотах спектра временного ряда: быстрое изменение — высокие частоты, соответствующие мгновенным аномалиям, характерны для акселерометров и инклинометров; медленное изменение — низкие частоты, соответствующие долговременной стабильности объекта, характерны как для акселерометров и инклинометров, так и для датчиков порового давления. Причины, по которым в настоящей диссертации был выбран ЧВА, следующие:

- наличие возможности обнаружения аномалий в динамических свойствах сигнала посредством обнаружения изменений в частотно-временных свойствах сигнала в условиях непараметрической априорной неопределенности;
- наличие возможности обнаружения сингулярностей (выбросов, разладки и т.д.) в поведении сигнала посредством эффекта Гиббса. Например, в случае воздействия внешней силы на дамбу в сигналах акселерометров или инклинометров появится резкий скачок (разладка);
- разложение нестационарного сложного сигнала на выбранном интервале времени на более простые составляющие с известными полосами частот.

Пример спектрального анализа сигнала порового давления бостонской дамбы представлен на рисунке 19, *а*. В спектре ОПФ (рисунок 19, *б*) выделяются колебания, соответствующие приливам и отливам (~12 ч), что видно в амплитудном спектре Фурье (рисунок 19 *в*); также присутствуют 6-часовые колебания.

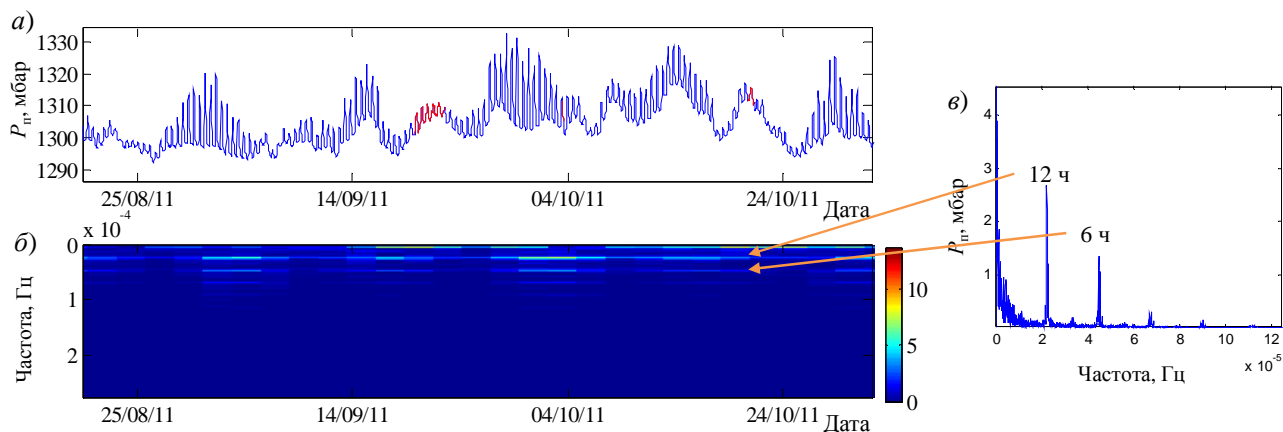


Рисунок 19 — Пример спектрального анализа сигнала: *а* — пример сигнала порового давления бостонской дамбы; *б* — ОПФ; *в* — амплитудный спектр Фурье

Этап 3 — идентификация состояния объекта. В режиме контроля метод идентификации состояния оценивает степень принадлежности текущего состояния дамбы к нормальному (или аномальному) состоянию дамбы.

Поскольку априорно область допустимых значений для выделенных из контролируемых сигналов признаков неизвестна, но имеются их исторические записи, соответствующие нормальному состоянию дамбы, то необходим метод, который бы обучался (настраивался) на имеющихся исторических данных о нормальном состоянии.

Для решения данной задачи был использован нечеткий классификатор «нейронные облака». Так как для обучения имеются только исторические записи контролируемых параметров о нормальном состоянии — обучающее множество $\mathbf{X}^{об}$, то классификатор обучается и аппроксимирует область допустимых значений для выделенных из доступного обучающего множества признаков $\mathbf{F}^{об}$, соответствующих нормальному состоянию дамбы. В иностранной литературе настоящая задача называется одноклассовой классификацией (one-class

classification — англ.), когда классификатор обучается только на данных одного класса, в настоящем случае — класса нормального состояния дамбы. Процесс обучения классификатора заключается в нахождении вектора параметров классификатора θ на исторических признаках нормального состояния $F^{об}$.

В режиме контроля, на этапе идентификации состояния дамбы, выходной сигнал классификатора — это мера близости к аномальному состоянию P_c :

$$P_c(t) = M(F(t, 1 \dots K), \theta), \quad (2.4)$$

где M — метод идентификации состояния (классификатор).

Использование нечеткого классификатора обусловлено тем, что ввиду априорной неопределённости точные допуски для контролируемых параметров неизвестны, и можно только оценить степень принадлежности текущего состояния к нормальному состоянию

2.5 Выводы по второй главе

При разработке метода интеллектуального контроля состояния грунтовых дамб были сформулированы следующие выводы:

- Разработан метод контроля состояния грунтовых дамб, основанный на применении интеллектуального анализа данных. Метод контроля заключается в выделении признаков из контролируемых сигналов, в которых проявляется аномальное состояние дамбы, с последующей идентификацией состояния дамбы по выделенным признакам с помощью обучающегося классификатора.
- Предложено применение одноклассового классификатора для оценивания области допустимых значений контролируемых параметров (метод идентификации состояния) посредством обучения по результатам

обработки исторических записей контролируемых параметров, соответствующих нормальному состоянию дамбы.

- Проведен анализ методов выделения признаков из контролируемых сигналов. Был выбран метод ЧВА по причине наличия возможности обнаружения аномалий в динамических свойствах сигнала путем детектирования изменений в частотно-временных свойствах сигнала в условиях непараметрической априорной неопределенности аномальных состояний дамбы и моделей контролируемых параметров.
- Разработанный метод не требует априорных данных о дамбе, видов и примеров аномального состояния дамбы, — необходимы только исторические данные о нормальном состоянии дамбы.
- Разработанный метод может применяться для контроля как одномерных, так и многомерных контролируемых сигналов.

ГЛАВА 3. ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ДАМБ

3.1 Алгоритм предварительной обработки исторических записей контролируемых параметров

В рамках предлагаемого метода контроля состояния дамб необходимо иметь исторические записи контролируемых параметров, которые используются алгоритмами контроля состояния. Исходные данные системы контроля могут содержать пропуск в исторических записях контролируемых параметров, что накладывает ограничение на применение методов выделения признаков. Пропуски могут быть вызваны временными отключениями систем передачи или сбора данных, профилактическими и пуско-наладочными работами, сбоями или неправильными настройками системы и другими факторами.

Применение методов частотно-временного анализа, таких как ОПФ и ДВП, требует наличия данных без пропусков, иначе результат преобразования будет неверным, искажённым. Для решения этой задачи был предложен алгоритм предварительной обработки и восстановления пропусков в исторических записях контролируемых параметров.

Алгоритм предварительной обработки и восстановления пропусков в исторических записях контролируемых сигналов состоит из четырех основных этапов (рисунок 20) [85].

Этап 1 — проверка измерений (валидация) и обнаружение пропусков. Под ошибками измерений подразумеваются выбросы в измерениях, различные специфичные ошибки, например последовательности нулей, специальные значения сигналов, соответствующие сбоям датчиков, и т.д. Алгоритм обнаружения пропусков проверяет измерения на наличие пропущенных значений путем сравнения временных дискретов $\Delta_i = t_i - t_{i-1}$ каждого измерения с заданной

величиной дискретизации единой временной сетки (ЕВС). Если Δ_i превышает величину дискретизации ЕВС, то отмечается пропуск между измерениями.

Этап 2 — восстановление пропусков. Алгоритмы восстановления пропусков оценивают пропущенные значения измеряемых сигналов в местах пропусков, которые могут варьироваться от одного пропущенного измерения до сотен, в зависимости от типа измерений. Этот этап является наиболее сложным, и далее в диссертации будут исследоваться алгоритмы этого этапа.

Этап 3 — запись результатов в базу данных. Восстановленные исторические записи контролируемых сигналов записываются в базу данных, места восстановленных значений помечаются специальным флагом в базе данных.

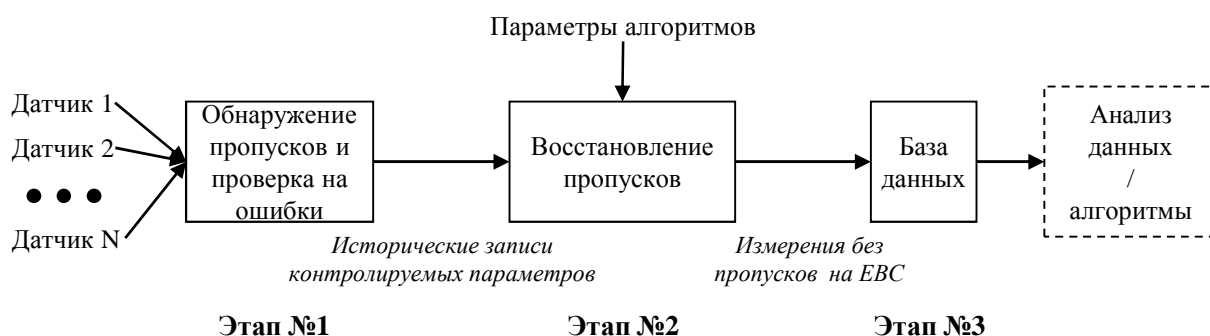


Рисунок 20 — Алгоритм восстановления пропусков в исторических записях контролируемых сигналов

Существует несколько методов восстановления пропусков в сигналах: сплайны, линейная интерполяция, интерполяционные фильтры [86]. Общий недостаток этих методов заключается в том, что они выполняют интерполяцию без учета частотно-временных свойств сигналов на участках пропусков. В работе [87] предложен алгоритм восстановления на основе разложения по эмпирическим модам, но недостаток алгоритма заключается в том, что в случае наличия выбросов, разладок (и других видов сингулярности) сплайны, применяемые в разложении, могут осциллировать и приводить к неудовлетворительному результату еще на этапе разложения сигнала. При использовании алгоритмов на основе нейронных сетей возникает проблема обучения модели и устойчивости

результатов восстановления [88]. Стоит также отметить алгоритмы 3d-var и 4d-var [89], используемые в метеорологии, но для них требуются априорные модели сигналов и помех и их параметры. Одним из наиболее интересных алгоритмов адаптивного восстановления данных является алгоритм на основе метода «Гусеница-SSA», представленный в [90, 91]. «Гусеница-SSA» [92] — это адаптивный непараметрический метод разложения временных рядов. Идея алгоритма восстановления пропусков заключается в прогнозировании значений сигнала на основе методом «Гусеница-SSA» в местах пропусков (с использованием значений сигнала до и после пропуска). Недостаток этого алгоритма заключается в очень высоких вычислительных затратах, вызванных многократным итеративным расчетом сингулярного разложения ковариационной матрицы сигнала в ходе процесса восстановления пропусков. Также интересные результаты показаны при использовании алгоритма на основе преобразования Ломба — Скаргла (ПФ для сигналов с неравномерной дискретизацией) [93]. Идея алгоритма заключается в том, чтобы с использованием спектра Фурье оценивать в сигнале базовые частоты и восстанавливать с их помощью пропущенные значения. Этот алгоритм применим лишь для сигналов, имеющих ярко выраженные периодические составляющие, но требует очень низких вычислительных затрат за счет применения быстрого преобразования Фурье. Алгоритмы на основе метода «Гусеница-SSA» и ПФ будут далее сопоставляться с алгоритмом на основе модели авторегрессии.

3.1.1 Постановка задачи восстановления пропусков в исторических записях контролируемых сигналов

Рассматриваемые в работе контролируемые сигналы описываются временными рядами $X = \{X(t), t \in T\}$, где T — множество отсчетов времени, $X \in R$.

Значения в некоторых отсчетах времени t отсутствуют (пропуски), но имеется некоторое число значений сигналов до и после пропуска. Предполагается, что имеющееся количество значений сигналов достаточно для адекватной оценки модели, эмпирически предполагается, что не менее 70-80% исторических значений доступно.

Необходимо найти оценку $\hat{X}(t)$ значений стохастического сигнала $X(t)$ в местах пропусков. Оценка должна соответствовать критерию минимума среднеквадратического отклонения ошибки оценки. Предполагается, что сигнал может описываться линейной авторегрессионной моделью. Априорно порядок модели авторегрессии и значения коэффициентов авторегрессии неизвестны. Имеются «исторические» записи сигналов датчиков (временных рядов).

3.1.2 Алгоритм на основе модели авторегрессии для восстановления пропусков в исторических записях контролируемых параметров

Авторегрессионным называется процесс, в котором значение временного ряда в текущий момент линейно зависит от предыдущих значений. Если текущее значение зависит от значений, отстоящих от 1 до p отсчетов времени назад, то авторегрессионный процесс имеет порядок p . По существу, авторегрессионная модель есть аналог линейной многофакторной модели (множественной регрессии) с той лишь разницей, что в качестве независимых переменных выступают предыдущие значения временного ряда. Авторегрессионный процесс можно описать следующим образом [46]:

$$X(t) = a_1 X(t-1) + a_2 X(t-2) + \dots + a_p X(t-p) + e(t), \quad (3.1)$$

где a_i — неизвестные коэффициенты авторегрессии ($i=1..p$); p — порядок модели авторегрессии; e — белый гауссовский центрированный шум.

Для оценки коэффициентов авторегрессии, на участках где имеются значения сигналов, используется метод наименьших квадратов (МНК) [46, 94],

[95], минимизируется следящий функционал $\sum_t \left(X(t) - \sum_{i=1}^p a_i \cdot X(t-i) \right)^2 \rightarrow \min_{a_1 \dots a_p}$ в

результате чего получаются оценки коэффициентов АР — $\hat{a}_1 \dots \hat{a}_p$

Модель авторегрессии сигнала позволяет вычислять оптимальный прогноз значений временного ряда на заданное l число шагов вперед (по критерию минимума среднеквадратической ошибки прогноза):

$$\begin{aligned} \hat{X}(t+1) &= \hat{a}_1 X(t) + \hat{a}_2 X(t-1) + \dots + \hat{a}_p X(t-p) \\ \hat{X}(t+2) &= \hat{a}_1 \hat{X}(t+1) + \hat{a}_2 X(t) + \dots + \hat{a}_p X(t-p+1) \\ &\dots \\ \text{если } l > p : & \\ \hat{X}(t+l) &= \hat{a}_1 \hat{X}(t+l-1) + \hat{a}_2 \hat{X}(t+l-2) + \dots + \hat{a}_p \hat{X}(t+l-p) \end{aligned} \quad , \quad (3.2)$$

Согласно [46] дисперсия $V(l)$ ошибки прогноза на l шагов вперед для модели авторегрессии порядка p оценивается следующим образом:

$$V(l) = (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots + \psi_{l-1}^2) \cdot \sigma_e^2, \quad (3.3)$$

где σ_e^2 — дисперсия шума модели e , ψ — коэффициенты, рассчитываемые рекуррентно [46]:

$$\begin{aligned} \psi_1 &= a_1 \\ \psi_2 &= a_1 \psi_1 + a_2 \\ &\dots \\ \psi_j &= a_1 \psi_{j-1} + a_2 \psi_{j-2} + \dots + a_p \psi_{j-p} \end{aligned} \quad , \quad (3.4)$$

где $\psi_j = 0$ при $j < 0$.

Идея алгоритма восстановления пропусков на основе модели авторегрессии заключается в прогнозировании значений временного ряда как вперед во времени, так и назад с последующим оптимальным усреднением результатов. Таким

образом, необходимы две модели временного ряда: прямая во времени M_{AR}^f (прогнозирующая «вперед»), описываемая выражением (3.1) и (3.2), и обратная M_{AR}^b (прогнозирующая «назад»):

$$X(t-p) = a_1^b X(t-p+1) + a_2^b X(t-p+2) + \dots + a_p^b X(t-1) + e(t), \quad (3.5)$$

Модель, прогнозирующая вперед (прямая), будет давать более точные оценки в начале пропуска, а модель, прогнозирующая назад (обратная) — более точные оценки в конце пропуска, так как точность прогноза снижается с увеличением количества шагов прогнозирования, в соответствии с выражением (3.2).

Зная оценки значений в местах пропусков прямой и обратной модели $\hat{X}^f(t)$ и $\hat{X}^b(t)$ соответственно и дисперсии ошибки оценки прогноза прямой и обратной моделей для каждого момента времени V_t^f и V_t^b соответственно, можно применить оптимальное усреднение результатов прогноза методом наилучшей линейной несмещенной оценки, чтобы получить оценку пропущенных значений [95]:

$$\hat{X}(t) = \frac{V_t^f \hat{X}^b(t) + V_t^b \hat{X}^f(t)}{V_t^f + V_t^b}, \quad (3.6)$$

Алгоритм восстановления состоит из следующих шагов (рисунок 21) [96]: сначала исходный временной ряд центрируется путем вычитания среднего и заполнения пропусков нулевыми значениями. Далее проводится оценка моделей (рисунок 21, блок «оценка прямой и обратной моделей»). Выбор порядка модели авторегрессии от $p=1$ до $p=p_{max}$ проводится методом перекрестной проверки, заключающимся в искусственном создании пропусков разной величины от $N_{пр}=1$ до $N_{пр}=N_{пр_max}$ в сигналах, и методом восстановления пропусков моделями с заданными порядками АР. В итоге рассчитывается общий эмпирический критерий качества восстановления $Q_{\Sigma}(p)$ для всех пропусков, при каждом порядке

модели p , как взвешенная сумма усредненных среднеквадратических ошибок σ_{δ}^2 восстановления искусственных пропусков в виде: $Q_{\Sigma}(p) = \sum_{N_{\text{пр}}} L_{\text{пр}} \cdot \sigma_{\delta}^2(N_{\text{пр}}, L_{\text{пр}})$, где:

$$\sigma_{\delta}^2(N_{\text{пр}}, L_{\text{пр}}) = \frac{1}{N_{\text{пр}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{пр}}} \left(\frac{1}{L_{\text{пр}}} \sum_{t=t_0^{\text{пр}}}^{t_0^{\text{пр}}+L_{\text{пр}}-1} (X(t) - \hat{X}(t))^2 \right), \quad (3.7)$$

где i — итерация создания искусственного пропуска, $N_{\text{пр}}$ — количество итераций создания пропусков, $t_0^{\text{пр}}$ — отсчет времени начала пропуска, $L_{\text{пр}}$ — величина пропуска (отсчетов времени). Варьируя величиной пропуска, можно сравнить результаты восстановления между моделями с разными порядками p . Величины $L_{\text{пр}}$ задают веса, характеризующие вклад ошибки восстановления для каждой величины пропуска в общий критерий качества, ошибки для пропусков большей величины будут вносить больший вклад в значение критерия. Стоит отметить, что предлагаемое решение не будет оптимальным, а лишь позволяет сравнить между собой модели разных порядков, оцененных на имеющейся исторической записи сигнала, и выбрать из них субоптимальную. Связанно это с тем, что, во-первых, не всегда количество имеющихся исторических значений сигнала позволяет полностью описать поведение объекта, а во-вторых, на качество выставления влияет количество имеющихся значений сигнала до и после пропуска. Если в первом случае можно задаться внешним показателем качества модели (например, среднеквадратическая ошибка модели не должна быть ниже 30 мбар) и принимать модель, либо не принимать, то во втором необходимо создавать искусственные пропуски множество раз в сигнале (например, 100 раз) и затем путем усреднения результатов минимизировать влияние искажений в оценке ошибки, связанных со случайным фактором наличия значений до и после пропуска.

Далее находятся оценки и дисперсии $\hat{X}^f(t)$, $\hat{X}^b(t)$, V_t^f и V_t^b (блок «оценка значений в местах пропусков моделями»). На последних шагах выполняется усреднение результатов моделей и прибавление среднего.

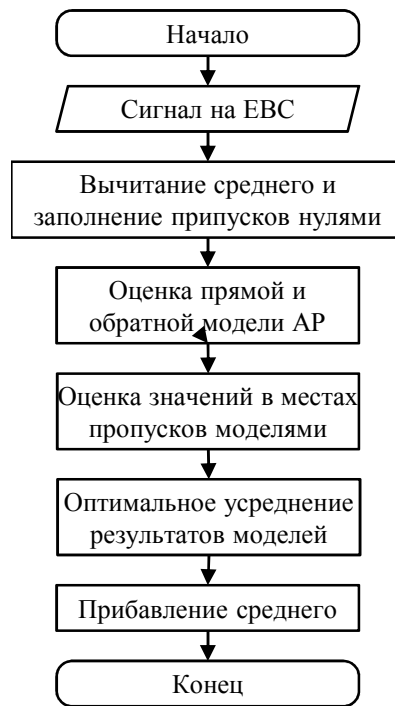


Рисунок 21 — Блок-схема алгоритма восстановления пропусков на основе модели авторегрессии

3.1.3 Анализ результатов моделирования

Примеры трех сигналов для моделирования представлены на (рисунок 22). Для получения точных характеристик восстановления пропусков в каждом из сигналов в случайных местах создавались искусственные пропуски величиной от 15 минут (1 отсчет) до 2 недель (1344 отсчета). Для всех сигналов пропуск каждой величины генерировался по 1000 раз в случайные моменты времени.

Алгоритм на основе модели авторегрессии сравнивался с алгоритмом на основе метода «Гусеница-SSA», алгоритмом на основе преобразования Фурье и с линейной интерполяцией.

Для расчета характеристик точности восстановления были выбраны метрики: R^2 — коэффициент детерминации (р-квадрат) и СКО (среднеквадратическое отклонение) ошибки оценки.

R^2 рассчитывается следующим образом [97]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sigma_{\delta}^2}{\sigma_X^2}, \quad (3.8)$$

где σ_{δ}^2 — дисперсия ошибки оценки пропущенных значений в местах искусственных пропусков, рассчитанная по результатам моделирования, формула (3.6).

σ_X^2 — дисперсия сигнала, рассчитанная по исторической записи сигнала:

$$\sigma_X^2 = \frac{1}{L_{\text{без_пр}}} \cdot \sum_{t \in T_{\text{без_пр}}} (X(t) - \bar{X})^2, \quad (3.9)$$

где $T_{\text{без_пр}}$ — множество отсчетов времени t , не содержащих пропусков измерений, $L_{\text{без_пр}}$ — количество отсчетов времени, не содержащих пропусков, \bar{X} — оценённое среднее сигнала, $\bar{X} = \frac{1}{L_{\text{без_пр}}} \cdot \sum_{t \in T_{\text{без_пр}}} X(t)$.

С уменьшением дисперсии ошибки оценки R^2 стремится к 1, с увеличением ошибки оценки R^2 стремится к отрицательным значениям. Значение $R^2=0,8$ принималось минимально допустимым.

На рисунке 23 представлены зависимости R^2 и СКО ошибки оценки соответственно для разных величин пропусков от 15 минут (1 отсчет) до 2 недель (1344 отсчета). Примерно одинаковую точность показывают алгоритмы восстановления на основе «Гусеница-SSA» и AP-модели, далее следует алгоритм на основе преобразования Фурье и наихудшая точность соответствует линейной интерполяции. Алгоритм на основе «Гусеница-SSA» и пересекает значение $R^2=0,8$ для величины пропуска 755 отсчетов (~1,12 недели) с СКО ≈ 10 (мбар). Авторегрессионная модель пересекает $R^2=0,8$ для величины пропуска 672 (1 неделя) с СКО ≈ 8 (мбар). Для величины пропуска до 10 отсчетов (150 минут) все алгоритмы показывают примерно одну точность восстановления, это говорит о том, что для восстановления небольших пропусков (до 10 отсчетов) можно

использовать линейную интерполяцию на этапе синхронизации измерений. Значения R^2 ниже 0 не показаны (для алгоритма на основе линейной интерполяции), так как соответствуют слишком низкой точности, не интересной для анализа.

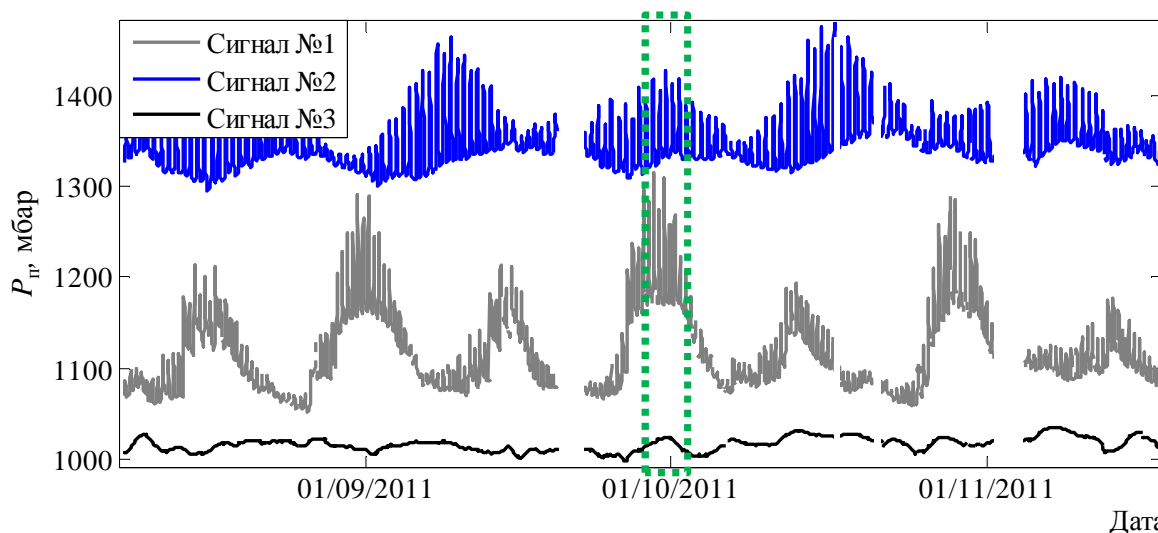


Рисунок 22 — Примеры сигналов для апробации алгоритмов, формат даты ДД/ММ/ГГГГ, пунктирной рамкой выделен пример места, где создавался искусственный пропуск

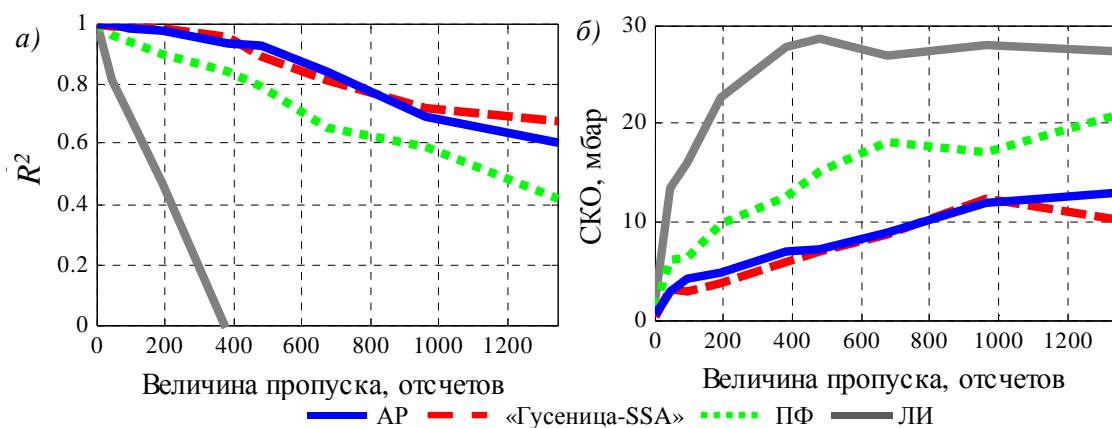


Рисунок 23 — Анализ точности восстановления: *а* — зависимость коэффициента детерминации (R^2) от величины пропуска для всех алгоритмов; *б* — зависимость СКО ошибки оценки от величины пропуска для всех алгоритмов

На рисунке 24 представлены примеры восстановления пропусков величиной 384 отсчета (5 дней), для сигналов №1, №2 и №3. Вырезанный участок сигнала представлен на рисунке 22, пунктирная рамка. Как видно, алгоритмы

восстановления на основе «Гусеница-SSA», AP-модели и преобразования Фурье сохраняют динамику сигнала и показывают примерно одинаковое поведение.

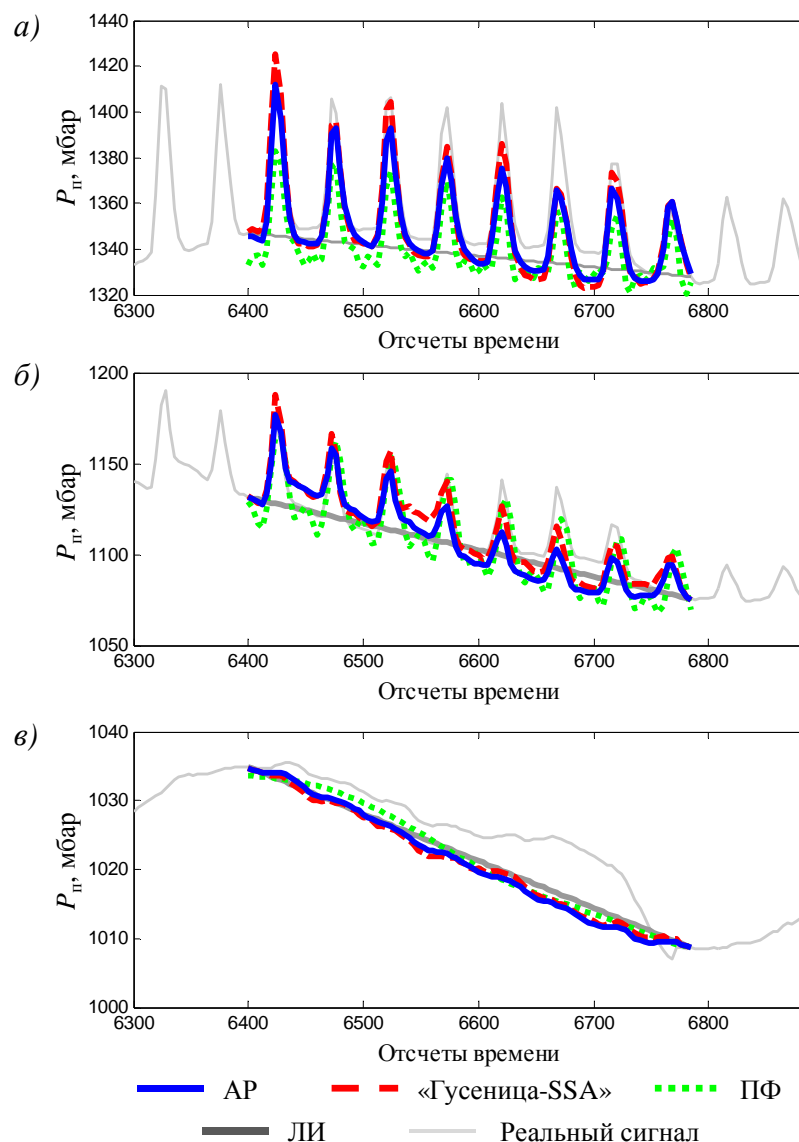


Рисунок 24 — Примеры восстановления пропусков участков трех сигналов (а, б, в), дискретизация 15 минут

3.2 Метод идентификации аномального состояния «нейронные облака»

3.2.1 Описание метода «нейронные облака»

Согласно предложенному методу контроля состояния, выделенные из одномерных или многомерных контролируемых сигналов признаки $\mathbf{F}(t, 1..K)$ в момент времени t используются классификатором для идентификации состояния.

