

УДК 631.4:004.8

*М.С. Макаров**С.Н. Верзунов, verzunov@hotmail.com**Кыргызско-Российский Славянский университет им. Б.Н. Ельцина*

МОДЕЛИ АРХИТЕКТУРЫ И АЛГОРИТМЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ВОДЫ И ПОЧВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ УГОДИЙ

В статье представлены модели архитектуры и алгоритмы функционирования интеллектуальной системы мониторинга состояния воды и почв сельскохозяйственных угодий. Целью исследования является разработка адаптивной системы, обеспечивающей точный и оперативный мониторинг параметров почвы, таких как влажность, солевой состав и температура, с применением методов анализа больших данных и машинного обучения. Основное внимание уделено использованию сенсорной инфраструктуры для сбора данных, их предварительной обработке и интеграции с серверными модулями анализа. Рассматриваются подходы к прогнозированию возможных изменений в состоянии почвы с помощью нейронных сетей, что позволяет повысить точность агротехнических решений и минимизировать риски, связанные с неблагоприятными условиями. Предложенная архитектура системы отличается высокой масштабируемостью, гибкостью и возможностью интеграции с существующими информационно-управляющими системами в сельском хозяйстве. Результаты работы направлены на повышение эффективности использования ресурсов и устойчивость агроэкосистем в условиях изменяющегося климата.

Ключевые слова: интеллектуальная система мониторинга, сельскохозяйственные угодья, параметры почвы, машинное обучение, архитектура системы.

Введение

Интенсивное развитие сельского хозяйства в условиях изменяющегося климата требует внедрения современных технологий для повышения эффективности управления состоянием почвы и воды на угодьях. Ключевую роль в этом процессе играют интеллектуальные системы мониторинга, которые позволяют отслеживать изменения параметров среды в режиме реального времени, выявлять отклонения и прогнозировать возможные риски для урожайности [1, 2].

Диэлектрическая проницаемость почвы является важным индикатором, отражающим ее физико-химические свойства, такие как влажность, солевой состав и плотность [3]. Эти параметры существенно влияют на продуктивность сельскохозяйственных культур и эффективность использования ресурсов. Однако традиционные методы анализа почвы требуют значительных временных и финансовых затрат, что делает их малоэффективными для оперативного принятия решений [4].

В данной статье рассматриваются подходы к разработке интеллектуальных систем мониторинга состояния почвы и воды с использованием современной сенсорной инфраструктуры, методов анализа больших данных и алгоритмов машинного обучения [5]. Предложенные модели и алгоритмы направлены на создание адаптивных систем, которые обеспечивают сбор и обработку данных с сельскохозяйственных угодий, визуализацию результатов и формирование рекомендаций для агротехнических мероприятий [6].

Цель исследования – представить архитектурные решения и алгоритмы функционирования интеллектуальной системы мониторинга, обеспечивающей точное и своевременное управление состоянием почвы и воды, а также способствующей оптимизации сельскохозяйственного производства [7].

Модели архитектуры и алгоритмы функционирования ИСГМ

Для обеспечения точного и своевременного мониторинга состояния почвы интеллектуальной системой геоэкологического мониторинга (ИСГМ) используется набор

датчиков, собирающих информацию о ключевых параметрах окружающей среды и почвы. Данные, фиксируемые датчиками, передаются на локальные модули предварительной обработки, которые структурируют и передают метрики в центральную систему анализа. Обработка сигналов включает три основных этапа: усиление, фильтрацию и преобразование. Специализированные устройства выполняют эти процессы для повышения точности и устранения помех, обеспечивая надежность последующего анализа данных.

После первичной обработки локальные модули передают данные на серверный модуль посредством проводных или беспроводных технологий, таких как Wi-Fi, в режиме реального времени, обеспечивая непрерывный поток информации для интеграции и анализа.

На сервере реализованы алгоритмы для дальнейшей обработки данных, включая их сбор, первичную обработку, аналитическую оценку и интеграцию с другими системными компонентами. Серверы также поддерживают пользовательские интерфейсы, позволяющие пользователям взаимодействовать с системой, настраивать параметры мониторинга и получать доступ к аналитической информации.

Применяются статистические методы для определения тенденций и выявления аномалий в данных, включая расчет средних значений, стандартных отклонений и вероятностных распределений. Методы вероятностного моделирования, такие как метод Монте-Карло и байесовские сети, используются для оценки рисков и вероятностей их реализации.

Алгоритмы машинного и глубокого обучения в интеллектуальной подсистеме идентификации физико-химических свойств ИПИФХС анализируют данные для обнаружения сложных шаблонов и зависимостей, указывающих на потенциальные риски. Модели, включая нейронные сети, решающие деревья и ансамблевые методы, улучшают точность прогнозов [8], что помогает в планировании мер по минимизации последствий потенциальных аварий.