В качестве такого классификатора в диссертации рассматривается классификатор «нейронные облака» («НО»), разработанный в компании Siemens [98, 80]. «Нейронные облака» оценивают нелинейную, нечеткую функцию принадлежности данных (признаков $\mathbf{F}^{об}$) к области нормального состояния для исходного «нормального» множества признаков. Затем функция принадлежности используется для оценки принадлежности новых экземпляров данных к области нормального поведения. Выходной сигнал «НО» — значение от 0 до 1. Значения, близкие к 1, отражают нормальное поведение, а близкие к 0 — аномальное. Таким образом, «НО» позволяют давать оценку близости текущего состояния объекта к нормальному, что может быть использовано при принятии решения. По сути «НО» — это нечеткая нейронная сеть (рисунок 25), образованная смесью радиальных базисных функций (РБФ):

$$R_i = e^{-\frac{\|\mathbf{F}-\mathbf{m}_i\|^2}{2\sigma^2}}, \quad (3.10)$$

где \mathbf{m}_i — вектор средних i -й РБФ; σ — СКО РБФ; $\mathbf{F}(t, 1 \dots K)$ — входные признаки.

Сумма всех РБФ дает функцию принадлежности (рисунок 25). Параметры \mathbf{m}_i и σ оцениваются в процессе обучения. Нормализация применяется для того, чтобы получить выходное значение функции принадлежности в интервале от 0 до 1.

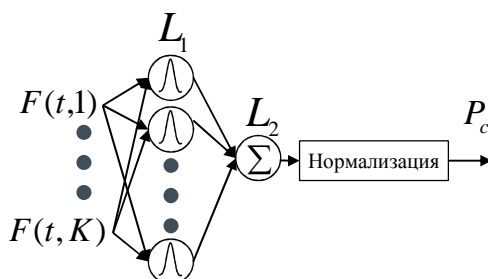


Рисунок 25 — «Нейронные облака»: L_1 — РБФ; L_2 — суперпозиции РБФ; P_c — значение функции принадлежности

3.2.2 Алгоритм обучения «нейронных облаков»

Базовый алгоритм обучения «нейронных облаков» состоит из следующих этапов [98]:

Этап 1-й — нормализация данных. Чтобы избежать проблем кластеризации данных с разной дисперсией, используется минимаксная нормализация.

Этап 2-й — кластеризация данных методом АКМ (advanced k-means — англ., «улучшенный алгоритм k-средних») и аппроксимация кластеров радиальными базисными функциями (РБФ). Смесь РБФ можно представить в виде нечеткой нейронной сети. Алгоритм АКМ — это модификация хорошо известного метода k-средних с возможностью адаптивного расчета оптимального числа кластеров при заданном максимальном числе кластеров (центроидов).



Рисунок 26 — Обучение классификатора «нейронные облака»

Для нормализованных данных применяется улучшенный алгоритм АКМ, представленный на рисунке 26. Сначала алгоритму задаются исходные данные [98]:

- σ для РБФ;

- максимальное, минимальное, начальное число центроидов;
- минимальное количество точек в центроидах;
- минимальное расстояние от точек до центроидов;
- минимальное расстояние между центроидами.

Алгоритм АКМ (рисунок 27) состоит из трех этапов, выполняющихся итеративно:

Этап 1-й — Задается начальное максимальное и минимальное число центроидов.

Этап 2-й — Вызывается алгоритм k-средних.

Этап 3-й — Анализируются центроиды, полученные после алгоритма k-средних. Добавляется или убирается центроид, исходя из следующих условий:

- если дистанция до данных выше заданной, то создается новый центроид;
- если кластер состоит из числа точек, меньшего чем задано, то он убирается;
- если расстояние между центроидами меньше заданного, то кластеры объединяются;
- остановка, если первые три условия не выполняются.

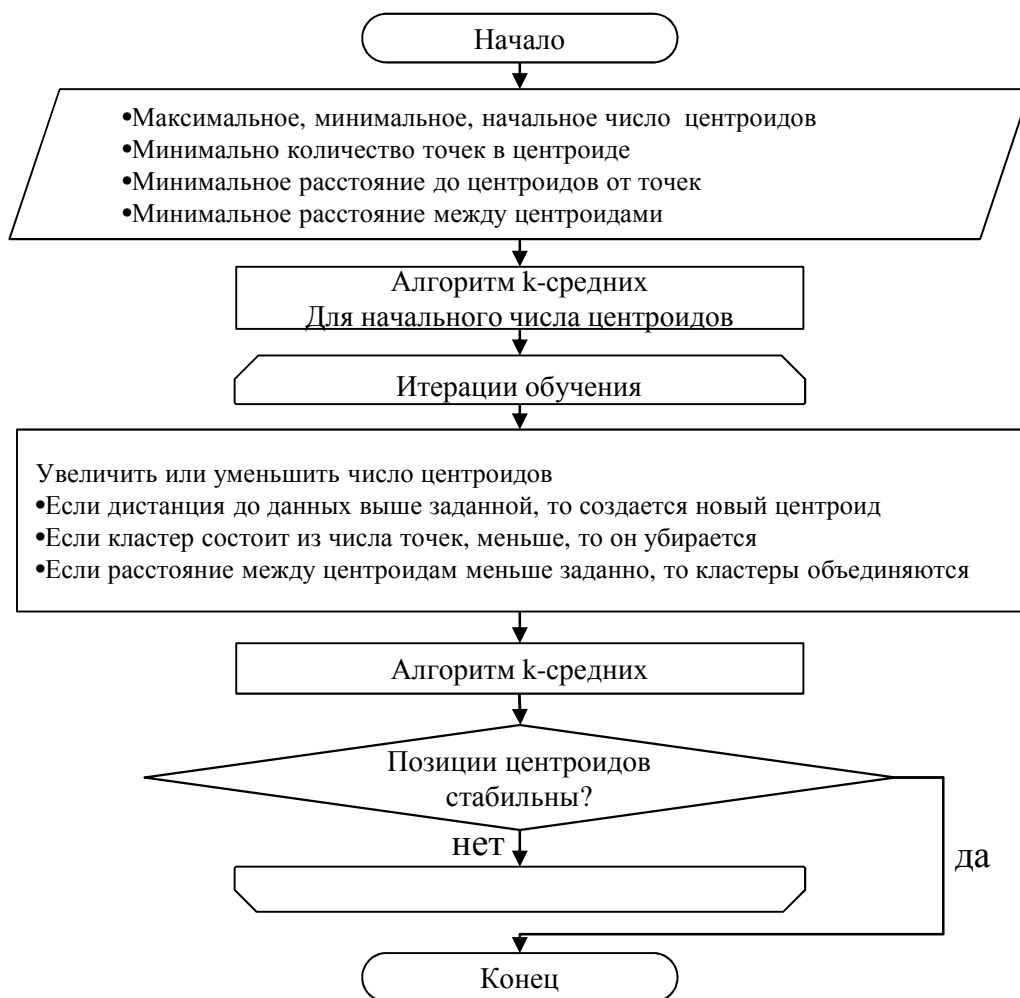


Рисунок 27 — Алгоритм «улучшенный k-средних» (АКМ)

Как и отмечалось ранее, для этапов построения классификаторов, наиболее сложным с точки зрения алгоритмического обеспечения и вычислительных затрат является этап обучения. Каждый одноклассовый классификатор имеет ряд параметров, в зависимости от выбора которых повышается или уменьшается эффективность работы классификаторов.

Для оценки параметров классификаторов используется алгоритм обучения одноклассовых классификаторов на основе метода перекрестной проверки.

Перекрестная проверка — метод оценки модели и её поведения на независимых данных, известный в англоязычной литературе под названием *cross-validation*. Цель перекрестной проверки в том, чтобы оценить ожидаемый уровень соответствия модели данным, независимым от тех данных, на которых модель тренировалась. Она может использоваться для оценки любой количественной

меры соответствия, подходящей для данных и модели. Также перекрестная проверка может использоваться для сравнения результатов различных процедур предсказывающего моделирования, для выбора параметров и других задач [99].

При оптимизации параметров метода одноклассовых классификаторов с помощью перекрестной проверки задаётся набор исходных значений параметров. Имеющиеся в наличии данные случайным образом разбиваются на обучающее и тестовое множество, например в пропорции 80% на 20% соответственно (рисунок 28). Далее для одной и той же комбинации параметров метода проводится обучение метода на обучающем множестве и оценка качества на тестовом множестве. Так как доступны данные только о нормальном состоянии, то на тестовом множестве оценивается условная вероятность ложноположительного срабатывания. Процедура выполняется многократно для одной комбинации параметров обучаемого метода с множеством вариантов разбиения исходных данных.

В случае метода «нейронные облака» задача перекрестной проверки состоит в том, чтобы найти наименьшую σ , при которой вероятность ложноположительного срабатывания будет минимальна. В результате получается оценка эффективности выбранной модели с наиболее равномерным использованием имеющихся данных.

Этот алгоритм может быть применен и для других одноклассовых классификаторов.

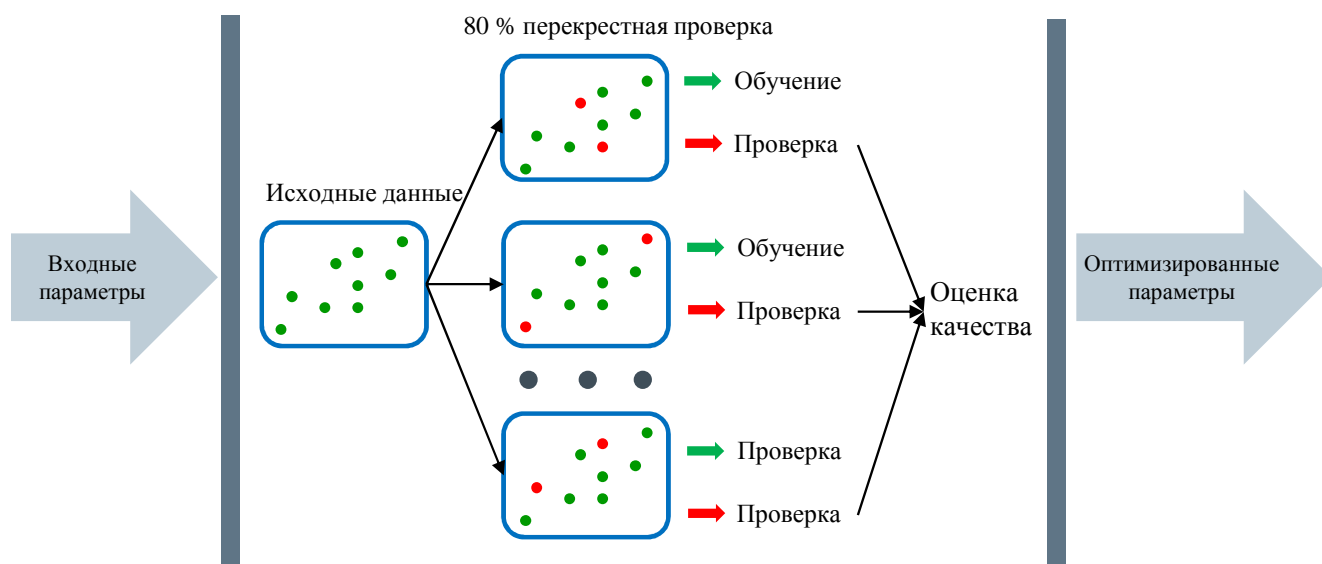


Рисунок 28 — Алгоритм обучения «нейронных облаков» — метод перекрестной проверки

3.3 Метод оценивания достоверности контроля разрабатываемых алгоритмов

Апробация и сравнительный анализ алгоритмов проводилась на реальных данных системы контроля дамб, в которых присутствовали примеры реального аномального состояния, а также на реальных данных, в которые добавлялись искусственные аномалии.

Применяемый метод оценивания качества контроля с использованием искусственно добавленных аномалий используется только для сигналов и участков сигналов, в которых отсутствуют примеры реального аномального состояния. Метод состоит из следующих этапов:

Этап 1-й — сигнал случайным образом разбивается на непересекающиеся два подмножества: обучающее и тестовое в пропорции 80% отсчетов и 20% отсчетов соответственно.

Этап 2-й — в тестовое подмножество добавляется один пример искусственной аномалии.

Этап 3-й — обучение алгоритма проводится на обучающем множестве.

Этап 3-й — оценивание достоверности контроля на тестовом множестве посредством расчета условных вероятностей ложноположительного и ложноотрицательного срабатывания.

Ввиду априорного отсутствия примеров аномального состояния сигналов, соответствующих аномальным состояниям дамбы, было принято решение использовать наиболее часто встречающиеся примеры аномального состояния сигналов с варьирующимися параметрами. Были выбраны следующие виды искусственных аномалий [47] (на рисунке 29 представлены примеры искусственных аномалий в сигнале датчика порового давления):

- «выброс» (одиночный выброс с изменяемой величиной относительно СКО сигнала);
- «шум» (белый гауссов шум с изменяемым СКО шума относительно СКО сигнала);
- «разладка» (с изменяемой величиной относительно СКО сигнала);
- «замирание сигнала» (сигнал принимает постоянное значение с изменяемой во времени шириной окна замирания);
- «искажение спектра» сигнала (частоты в спектре ранжируются случайным образом с изменяемой во времени шириной окна, в котором происходит искажение).

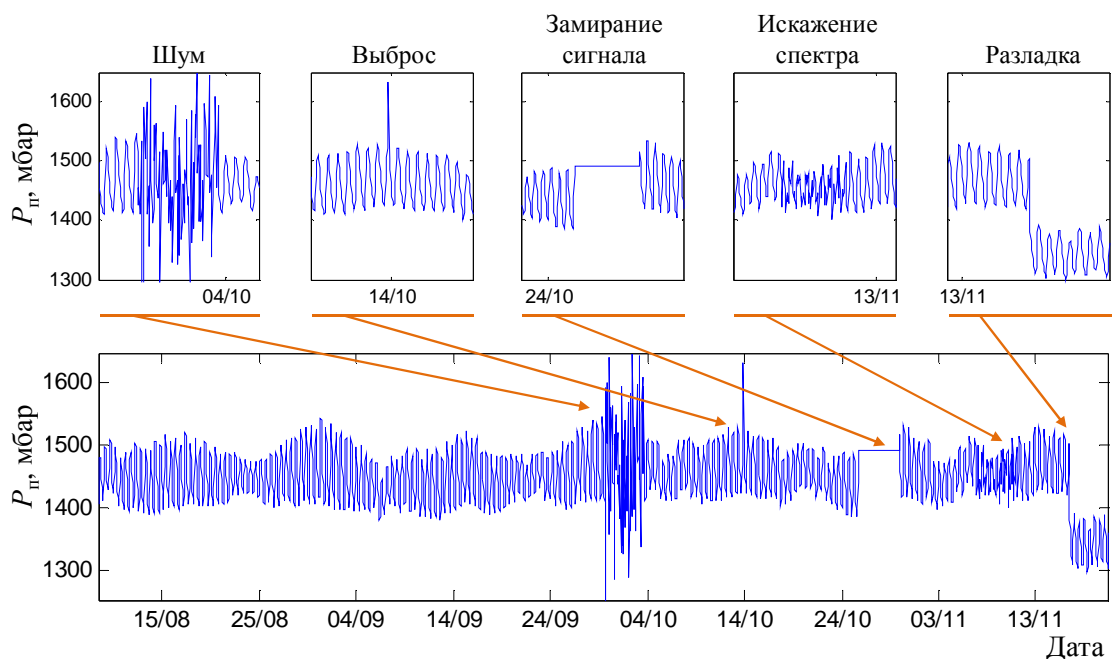


Рисунок 29 — Примеры искусственных аномалий в одном из сигналов порового давления бостонской дамбы

Достоверность контроля (идентификации состояния) оценивалась условными вероятностями ложноположительного $P(H_1/H_0)$ (ложная тревога, условный риск изготовителя) и ложноотрицательного $P(H_0/H_1)$ (пропуск аномалии, условный риск заказчика) срабатывания, где H_0 , H_1 — гипотеза об аномальном и нормальном состоянии соответственно (таблица 2).

Таблица 2 — Таблица результатов идентификации состояния

Результаты тестирования		Верная гипотеза	
		H_0	H_1
Результат идентификации	H_0	H_0 — верно принята	H_0 — неверно принята (ложноотрицательное срабатывание, условный риск заказчика)
	H_1	H_0 — неверно отвергнута (ложноположительное срабатывание, условный риск изготовителя)	H_0 — верно отвергнута

3.4 Алгоритм контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов

В этом разделе представлен алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов, разработанный в рамках описанного метода контроля состояния дамб на основе интеллектуального анализа данных.

В этом алгоритме контроля в качестве метода выделения признаков используется частотно-временное преобразование (ЧВП) сигналов. ЧВП позволяет в условиях непараметрической априорной неопределённости анализировать динамические свойства сигналов, а также обнаруживать различные виды сингулярностей в их поведении, что закладывает определённую универсальность в применении алгоритмов на их основе как для контроля динамических свойств сигналов в интервале часов, дней или месяцев (уровень воды, поровое давление), так и для обнаружения внезапных воздействий (акселерометры и/или инклинометры).

В настоящем диссертационном исследовании рассматриваются два наиболее часто используемых метода ЧВП: оконное преобразование Фурье (ОПФ) и вейвлет-преобразование. ОПФ, в отличие от преобразования Фурье, представляет сигнал в частотно-временной области путем расчета спектра в сдвигающемся по времени окне.

Алгоритм контроля состоит из следующих основных этапов [53, 100, 101]:

Этап № 1а — применение частотно-временного преобразования к контролируемому сигналу X . На выходе этапа — компоненты разложения (например, амплитуды частот в случае оконного преобразования Фурье) F' .

Этап № 1б — дополнительная обработка полученных компонент разложения. Выделенные компоненты разложения могут быть подвергнуты

дополнительной обработке, направленной на повышение ценности выделяемых признаков для контроля состояния. На выходе этапа — компоненты разложения после дополнительной обработки — F .

Этап № 2 — на завершающем этапе к выделенным признакам F применяется метод идентификации состояния с целью контроля состояния. На выходе этапа — мера близости текущего состояния к аномальному — P_c .

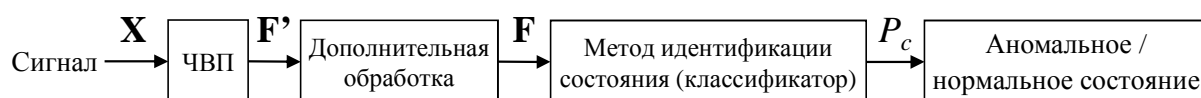


Рисунок 30 — Блок-схема алгоритма интеллектуального контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов

Далее в диссертационном исследовании будут представлены два варианта алгоритма с применением двух вариантов ЧВП: оконного преобразования Фурье и дискретного вейвлет-преобразования.

3.4.1 Алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе оконного преобразования Фурье одномерных контролируемых сигналов

Оконное преобразование Фурье (ОПФ) широко используется в алгоритмах контроля для обнаружения аномальных состояний контролируемых объектов. В отличие от преобразования Фурье, ОПФ представляет сигнал во временной и в частотной области [102]. Это свойство позволяет обнаруживать аномалии посредством отслеживания изменения спектра во времени.

Частотно-временное представление временного ряда посредством ОПФ выполняется путем расчета преобразования Фурье в ограниченном временном интервале [53, 103]. Каждое сдвинутое окно перекрывает предыдущее, чтобы исключить влияние граничных эффектов. Ограничение интервала анализа равносильно произведению исходного сигнала на оконную функцию.

В случае дискретных сигналов для каждого момента времени t и дискретной частоты k рассчитываются коэффициенты ОПФ — $S(t,k)$..:

$$S(t,k) = \sum_{t=L_{\text{ОПФ}}+1}^t X(t)w(t-L_{\text{ОПФ}})e^{-\frac{2\pi i}{L_{\text{ОПФ}}}kt}, \quad (3.11)$$

где $X(t)$ — контролируемый сигнал в момент времени t , $S(t,k)$ — комплексные коэффициенты ОПФ для момента времени t и дискретная частота с индексом k ; $w(t-L_{\text{ОПФ}})$ — оконная функция ОПФ (прямоугольное окно); $L_{\text{ОПФ}}$ — ширина окна ОПФ.

Для задачи контроля состояния будут использоваться не сами комплекснозначные коэффициенты преобразования Фурье, а амплитуды коэффициентов, соответствующих неотрицательным частотам (так как они будут равны амплитудам коэффициентов положительных частот):

$$A(t,n)=|S(t,k)|, \quad (3.12)$$

Так как берутся только положительные частоты, то количество амплитуд частот ОПФ будет равно $L_{\text{ОПФ}}/2$. Амплитуды, соответствующие нулевой частоте ($k=0$), так же не берутся для анализа, так как содержат в себе трендовую составляющую.

Таким образом, для каждого момента времени t будет формироваться вектор признаков $\mathbf{F}(t,1\dots L_{\text{ОПФ}}/2)=(A(t,1)\dots A(t, L_{\text{ОПФ}}/2))$. При частоте дискретизации сигнала f_n , можно перейти от индексов частот к реальным частотам ОПФ — $f(k)=f_n/L_{\text{ОПФ}}\cdot k$, при $k=0\dots L_{\text{ОПФ}}/2$. Вектор признаков можно записать в следующем виде:

$$\mathbf{F}(t,1\dots L_{\text{ОПФ}}/2)=(A(t,f_n/L_{\text{ОПФ}})\dots, A(t,f_n/L_{\text{ОПФ}}\cdot k) \dots A(t,f_n/2)), \quad (3.13)$$

В алгоритме рассматривается амплитудный спектр. Отклонение амплитуд спектра сигнала от границ нормального поведения соответствует присутствию аномалии в сигнале.

По историческим данным о нормальном поведении сигнала при помощи алгоритма «НО» строятся нелинейные границы невыхода для амплитуд спектра, рассчитанного в окне фиксированной ширины (ОПФ).

Алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе оконного преобразования Фурье одномерных контролируемых сигналов состоит из следующих этапов (рисунок 31):

Этап 1-й — на вход подается контролируемый сигнал в окне $X(t-L_{\text{ОПФ}})\dots X(t)$. К контролируемому сигналу с датчика применяется ОПФ. На выходе этапа имеются амплитуды частот спектра $\mathbf{F}(t, 1\dots L_{\text{ОПФ}}/2) = (A(t, f_n/L_{\text{ОПФ}})\dots A(t, f_n/2))$.

Этап 2-й — классификатор «НО», обученный ранее на историческом множестве признаков $\mathbf{F}^{\text{об}}$, соответствующих нормальному состоянию, оценивает степень принадлежности $P_c(t)$ признаков $\mathbf{F}(t, 1\dots L_{\text{ОПФ}}/2)$ к аномальному состоянию.

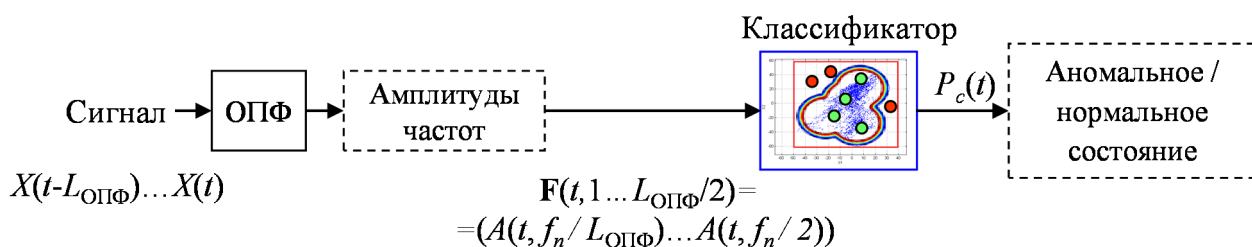


Рисунок 31 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе оконного преобразования Фурье одномерных контролируемых сигналов

3.4.2 Алгоритм интеллектуального контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования одномерных контролируемых сигналов

Дискретное вейвлет-преобразование

Дискретное вейвлет-преобразование задано семейством дискретных вейвлет-функций и применяется к дискретным сигналам. В случае ДВП масштабы (уровни разложения в терминологии ДВП), для которых происходит разложение, увеличиваются пропорционально степени двойки, а дискретизация каждого уровня разложения уменьшается в 2 раза по сравнению с предыдущим более

высокочастотным уровнем разложения [57, 104]. У ДВП много приложений в естественных науках, инженерном деле, математике (включая прикладную).

Дискретное вейвлет-преобразование проводят, применяя набор фильтров. Сначала сигнал пропускают через низкочастотный фильтр (масштабирующий). В результате чего получают коэффициенты аппроксимации (V). Одновременно сигнал пропускают через высокочастотный фильтр, который называется вейвлет-фильтром, в результате получают вейвлет-коэффициенты (W). Эти два фильтра, связанные между собой, называются квадратурными зеркальными фильтрами. Так как половина частотного диапазона отфильтрована, то, согласно теореме Котельникова, отсчеты полученных сигналов можно проредить в 2 раза. Это разложение можно повторить несколько раз для коэффициентов аппроксимации каждого последующего разложения. Данный каскадный алгоритм предложен Стефаном Малла [57] (рисунок 32).

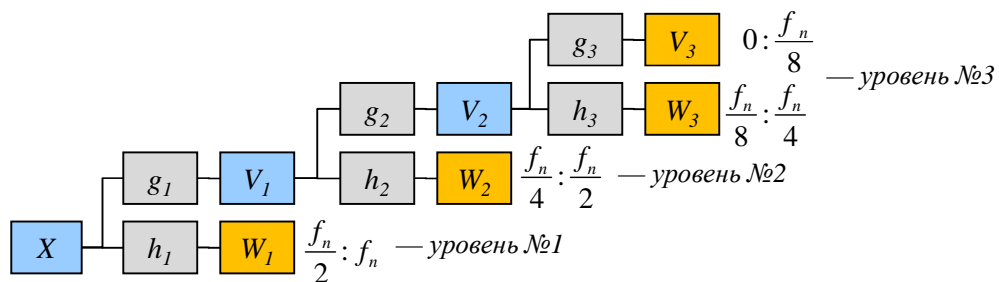


Рисунок 32 — Каскадный алгоритм ДВП: f_n — частота Котельникова, Найквиста

Вышеупомянутый алгоритм можно записать в следующем виде:

$$W_j = (h * V_{j-1}) \downarrow 2, \tag{3.14}$$

где W_j — вейвлет-коэффициенты ДВП уровня разложения j ; V_{j-1} — коэффициенты аппроксимации уровня разложения $j-1$; $*$ — оператор полной свертки; \downarrow — оператор прореживания.

Коэффициенты аппроксимации:

$$V_j = (h * V_{j-1}) \downarrow 2, \quad (3.15)$$

где V_j — коэффициенты аппроксимации ДВП уровня разложения j ; V_{j-1} — коэффициенты аппроксимации уровня разложения $j-1$; $*$ — оператор полной свертки; \downarrow — оператор прореживания.

Поскольку квадратурные зеркальные фильтры ДВП на каждом уровне разложения разделяют сигнал на низкочастотную и высокочастотную части, то полоса частот коэффициентов аппроксимации каждого уровня разложения (по отношению к исходному сигналу) будет находиться в области $\left[0: \frac{f_n}{2^j}\right]$, а полоса частот вейвлет-коэффициентов: $\left[\frac{f_n}{2^j} : \frac{f_n}{2^{j-1}}\right]$, где f_n — частота Найквиста (в 2 раза ниже частоты дискретизации сигнала), j — уровень разложения. На рисунке 33 представлены уровни ДВП в частотной области.

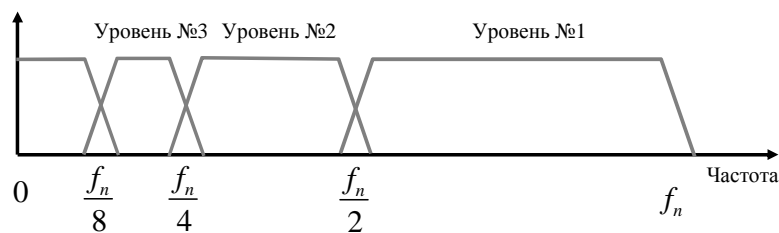


Рисунок 33 — Представление ДВП в частотной области

В отличие от непрерывного вейвлет преобразования, ДВП рассчитывается на масштабах 2^j , где j называется уровнем разложения, что позволяет рассчитывать коэффициенты ДВП быстрее, чем в случае НВП за $n \log_2(n)$ операций, где n — длина временного ряда. В силу двукратного прореживания длина сигнала должна быть кратна $2^{J_{max}}$, где J_{max} — число уровней разложения. Так же стоит отметить ортогональность вейвлет и масштабирующих фильтров к полиномам заданной степени, это означает, что если во временном ряде присутствует такой полином, то он будет оставаться на последнем уровне аппроксимации.

Для контроля состояния в дальнейшем будут необходимы значения вейвлет коэффициентов в каждый момент времени, поэтому будет использоваться модифицированное ДВП, в котором не используется прореживание уровней вейвлет разложения, а наоборот производится интерполяция фильтров разложения (рисунок 34). Для этой цели используется интерполяция нулями, где каждый фильтр уровня $j+1$ это интерполированный фильтр уровня разложения j [58]:

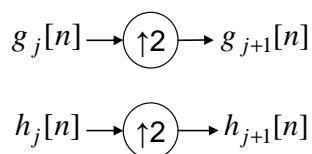


Рисунок 34 — Диаграмма интерполяции вейвлет-фильтров и масштабирующих фильтров

После повышения дискретизации длина фильтра может быть рассчитана по формуле:

$$L_j = L \cdot 2^j - 1, \quad (3.16)$$

где L — длина фильтра ДВП.

На практике используется понятие эквивалентных вейвлет-фильтров и масштабирующих фильтров, которые являются аналогами вейвлет и масштабирующих функций непрерывного вейвлет-преобразования. В отличие от обычных фильтров разложения, эквивалентные фильтры позволяют получить коэффициенты путем свертки с исходным сигналом, а не с коэффициентами аппроксимации [58].

Эквивалентный вейвлет-фильтр:

$$W_j(t) = \sum_{l=0}^{L_j-1} h_j^e(l) \cdot X(t-l), \quad (3.17)$$

где $W_j(t)$ — вейвлет-коэффициент уровня разложения j в момент времени t ; $h_j^e(l)$ — эквивалентный вейвлет-фильтр; X — временной ряд; L_j — длина эквивалентного вейвлет-фильтра уровня разложения j .

Эквивалентный масштабирующий фильтр:

$$V_j(t) = \sum_{l=0}^{L_j-1} g_j^e(l) \cdot X(t-l), \quad (3.18)$$

где $V_j(t)$ — вейвлет-коэффициент уровня разложения j в момент времени t ; $g_j^e(l)$ — эквивалентный масштабирующий фильтр.

Длина эквивалентного фильтра может быть рассчитана по формуле [58]:

$$L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1, \quad (3.19)$$

где L_j — длина эквивалентного вейвлет и масштабирующего фильтров уровня разложения j ; L — длина соответствующего фильтра ДВП.

Каждый эквивалентный вейвлет и масштабирующий фильтр ДВПНП имеет свою полосу частот, которая соответствует полосе частот уровня разложения. Пример амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) эквивалентных фильтров для вейвлета Добеши LA(8) (Least Asymmetric — наименее асимметричный — англ.) представлен на (рисунок 35).

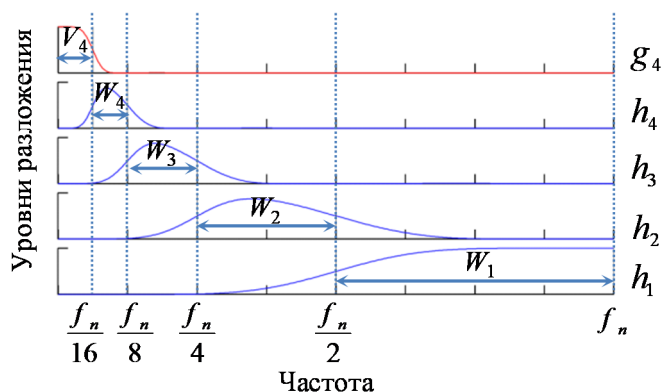


Рисунок 35 — АЧХ эквивалентных вейвлет-фильтров

Коэффициенты аппроксимации и вейвлет-коэффициенты будут иметь задержки, так как каждый эквивалентный вейвлет-фильтр и масштабирующий

фильтры имеют свои фазовые задержки, которые можно рассчитать, используя преобразование Фурье [58]. Для семейства наименее ассиметричных вейвлетов Добеши (LA) задержки могут быть рассчитаны по формуле 3.20 и формуле 3.21.

- Задержки вейвлет-коэффициентов [58]:

$$v_j^H = \begin{cases} -\frac{(L_j-1)(L-2)}{2(L-1)}, & \text{если } L/2 \text{ четное;} \\ -\frac{(L_j-1)L}{2(L-1)}, & \text{если } L=10 \text{ или } 18; \\ -\frac{(L_j-1)(L-4)}{2(L-1)}, & \text{если } L=14; \end{cases} \quad (3.20)$$

где v_j^H — задержка вейвлет-коэффициентов уровня j .

- Задержки коэффициентов аппроксимации:

$$v_j^G = \begin{cases} -\frac{L_j}{2}, & \text{если } L/2 \text{ четное;} \\ -\frac{L_j}{2} + 1, & \text{если } L=10 \text{ или } 18; \\ -\frac{L_j}{2}, -1, & \text{если } L=14; \end{cases} \quad (3.21)$$

где v_j^G — задержка коэффициентов аппроксимации уровня j .

Описание алгоритма контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования одномерных контролируемых сигналов

Предлагаемый алгоритм контроля основан на идентификации состояния посредством классификации результатов дискретного вейвлет-преобразования одномерных контролируемых сигналов. В соответствии с рассмотренным ранее алгоритмом контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов этот алгоритм состоит из двух основных этапов [100, 105] (рисунок 36):

Этап 1а — на вход подается контролируемый сигнал в окне $X(t-L_{J_{\max}}) \dots X(t)$. К контролируемому сигналу с датчика применяется ДВП, на выходе этапа получается предварительный набор признаков \mathbf{F}' :

$$\mathbf{F}'(t, 1 \dots J_{\max}) = (W_1(t) \dots W_{J_{\max}}(t)), \quad (3.22)$$

Каждый j -й уровень вейвлет-преобразования будет характеризовать контролируемый сигнал в диапазоне частот от $f_n / 2^j$ до $f_n / 2^{j-1}$, где f_n — частота контролируемого сигнала.

Этап 1б — выполняется дополнительная обработка вейвлет-коэффициентов, направленная на расчет локальных СКО (среднеквадратическое отклонение) коэффициентов во времени для каждого уровня разложения, характеризующих мощность каждого уровня.

Отличие коэффициентов ДВП от ОПФ заключается в том, что вейвлет-коэффициенты представляют отфильтрованную часть сигнала, соответствующую полосе частот заданного масштаба разложения с нулевым средним. Это означает, что если оценивать область допустимых значений для вейвлет-коэффициентов на прямую без их предварительной обработки, то аномалии, которые связаны с изменением мощностей уровня разложения (как например, «замирание сигнала»), не будут обнаружены. Поэтому необходимо делать дополнительную процедуру постобработки коэффициентов, заключающуюся в расчёте локальных среднеквадратических отклонений, которые прямо пропорциональны локальным мощностям уровней разложения. Локальные СКО характеризуют локальную мощность (дисперсию), но менее чувствительны к малым изменениям в сигнале в отличие от мощности (дисперсии), что позволит снизить чувствительность к незначительным изменениям мощности в спектре сигнала. Так же расчет локальных СКО позволяет за счет процедуры усреднения осуществлять фильтрацию незначительных выбросов в коэффициентах ДВП. Это будет способствовать повышению робастности классификатора.

Расчёт локальных для каждого уровня разложения СКО коэффициентов вейвлет-преобразования производится в окне, ширина которого равна величине конуса влияния вейвлет функции, соответствующего данному уровню разложения $\sigma_j^W(t)$:

$$\sigma_j^W(t) = \sqrt{\frac{1}{L_j} \left(\sum_{t=L_j+1}^t W_j(t) \right)}, \quad (3.23)$$

где L_j — ширина конуса влияния вейвлет функции для уровня разложения j (равна ширине вейвлет-функции).

Таким образом, формируется вектор признаков локальных СКО коэффициентов вейвлет-преобразования, выделенных из сигнала — $\mathbf{F}(t, 1 \dots K)$, где $K=J_{\max}$:

$$\mathbf{F}(t, 1 \dots J_{\max}) = (\sigma_1^W(t), \dots, \sigma_{J_{\max}}^W(t)), \quad (3.24)$$

Этап 2-й — классификатор «НО», обученный ранее на историческом множестве признаков $\mathbf{F}^{\text{об}}$, соответствующих нормальному состоянию, оценивает степень принадлежности $P_c(t)$ признаков к аномальному состоянию.

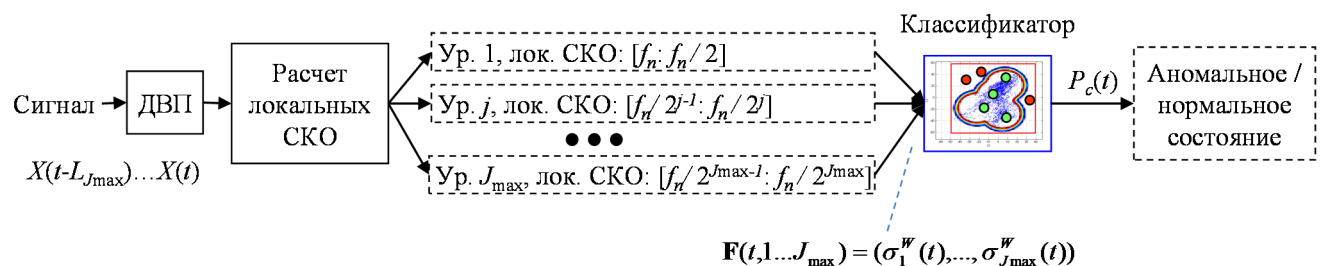


Рисунок 36 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования одномерных контролируемых сигналов

3.4.3 Апробация и сравнительный анализ алгоритмов контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов

Согласно ранее описанному методу апробация и сравнительный анализ алгоритмов проводились на реальных данных системы контроля, в которых присутствовали примеры реального аномального состояния, а также на реальных данных, в которые добавлялись искусственные аномалии.

Алгоритмы контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов с использованием ОПФ и ДВП сравнивались с алгоритмом, в котором не применялось выделение признаков (метод идентификации обучался и применялся к сигналу без предварительного выделения признаков). Также в настоящей работе «НО» сравнивались с другими методами идентификации состояния (классификаторами), применяемыми для решения этой задачи: смесь нормальных распределений (СНР), нормальное распределение (НР), одноклассовый метод опорных векторов (ОМОВ).

Таким образом, между собой сравнивалось три варианта выделения признаков (ОПФ, ДВП и без выделения признаков), к каждому из которых применялось три варианта методов идентификации состояния («НО», СНР, НР, ОМОВ), разбитых на группы относительно методов выделения признаков:

- 1) Алгоритмы контроля состояния дамб без выделения признаков из одномерных контролируемых сигналов.
- 2) Алгоритм контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов.
- 3) Алгоритм контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов.

Условные вероятности ложноположительного срабатывания для разных комбинаций классификаторов и методов выделения признаков, полученные по

результатам апробации, представлены в таблице 3. Наилучшие результаты показала комбинация ДВП и «НО». Наихудшие результаты по вероятности ложноположительного срабатывания характерны для алгоритмов, в которых в качестве метода идентификации состояния используется метод ОМОВ.

Таблица 3 — Условные вероятности ложноположительного срабатывания (условный риск изготовителя) для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа одномерных контролируемых сигналов

Метод выделения признаков	«НО»	ОМОВ	СНР	НР
Без выд. признаков	$1,41 \cdot 10^{-2}$	$1,62 \cdot 10^{-2}$	$1,33 \cdot 10^{-2}$	$1,54 \cdot 10^{-2}$
ОПФ	$0,49 \cdot 10^{-2}$	$1,35 \cdot 10^{-2}$	$0,71 \cdot 10^{-2}$	$0,64 \cdot 10^{-2}$
ДВП	$0,13 \cdot 10^{-2}$	$0,74 \cdot 10^{-2}$	$0,49 \cdot 10^{-2}$	$0,38 \cdot 10^{-2}$

На рисунке 37 представлены зависимости условной вероятности ложноотрицательного срабатывания от изменяющихся параметров искусственных аномалий. Зависимости на рисунке представлены в виде матрицы графиков, где строки — виды аномалий, столбцы — методы выделения признаков.

Как видно из графиков на рисунке 37, для алгоритма контроля, в котором не применялось выделение признаков (первый столбец графиков), обнаруживаются только аномалии вида «выброс», «разладка» и «шум» с увеличением отношения их величины к СКО сигнала, а аномалии вида «замирание сигнала» и «искажение спектра» практически не обнаруживаются. Связаны такие результаты с тем, что в случае отсутствия этапа выделения признаков из контролируемых сигналов методы идентификации состояния в процессе обучения оценивают лишь верхние и нижние допуски для контролируемого сигнала. Вследствие этого обнаруживаются лишь аномалии, которые превышают эти пороги, т.е. аномалии, которые выделяются на фоне разброса сигнала, характеризуемого СКО.

Сравнивая результаты алгоритма интеллектуального контроля состояния дамб на основе ОПФ и ДВП одномерных сигналов (рисунок 37), можно отметить

следующий результат: в целом алгоритм на основе ДВП позволяет обнаружить большинство аномалий с меньшей вероятностью ложноположительного срабатывания. Сравнивая по графикам (рисунок 37), между собой методы идентификации состояния, видно, что ОМОВ показывает лучшие результаты по вероятности ложноотрицательного срабатывания как для алгоритма на основе ДВП, так и для алгоритма на основе ОПФ, далее следует «НО», СНР и НР.

Сравнивая между собой способность алгоритмов на основе ДВП и ОПФ к обнаружению различных видов аномалий (рисунок 37), можно отметить, что «выброс» и «разладка» обнаруживаются с более высокой условной вероятностью ложноотрицательного срабатывания, чем другие виды аномалий. Происходит это из-за того, что данные аномалии локализованы во временной области в одном отсчете, и при малых величинах данных аномалий (отношение величины «выброса» или «разладки» к СКО сигнала) они могут подавляться в спектральных компонентах разложений ОПФ и ДВП. В случае ДВП, за счет лучшей локализованности вейвлет-базиса разложения эти аномалии лучше обнаруживаются в признаках выделенных методом ДВП, в отличие от ОПФ, которое подавляет данные виды аномалий при их малых величинах.

Аномалии вида «шум», «замирание сигнала» и «искажение спектра» обнаруживаются алгоритмами на основе ДВП и ОПФ с разными результатами по условной вероятности ложноотрицательного срабатывания (рисунок 37). Как в случае «выброса» и «разладки», за счет локализованности базиса вейвлет-разложения алгоритм контроля на основе ДВП демонстрирует лучшие результаты, чем алгоритм на основе ОПФ. Укрупненный график условной вероятности ложноотрицательного срабатывания обнаружения аномалии «искажение спектра» для алгоритма контроля на основе ДВП представлен на рисунке 38.

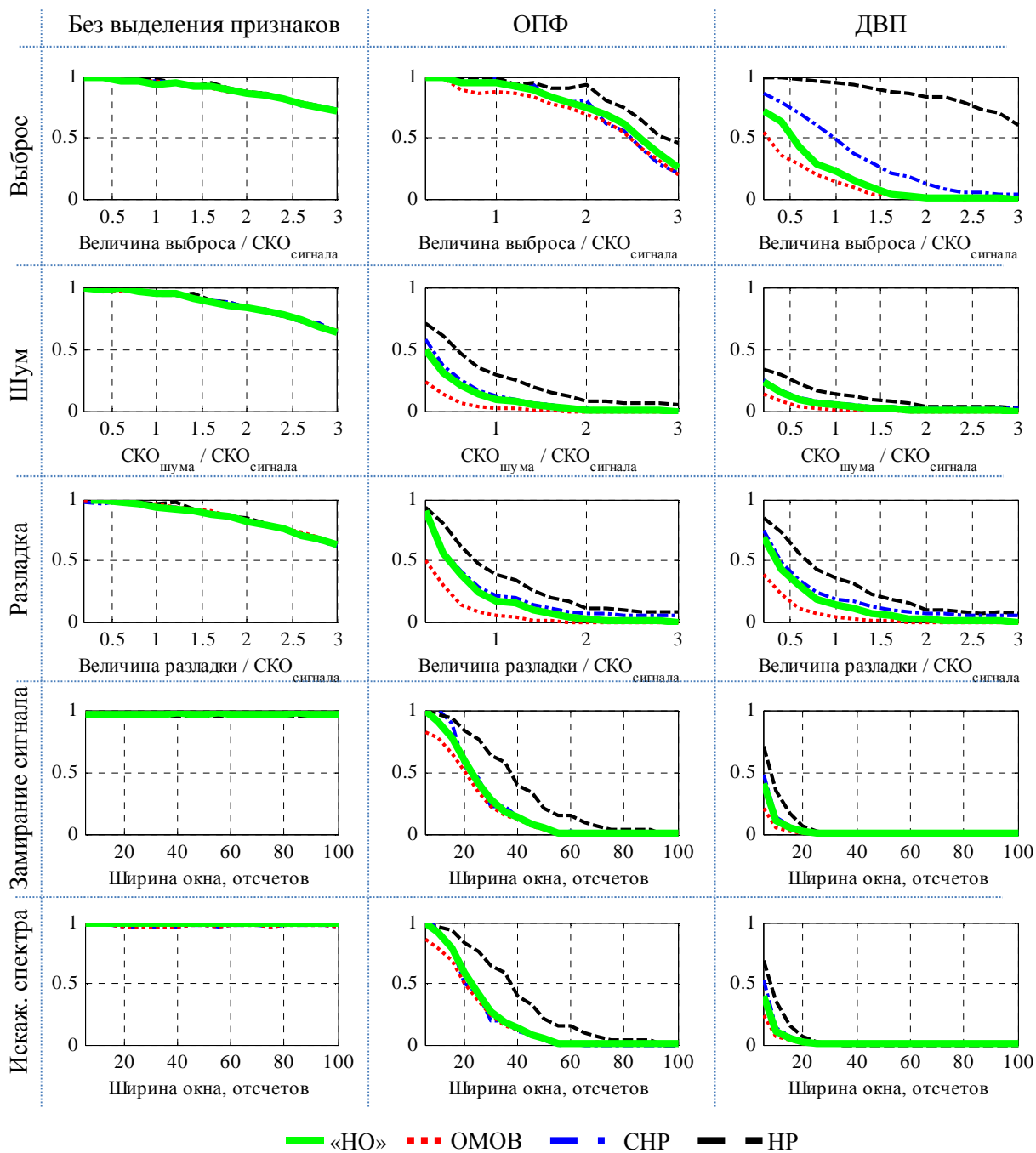


Рисунок 37 — Зависимость условной вероятности ложноотрицательного срабатывания (условный риск заказчика) от параметров искусственной аномалии для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа одномерных контролируемых сигналов

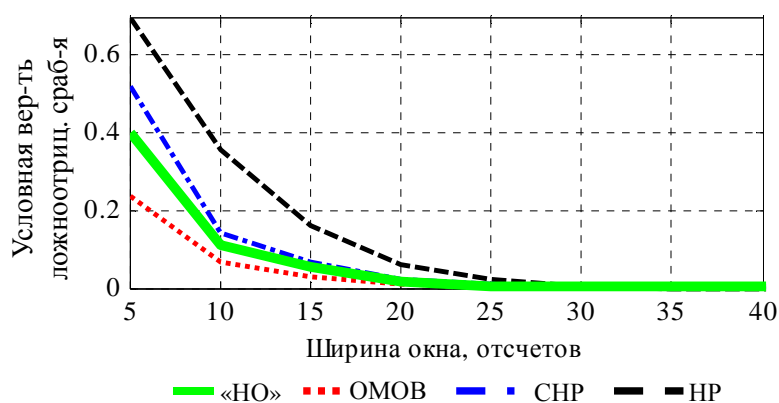


Рисунок 38 — Зависимость условной вероятности ложноотрицательного срабатывания (условный риск заказчика) обнаружения аномалии «искажение спектра» для алгоритмов контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов

Отдельно стоит отметить результаты для аномалии вида «разладка» и «искажение спектра». Аномалия вида «разладка» характерна для датчиков инклинометров, так как внешние воздействия влияют на показания датчиков инклинометров (см. далее результаты эксперимента IJkDijk и штамерской дамбы). «Искажение спектра» и «замирание сигнала» наиболее общие и наиболее сложные для обнаружения виды аномалий, которые могут быть характерны как для сигналов датчиков порового давления, так и для сигналов инклинометров (см. примеры с бостонской и зеландской дамбами). В таблице 2 представлены результаты по условной вероятности ложноотрицательного срабатывания для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа одномерных контролируемых сигналов с использованием «нейронных облаков».

Таблица 4 — Условные вероятности ложноотрицательного срабатывания (условный риск заказчика) обнаружения аномалии «разладка» и «искажение спектра» для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа одномерных контролируемых сигналов с использованием «нейронных облаков»

Параметры аномалий	«Разладка», зависимость от отношения величины «разладки» к СКО сигнала		«Искажение спектра», зависимость от отношения величины окна искажения		
	1	2	5 отсчетов, 1 час 15 минут	15 отсчетов, 3 часа 45 минут	25 отсчетов, 6 часов 15 минут
Без выделения пр-ков и «НО»	0,9401	0,8232	0	0,9701	0,9697
ОПФ и «НО»	0,1729	0,0223	0,9931	0,7841	0,409
ДВП и «НО»	0,1320	0,0017	0,4021	0,0520	0,0050

Далее будут представлены примеры обнаружения искусственно сгенерированных аномалий, добавленных в реальный сигнал порового давления. Для приведённого примера были добавлены аномалии со следующими параметрами:

- «шум», отношение СКО белого гауссовского шума к СКО сигнала (рамка №1, рисунки 39—42): 2, 100 отсчетов
- «выброс», отношение величины выброса к СКО сигнала (рамка №2, рисунки 39—42): 2
- «замирание сигнала», величина окна замирания (рамка №3, рисунки 39—42): 100 отсчетов
- «искажение спектра», величина окна искажения (рамка №4, рисунки 39—42): 100 отсчетов
- «разладка», отношение величины разладки к СКО сигнала (рамка №5, рисунки 39—42): 3

На рисунке 39 представлен пример обнаружения искусственных аномалий алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ с применением метода

идентификации «НО», а на рисунке 40 представлен алгоритм на основе ДВП. Сравнивая результаты контроля для двух алгоритмов, можно отметить, что оба алгоритма позволяют обнаружить аномалии с заданными в примере параметрами, но видно, что результаты контроля отличаются: для алгоритма на основе ОПФ характерно «размытие» аномального состояния во времени. Связано данное «размытие» с более слабой локализацией базиса ОПФ во времени, в отличие от вейвлет-базиса ДВП.

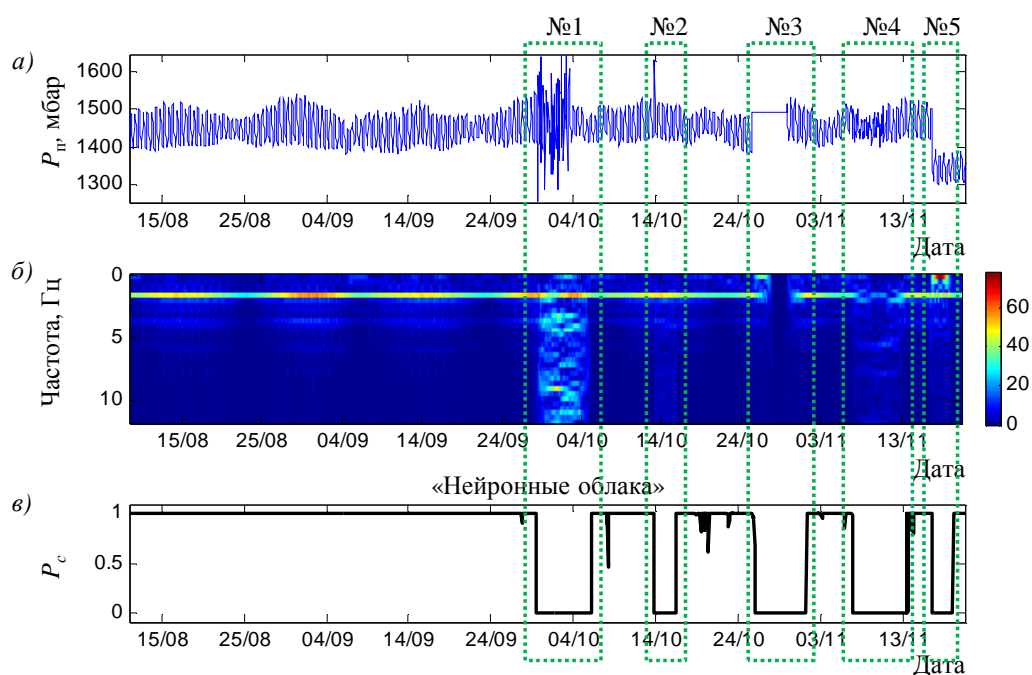


Рисунок 39 — Пример обнаружения искусственных аномалий алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов:
а — сигнал с аномалиями; *б* — ОПФ сигнала; *в* — значение функции принадлежности «НО»

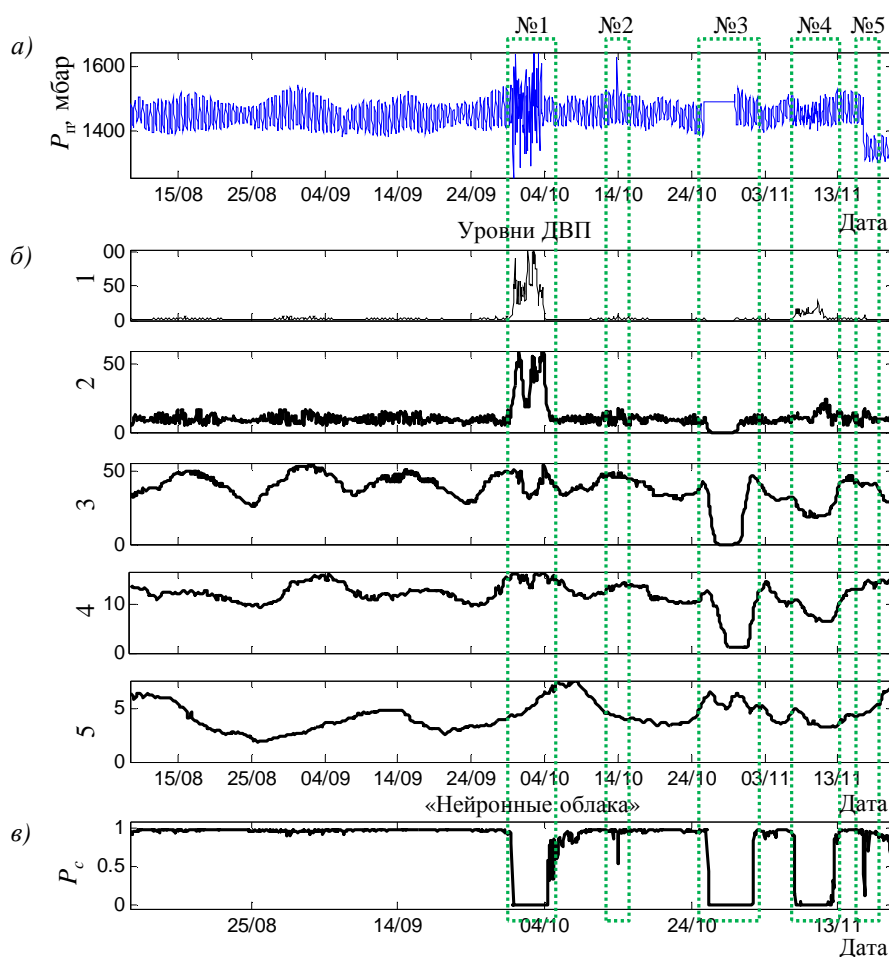


Рисунок 40 — Пример обнаружения искусственных аномалий алгоритмом контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал с аномалиями; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»

На рисунке 41 и рисунке 42 представлены результаты алгоритмов контроля на основе ОПФ и ДВП с использованием разных методов идентификации состояния. Как видно, в отличие от «НО» значения функций принадлежности у остальных методов идентификации состояния четкие, либо 0, либо 1. Визуально можно отметить, как и ранее, что для алгоритма на основе ОПФ характерно «размытие» аномального состояния. Наилучшие результаты по идентификации демонстрируют методы ОМОВ и «НО». Для ОМОВ характерна высокая частота ложноположительных срабатываний.

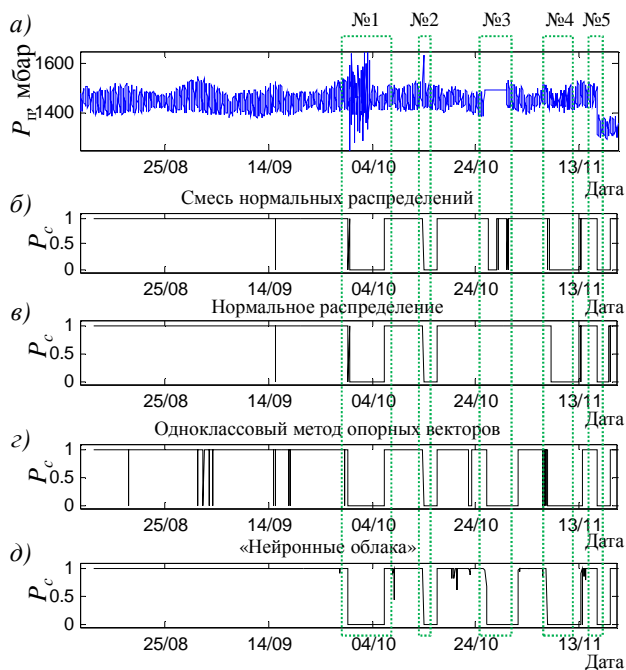


Рисунок 41 — Пример обнаружения искусственных аномалий алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов, функции принадлежности методов идентификации состояния: *a* — сигнал с аномалиями; *б* — НР; *в* — СНР; *г* — ОМОВ; *д* — «НО»

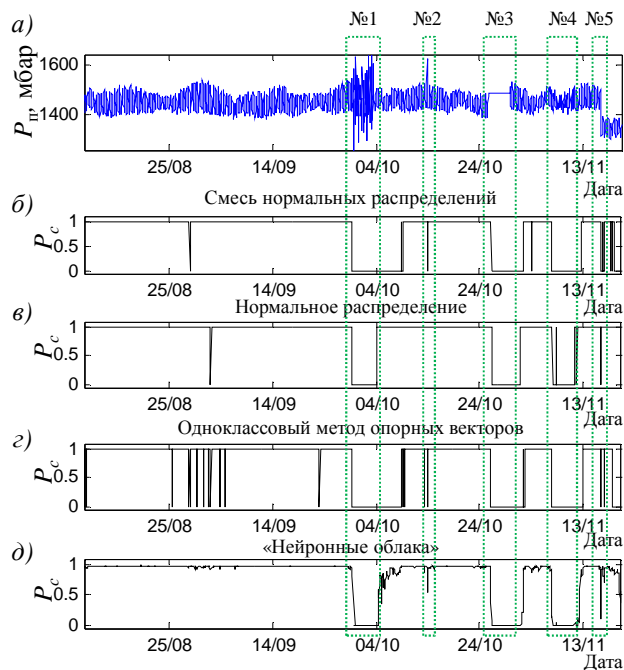


Рисунок 42 — Пример обнаружения искусственных аномалий алгоритмом контроля состояния дамб на основе ДПВ одномерных контролируемых сигналов, функции принадлежности методов идентификации состояния: *a* — сигнал с аномалиями; *б* — НР; *в* — СНР; *г* — ОМОВ; *д* — «НО»

Далее будет представлен анализ контрольной информации с систем контроля состояния дамб проекта UrbanFlood, в которых присутствовали примеры реальных аномалий. Будет проведен анализ данных зеландской, штаммерской и бостонской дамб.