На основе анализа формируются рекомендации по улучшению почвы, планы мелиорации и другие меры реагирования на чрезвычайные ситуации. Систематическое обновление информации обеспечивает информирование всех заинтересованных сторон о возможных рисках и стратегиях их минимизации [9].

В качестве примера рассмотрим использование интеллектуальной системы мониторинга для наблюдения за состоянием сельскохозяйственных угодий. На поле устанавливаются датчики, такие как сенсоры влажности для измерения уровня воды в почве, датчики температуры для контроля микроклимата, а также сенсоры содержания солей и питательных веществ.

Эти устройства постоянно собирают данные и передают их на центральный сервер через беспроводные сети. Технология потоковой обработки данных, реализованная на сервере, позволяет мгновенно анализировать полученную информацию. Если анализ показывает, что влажность почвы снижается до критического уровня, система автоматически генерирует уведомление и отправляет его фермеру [10].

При дальнейшем ухудшении параметров система может инициировать автоматическое включение системы орошения или предложить план внесения удобрений для восстановления оптимального состояния почвы. Анализ собранных данных позволяет выявлять причины изменений, например, избыточное испарение или засоление, и разрабатывать долгосрочные стратегии по улучшению условий выращивания сельскохозяйственных культур. На рисунке 1 [11] представлена низкоуровневая модель работы интеллектуальной системы мониторинга состояния сооружений в формате Event-driven Process Chain (EPC), созданная в среде ARIS для моделирования рабочих процессов. EPC является методом моделирования бизнес-процессов, основанным на последовательности событий и функций, отражающих структуру и логику процессов.

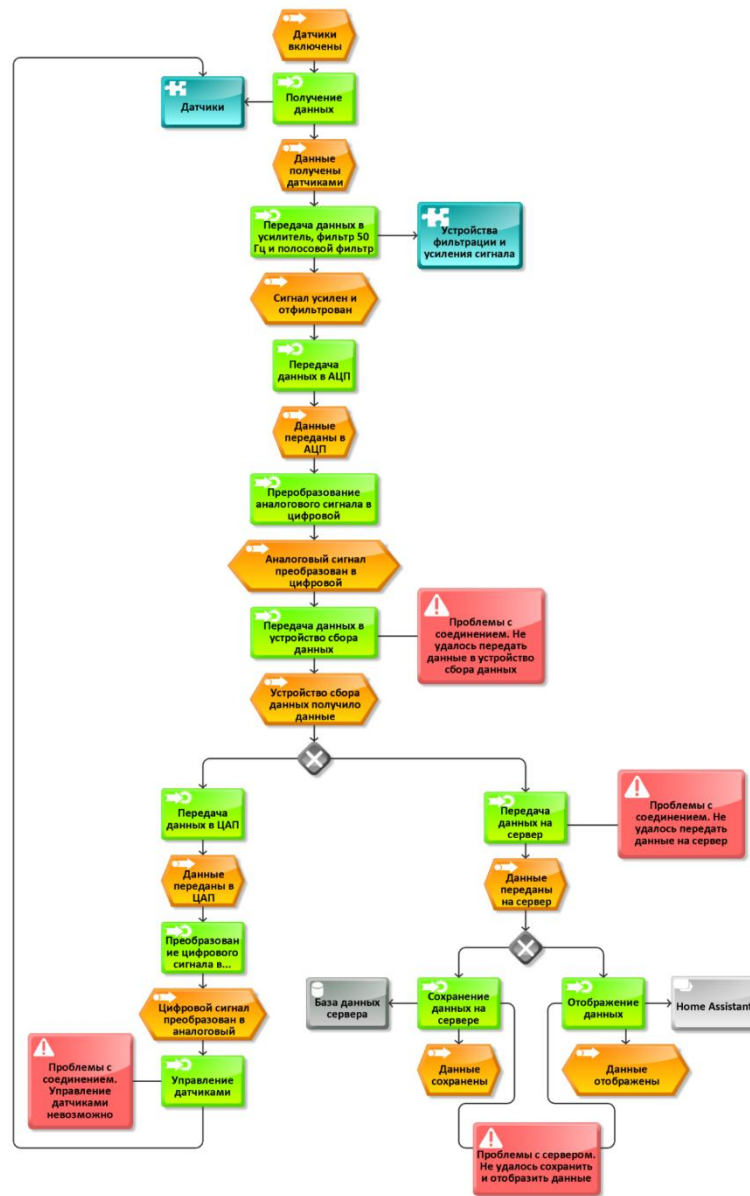


Рисунок 1 – Модель функционирования интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга

События в EPC-диаграммах обозначают состояния, запускающие последующие действия, что делает EPC эффективным инструментом для анализа и оптимизации процессов.