Первым будет представлен анализ данных полученных в ходе эксперимента, проведенного на зеландской дамбе. В этой дамбе существует эффект постоянной протечки — вода из залива просачивается сквозь тело дамбы (рисунок 43). Для предотвращения эффекта размывания грунта в дамбу была вмонтирована дренажная труба (рисунок 43). В дренажной трубе был установлен датчик уровня воды.

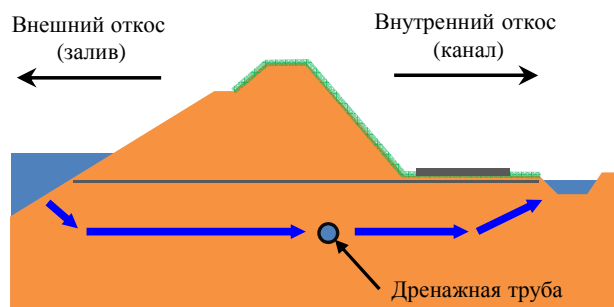


Рисунок 43 — Зеландская дамба, схема кросс-секции

Эксперимент заключался в том, чтобы отключить насосы дренажной трубы и затем обнаружить это отключение при помощи алгоритмов контроля. Контролируемым сигналом был сигнал уровня воды. Дискретизация сигнала — 15 минут. Отключение насосов производилось два раза, оба раза отмечены рамкой №2 (рисунок 44 и рисунок 45). Также в контролируемом сигнале присутствовало два примера сбоя датчика, выделенные рамками №1 и №3. Сбои проявились в виде замирания сигнала датчика (рисунок 44 и рисунок 45). Ввиду того, что в имеющихся данных примеры аномального состояния присутствуют с момента установки датчика, с целью моделирования алгоритма исторические записи контролируемого параметра для обучения «НО» были взяты с 06.06.2011 по 30.06.2011.

Обнаружение аномалий алгоритмами контроля состояния дамб на основе ДВП и ОПФ показано на рисунке 44 и рисунке 45 соответственно. Алгоритмы позволили обнаружить все виды реальных аномальных состояний, таких как отключение насосов и сбои датчиков. В случае алгоритма контроля на основе ДВП продемонстрирована способность лучше локализовывать аномальные состояния, в отличие от алгоритма на основе ОПФ. Участки контролируемого сигнала, которым соответствует выключение насоса, в спектре ОПФ и ДВП проявились как аномально возросшие амплитуды компонент (частот, уровней) разложений (рамка №2; рисунок 44, б; рисунок 45, б). Участки контролируемого сигнала, которым соответствуют сбои датчиков, в спектре ОПФ и ДВП проявились как нулевые значения компонент разложений (рисунок 44, б; рисунок 45, б).

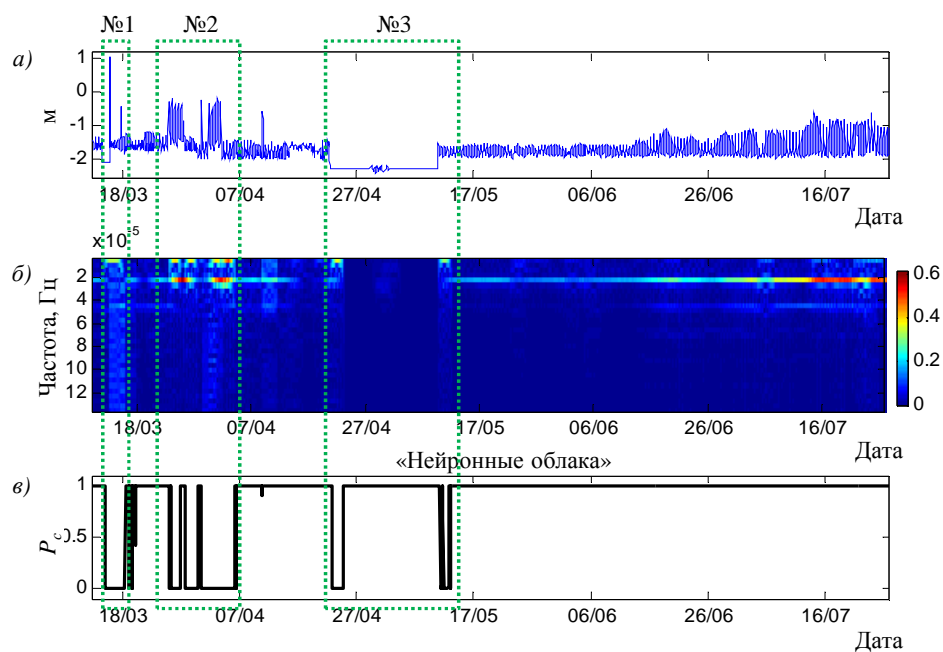


Рисунок 44 — Пример обнаружения аномалий в ходе эксперимента на зеландской дамбе алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал датчика уровня воды с аномалиями; *б* — ОПФ сигнала; *в* — значение функции принадлежности «НО»

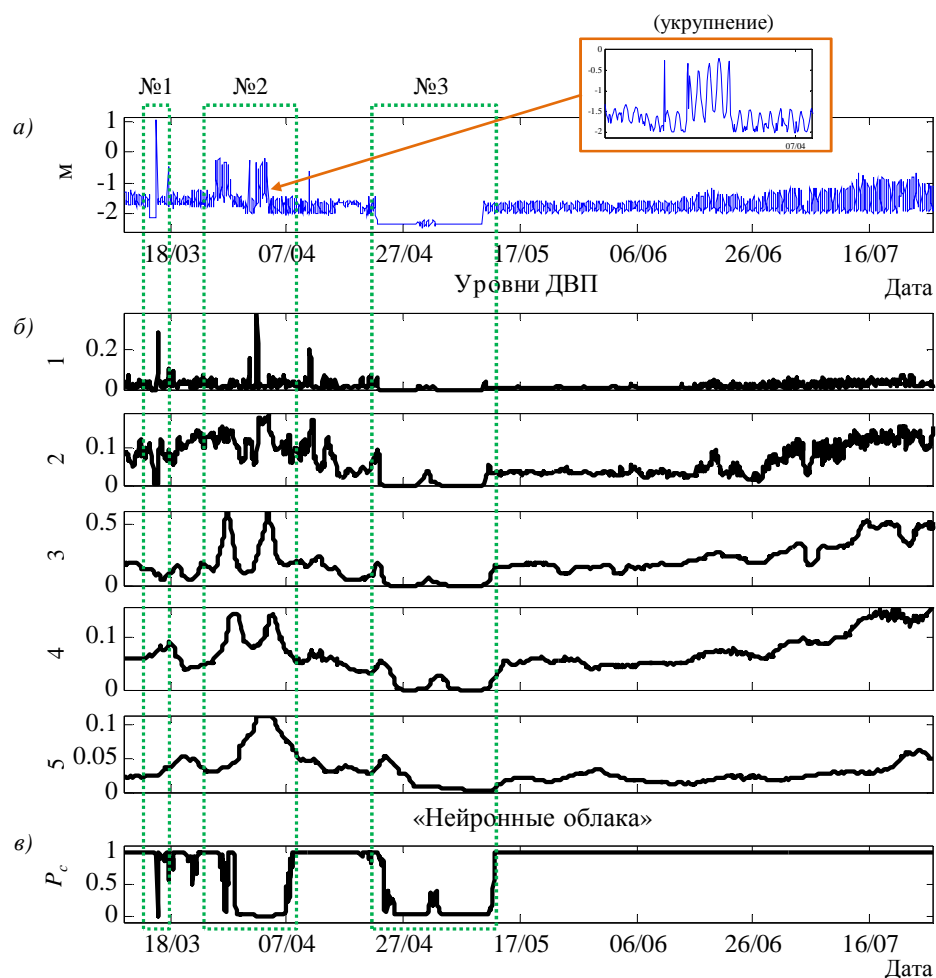


Рисунок 45 — Пример обнаружения аномалий в ходе эксперимента на зеландской дамбе алгоритмом контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал датчика уровня воды с аномалиями; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»

В следующем примере будут представлены результаты анализа экспериментальных данных штамерской дамбы. Во время эксперимента на дамбу устанавливались последовательно грузы (рисунок 46, *а*) весом 10 тонн, 15 тонн, 20 тонн (рамки №1, №2, №3 соответственно, на рисунке 47 и рисунке 48). Смещение грунта дамбы, вызванное установкой груза, отразилось в показаниях инклинометров в виде скачкообразного изменения угла с последующим показанием установившегося значения до момента снятия нагрузки, и так три раза в соответствии с временными интервалами устанавливаемых нагрузок. Дискретизация данных — 15 минут. Для демонстрации результатов был взят контролируемый сигнал инклинометра, установленного на глубине -5,37 м относительно гребня дамбы (рисунок 46, *б*).

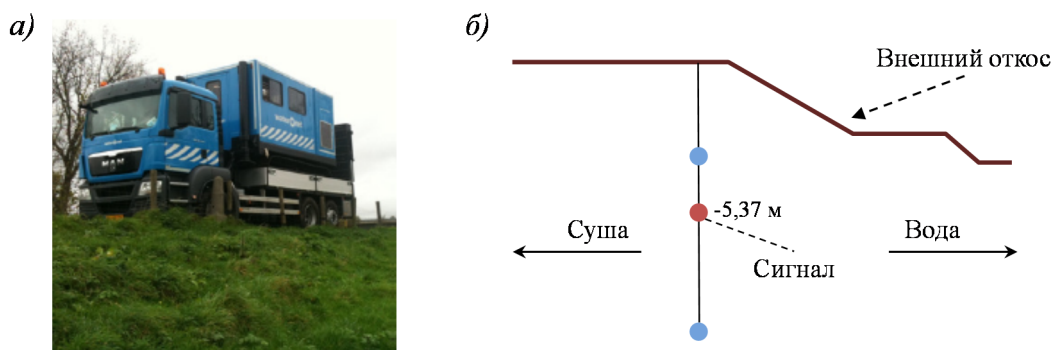


Рисунок 46 — Штаммереская дамба: *а* — машина с грузом на гребне дамбы; *б* — схема кросс-секции, на которую устанавливался груз

Первые отсчеты контролируемого сигнала соответствуют этапу приработки датчика. Скачкообразные изменения значений контролируемых сигналов инклинометров («разладки») проявились в высокочастотных компонентах ОПФ и ДВП из-за эффекта Гиббса (рамки №1, №2, №3 соответственно, на рисунке 47, *б*, рисунке 48, *б*). Как и в предыдущем примере, алгоритм контроля на основе ДВП продемонстрировал способность лучше локализовать аномальные состояния в отличие от алгоритма контроля на основе ОПФ.

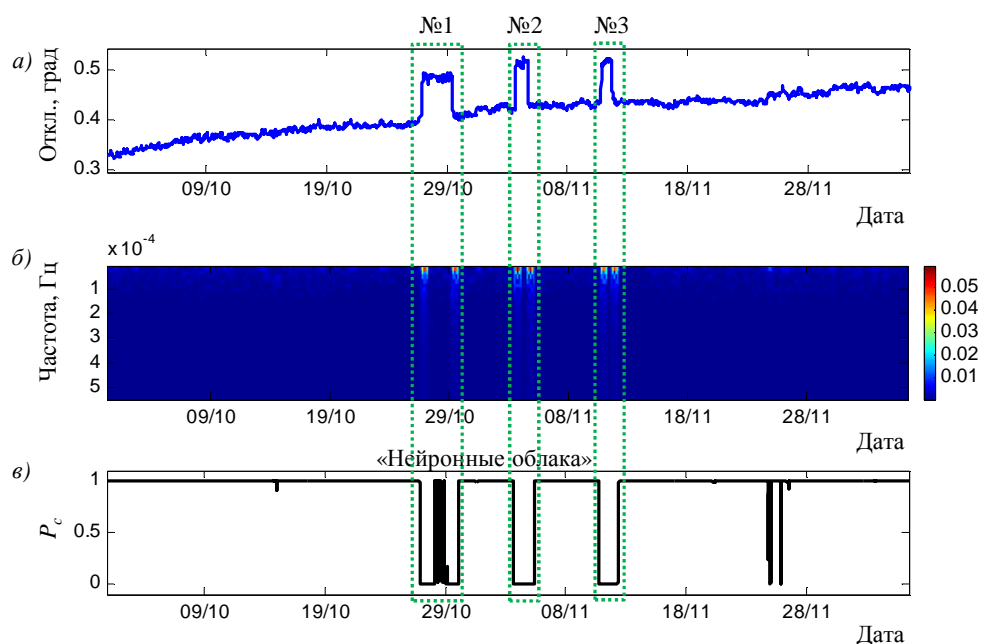


Рисунок 47 — Пример обнаружения аномалий в ходе эксперимента на штаммерской дамбе, алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал датчика инклинометра; *б* — ОПФ сигнала; *в* — значение функции принадлежности «НО»

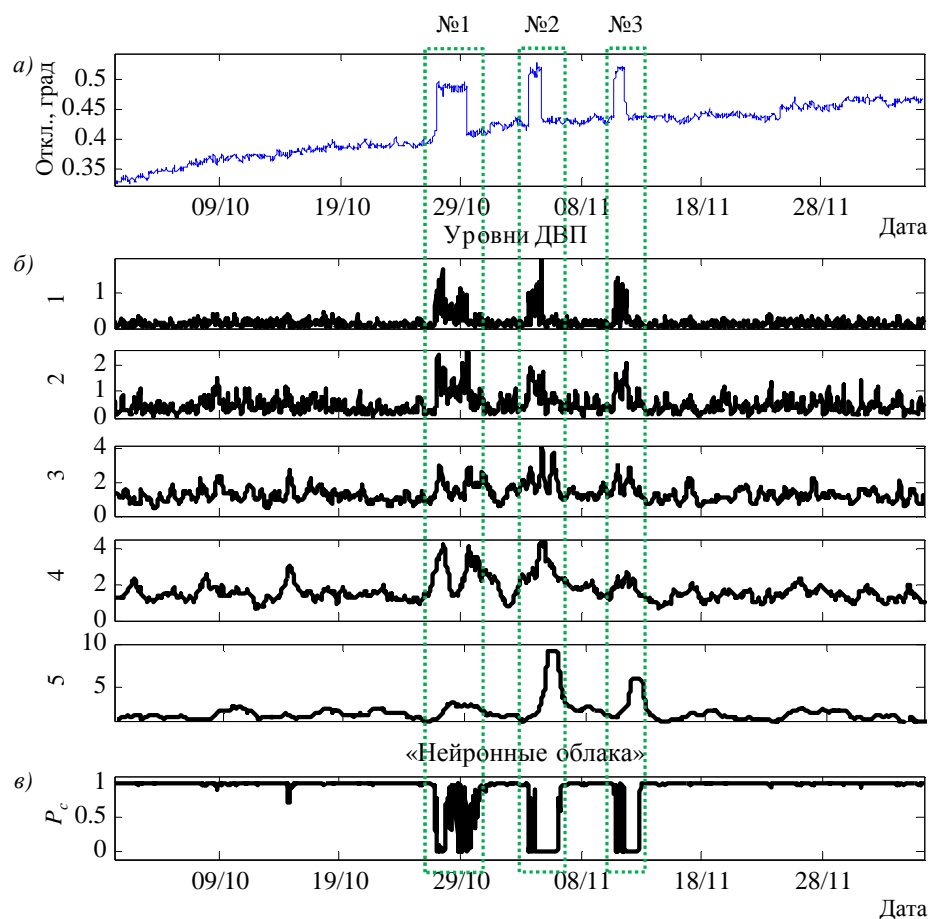


Рисунок 48 — Пример обнаружения аномалий в ходе эксперимента на штамерской дамбе алгоритмом контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов; б — локальные СКО уровней ДВП; в — значение функции принадлежности «НО»

Далее представлен пример обнаружения реальной аномалии бостонской дамбы (сигнал № 1, рисунок 49). Локальное сползание внешнего откоса дамбы в результате эрозии почвы произошло 12 января 2012 года. Аномалия проявилась в поведении сигнала датчика порового давления (рисунок 50; рисунок 51, а; рисунок 52, а) как демпфирование колебаний порового давления. Этот датчик установлен на глубине $-2,20$ м от поверхности.

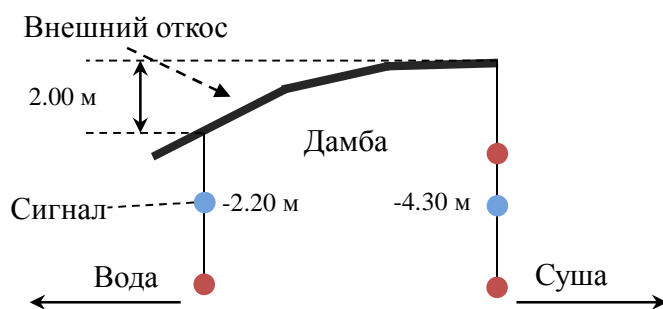


Рисунок 49 — Бостонской дамбы, схема кросс-секции

Для контролируемых сигналов бостонской дамбы был также применён алгоритм восстановления пропусков в исторических записях контролируемых сигналов на основе модели авторегрессии.

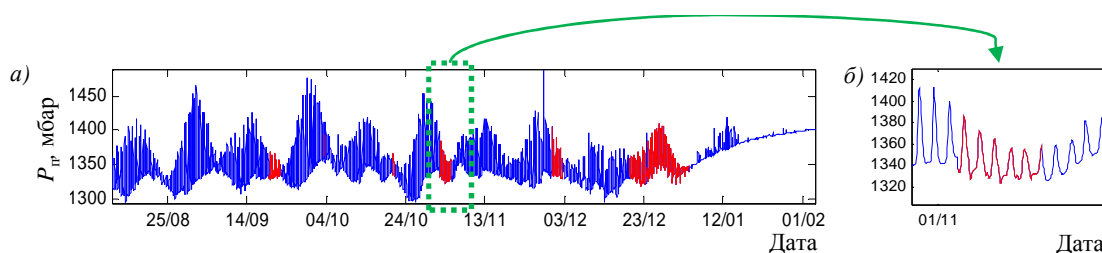


Рисунок 50 — Контролируемый сигнал бостонской дамбы и пример восстановления пропусков в исторических записях контролируемого сигнала порового давления бостонской дамбы, красный — восстановленные участки: *а* — сигнал с пропусками; *б* — укрупнённый участок

Обучающее множество для алгоритмов — первые 50% отсчетов сигналов с 8 августа 2011 по 10 ноября 2011 (рисунок 51, *а*; рисунок 52, *а*). Для контролируемого сигнала (рисунок 51, *а*; рисунок 52, *а*) видно демпфирование колебаний порового давления после 1 января, и как следствие, падение амплитуд частот ОПФ (рисунок 51, *б*) и локальных СКО уровней разложения ДВП (рисунок 52, *б*), вызванных изменением свойств дамбы, в результате эрозии почвы. Для двух алгоритмов значение функции принадлежности на участке после 2 января падает к 0, что соответствует аномальному состоянию (рисунок 51, *в*, рисунок 52, *в*). Таким образом, эрозия почвы была обнаружена на 10 дней раньше сползания откоса дамбы.

Для алгоритма на основе ОПФ заметен участок ложного срабатывания в районе 3 декабря (рисунок 51, *в*). Для алгоритма на основе ДВП так же присутствует локальный участок 7 декабря (рисунок 52, *в*), в котором значение функции принадлежности падает до 0,1. Данный участок соответствует ложному срабатыванию, которое вызвано отсутствием подобного поведения в обучающем множестве.

Как и в других примерах, алгоритм контроля на основе ДВП продемонстрировал способность лучше локализовать anomальные состояния в отличие от алгоритма контроля на основе ОПФ.

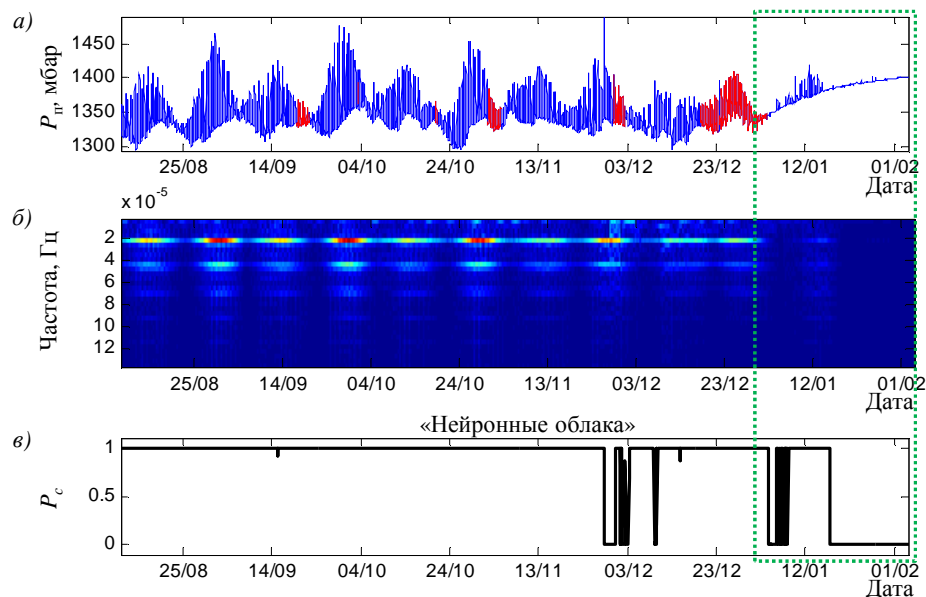


Рисунок 51 — Пример обнаружения аномалий в ходе сползания внешнего откоса бостонской дамбы алгоритмом контроля состояния дамб на основе ОПФ одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал порового давления; *б* — ОПФ сигнала; *в* — значение функции принадлежности «НО»

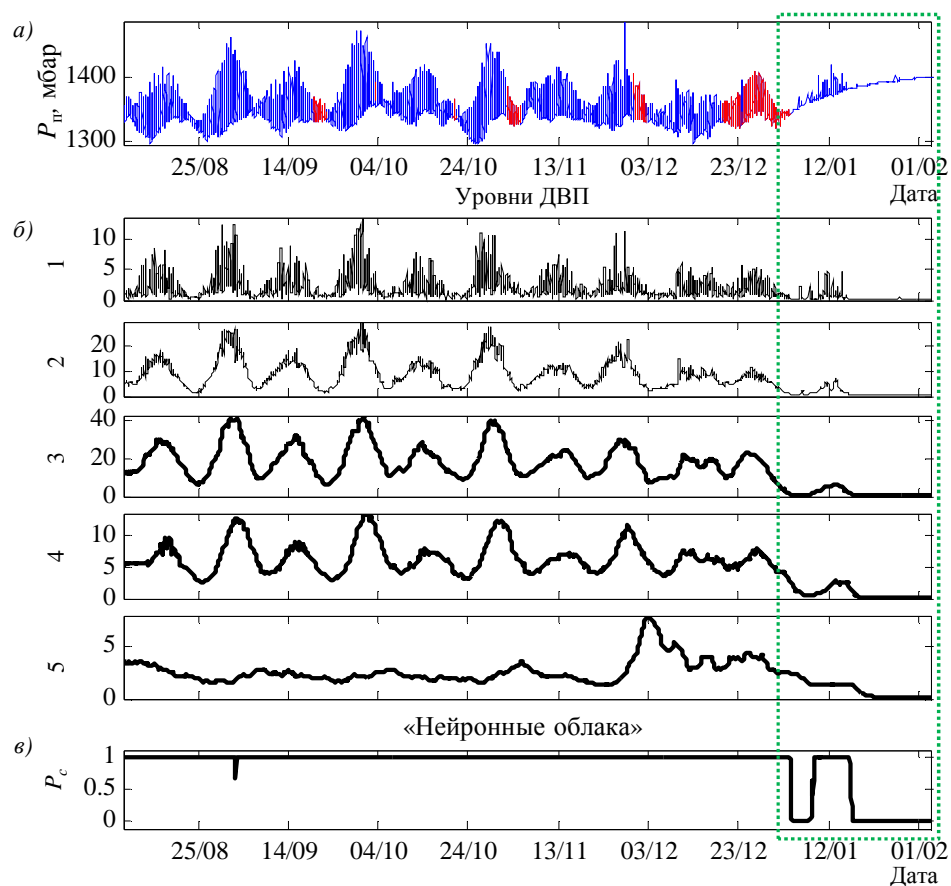


Рисунок 52 — Пример обнаружения аномалий в ходе сползания внешнего откоса бостонской дамбы алгоритмом контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов: *а* — сигнал порового давления; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»

Как показал анализ, на искусственно сгенерированных аномалиях алгоритм контроля состояния дамб на основе ДВП демонстрирует результаты лучше, чем алгоритм на основе ОПФ. Причина заключается в том, что вейвлет-базис ДВП имеет лучшую локализацию аномалий во времени, чем ОПФ, а также дает на вход классификатора меньшее количество признаков (уровней ДВП), что позволяет оценивать меньшее число параметров «НО» и повышает робастность классификатора. Комбинация ДВП и «НО» по вероятности ложноотрицательного срабатывания практически не уступает комбинации ДВП и ОМОВ (таблица 3), но существенно превосходит по вероятности ложноположительного срабатывания.

3.5 Алгоритмы контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами

При наличии нескольких датчиков, сигналы которых зависимы между собой, можно применять алгоритмы контроля на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами, таким образом, обнаруживая аномалии в физических процессах, происходящих в дамбе.

Если, например, переливание гребня дамбы может быть обнаружено с помощью сравнения уровня воды с пороговым, то более сложные аномалии, вызванные процессами внутренней эрозии могут быть обнаружены путем анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами уровня воды и давления воды в порах почвы (поровое давление) или между сигналами порового давления датчиков, установленных во внешнем или внутреннем откосе дамы. По сути, дамбу можно представить как оператор A , который преобразует сигнал на входе в выходной (рисунок 53, *a*).

Для анализа и контроля зависимостей между сигналами можно использовать модель вход-выход (англ. — input-output model, оценивание одного сигнала через другой) или методы (рисунок 53, *б*), которые позволяют оценивать допуски для нормального состояния без выделения признаков из сигналов (например, применение «НО» напрямую к сигналам без предварительного выделения признаков, рисунок 53, *в*). В первом случае существует проблема устойчивости и идентификации модели вход-выход. Алгоритмы, основанные на оценивании допусков для многомерных контролируемых параметров, не имеют проблем, связанных с устойчивостью и идентификацией, но не позволяют учитывать частотно-временные свойства сигналов, а лишь показывают превышение ими критических значений, поэтому аномальные состояния, проявляющиеся в динамике сигналов, не будут обнаружены. Из сказанного следует, что необходим алгоритм, который, с одной стороны, позволял бы учитывать частотно-временные зависимости между сигналами, с другой стороны,

не имел бы проблем, связанных с устойчивостью и идентификацией. Для решения этой задачи предложен алгоритм контроля многомерных сигналов на основе ЧВП (а именно ДВП) многомерных сигналов.

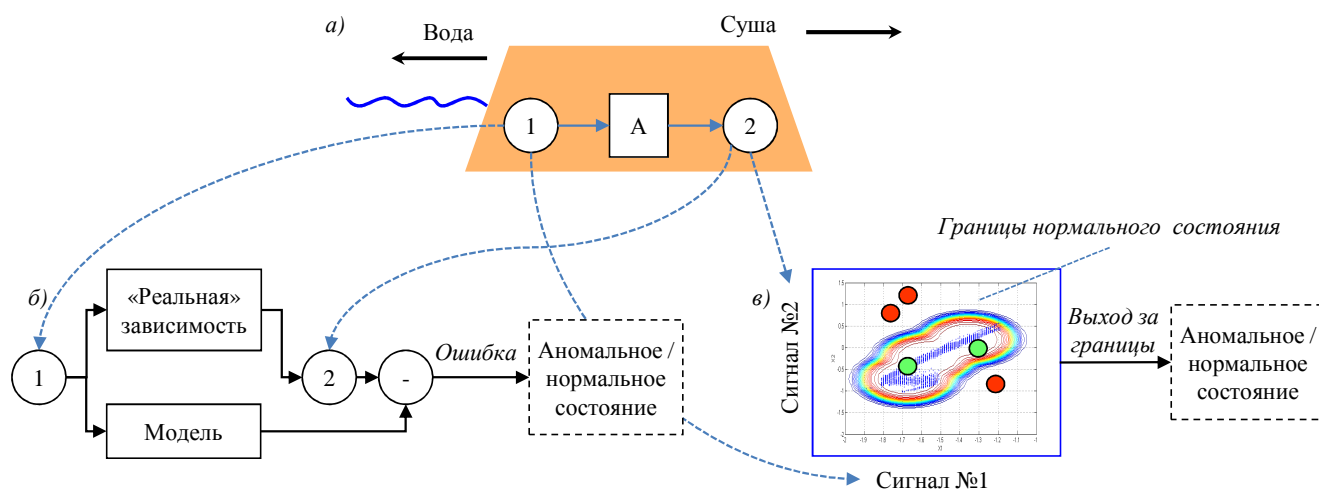


Рисунок 53 — Алгоритмы контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами: *а* — схема дамбы; *б* — контроль с использованием модели вход-выход; *в* — контроль с использованием «нейронных облаков» без выделения признаков

3.5.1 Алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход

В этом разделе представлены алгоритмы контроля состояния дамб на основе использования модели вход-выход, которая описывает зависимость между входом и выходом системы. Модели вход-выход могут быть как линейными, так и нелинейными (нейронные сети, нечеткие передаточные функции, полиномиальные, вейвлетные и т.д.). Применение линейной модели вход-выход имеет ряд преимуществ: относительная простота модели; возможность априорной оценки устойчивости модели посредством анализа ее коэффициентов (что не получится сделать для нелинейной модели); при оценивании коэффициентов линейной модели есть только одно оптимальное решение, в отличие, например, от нейронных сетей, где может быть несколько минимумов при одной и той же структуре модели. Поэтому, в случае, если зависимость адекватно аппроксимируется линейной моделью вход-выход, то предпочтительно использовать ее.

Линейная модель вход-выход — это дифференциальный оператор, выражающий связь между входом и выходом линейной стационарной системы, и она может быть записана в виде разностного уравнения [46]:

$$y(t) = b_1 u(t - n_k) + \dots + b_{n_b} u(t - n_k - n_b + 1) - a_1 y(t - 1) - \dots - a_n y(t - n_a) + e(t), \quad (3.25)$$

где $y(t)$ — выход системы (сигнал), $u(t)$ — вход системы, t - отсчеты времени, a и b — коэффициенты выхода и входа соответственно, n_a и n_b — количество коэффициентов выхода и входа, n_k — коэффициент задержки входа модели.

В иностранной литературе эта модель часто называется ARX-model (autoregressive exogenous model — авторегрессионная модель с внешними входами). Краткая запись модели $ARX(n_a, n_b, n_k)$ означает, что модель имеет n_a коэффициентов выхода, n_b коэффициентов входа с задержкой n_k .

Идентификация модели (обучение модели) заключается в нахождении наилучших порядков и коэффициентов модели. Обучается модель на исторических данных сигналов, которые в свою очередь разбиваются на два множества: множество для обучения модели (training set, обычно принимается 80% данных) и множество для проверки качества модели (validation set, обычно принимается 20% данных). Часто для нахождения значений коэффициентов a и b используется метод наименьших квадратов.

В качестве критерия для выбора наилучшей модели можно использовать среднеквадратическую ошибку оценки:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_{VAL}} \sum_{t=1}^N (y(t) - \hat{y}(t))^2}, \quad (3.26)$$

где $\hat{y}(t)$ — оценка моделью значения $y(t)$, N_{VAL} — количество измерений, используемых в множестве для проверки.

Другой наиболее часто используемый критерий — информационный критерий Акайке [106], который, в отличие от среднеквадратичной модели,

накладывает штраф на размерность модели, что позволяет на выходе получить компактную модель, с качеством приемлемым для решения задачи:

$$AIC = \ln \sigma^2 + \frac{2d}{N_{TR}}, \quad (3.27)$$

где σ — среднеквадратическая ошибка оценки, d — количество параметров модели, N_{TR} — количество измерений, используемых в обучающем множестве.

Также, используется метрика R^2 , которая рассчитывается следующим образом [97]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sigma^2}{\sigma_y^2}, \quad (3.28)$$

где σ — дисперсия ошибки оценки пропущенных значений, σ_y — СКО сигнала. С уменьшением дисперсии ошибки оценки R^2 стремится к 1, с увеличением ошибки оценки R^2 стремится к отрицательным значениям. Таким образом, чем ближе R^2 к 1, тем выше точность модели.

Идентификацию оптимальных параметров моделей можно провести методом перебора, оценивая на каждой итерации значение критерия качества модели.

Алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход между контролируемыми сигналами заключается в оценивании линейной зависимости между сигналами датчиков, установленных в дамбу (рисунок 54) [107, 108]. Модель оценивается по данным о нормальном состоянии дамбы $\mathbf{X}^{об} = (y(1, \dots, N), u(1, \dots, N))$, где один сигнал будем входом — u , а другой выходом — y , N — количество отсчетов сигнала. Далее во время контроля состояния дамбы проверяется, сохраняется зависимость или нет. Если зависимость не сохраняется и ошибка модели e увеличивается, то это сигнал аномального состояния. Ошибка модели вычисляется как разность между реальным значением сигнала и значением, оцененным моделью для данного момента времени (рисунок 54).

Ошибка модели (которая является признаком $\mathbf{F}(t, 1)$) затем подается на вход классификатора «НО», на выходе которого значение функции принадлежности к области нормального состояния $P_c(t)$.

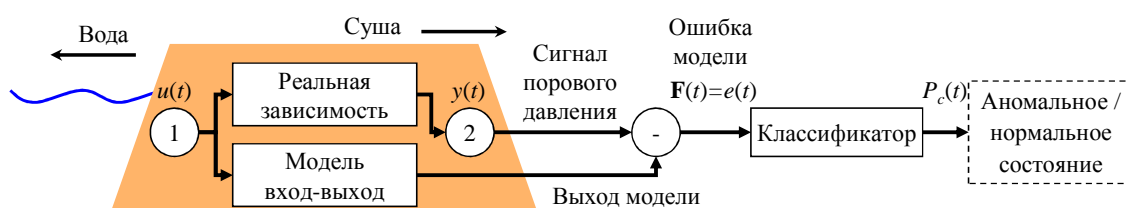


Рисунок 54 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход

3.5.2 Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами

Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами заключается в применении ДВП к многомерным контролируемым сигналам. Для идентификации состояния используется классификатор «НО» (рисунок 55).

Применение ДВП обусловлено ранее проведенным анализом для одномерных алгоритмов контроля, где было показано, что вейвлет-базис ДВП имеет лучшую локализацию аномалий во времени, чем ОПФ, а также дает на вход классификатора меньшее количество признаков (уровней ДВП). Данный алгоритм представляет собой расширение алгоритма контроля одномерных контролируемых сигналов.

В качестве метода идентификации состояния используется классификатор «нейронные облака».

Алгоритм контроля состоит из следующих этапов (рисунок 55) [109, 110, 111]:

Этап 1-й — применение ДВП к каждому i -му сигналу $X_i(t-L_{Jmax})...X_i(t)$ и дополнительная обработка вейвлет-коэффициентов, направленная на расчет

локальных СКО во времени для каждого уровня разложения, характеризующих мощность каждого уровня (как и в случае алгоритма контроля одномерных сигналов). Таким образом, формируется вектор признаков $\mathbf{F}(t, 1..K)$ для данного момента времени t , где $K=J_{\max}$ (количество уровней ДВП): $\mathbf{F}(t, 1..J_{\max}) = (\sigma_1^w(t), \dots, \sigma_{J_{\max}}^w(t))$.

Как в случае алгоритма контроля одномерных сигналов, локальные СКО характеризуют локальную мощность (дисперсию), но менее чувствительны к малым изменениям в сигнале, в отличие от мощности (дисперсии), что позволит снизить чувствительность к незначительным изменениям мощности в спектре сигнала.

Этап 2-й — для одинаковых уровней j разложений сигналов строятся совместные функции принадлежности к области нормального состояния для исходных «нормальных» исторических значений локальных СКО уровней разложения с использованием алгоритма «НО»:

$$\mathbf{F}_j(t, \dots) = (\sigma_j^w(t), \sigma_j^w(t)), \quad (3.29)$$

Выход «НО» $P_c^j(t)$ каждого j -го уровня разложения нормируется в соответствии с мощностным вкладом w_j данного уровня разложения в суммарную мощность отобранных для анализа уровней ДВП:

$$w_j = \frac{\sigma_j^{w^2}}{\sum_{j=1}^{J_{\max}} \sigma_j^{w^2}}, \quad (3.30)$$

Такая нормировка необходима для комбинирования выходов различных классификаторов и позволяет учитывать вклад каждого уровня в соответствии с мощностью.

Этап 3-й — на выходе алгоритма — значение функции принадлежности $P_c(t)$ «НО» к области аномального состояния. Состояние определяется как суммарный взвешенный вклад от каждого уровня разложения:

$$P_c^j(t) = \sum_{j=1}^{J_{\max}} w_j \cdot P_c^j(t), \quad (3.31)$$

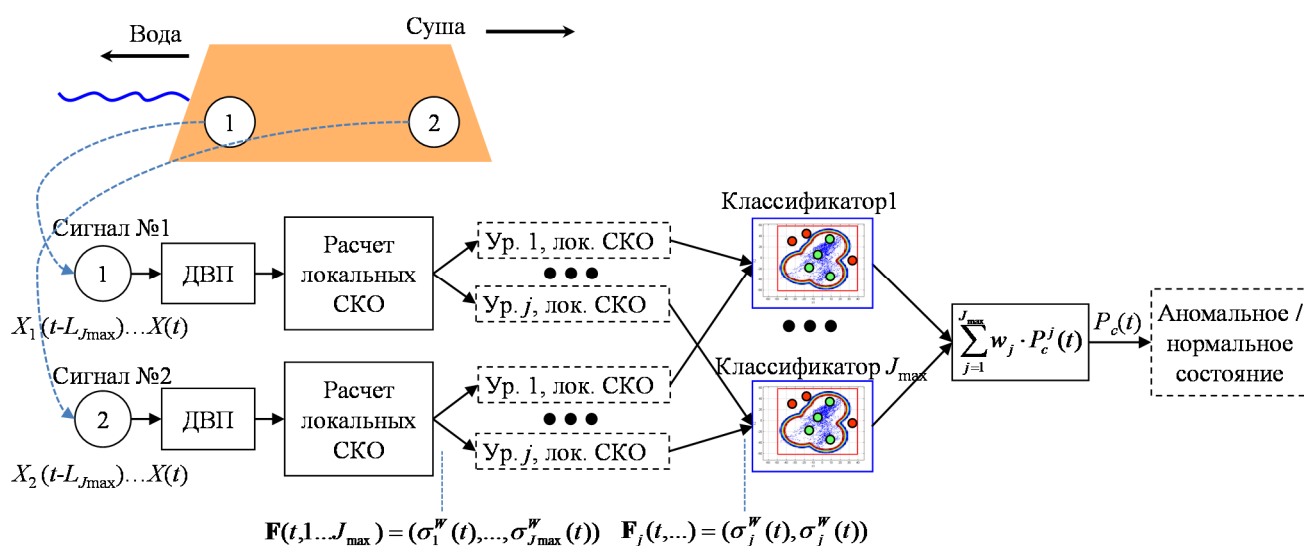


Рисунок 55 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами

Алгоритм позволяет обнаруживать отклонения в частотно-временных зависимостях между контролируемыми сигналами, в отличие от алгоритма на основе модели вход-выход отсутствует проблема устойчивости. Для данного алгоритма не имеет принципиального значения количество контролируемых сигналов, подающихся на вход, но на практике рекомендуется подавать два контролируемых сигнала, например, уровень воды и поровое давление, или два сигнала порового давления с датчиков, установленных в одной кросс-секции дамбы, но в разных позициях. С одной стороны этого будет достаточно для контроля физической зависимости, а с другой стороны повышается надежность алгоритма, так как используется меньше датчиков и снижается вероятность неработоспособности алгоритма при отсутствии сигнала одного из датчиков. Данный алгоритм контроля может быть применен в случаях, когда сигналы имеют сложные частотно-временные зависимости.

3.5.3 Апробация и сравнительный анализ алгоритмов для контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами

Как в случае алгоритмов контроля одномерных сигналов, апробация и сравнительный анализ алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами проводились на реальных данных системы контроля, в которых присутствовали примеры реального аномального состояния, а также на реальных данных, в которые добавлялись искусственные аномалии.

Между собой сравнивались три алгоритма:

- 1) Алгоритм контроля без выделения признаков: «НО» обучались и идентифицировали состояние «сырых» контролируемых сигналов, без предварительного выделения признаков.
- 2) Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами.
- 3) Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход между контролируруемыми сигналами.

Для апробации алгоритмов использовались только записи контролируемых сигналов датчиков бостонской дамбы, расположенные в одной кросс-секции на примерно одной глубине.

Условные вероятности ложноположительного срабатывания для алгоритмов, полученные по результатам моделирования, представлены в таблице 5. Наилучшие результаты показал алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами. Высокая условная вероятность ложноположительного срабатывания для алгоритма на основе модели вход выход объясняется наличием неточности в

самой оценённой модели, что может иногда приводить к высоким ошибкам, превышающим допуски «НО» при нормальном состоянии сигналов.

Таблица 5 — Условные вероятности ложноположительного срабатывания (условный риск изготовителя) для алгоритмов для контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами.

Алгоритм	Условная вероятность ложноположительного срабатывания
Без выделения признаков	$4.1 \cdot 10^{-2}$
На основе модели вход-выход	$0.21 \cdot 10^{-2}$
На основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами	$0.14 \cdot 10^{-2}$

На рисунке 56 представлены примеры зависимости условной вероятности ложноотрицательного срабатывания от изменяющихся параметров искусственных аномалий для трех алгоритмов контроля. На рисунке 57 представлен укрупнённый график условной вероятности ложноотрицательного срабатывания для аномалии «искажение спектра».

Как видно из графиков на рисунке 56, алгоритмы контроля на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами и модели вход-выход существенно превосходят алгоритм без выделения признаков из контролируемых сигналов. Связаны такие результаты с тем, что в случае отсутствия этапа выделения признаков из контролируемых сигналов методы идентификации состояния оценивают лишь нелинейные допуски для контролируемых сигналов. Как и в одномерном случае, обнаруживаются лишь аномалии, которые превышают эти допуски, т.е. аномалии, которые выделяются на фоне разброса сигнала, характеризуемого СКО.

Сравнивая результаты для алгоритмов контроля на основе модели вход-выход и алгоритма на основе ДВП многомерных сигналов (рисунок 56), можно отметить следующий результат: алгоритм контроля на основе ДВП позволяет обнаружить большинство аномалий с меньшей условной вероятностью

ложноотрицательного срабатывания. Связанно это с тем, что в некоторых случаях модель вход-выход, следуя за аномальным поведением сигналов, дает малую ошибку моделирования, которая не превышает допуски, оценённые методом «НО».

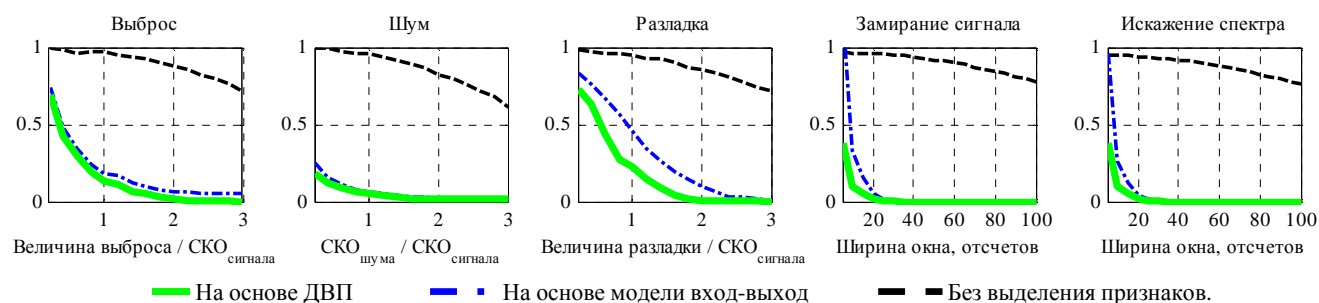


Рисунок 56 — Зависимость условной вероятности ложноотрицательного срабатывания (условный риск заказчика) для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами

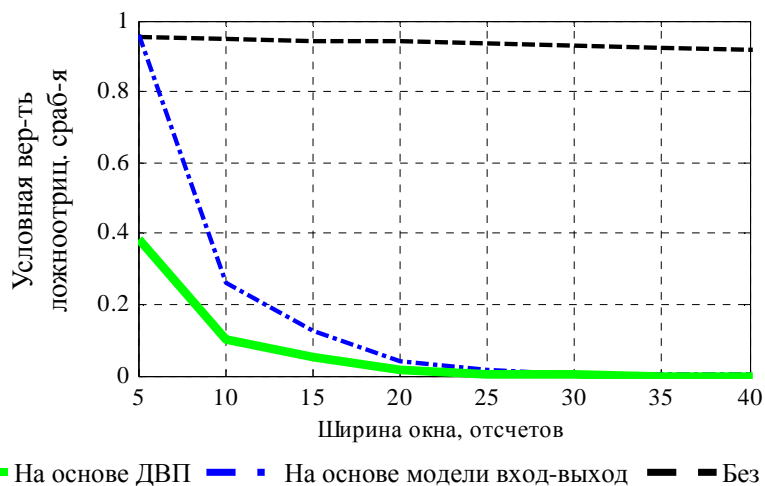


Рисунок 57 — Зависимость условной вероятности ложноотрицательного срабатывания (условный риск заказчика) алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами для аномалий вида «искажение спектра», укрупненные графики

Отдельно стоит отметить результаты для аномалии вида «искажение спектра» как наиболее сложной для обнаружения аномалии, которая может быть характерна для контролируемых сигналов датчиков порового давления. В таблице 6 представлены результаты по условной вероятности ложноотрицательного срабатывания для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемым сигналами.

Таблица 6 — Условная вероятность ложноотрицательного срабатывания искусственных аномалий вида «искажения» для алгоритмов контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируруемыми сигналами

Алгоритм	«Искажение спектра», зависимость от отношения величины окна искажения		
	5 отсчетов, 1 час 15 минут	15 отсчетов, 3 часа 45 минут	25 отсчетов, 6 часов 15 минут
Без выделения признаков	0,9512	0,9393	0,9350
На основе модели вход-выход	0,9451	0,1248	0,0130
На основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами	0,3819	0,0494	0,0048

Далее, как и в случае алгоритмов контроля одномерных сигналов, будет представлен пример обнаружения реальной аномалии бостонской дамбы, но уже с использованием контролируемых сигналов двух датчиков (сигнал №1 (-2,20 м) и сигнал №2 (-4,30 м), рисунок 58). Локальное сползание внешнего откоса дамбы в результате эрозии почвы произошло 12 января 2012 года. Аномалия проявилась в поведении сигнала датчика порового давления (рисунок 59, а; рисунок 59, б) как демпфирование колебаний порового давления. Этот датчик установлен на глубине -2,20 м от поверхности.

Обучение алгоритмов проводилось на первых 50% доступных исторических записях контролируемых сигналов.

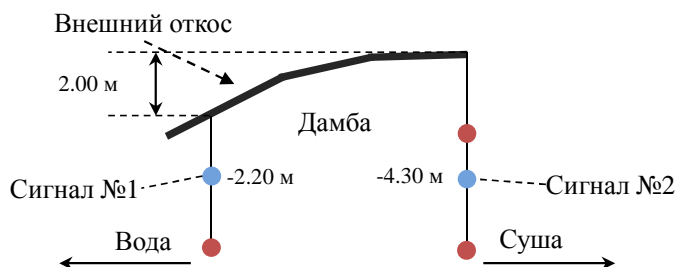


Рисунок 58 — Бостонская дамба, схема кросс-секции

В местах пропусков сигналы были восстановлены алгоритмом на основе модели авторегрессии (рисунок 59, а; рисунок 59, б; рисунок 59, в; рисунок 59, г).

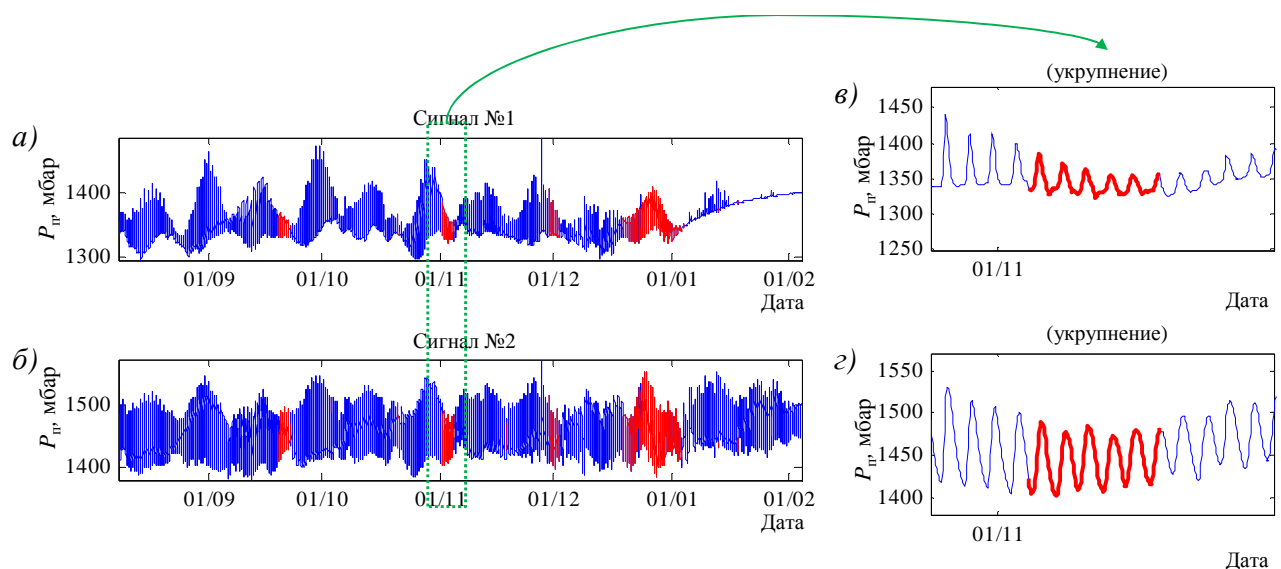


Рисунок 59 — Контролируемые сигналы №1 и №2 бостонской дамбы и примеры восстановления пропусков в исторических записях контролируемого сигнала порового давления, красный — восстановленные участки: *а* — сигнал №1; *б* — сигнал №2; *в* — укрупненный участок сигнала №1; *г* — укрупненный участок сигнала №2

Результат применения алгоритма без выделения признаков представлен на рисунке 60. Как видно из рисунка, алгоритм обнаруживает аномальное состояние с запаздыванием, значение функции принадлежности «НО» падает ниже 0,7. На рисунке 61 представлена визуализация «НО» для анализируемой пары контролируемых сигналов; на рисунке 61, *б* рамкой отмечены отсчеты сигналов, соответствующие обнаруженному аномальному состоянию. Стоит отметить, что если бы допуски для исследуемых контролируемых параметров были бы прямоугольными (оценённые классическим способом), то аномальное состояние не было бы обнаружено даже с запаздыванием или обнаружено, но с еще большим запаздыванием.

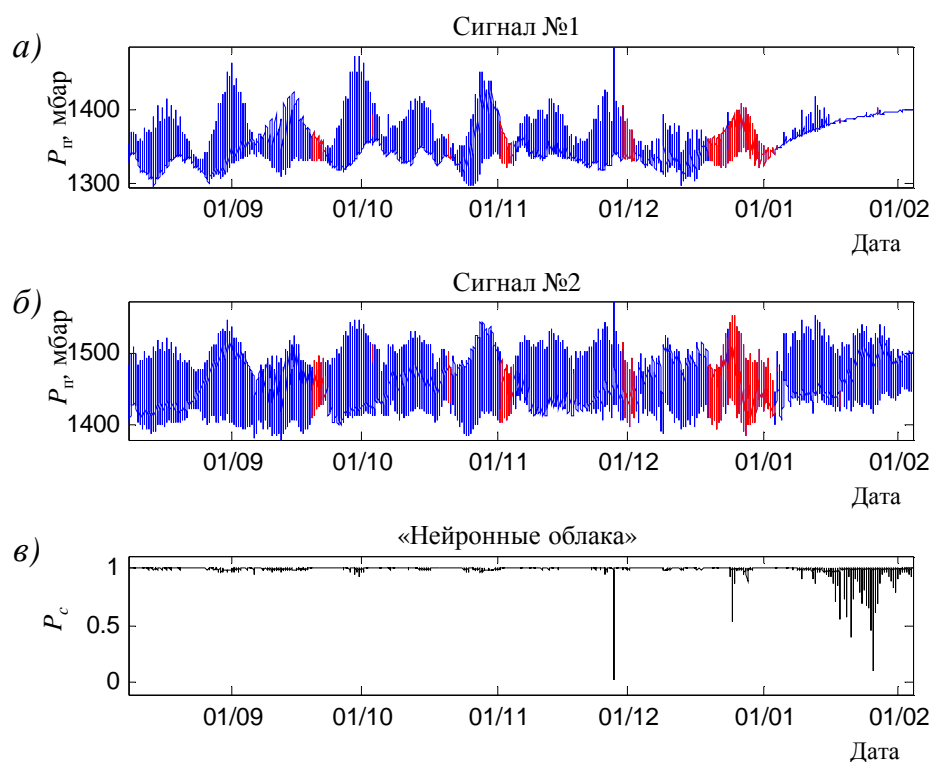


Рисунок 60 — Результат применения алгоритма контроля без выделения признаков из контролируемых сигналов: *а* — сигнал №1; *б* — сигнал №2; *в* — значение функции принадлежности «НО»

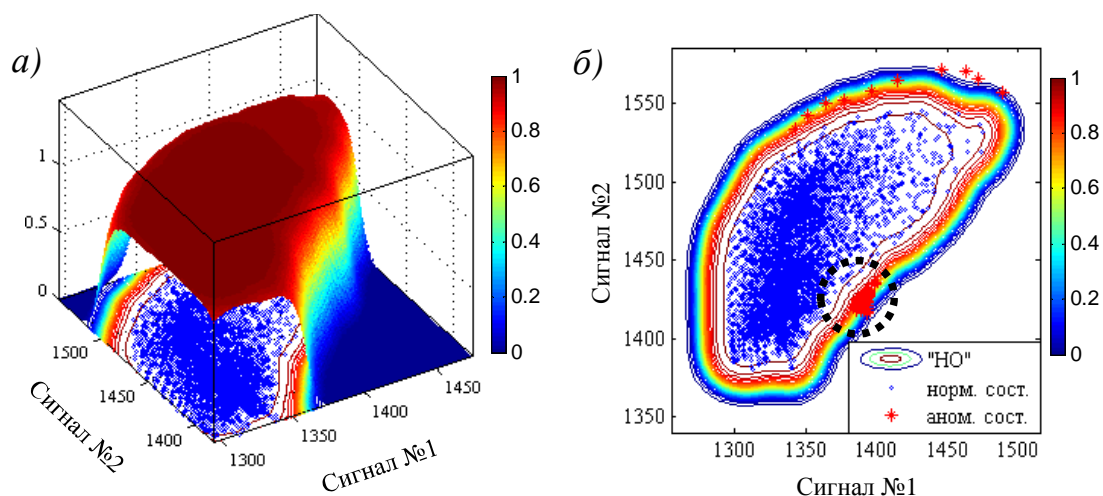


Рисунок 61 — Визуализация «нейронных облаков» для алгоритма контроля без выделения признаков: *а* — трехмерная визуализация; *б* — двумерная визуализация, рамкой отмечены отсчеты сигналов, соответствующие аномальному состоянию

Далее будет представлено применение алгоритма контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход между контролируемыми сигналами (рисунок 62). Входом модели был сигнал №1, а выходом сигнал №2. Модель вход-выход была оценена со следующими точностными характеристиками: $\sigma =$

9,91 мбар, $AIC = 1,18$, $R^2 = 0,87$. Возрастание ошибки модели (рисунок 62, б) и падение значения функции принадлежности «НО» ниже 0,8 происходит после 4 января (рисунок 62, в), что говорит о том, что процессы эрозии были обнаружены за 8 дней до сползания откоса дабы. На рисунках 62, в и г, представлены укрупнённые участки, соответствующие нормальному и аномальному состояниям соответственно. Как видно на рисунке 62, г, при аномальном состоянии ошибка модели увеличивалась при увеличении задержки между реальным сигналом выхода и моделируемым (рисунке 62, е).

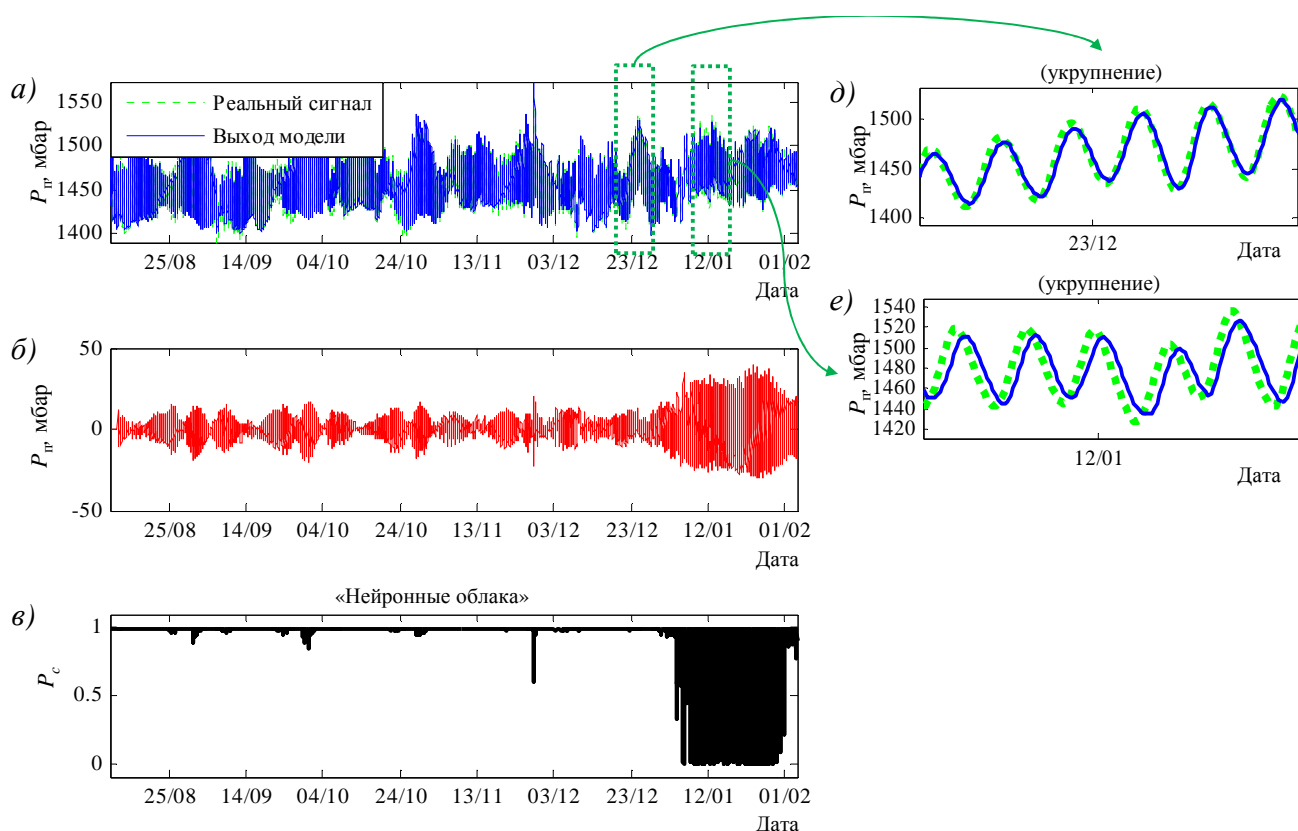


Рисунок 62 — Результат применения алгоритма контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход: а — сигнал № 1; б — сигнал № 2; в — значение функции принадлежности «НО»; г — участок с нормальным состоянием (укрупнение); д — участок с аномальным состоянием (укрупнение)

Следующим будет представлен алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами. К контролируемым сигналам было применено ДВП. Наиболее мощные уровни ДВП: 3-й, 4-й и 5-й уровни разложения, так как на них пришлось

16%, 64% и 15% мощности сигнала (пример для сигнала № 1, рисунок 63). Суммарная мощность трех уровней – 95%.

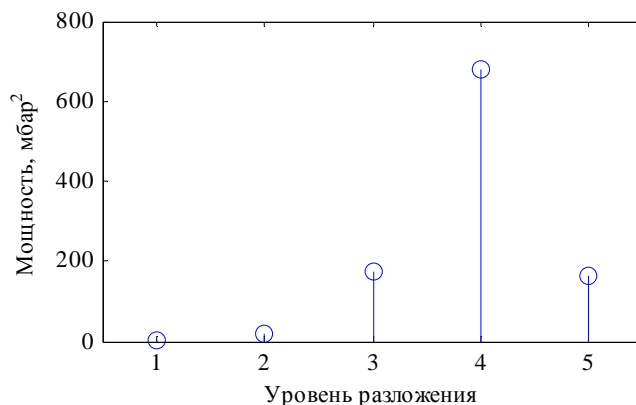


Рисунок 63 — Мощность уровней ДВП, сигнала №1

Для каждого уровня разложения были рассчитаны локальные среднеквадратичные отклонения (СКО). Далее попарно для каждого уровня разложения были построены функции принадлежности алгоритмом «нейронные облака» (рисунок 64, *г*, рисунок 66, *г*). В итоге получилось пять двумерных «нейронных облака» (по двум сигналам) для всех уровней разложения.

Рассмотрим классификацию наиболее мощного 4-го уровня разложения. Для сигнала №1 видно демпфирование колебаний порового давления после 1 января, и как следствие, падение СКО после 1 января, вызванное изменением свойств дамбы, в результате эрозии (рисунок 64, *а*). Значение функции принадлежности на участке после 2 января падает к 0, что соответствует выходу, что соответствует аномальному состоянию (рисунок 64, *в*). Таким образом, эрозия почвы была обнаружена на 10 дней раньше сползания откоса дамбы. Также присутствует локальный участок 7 декабря, в котором значение функции принадлежности падает до 0.1, данный участок соответствует ложному срабатыванию, которое, возможно, вызвано отсутствием подобного поведения в обучающем множестве (рисунок 64, *в*). Подобное поведение характерно для 3-го и 5-го (рисунок 66) уровней разложения. «Нейронные облака» обученные попарно для локальных СКО уровней №4 и №5 ДВП контролируемых сигналов представлены на рисунках 66 и 67 соответственно. На двумерной визуализации

«НО» отмечены отсчеты локальных СКО, помеченные как аномальные (рисунок 66, *з* и рисунок 67, *з*).

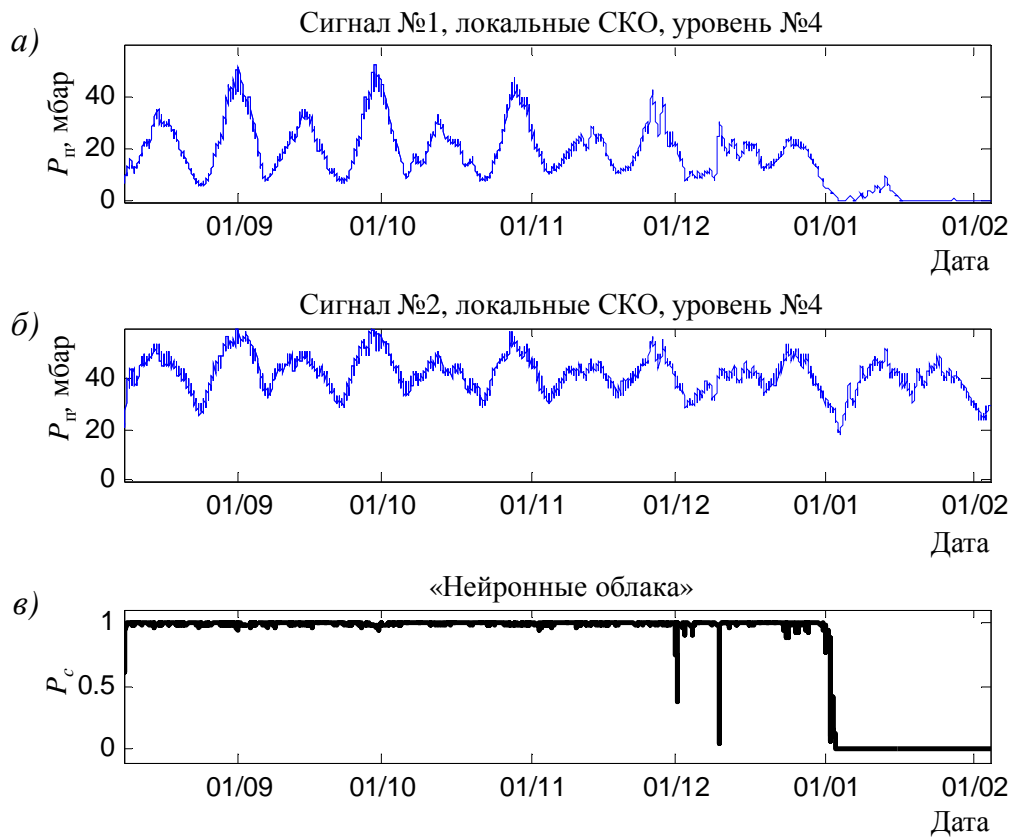


Рисунок 64 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируруемыми сигналами, уровень ДВП №4: *а* — локальные СКО сигнал №1; *б* — локальные СКО сигнал №2; *в* — значение функции принадлежности «НО»

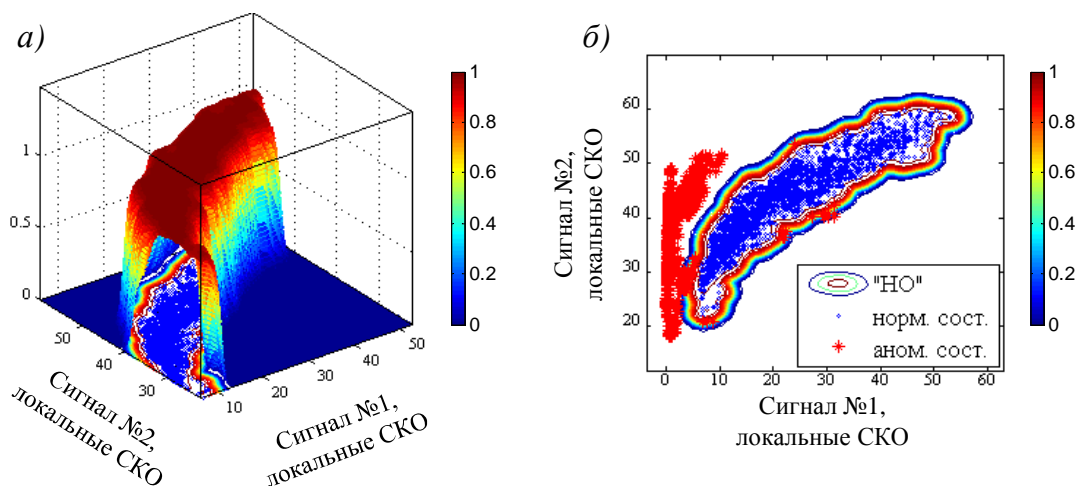


Рисунок 65 — «Нейронные облака» уровня разложения №4: *а* — трёхмерная визуализация функции принадлежности «НО»; *б* — двумерная визуализация функции принадлежности «НО»

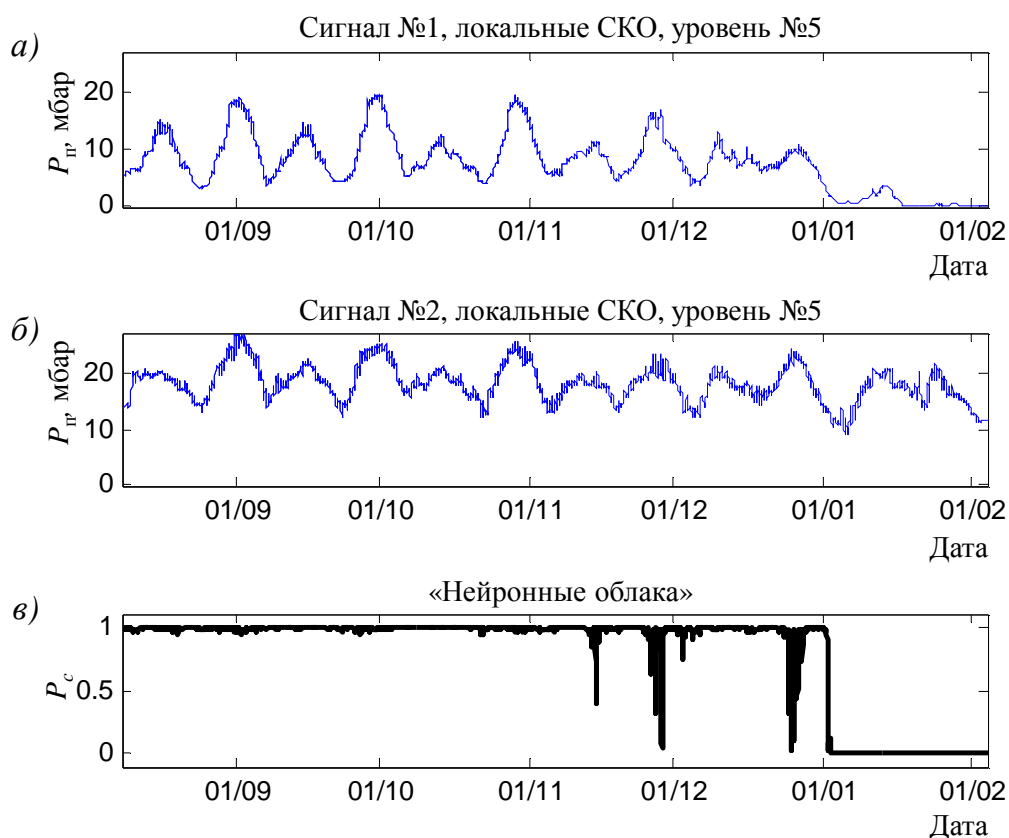


Рисунок 66 — Алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа частотно-временных зависимостей между контролируемыми сигналами, уровень ДВП №5: *а* — локальные СКО сигнал №1; *б* — локальные СКО сигнал №2; *в* — значение функции принадлежности «НО»

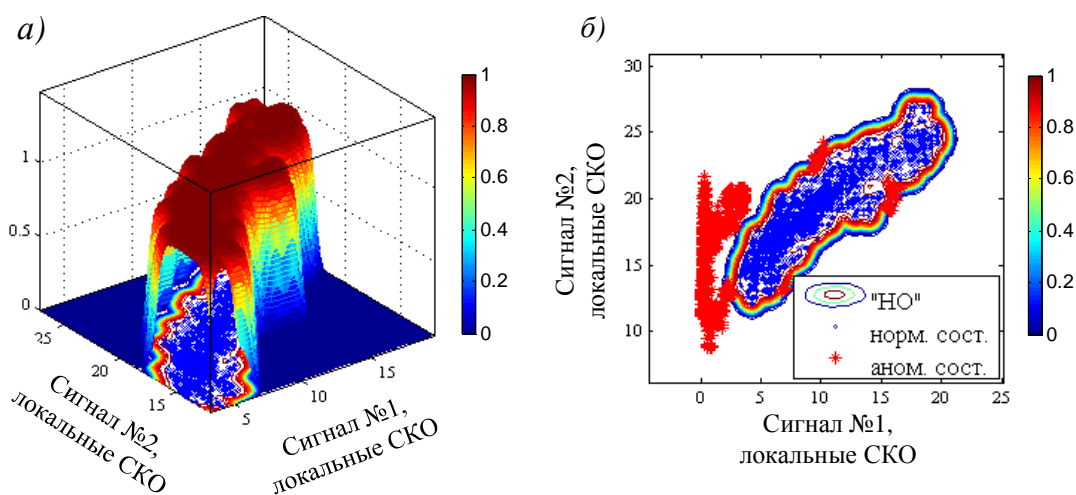


Рисунок 67 — «Нейронные облака» уровня разложения №5: *а* – трёхмерная визуализация функции принадлежности «НО»; *б*– двумерная визуализация функции принадлежности «НО»

Суммарный взвешенный вклад всех уровней разложения тоже стремится к 0 после 2 января (рисунок 68). 7 декабря присутствует локальный участок ложного

срабатывания, в котором значение функции принадлежности падает к 0.15, что вызвано отсутствием такого поведения в обучающем множестве.

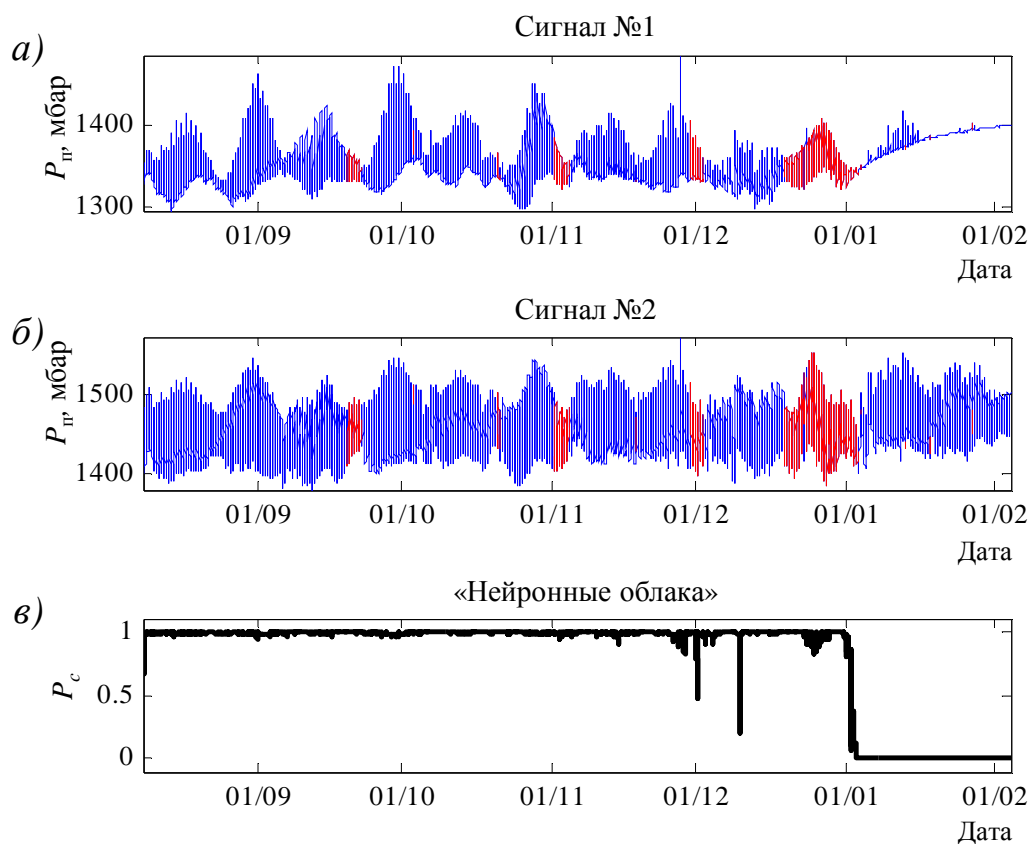


Рисунок 68 — Результирующее значение функции принадлежности: *а* — сигнал №1, красный – восстановленные участки; *б* — сигнал №2, красный – восстановленные участки; *в* — результирующее значение функции принадлежности «НО»

Как показал анализ, на искусственно сгенерированных аномалиях алгоритмы контроля на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами на основе модели вход-выход и ДВП показывают примерно одинаковую точность, но преимущество алгоритма на основе ДВП заключается в том, что отсутствует проблема устойчивости, характерная для модели вход-выход. Так же видно, что многомерный алгоритм на основе ДВП показал результаты на примере бостонской дамбы (рисунок 68) лучше, чем одномерный алгоритм на основе ДВП (рисунок 52).

3.6 Выводы по третьей главе

В главе были представлены алгоритмы контроля состояния дамб на основе интеллектуального анализа одномерных контролируемых сигналов и алгоритмы для контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами. Проведен сравнительный анализ алгоритмов на реальных данных с имеющимися реальными примерами аномального состояния. Проведен сравнительный анализ алгоритмов на реальных данных искусственно сгенерированными «типовыми» примерами аномального поведения сигналов, наиболее часто встречающимися в технических системах. Представлены методы и алгоритмы предварительной обработки исторических записей контролируемых параметров.

Сформулированы следующие выводы:

- Разработан алгоритм на основе модели авторегрессии для восстановления пропусков в исторических записях контролируемых параметров с сохранением частотно-временных свойств восстановленных участков сигналов. Было показано, что по качеству восстановления (R^2 не меньше 0,8 для пропусков до 1 недели) этот алгоритм превосходит линейную интерполяцию и алгоритм восстановления на основе преобразования Фурье и не уступает алгоритму на основе метода «Гусеница-SSA» при существенно меньших вычислительных затратах.
- В рамках предложенного метода контроля разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов. В этом алгоритме для выделения признаков из контролируемых сигналов используется частотно-временное преобразование. Алгоритм позволяет обнаружить аномальное поведение контролируемых сигналов, проявляющееся в их частотно-временных свойствах. Было показано, что на реальных и искусственно сгенерированных аномальных состояниях контролируемых сигналов

алгоритм на основе комбинации дискретного вейвлет-преобразования и классификатора «нейронные облака» демонстрирует наилучшие по критериям условных вероятностей ложноположительного и ложноотрицательного срабатывания результаты контроля состояния по сравнению с другими исследованными методами частотно-временного анализа и идентификации состояния. Проведено сравнение следующих методов частотно-временного анализа: дискретное вейвлет-преобразование, оконное преобразование Фурье; и классификаторов: «нейронные облака», нормальное распределение, смесь нормальных распределений, одноклассовый метод опорных векторов. Разработанный алгоритм контроля может применяться для контролируемых сигналов датчиков порового давления, уровня воды, акселерометров и инклинометров.

- Как показал анализ, на искусственно сгенерированных аномалиях алгоритм контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования демонстрирует лучшие результаты, чем алгоритм на основе оконного преобразования Фурье. Причина заключается в том, что вейвлет-базис имеет лучшую локализацию аномалий во времени, чем базис оконного преобразования Фурье, а также дает на вход классификатора меньшее количество признаков (уровней дискретного-вейвлет преобразования), что позволяет оценивать «нейронным облакам» меньшее число параметров и повышает робастность классификатора.
- В рамках предложенного метода контроля состояния дамб на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами разработаны алгоритмы контроля, позволяющие обнаруживать аномалии в физических процессах, происходящих в дамбе. Получены следующие результаты:
 - Разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход между сигналами (порового давления или уровня воды и порового давления), позволяющий обнаружить аномальное состояние

путем анализа изменений в линейной зависимости между контролируемыми параметрами.

- Разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования многомерных сигналов (порового давления), позволяющий обнаружить аномальное состояние путем анализа частотно-временных зависимостей между сигналами. Для этого алгоритма отсутствует проблема устойчивости, характерная для алгоритма на основе модели вход-выход.
- Апробация и сравнение всех алгоритмов проводились на реальных данных системы контроля состояния дамб, зеландской, бостоносской и штатмреской дамбах, где была продемонстрирована возможность обнаружения реальных примеров аномальных состояний во всех экспериментах. Для искусственно сгенерированных примеров аномального состояния контролируемых сигналов представлены зависимости условных вероятностей ложноотрицательного срабатывания от параметров искусственных аномалий.

ГЛАВА 4. АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ ЭКСПЕРИМЕНТА ПО РАЗРУШЕНИЮ ДАМБЫ IJkDijk

4.1 Описание эксперимента IJkDijk

Серия полноразмерных экспериментов IJkDijk была проведена в 2012 году в Нидерландах. Для эксперимента были сооружены три экспериментальных дамбы: «Восточная дамба», «Западная дамба» (рисунок 69) и «Южная дамба» (рисунок 70). Целью экспериментов была апробация возможностей обнаружения аномального состояния дамбы и прогнозирования их разрушения с использованием контрольной информации с различных типов тестируемых датчиков.

В этой главе представлены результаты анализа данных двух дамб, сооруженных в рамках эксперимента IJkDijk: «Восточная дамба» и «Южная дамба». Эксперимент «Южная дамба» был организован с целью моделирования устойчивости дамбы к влиянию деформации ее структуры. Эксперимент «Восточная дамба» был организован с целью моделирования процессов внутренней и внешней эрозии дамбы.

Для обнаружения аномального состояния «Восточной дамбы» был применен алгоритм контроля состояния на основе модели вход-выход для моделирования зависимости между контролируемыми сигналами уровня воды и порового давления [107]. Для обнаружения аномального состояния «Южной дамбы» был применен алгоритм контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов датчиков инклинометров.



Рисунок 69 — «Восточная дамба» (слева) и «Западная дамба» (справа) после окончания экспериментов



Рисунок 70 — «Южная дамба» во время эксперимента

4.2 Эксперимент «Восточная дамба»

4.2.1 Описание эксперимента «Восточная дамба»

Эксперимент «Восточная дамба» был разработан для исследования механизмов разрушения дамбы, вызванных эрозией. Дамба состояла из слоев песка и глины (рисунок 71). В песчаный слой дамбы вдоль внешнего откоса в два ряда были установлены датчики порового давления AS 218–AS 222 и AS 213–AS 217. Так же был установлен датчик уровня воды в бассейне. В течение

эксперимента постепенно повышался уровень воды в бассейне для моделирования механизмов разрушения, вызванных процессами эрозии.

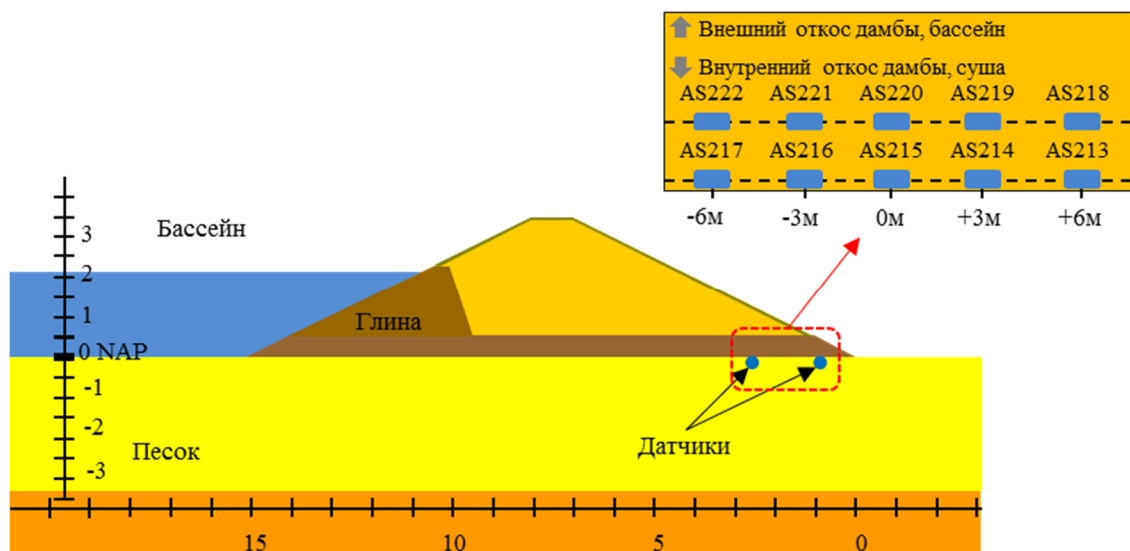


Рисунок 71 – Схема «Восточной дамбы»

В ходе эксперимента уровень воды в бассейне увеличивался ступенчато (рисунок 72, а), что приводило к ступенчатому нарастанию порового давления, контролируемого датчиками порового давления (рисунок 72, б).

Эксперимент состоял из трех этапов. Первый этап – повышение уровня воды в бассейне для моделирования процесса вымывания грунта. Если процесс вымывания грунта не начинался, то начиналась вторая стадия повышения уровня воды с целью создания процесса переливания воды через внутренний слой глины. Третий этап увеличения уровня воды представлял собой увеличение уровня воды с целью переливания воды через гребень дамбы.

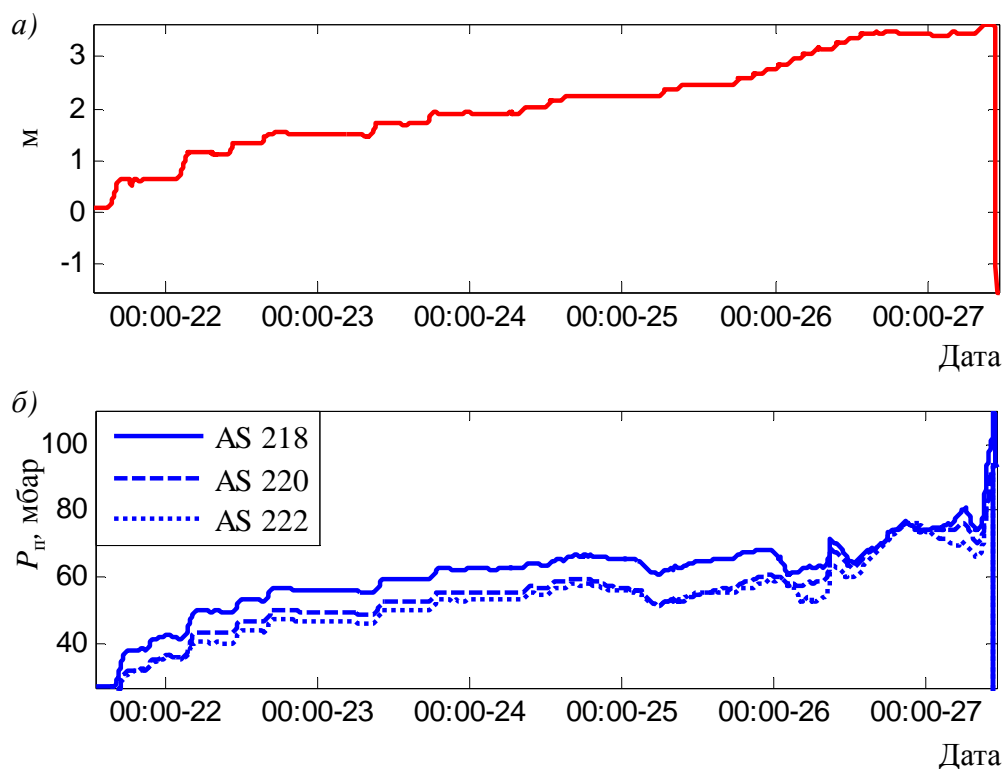


Рисунок 72 – Сигналы датчиков: *а* — датчик уровня воды в бассейне; *б* — датчики порового давления AS 218, AS 220, AS 222; формат даты: ЧЧ:ММ-ДД

Эксперимент начался 21.08.2012 в 15:20. Первые просачивания воды были обнаружены 26.08.2012 в 15:17 (рисунок 73, *а*, голубые флаги – протечки без песка, красные – с песком), в этот момент уровень воды достигал 3-х метров. Трещины вдоль гребня дамбы, вызванные эрозией, появились 27.08.2012 в 10:10 (рисунок 73, *б*), в этот момент уровень воды в бассейне был равен 3,2 метра.



Рисунок 73 — Процесс разрушения «Восточной дамбы»: *а* — первые просачивания воды через дамбу: 26.08.2012 в 15:17; *б* — трещины в дамбе 27.08.2012 в 10:10

Прорыв дамбы произошел возле датчиков AS 218 и AS 2013. Разрушение дамбы произошло в результате механизма разрушения – внутреннее переливание (переливание внутреннего глиняного слоя).



Рисунок 74 — Прорыв «Восточной дамбы» 27.08.2012 в 11:30

4.2.2 Анализ результатов моделирования алгоритмов на экспериментальных данных «Восточной дамбы»

Для «Восточной дамбы» был применен алгоритм контроля состояния на основе модели вход-выход, так как сигналы характеризовались квазистационарным поведением без колебаний, соответствующих приливам, отливам и другим воздействиям. Модель вход-выход оценивалась между контролируемым сигналом уровня воды (вход) и контролируемым сигналом порового давления (выход). Далее будут представлены результаты для контролируемых сигналов трех пар датчиков:

- 1) Вход: уровень воды, выход: поровое давление датчика AS 218 (рисунок 75)
- 2) Вход: уровень воды, выход: поровое давление датчика AS 220 (рисунок 76)
- 3) Вход: уровень воды, выход: поровое давление датчика AS 222 (рисунок 77)

В соответствии с алгоритмом поровое давление было смоделировано с помощью модели вход-выход. Для обучения модели были выбраны первые 25% доступных значений сигналов для того, чтобы не включать последующее развивающееся аномальное состояние в обучающее множество. Идентификация модели была проведена посредством перебора: для порядков n_a , и n_b от 1 до 50,

для порядка n_k от 0 до 50, и расчета информационного критерия Акайке; оптимальной моделью оказалась модель с порядками $n_a=0$, $n_b=1$, $n_k=5$. Малые порядки модели могут быть объяснены квазистационарным поведением контролируемых сигналов, без колебаний, соответствующих, например, приливам и отливам воды. Параметр задержки n_k равный 5 отсчетам (10 минут) означает, что изменение уровня воды влияет на изменение порового давления в датчиках с задержкой в 10 минут. Значения СКО и модели, критерия Акайке и R^2 соответственно равны: $\sigma = 1,37$ мбар, $AIC = 0,63$, $R^2 = 0,98$. Высокие значения показателей точности говорят о том, что линейная модель адекватно описывает зависимости.

Для всех пар контролируемых сигналов разница между реальным и смоделированным значением (ошибка модели) контролируемого сигнала порового давления увеличивается с развитием аномального состояния (эрозия почвы (рисунки 75-77). Для обучения «НО» использовались первые 25% вектора ошибки модели для оценки функции принадлежности к нормальному поведению ошибки модели. Значение функции принадлежности «НО» приближается к 0 с развитием аномалии. Допуск для значения функции принадлежности «НО», ниже которого предполагается аномальное состояние сигнала и дамбы, принят 0,8.

Увеличение ошибки модели (рисунок 75, б; рисунок 76, б; рисунок 75, в) и падение значения функции принадлежности к 0 соответствует аномальному состоянию дамбы. Для датчиков AS 218 и AS 222 после 25.08.2012 2:00 значение функции принадлежности уменьшается до 0,8 и далее до 0 (рисунок 75, в; рисунок 76, в), для датчика AS 220 после 24.08.2012 23:00 (рисунок 77, в).

Поскольку прорыв дамбы произошел 27.08.2012 в 11:30, а алгоритм позволил обнаружить критическое состояние 25.08.2012 в 2:00. Это говорит о том, что аномальное состояние, вызванное внутренней эрозией, было спрогнозировано за ~55 ч до начала прорыва, в то время как визуально вымывание грунта было

обнаружено 26.08.2012 в 15:17, что соответствует ~37 ч до начала разрушения дамбы.

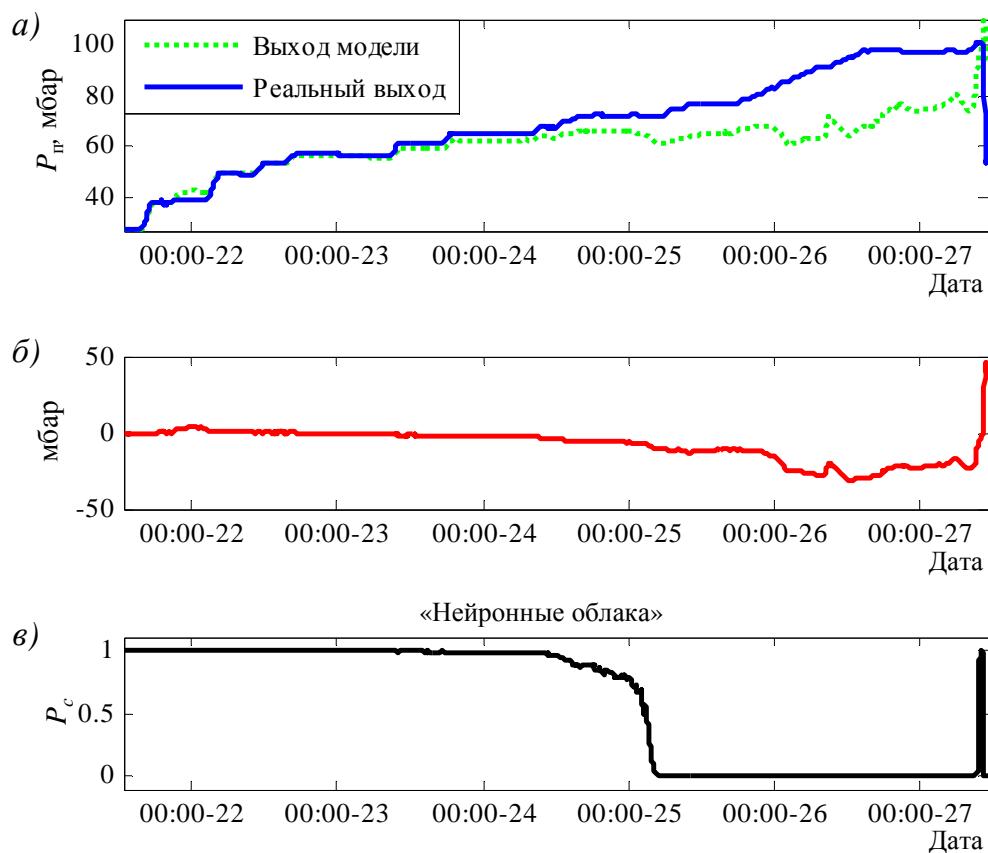


Рисунок 75 — Результат обнаружения аномального состояния дамбы с использованием алгоритма контроля состояния на основе модели вход-выход, датчик AS 218: *a* — сравнение реальных измерений и смоделированных; *б* — ошибка моделирования; *в* — значения функции принадлежности «НО»; формат даты: «ЧЧ:ММ-ДД»

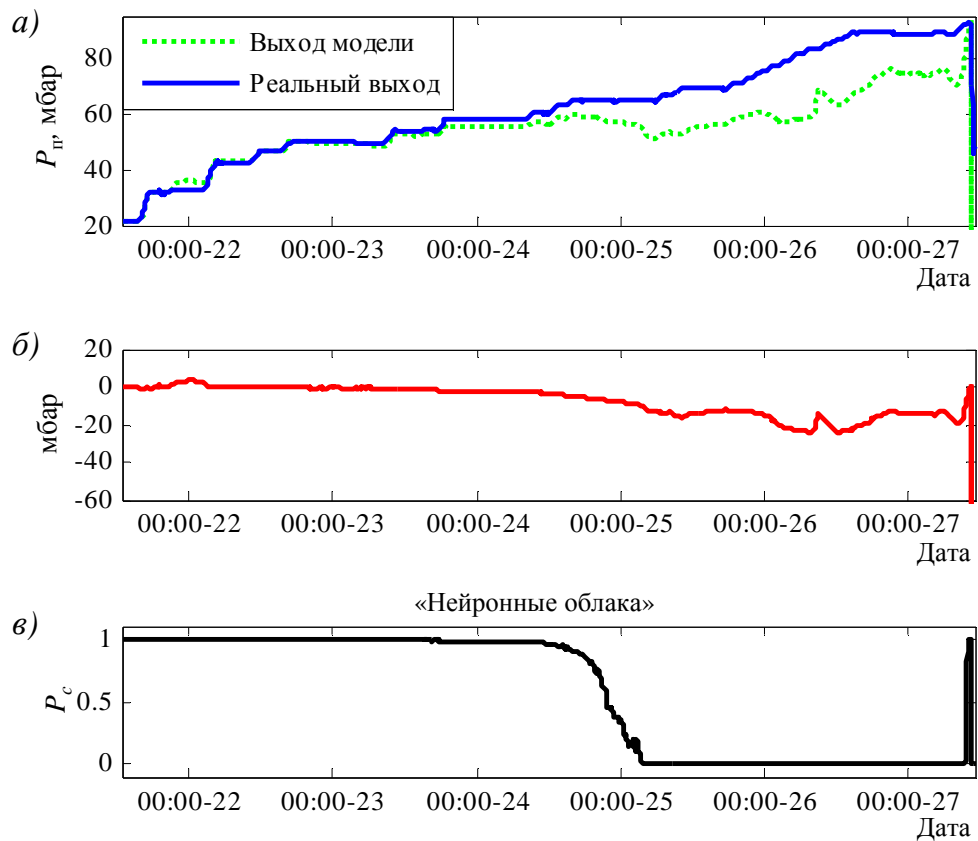


Рисунок 76 — Результат обнаружения аномального состояния дамбы с использованием алгоритма контроля состояния на основе модели вход-выход, датчик AS 220: *а* — сравнение реальных измерений и смоделированных; *б* — ошибка моделирования; *в* — значения функции принадлежности «НО»; формат даты: «ЧЧ:ММ-ДД»

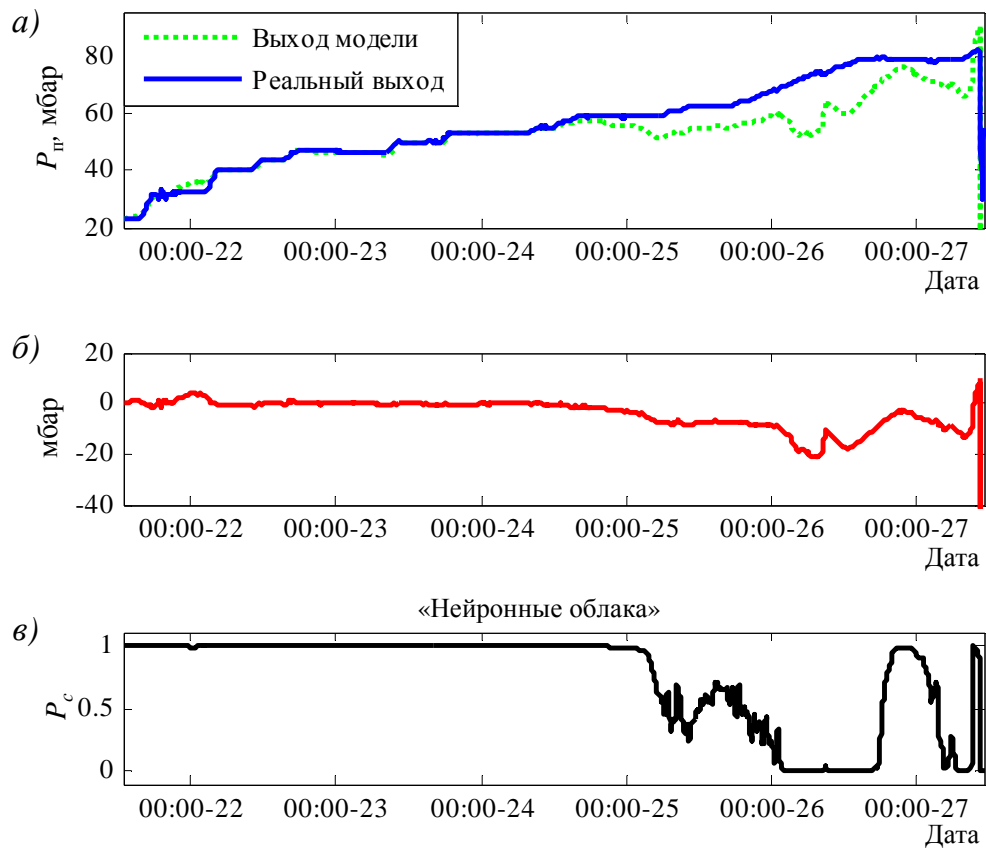


Рисунок 77 — Результат обнаружения аномального состояния дамбы с использованием алгоритма контроля состояния на основе модели вход-выход, датчик AS 222: *а* — сравнение реальных измерений и смоделированных; *б* — ошибка моделирования; *в* — значения функции принадлежности «НО»; формат даты: «ЧЧ:ММ-ДД»

4.3 Эксперимент «Южная дамба»

4.3.1 Описание эксперимента «Южная дамба»

Эксперимент «Южная дамба» был разработан для анализа структурной устойчивости дамбы к различным видам внешних воздействий (рисунок 78). В две кросс-секции дамбы в различные слои почвы была установлена сеть датчиков инклинометров (пример одной кросс-секции: датчики GA-AG-1–GA-AG-4).

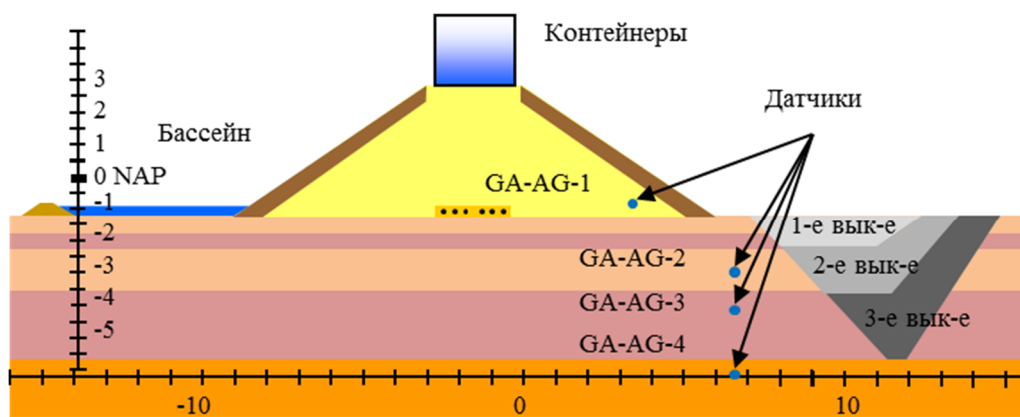


Рисунок 78 – Схема «Южной дамбы»

Для моделирования механизмов разрушения дамбы применялось четыре вида воздействий: углубление траншеи возле дамбы перед северным склоном дамбы; закачивание воды в тело дамбы через дренажные трубы, что снижает ее устойчивость; заполнение контейнеров на гребне дамбы водой, что увеличивает внешнюю нагрузку; и заполнение бассейна с южной стороны дамбы водой, что также увеличивает нагрузку на дамбу (рисунок 78). Хронология эксперимента представлена в таблице 7. Выкапывание траншеи было выполнено в два этапа вместо трех запланированных.

Таблица 7 – Хронология эксперимента «Южная дамба»

№ события	Время	Описание
1	3.09.2012 с 12:33 до 16:30	Заполнение бассейна водой
2	4.09.2012 с 11:23 до 16:30	Выкапывание траншеи на 1 м
3	5.09.2012 с 10:03 до 11:30	Выкапывание траншеи на 1 м
4	5.09.2012 с 15:00 до 16:45	Выкапывание траншеи на 1 м
5	6.09.2012 с 7:20 до 15:45	Заполнение тела дамбы водой
6	6.09.2012 с 17:00 до 7.09.2012, 8:00	Заполнение контейнеров на гребне дамбы водой
7	7.09.2012 8:00	Заполнение траншеи водой
8	8.09.2012 14:30	Разрушение дамбы (рисунок 81).



а)

б)

Рисунок 79 – «Южная дамба»: а — бассейн напротив южного склона дамбы; б — выкапывание траншеи напротив северного склона дамбы

Каждый вид воздействия на дамбу вызывал деформацию структуры дамбы, распознаваемое в сигналах инклинометров как резкое изменение угла отклонения: выкапывание траншеи (рисунок 80, рамки №1 и №2), закачивание в тело дамбы воды (рисунок 80, рамка №3) и заполнение контейнеров на гребне дамбы водой, активация дренажной системы (рисунок 80, рамка №4), заполнение траншеи водой (рисунок 80, рамка №5).

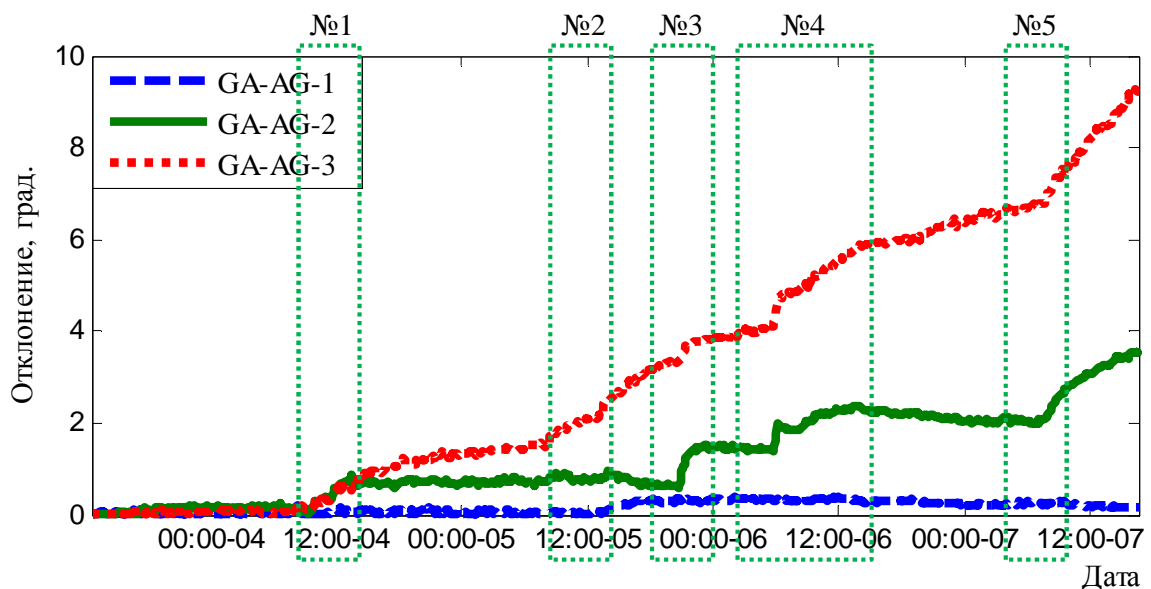


Рисунок 80 – Сигналы датчиков инклинометров одной кросс-секции дамбы: GA-AG-1, GA-AG-2, GA-AG-3; формат даты: «ЧЧ:ММ-ДД»



Рисунок 81 — Разрушение дамбы 8.09.2012 в 14:30

4.3.2 Анализ результатов моделирования алгоритма на экспериментальных данных «Южной дамбы»

Для контроля состояния «Южной дамбы» был применен алгоритм контроля состояния дамб на основе ДВП одномерных контролируемых сигналов. Деформация структуры дамбы влияет на контролируемые сигналы инклинометров в виде резких скачков в сигналах («разладки»). Для вейвлет-преобразования был выбран вейвлет Добеши 4 (два нулевых момента), число уровней разложения было выбрано 4. «НО» обучались на первых 128 отсчетах сигналов (4 часа 30 минут).

Контролируемые сигналы, уровни разложения ДВП и значения функции принадлежности P_c к области аномального состояния для всех датчиков представлены на рисунках: рисунок 82 — GA-AG-3, рисунок 83 — GA-AG-2, рисунок 84 — GA-AG-1. Порог для значения функции принадлежности нейронных облаков, ниже которого предполагалось аномальное состояние сигнала и дамбы, принят 0.8.

Деформации структуры дамбы и, как следствие, аномальное поведение контролируемых сигналов, вызванное выкапыванием траншеи 4.09.2012 с 11:23 до 16:30 и 5.09.2012 (с 10:00 до 11:30 и с 15:00 до 16:45) были обнаружены в поведении сигнала датчика GA-AG-3 (рисунок 82, рамка №1 и рамка №2), и датчика GA-AG-2 (рисунок 83, рамка №1). Аномалии проявились как скачки

локальных СКО уровней ДВП, и были идентифицированы «НО». Для датчика GA-AG-2, аномалия 5.09.2012 была обнаружена как небольшое отклонение значения функции принадлежности от 1 к 0.8.

Активация дренажной системы и заполнение тела дамбы водой было обнаружено 6.09.2012 с 7:20 до 15:45 в контролируемом сигнале датчика GA-AG-3 (рисунок 82, рамка №3) и GA-AG-2 (рисунок 83, рамка №3). Следующая активация дренажной системы была обнаружена 7.09.2012 с 8:20 до 15:45 в контролируемом сигнале датчика GA-AG-3 (рисунок 82, рамка №4) и GA-AG-2 (рисунок 83, рамка №4). Аномалии проявились как скачки локальных СКО уровней ДВП, и были идентифицированы методом «НО».

Из проведённого анализа можно отметить, что чувствительность к обнаружению аномального состояния падает от датчика GA-AG-3 и GA-AG-2 к датчику GA-AG-1. Возможно, это связано с тем, что датчики установлены на разной глубине в дамбе. Наибольшая чувствительность к аномалиям у контролируемого сигнала датчика GA-AG-3, установленного на наибольшей глубине и рядом с траншей, чем у датчиков GA-AG-2 и GA-AG-1. В сигналах датчика GA-AG-1 аномалии обнаружены не были (рисунок 84).

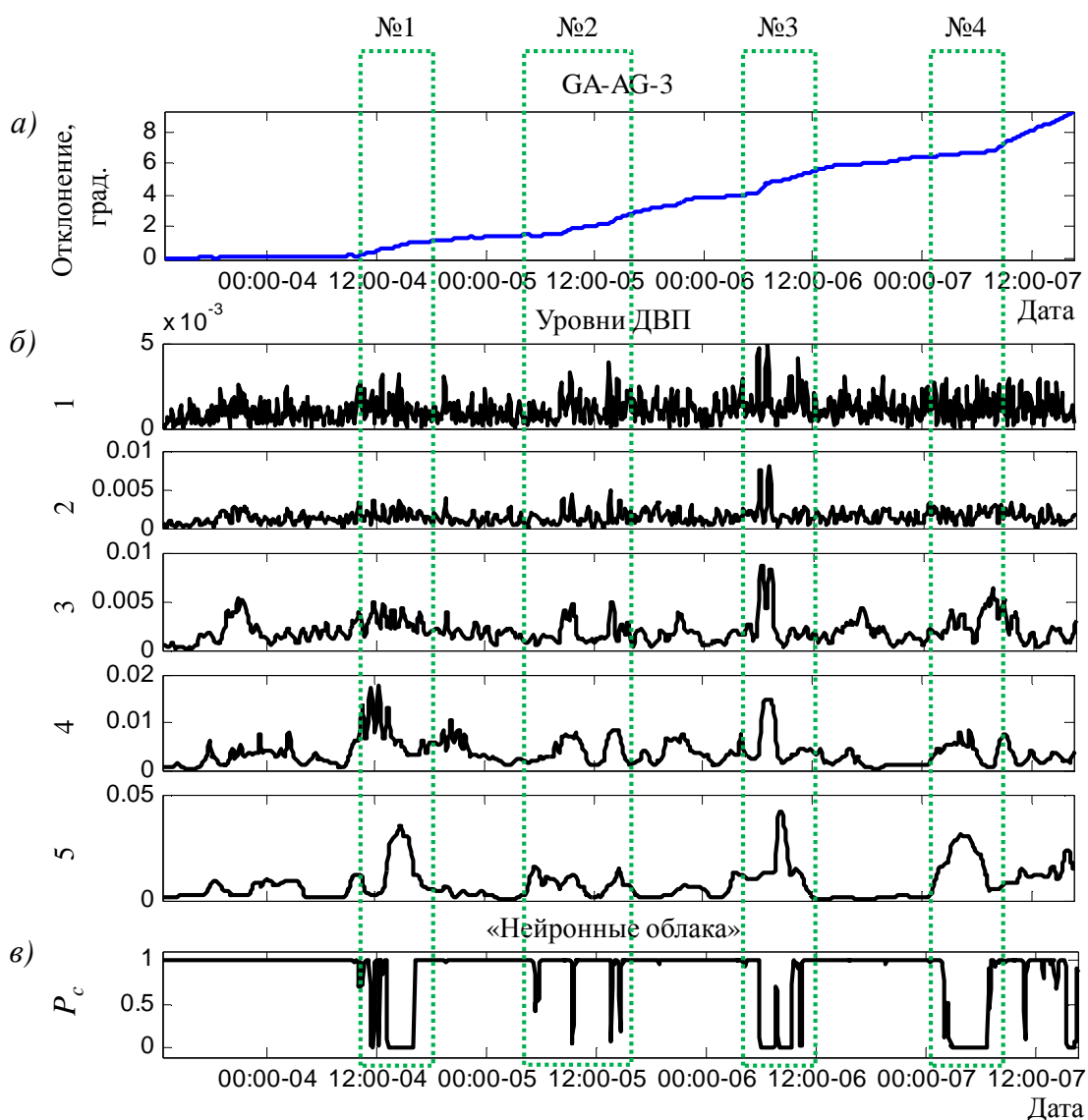


Рисунок 82 — Инклинометр GB-AG-3: *а* — сигнал датчика; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»; формат даты «ЧЧ:ММ-ДД»

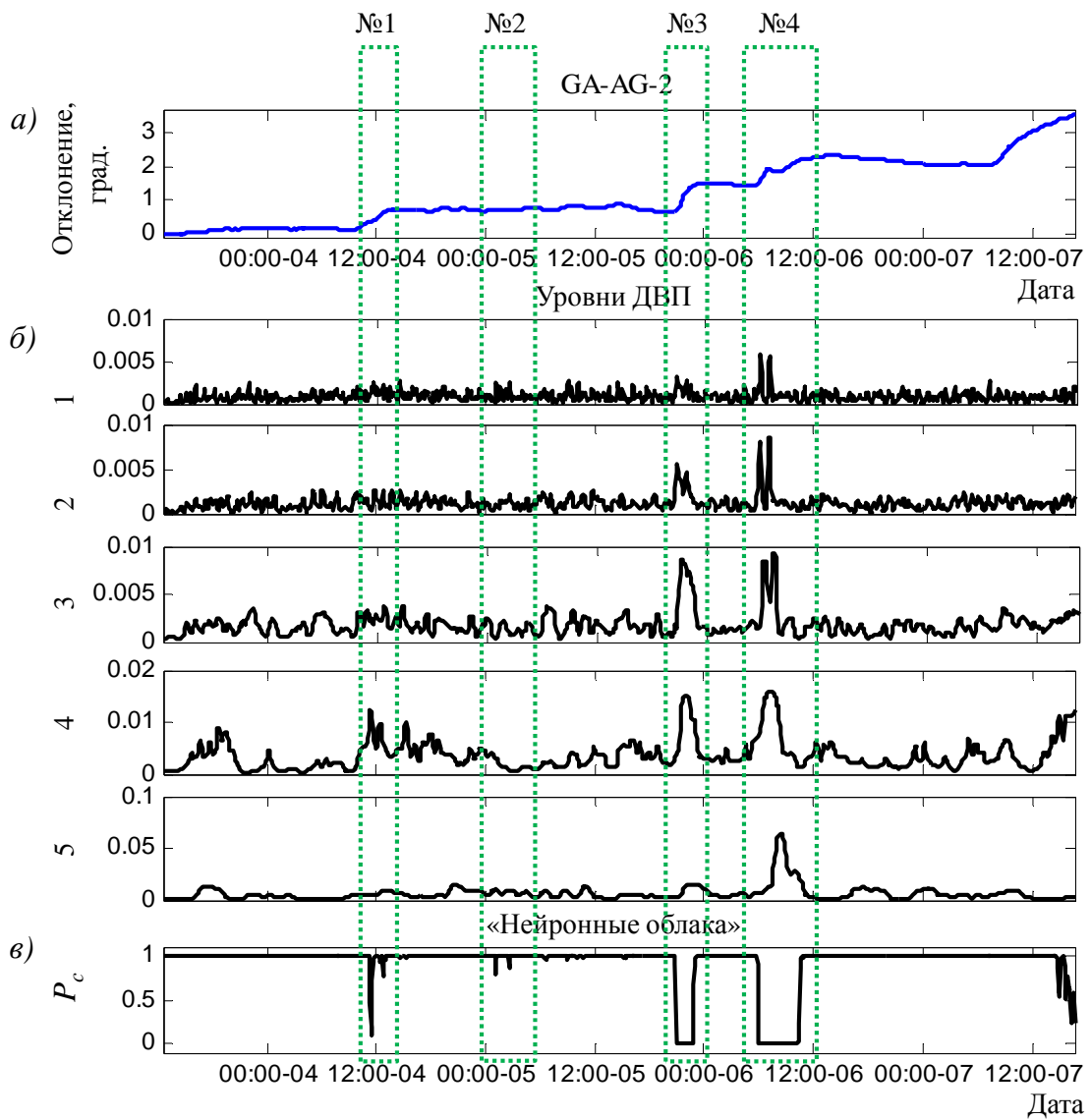


Рисунок 83 — Инклинометр GB-AG-2: *а* — сигнал датчика; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»; формат даты «ЧЧ:ММ-ДД»

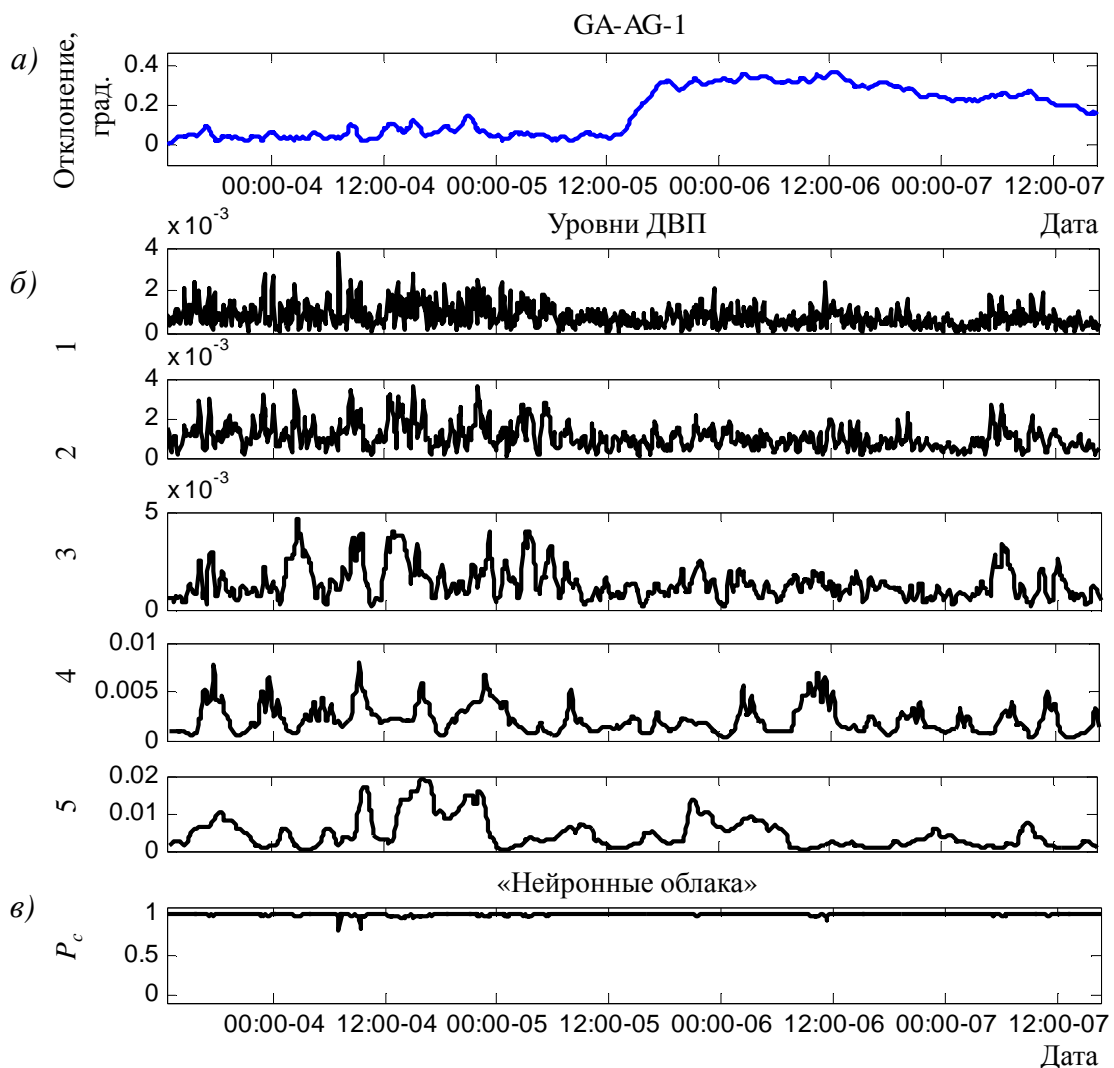


Рисунок 84 — Инклинометр GB-AG-1: *a* — сигнал датчика; *б* — локальные СКО уровней ДВП; *в* — значение функции принадлежности «НО»; формат даты «ЧЧ:ММ-ДД»

4.4 Выводы по четвертой главе

В главе были представлены результаты апробации алгоритмов контроля на данных, полученных в ходе серии экспериментов IJkDijk («Южная дамба» и «Восточная дамба»).

Сформулированы следующие выводы:

- Для эксперимента «Восточная дамба» был применен алгоритм контроля состояния дамб на основе анализа модели вход-выход между

контролируемыми сигналами (уровня воды и порового давления). Алгоритм позволил обнаружить аномальное состояние, вызванное процессами внутренней эрозии дамбы, за ~55 ч до ее прорыва, в то время как визуально вымывание грунта было обнаружено за ~37 ч до прорыва дамбы.

- Высокие значения показателей точности оценки линейной модели вход-выход говорят о том, что модель адекватно описывает зависимость между контролируемыми сигналами уровня воды и порового давления экспериментальной дамбы.
- Для эксперимента «Южная дамба» был применен алгоритм контроля состояния дамб на основе использования дискретного вейвлет-преобразования одномерных сигналов (инклинометры). Алгоритм позволил обнаружить экстремальные внешние воздействия на дамбу.
- Совместное применение этих алгоритмов позволит обнаруживать критические состояния дамб, вызванные процессами внутренней эрозии или внешними воздействиями (структурная устойчивость), тем самым обеспечив полноту контроля.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках диссертационного исследования была решена актуальная задача разработки метода и алгоритмов контроля состояния дамб в условиях непараметрической априорной неопределённости, обусловленная отсутствием моделей состояний дамб и многообразием их физической природы, а также отсутствием моделей контролируемых параметров. Отличительная особенность полученных результатов в том, что предложенные метод и алгоритмы контроля состояния дамб основываются на применении интеллектуального анализа данных и могут быть использованы для широкой разновидности дамб.

На основании проведенного исследования получены следующие результаты.

1. Разработан метод контроля состояния грунтовых дамб, основанный на применении интеллектуального анализа данных. Метод контроля заключается в выделении признаков из контролируемых сигналов, в которых проявляется аномальное состояние дамбы, с последующей идентификацией состояния дамбы по выделенным признакам, с помощью обучающегося классификатора. Для оценивания области допустимых значений контролируемых параметров предложен классификатор (метод идентификации состояния), способ принятия решения которого основан на оценивании области допустимых значений в процессе обучения по результатам обработки исторических записей контролируемых параметров, соответствующих нормальному состоянию дамбы. Применение разработанного метода позволяет осуществлять эффективный контроль состояния в условиях априорной непараметрической неопределённости моделей состояний, области допустимых значений контролируемых параметров и моделей контролируемых параметров.

2. В рамках предложенного метода контроля разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе частотно-временного анализа одномерных контролируемых сигналов. В этом алгоритме для выделения признаков из

контролируемых сигналов используется частотно-временное преобразование. Алгоритм позволяет обнаружить аномальное поведение контролируемых сигналов, проявляющееся в их частотно-временных свойствах. Было показано, что на реальных и искусственно сгенерированных аномальных состояниях контролируемых сигналов алгоритм на основе комбинации дискретного вейвлет-преобразования и классификатора «нейронные облака» демонстрирует наилучшие по критериям условных вероятностей ложноположительного и ложноотрицательного срабатывания результаты контроля состояния по сравнению с другими исследованными методами частотно-временного анализа и классификации. В работе приводилось сравнение следующих методов частотно-временного анализа: дискретного вейвлет-преобразования, оконное преобразование Фурье; и классификаторов: «нейронные облака», нормальное распределение, смесь нормальных распределений, одноклассовый метод опорных векторов. Разработанный алгоритм контроля может применяться для контролируемых сигналов датчиков порового давления, уровня воды, акселерометров и инклинометров.

3. В рамках предложенного метода контроля состояния дамб разработаны алгоритмы контроля на основе анализа зависимостей между контролируемыми сигналами, позволяющие обнаруживать аномалии в физических процессах, происходящих в дамбе, получены следующие результаты:

- Разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе модели вход-выход между сигналами (порового давления, или уровня воды и порового давления), позволяющий обнаружить аномальное состояние путем анализа изменений в линейной зависимости между контролируемыми параметрами.
- Разработан алгоритм контроля состояния дамб на основе дискретного вейвлет-преобразования многомерных сигналов (порового давления), позволяющий обнаружить аномальное состояние путем анализа частотно-временных зависимостей между сигналами. Для этого алгоритма

отсутствует проблема устойчивости, характерная для алгоритма на основе модели вход-выход.

4. Апробация и сравнение всех алгоритмов проводились на реальных данных системы контроля состояния дамб, расположенных в Великобритании, Голландии и Германии, в рамках проекта UrbanFlood, где была продемонстрирована возможность обнаружения аномальных состояний грунтовых дамб.

- На реальных примерах аномального состояния продемонстрирована возможность их обнаружения во всех экспериментах, исследуемых в диссертации.
- Для искусственно сгенерированных примеров аномального состояния контролируемых сигналов представлены зависимости условных вероятностей ложноотрицательного срабатывания от параметров искусственных аномалий.

Разработанные алгоритмы контроля состояния дамб на основе частотно-временного преобразования одномерных контролируемых сигналов и на основе анализа модели вход-выход между многомерными контролируемыми сигналами были апробированы в рамках полноразмерного эксперимента по разрушению дамб IJkDijk, где была продемонстрирована возможность обнаружения аномальных состояний. Во время эксперимента «Восточная дамба» внутренняя эрозия была обнаружена за ~55 часов до разрушения дамбы, в то время как визуально внутренняя эрозия была обнаружена за ~37 часов.

5. Разработан алгоритм на основе модели авторегрессии для восстановления пропусков в исторических записях контролируемых параметров с сохранением частотно-временных свойств восстановленных участков сигналов. Было показано, что по качеству восстановления этот алгоритм превосходит линейную интерполяцию и алгоритм восстановления на основе преобразования Фурье и не уступает алгоритму на основе метода «Гусеница-SSA», при существенно меньших вычислительных затратах.

6. Метод и алгоритмы контроля, исследованные и разработанные в рамках диссертационного исследования, при прямом участии автора, были внедрены компанией ООО «Сименс» (дочерняя компания концерна Siemens AG) в процессе разработки системы для мониторинга и контроля состояния грунтовых дамб (Levee Monitoring), о чем имеется соответствующий акт. Система устанавливалась на дамбах в Нидерландах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. FLOODsite project [Electronic resource] /FLOODsite project. — URL: <http://www.floodsite.net/> (дата обращения: 1.03.2016).
2. FloodControl 2015 [Electronic resource]/FloodControl 2015. — URL: <http://www.floodcontrol2015.com/> (дата обращения: 1.03.2016).
3. UrbanFlood project [Electronic resource]/ UrbanFlood project. — URL: <http://www.urbanflood.eu.> (дата обращения: 1.03.2016).
4. Ijkdijk home page [Electronic resource]. — URL: <http://www.ijkdijk.nl/> (дата обращения: 01.03.2016).
5. Pat. WO2014/148934. Method for monitoring a structure and monitoring device for the structure / Kozionov A. P., Mokhov I. I., Pyayt A. L., Shevchenko D.; приоритетная заявка РСТ/RU2013/000210; опубл. 18.03.2013 (ЕС).
6. Pat. WO2014/182191. Device for surveillance of an artificial structure / Kozionov A. P., Pyayt A. L., Kuserbaeva V. T.; приоритетная заявка РСТ/RU2013/000391; опубл. 13.11.2014 (ЕС).
7. Pat. WO2014/148933. Method and monitoring device for monitoring a structure / Kozionov A.P., Mokhov I.I., Pyayt A.L.; приоритетная заявка РСТ/RU2013/000209; опубл. 25.09.2014 (ЕС).
8. Pat. WO2013/144066. Method for monitoring a structure based on measurements of a plurality of sensors / Kozionov A. P., Mokhov I. I., Pyayt A. L.; приоритетная заявка РСТ/EP2013/056222; 03.10.2013 (ЕС).
9. ICOLD. International commission on large dams [Electronic resource]. — URL: <http://www.icold-cigb.org/> (дата обращения: 1.03.2016).
10. Ляпичев, Ю. П. Гидрологическая и техническая безопасность гидросооружений/ Ю. П. Ляпичев. — М.: РУДН, 2008. — 222 с.
11. Стефанишин, Д. В. Прогнозирование аварийности проектируемых и строящихся плотин на основе результатов статистического анализа произошедших аварий/ Д. В. Стефанишин // Изв. ВНИИГ им. Б.Е. Веденеева. — 2008. — № 251. — С. 3—9.
12. Стефанишин, Д. В. Статистические оценки живучести плотин при авариях/ Д. В. Стефанишин // Предотвращение аварий зданий и сооружений. — 2011
13. Беллендир, Е. Н. Вероятностные методы оценки надежности грунтовых гидротехнических сооружений/ Е. Н. Беллендир, Д. А. Ивашинцов, Д. В. Стефанишин.— СПб.: ОАО ВНИИГ им. Б.Е. Веденеева, 2003—2004. — Т. 1—2. — 553 с.
14. Прорыв дамбы на Эльбе [Электронный ресурс] /Gismeteo. — URL: <https://www.gismeteo.ru/news/navodneniya-v-evrope/nemetskie-voennye-pytayutsya-ustranit-proryv-damby/> (дата обращения: 1.03.2016).

15. Прорыв дамбы на Амуре [Электронный ресурс] /Newsru. — URL: <http://www.newsru.com/russia/07sep2013/pavodok1.html> (дата обращения: 1.03.2016).
16. Dam safety guidelines. Inspection & maintenance of dams [Electronic resource]/Province of British Columbia. Water Management Branch, 2011. — URL: http://www.env.gov.bc.ca/wsd/public_safety/dam_safety/cabinet/inspection.pdf (дата обращения: 1.03.2016).
17. Schiereck, G. J. Fundamentals on water defences [Electronic resource]/ G. J. Schiereck. — URL: <http://repository.tudelft.nl/assets/uuid:fe16f99c-6ddc-49bd-b7f7-18223e9b73b4/FundamentalsWaterDefences.pdf> (дата обращения: 1.03.2016).
18. Liapichev, Yu. Problems with piping resistance of embankment dams/ Yu. Liapichev // 19th Inter. Congress on Large Dams. — 1997. — Vol. 73. No. 2. — P. 939—955.
19. Baars, S. The causes and mechanisms of historical dike failures in the Netherlands/ S. Baars, M. Kempen. — Official Publication of the European Water Association, 2009. — P. 14.
20. Кузнецов, В. С. Визуальный контроль и оценка состояния гидротехнических сооружений/ В. С. Кузнецов, Э. К. Александровская// Библиотечка гидротехника. Безопасность гидротехнических сооружений; Приложение к журналу "Гидротехническое строительство". — М.: НТФ Энергопрогресс, 2001. — № 3(7) — С. 4—25.
21. Fargier, Y. Methodology applied to the diagnosis and monitoring of dikes/ Y. Fargier, Fauchard C., Mériaux P., Royet P., Palma-Lopes S., François D., Côte P., Bretar F.// Novel approaches and their applications in risk assessment. — 2013. — P. 263—280.
22. Hopman, V. How to create a Smart Levee [Electronic resource]/ V. Hopman, P. Kruiver, A. Koelewijn. — URL: <http://edepot.wur.nl/197118> (дата обращения: 01.03.2016).
23. Stewart, M. The application of GPS to dam surface monitoring [Electronic resource]/ M. Stewart, M. Tsakiri. — URL: http://www.fig.net/commission6/lisbon_2008/papers/ps03/ps03_04_hanssen_mc136.pdf. (дата обращения: 01.03.2016).
24. Блинов, И. Ф. Натурные наблюдения как средство обеспечения безопасности гидротехнических сооружений. Безопасность энергетических сооружений/ И. Ф. Блинов, А. И. Царев: НТПС. — М.: НИИЭС, 1998.
25. Береславский, Э. Н. Математическое моделирование фильтрационных течений под гидротехническими сооружениями/ Э. Н. Береславский, Л. А. Александрова, Е. В. Пестерев // Научные ведомости Белгородского

- государственного университета. Сер. Математика. Физика. — 2009. — Вып. 16. — № 5. — С. 32—46.
26. Penman, A. D. M. Geotechnical engineering principles and the safety of embankment dams for waste impoundments/ A. D. M. Penman, J. A. Charles // Trans. 18th Int. Congr. Large Dams. — Durban, 1994.
 27. Gresz, I. Hasznos dam, Hungary: a case study of the effects of seepage and slope stability on dam safety/ I. Gresz, I. M. Nagy, J. Karda // Trans. 18th Int. Congr. Large Dams. — Durban, 1994. — Vol. 1.
 28. Jansen, R. B. Assessment of potential detriment of leakage through the foundations of existing embankment dams/ R. B. Jansen // Trans. 18th Int. Congr. Large Dams. — Durban, 1994. — Vol. 1.
 29. Кутлияров, Д. Н. Анализ натуральных фильтрационных исследований на грунтовых плотинах водохранилищ/ Д. Н. Кутлияров, А. Н. Кутлияров // Вестник Федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Московский государственный агроинженерный университет им. В.П. Горячкина». — 2010. — С. 40—43.
 30. Simm, J. Interpreting sensor measurements in dikes — experiences from UrbanFlood pilot sites/ J. Simm, D. Jorda, A. Topple, I. Mokhov, Pyayt A., Abdoun T., Bennett V., Broekhuijsen J., Meijer J. // Comprehensive Flood Risk Management. — 2013. — P. 327—336.
 31. Царев, А. И. Критерии безопасности гидротехнических сооружений как основа контроля их состояния/ А. И. Царев, Иващенко И.Н., Малаханов В.В., Блинов И.Ф. // Гидротехническое строительство. — 1994. — № 1. — С. 9—14
 32. Zi-wu, Fan. Dynamic probability evaluation of safety levels of earth-rockfill dams using Bayesian approach/ Fan Zi-wu, Jiang Shu-hai, Zhang Ming // Water Science and Engineering. — 2009. — Vol. 2. — No. 1. — P. 61—70.
 33. Peyras, L. Probability-based assessment of dam safety using combined risk analysis and reliability methods – application to hazards studies/ Peyras L., Carvajal C., Felix H., Vacconnet C., Royet P., Becue J., Boissier D. // European Journal of Environmental and Civil Engineering. — 2012. — Vol. 7. — No. 16. — P. 795—817.
 34. Melnikova, N. B. Experience of using FEM for real-time flood early warning systems: monitoring and modelling Boston levee instability/ N. B. Melnikova, D. Jordan, V. Krzhizhanovskaya // Journal of Computational Science. — 2015. — No. 10. — P. 13–25.
 35. Melnikova, N. B. Virtual Dike: multiscale simulation of dike stability/ N. B. Melnikova, G. S. Shirshov, V. V. Krzhizhanovskaya // Procedia Computer Science. — 2011. — Vol. 4 — P. 791–800.

36. Potts, D. Finite element analysis in geotechnical engineering: theory/ D. Potts, L. Zdravkovic. — Thomas Telford, 1999. — 440 p.
37. Bottero, A. Finite element method and limit analysis theory for soil mechanics problems/ A. Bottero, R. Negre, J. Pastor, S. Turgeman // Computer methods in applied mechanics and engineering. — No. 22. — Iss. 1. — P. 131—149.
38. Krzhizhanovskaya, V. V. Flood early warning system: design, implementation and computational modules/ V. V. Krzhizhanovskaya [et al.] // Procedia Computer Science. — 2011. — No. 4. — P. 106–115.
39. Евланов, Л. Г. Контроль динамических систем/ Л. Г. Евланов — М.: Наука, ГРФМЛ, 1979. — 432 с.
40. Aldrich, C. Unsupervised process monitoring and fault diagnosis with machine learning methods/ C. Aldrich, L. Auret. — Springer, 2013. — 374 p.
41. Farrar, C. R. Structural health monitoring: a machine learning perspective/ C. R. Farrar, K. Worden. — Wiley, 2012. — 654 p.
42. Isermann, R. Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance/ R. Isermann. — Berlin: Springer, 2006. — 475 p.
43. UrbanFlood. Community Research and Development Information Service [Electronic resource]. — URL: <http://cordis.europa.eu/docs/projects/cnect/7/248767/080/deliverables/001-D32Signalprocessingofsensornetworksindik.es.pdf> (дата обращения: 01.03.2016).
44. Пяйт, А. Л. Интеллектуальная система мониторинга состояния объектов критической инфраструктуры/ А. Л. Пяйт, И. И. Мохов, А. П. Козионов // Интеграл. — 2013. — № 4. — С. 84–86.
45. Nikiforov, I. V. Detection of abrupt changes: Theory & application/ I. V. Nikiforov, M. Basseville. — Prentice Hall, 1993. — 447 p.
46. Бокс, Дж. Анализ временных рядов: прогноз и управление/ Дж. Бокс, Г. Дженкинс; под ред. В. Ф. Писаренко — М.: Мир, 1974. — Т. 1. — 406 с.
47. Isermann, R. Model-based fault-detection and diagnosis – status and applications/ R. Isermann// Proc. of the 16th IFAC Symp. on Automatic Control in Aerospace. — 2005. — P. 71—85.
48. Haykin, S. Neural Networks: a Comprehensive Foundation/ S. Haykin. — Pearson, 1993. — 842 p.
49. Li, N. Outlier identify based on BP neural network in dam safety monitoring/ N. Li, P. Li, X. Shi, K. Yan // Proc. of 2nd Intern. Asia Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics. — 2010. — P.
50. Popescu, T. D. A new approach for dam monitoring and surveillance using blind source separation/ T. D. Popescu // Intern. Journal of Innovative Computing, Information and Control. — 2011. — No. 6.— Iss. 7. — P. 3811–3824.

51. Bonelli, S. Delayed response analysis of dam monitoring data/ S. Bonelli, P. Royet // ICOLD European Symp. on Dams in a European Context. — 2001. — P.
52. Bonelli, S. The impulse response function analysis of pore pressures monitoring data/ S. Bonelli, K. Radzicki // 5th Intern. Conf. on Dam Engineering. — 2007.
53. Козионов, А. П. Исследование метода частотно-временного анализа и классификации сигналов для обнаружения аномального поведения объектов/ А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, И. И. Мохов, Ю. П. Иванов // Научная сессия ГУАП. — СПб., 2013. — С. 22–23.
54. Anisheh, S. R. Application of Finite Difference Method and PSO Algorithm in Seismic Analysis of Narmab Earth Dam / S. R. Anisheh, S. M. Anisheh, M. J., Sharahi, M. Bastam // International Journal of Computer Applications — Hanoi, 2012. — Vol. 54 — No. 1 — P. 1—5.
55. Figueriredo, E. Structural Health Monitoring Algorithm Comparisons Using Standard Data Sets/ E. Figueriredo, G. Park, J. Figueriredo, K. Worden — Los Alamos: s.n., 2009.
56. Satish, L. Short-time Fourier and wavelet transforms for fault detection in power transformers during impulse tests/ L. Satish // Measurement and Technology. — 1998. — Vol. 145. Iss. 2. — P. 77–84.
57. Mallat, S. A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition: The Sparse Way / S. Mallat. — San Diego, CA: Academic Press, 2008. — 832 p.
58. Percival, D. B. Wavelet methods for time series analysis/ A. T. Walden, D. B. Percival. — Cambridge University Press, 2006. — 594 p.
59. Percival, D. B. Wavelet-Based Multiresolution Analysis of Wivenhoe Dam Water Temperatures/ D. B. Percival, S. M. Lennox, Y.-G. Wang, R. E. Darnell // Water resources research. — 2011. — Vol. 47. — Iss. 5 — P.
60. Noureldin, A. Wavelet Transform for Structural Health Monitoring: A Compendium of Uses and Features/ A. Noureldin [et al.] // Journal of Structural Health Monitoring. — 2006. — No. 5. — Iss. 2. — P. 1—19.
61. Hesari, M. A. Using Wavelet Analysis in Crack Detection at the Arch Concrete Dam under Frequency Analysis with FEM/ M. A. Hesari, M. A. Lotfollahi-Yaghin // World Applied Sciences Journal. — 2008. — Vol. 3. — No 4 — P. 691—704.
62. Haigh, S.K. Applications of wavelet analysis to the investigation of the dynamic behaviour of geotechnical structures/ S.K. Haigh, B. Teymur, S.P.G Madabhushi, D.E Newland // Soil Dynamics and Earthquake Engineering. — 2002. — Vol. 22. — Iss. 9—12. — P. 995—1005.
63. Sadek, M. Numerical analysis of the seismic behavior of earth dam/ M. Sadek, I. Shahrou, Y. Parish // Natural hazards and Earth system sciences. — 2009. — Vol. 9. — P. 451—458.

64. Rizzo, P. Discrete Wavelet Transform to Improve Guided Wave-based Health Monitoring of Tendons and Cables/ Rizzo P., Lanza di Scalea F. // SEM X International Congress and Exposition on Experimental and Applied Mechanics. — 2004.
65. Percival, D. B. Analysis of Geophysical Time Series Using Discrete Wavelet Transforms/ D. B. Percival: An Overview// Nonlinear Time Series Analysis in the Geosciences. Applications in Climatology, Geodynamics, and Solar-Terrestrial Physics. — 2008. — P. 61—79.
66. Zhang, J. Q. A wavelet-based approach to abrupt fault detection and diagnosis in sensors/ J. Q. Zhang // IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement. — 1993. — Vol. 50. — Iss. 5. — P. 1389—1396.
67. Ayaz, E. A Study on Continuous Wavelet Transform for Fault Detection in Electric Motors/ E. Ayaz, A. Ozturk, S. Seker // Proc. of IEEE 14th Signal Processing and Communications Applications. — 2006. — P. 1—4.
68. Wang, Y. Jump and sharp cusp detection by wavelets/ Y. Wang // Biometrika. — 1995. — Vol. 82. — Iss. 2 — P. 385—397
69. Huang, N.E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis/ N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu — London: Proc. Roy. Soc., 1998. — Vol. 454. — Iss. 1971. — P. 903—995
70. Baan, M. Empirical Mode Decomposition and Robust Seismic Attribute Analysis/ M. Baan, J. Han // Proc. of SEG 2011. — San Antonio, 2011.
71. Rao, A.R. Hilbert-Huang transform analysis of hydrological and environmental time series/ E.-C. Hsu, A. R. Rao — Springer Netherlands, 2008. — 244 p.
72. Pinesa D., Salvino, L. Structural health monitoring using empirical mode decomposition and the Hilbert phase/ L. Salvino, D. Pinesa // Journal of Sound and Vibration. — 2006. — Vol. 294. — Iss. 1—2 — P. 97—124.
73. Ghil, M. Advanced spectral methods for climatic time series/ M. Ghil, M. R. Allen, M. D. Dettinger, K. Ide, D. Kondrashov, M. E. Mann, A. W. Robertson, A. Saunders, Y. Tian, F. Varadi, P. Yiou // Reviews of geophysics. — 2002. — Vol. 40 — Iss. 1. — P. 1—41.
74. Vautard, R. Singular-spectrum analysis: A toolkit for short, noisy chaotic signals/ P. Yiou, M. Ghi, R. Vautard // Physica D: Nonlinear Phenomena. — 1992. — Vol. 58. — Iss. 1—4. — P. 95—126.
75. Tax, D. One-class classification/ D. Tax: Ph.D thesis, 2001. — 202 p.
76. Величко, О. Н. Применение моделей смеси гауссовских функций к анализу вариабельности ритма сердца/ О. Н. Величко, О. Е. Гапон. — Харьков: Харьковский национальный университет радиоэлектроники, 2005. — С. 98

77. Sadykhov, R. H. Gaussian mixture models for speaker verification tasks and provides models treatment/ V. V. Rakush, R. H. Sadykhov // Докл. БГУИР. — 2003. — С. 95—103.
78. Kozionov, A. Artificial Intelligence and Finite Element Modelling for Monitoring Flood De-fence Structures/ A. L. Pyayt, I. I. Mokhov, A. Kozionov, V. Kuserbaeva //Proc. of the IEEE Workshop on Environmental, Energy and Structural Monitoring Systems. — Milan, Italy, 2011. — P. 1—7.
79. Barkova, N. A. Condition Assessment and Life Prediction of Rolling Element/ N. A. Barkova, J. S. Mitchell, A. V. Barkov // Journal of Sound and Vibration. — Vol. 6. — Iss. 10—17. — 1995.
80. Poppe, T. Application of artificial intelligence in steel processing, Automatisierung in der Metallurgie/ T. Poppe, T. Runkler, B. Lang // Heft 89 der Schriftenreihe der GDMB. — 2001.
81. Duin, A. Support objects for domain approximation/ A. Duin, R. Ypma//ICANN'98. — Skovde (Sweden), 1998. — P. 719—724.
82. Burges, Christopher J. C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition/ Christopher J. C. Burges. — Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998. — Vol. 2. — Iss. 2. — P. 121—167.
83. Терешонок, М. В. Классификация и распознавание сигналов систем радиосвязи при помощи самоорганизующихся карт Кохонена/ М. В. Терешонок // Т-Comm - Телекоммуникации и Транспорт. — 2008. — № 6 — С. 28—31.
84. Дудкин, В. А. Использование метода векторного квантования для разработки алгоритмаобнаружения техники по сейсмоакустическому сигналу/ В. А. Дудкин, А. А. Панков // Известия Южного федерального университета. Технические науки. — 2012. — Том. 130. — № 5. — С. 179—185.
85. Козионов, А. П. Исследование алгоритмов восстановления пропусков в измеряемых сигналах для системы мониторинга состояния дамб/ А. П. Козионов, А.Л. Пяйт, И.И. Мохов, Ю.П. Иванов // НТВ СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. — 2015. — С. 217–222.
86. Spath, H. One-Dimensional Spline Interpolation Algorithms/ H. Spath. — MA: AK Peters Wellesley, 1995. — 416 p.
87. Moghtaderi, A. Gap-filling by the empirical mode decomposition/ A. Moghtaderi, P. Borgnat, P. Flandrin // 2012 IEEE Intern. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). — 2012. — P. 3821–3824.
88. Quevedo, J. Validation and reconstruction of flow meter data in the Barcelona water distribution network/ J. Quevedo // Control Engineering Practice. — 2012. — No. 18. — Iss. 6. — P. 640–651.

89. Lorenc, C. Why does 4D-Var beat 3D-Var?/ C. Lorenc, F. Rawlins // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. — 2005. — No. 131. — Iss. 613. — P. 3247—3257.
90. Kondrashov, D. Gap filling of solar wind data by singular spectrum analysis/ D. Kondrashov, Y. Shprits, M. Ghil // Geophysical research letters. — 2010. — Vol. 37. — Iss. 15 — P. 1–6.
91. Golyandina, N. The “Caterpillar”-SSA method for analysis of time series with missing values/ N. Golyandina, E. Osipov // Journal of Statistical Planning and Inference. — 2007. — No. 137. — Iss. 8. — P. 2642–2653.
92. Голяндина, Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов/ Н. Э. Голяндина: учеб. пособие. — СПб. 2004. — 76 с.
93. Hocke, K. Gap filling and noise reduction of unevenly sampled data by means of the Lomb-Scargle periodogram/ K. Hocke, N. Kämpfer // Atmos. Chem. Phys. — 2009. — No. 9. — P. 4197–4206.
94. Кривошеев, В. И. Современные методы цифровой обработки сигналов (цифровой спектральный анализ)/ В. И. Кривошеев. — Н. Новгород: Изд-во ННГУ, 2006. — 117 с.
95. Степанов, О. А. Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации/ О. А. Степанов. — СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2010. — Ч. 1. — 517 с.
96. Козионов, А. П. Исследование алгоритма восстановления пропусков в измеряемых сигналах на основе модели авторегрессии для системы мониторинга состояния дамб/ А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, И. И. Мохов // XVII конф. молодых ученых «Навигация и управление движением». — СПб., 2015. — С. 291–298.
97. Frierlman, J. Elements of Statistical Learning: Prediction. Inference and Data Mining/ J. Frierlman, T. Hastie, R. Tibshirani. — Springer, 2009. — 745 p.
98. Lang, B. Neural Clouds for Monitoring of Complex Systems/ B. Lang, T. Poppe, A. Minin, I. Mokhov, Y. Kuperin, A. Mekler, I. Liapakina // Optical Memory and Neural Networks. — 2008. — Vol. 17. — Iss. 3. — P. 183–192.
99. Nason, G. P. Wavelet shrinkage using cross-validation/ G. P. Nason // Journal of the Royal Statistical Society. Ser. B (Methodological). — 1996. — No. 58 — P. 463—479.
100. Козионов, А. П. Алгоритм обнаружения аномального состояния дамбы на основе вейвлет-преобразования и одноклассовой классификации одномерных сигналов/ А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, И. И. Мохов, Ю.П. Иванов // НТВ СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. — 2015. — № 2/3. — Вып. (217/222). — С. 59–69.
101. Kozionov, A. P. An approach for real-time levee health monitoring using signal processing methods/ A.L. Pyayt, A.P. Kozionov, I.I. Mokhov, B. Lang, V.V.

- Krzhizhanovskaya, P.M.A. Sloot // Proc. of the Intern. Conf. on Computational Science (ICCS) 2013. — Barcelona, Spain: Procedia Computer Science, 2013. No. 18. — С. 2357–2366.
102. Papandreou-Suppappola, A. Applications in Time–Frequency Signal Processing/ A. Papandreou-Suppappola. — CRC Press, 2002. — 432 p.
103. Kozionov, A. P. Time-Frequency Methods for Structural Health Monitoring/ A. L. Pyayt, A. P. Kozionov, I. I. Mokhov, B. Lang, R. J. Meijer, V. V. Krzhizhanovskaya, P. M. A. Sloot // Sensors. — 2014. — No. 14. — P. 5147–5173.
104. Percival, D. B. Wavelet Methods for Time Series Analysis/ D. B. Percival, A. T. Walden. — Cambridge University Press, 2000.
105. Kozionov A. P. Signal analysis and anomaly detection for flood early warning systems / A. L. Pyayt, A. P. Kozionov, V. T. Kuserbaeva, I. I. Mokhov, V. V. Krzhizhanovskaya, J. Broekhuijsen, R. J. Meijer, P. M. A. Sloot // Journal of Hydroinformatics. — 2014. — No. 5. — P. 1025–1043.;
106. Akaike, H. A New Look at the Statistical Model Identification/ H. Akaike // IEEE Transactions on Automatic Control. — 1974. — No. 19(6). — P. 716–723.
107. Козионов, А. П. Алгоритм на основе модели передаточной функции и одноклассовой классификации для обнаружения аномального состояния дамб/ А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, И. И. Мохов, Ю. П. Иванов // Информационно-управляющие системы. — 2015. — № 6(67). — С. 10–16. doi:10.15217/issn1684-8853.2015.6.10
108. Kozionov, A.P. Data-driven modelling for flood defence structure analysis/ A.L. Pyayt, I.I. Mokhov, A.P. Kozionov, V.T. Kuserbaeva, B. Lang, V.V. Krzhizhanovskaya, R.J. Meijer // Comprehensive Flood Risk Management. — Rotterdam: Klijn & Schweckendiek. — 2013. — P. 301–306.
109. Козионов, А. П. Вейвлет-преобразование и одноклассовая классификация для мониторинга состояния дамб / А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, И. И. Мохов, Ю. П. Иванов // Информационно-управляющие системы. — 2014. — № 4(71) — С. 24–31.
110. Козионов, А. П. Интеллектуальная обработка сигналов для мониторинга состояния дамб / А. П. Козионов, А. Л. Пяйт, В. Т. Кушербаева // XV конференция молодых ученых «Навигация и управление движением». — СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2013. — С. 133–140.
111. Kozionov, A. Intelligent signal processing for dike health monitoring/ A. Kozionov, A. Pyayt, V. Kuserbaeva // Automation & Control: Proc. of the Intern. Conf. of Young Scientists. — St. Petersburg, St. Petersburg State Polytechnical University, 2013. — P. 188–193.