Процесс мониторинга начинается с активации датчиков, осуществляющих сбор первичных данных о состоянии объектов. Эти данные усиливаются и фильтруются для улучшения качества перед цифровой обработкой. Аналоговые сигналы преобразуются в цифровую форму с помощью аналого-цифровых преобразователей (АЦП), после чего локальный модуль обрабатывает данные и подготавливает их к передаче на сервер.

В локальном модуле реализуется обратная связь через цифро-аналоговые преобразователи (ЦАП) для управления датчиками, позволяя корректировать их работу в реальном времени. Обработанные данные передаются на сервер через сетевые интерфейсы.

На сервере данные сохраняются в базе данных и отображаются в пользовательском интерфейсе системы управления.

Анализ модели выявляет потенциальные риски и недостатки реализации концепции:

1. Слабое или отсутствующее интернет-соединение может нарушить передачу данных на сервер, что приведет к сбоям в мониторинге в реальном времени.

2. Работа сервера может быть нарушена из-за ошибок в работе программного обеспечения, взаимодействующего с внешними устройствами и данными.
3. Необходимость постоянного обновления ядра и плагинов серверного ПО для поддержания совместимости и безопасности системы может стать проблемой. Стабилизация на одной версии программного обеспечения может повысить устойчивость системы, но со временем уменьшить ее функциональность из-за устаревания компонентов.

В представленной модели функционирования интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга учтены эти ключевые аспекты. Так как основными задачами ИСГМ являются контроль параметров (влажность, количество солей, температура и т.д.), то важно обеспечить интеграцию с существующими системами управления объектами для прогнозирования потенциальных рисков. Это позволяет не только предотвращать аварии, но и оптимизировать эксплуатацию объектов.

Такие системы включают датчики, серверную инфраструктуру, программные решения для анализа данных и пользовательские интерфейсы, обеспечивая высокую адаптивность и масштабируемость, что особенно важно в засушливых регионах [7, 10].

Функциональные требования к ИСГМ

Функциональные требования к ИСГМ включают сбор, обработку и анализ данных, поступающих от различных сенсоров и измерительных устройств, установленных на объектах мониторинга. Система должна обеспечивать визуализацию обработанных данных, автоматизированное формирование отчетной документации и оповещение о выявленных критических изменениях в состоянии контролируемых объектов.

Ключевым компонентом функциональности является внедрение ИСГМ для прогнозирования возможных деформационных изменений зданий, сооружений или их фундаментов и оценки связанных с этим рисков. В таблице 1 представлена детализация функциональных требований системы.

Таблица 1 – Функциональные требования ИСГМ

Требование	Описание
Сбор данных	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна собирать данные с различных типов датчиков в режиме реального времени. • Система должна поддерживать настройку режимов функционирования датчиков
Обработка и анализ данных	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна выполнять первичную обработку и фильтрацию полученных данных. • Система должна проводить анализ данных для выявления отклонений от нормальных показателей
Прогнозирование	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна осуществлять прогнозирование потенциальных проблем и других возможных геоэкологических изменений на основе исторических и текущих данных. • Система должна использовать методы машинного обучения для улучшения точности прогнозов с течением времени. • Система должна предоставлять визуализацию прогнозов в виде графиков, диаграмм и т.п. • Система должна генерировать предупреждения о потенциальных рисках на основе прогнозных данных. • Система должна позволять настраивать параметры прогнозирования для различных типов объектов и грунтов
Визуализация	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна предоставлять упрощенные 2D или 3D-модели объектов мониторинга с отображением текущих показателей и прогнозных данных. • Система должна генерировать графики и диаграммы для отображения тенденций изменения параметров во времени
Оповещения и уведомления	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна отправлять мгновенные уведомления при превышении критических порогов показателей. • Система должна поддерживать настройку пользовательских триггеров для оповещений, включая прогнозные триггеры

Управление объектами мониторинга	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна позволять добавлять новые датчики и объекты мониторинга с указанием их характеристик. • Система должна обеспечивать возможность группировки объектов по различным критериям
Отчетность	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна автоматически генерировать периодические отчеты о состоянии объектов, включая прогнозные данные. • Система должна позволять создавать простые отчеты по заданным параметрам, в том числе с учетом прогнозов
Интеграция	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна предоставлять API для интеграции с внешними системами. • Система должна поддерживать экспорт исторических данных из собственных баз данных
Управление пользователями	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна обеспечивать одноуровневый доступ без разграничения прав пользователей. • Система должна поддерживать аутентификацию пользователей с использованием современных протоколов безопасности.
Масштабирование и производительность	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна обеспечивать возможность горизонтального масштабирования. • Система должна поддерживать обработку больших объемов данных без существенного снижения производительности

Нефункциональные требования к ИСГМ

Нефункциональные требования (табл. 2) охватывают вопросы производительности, надежности и безопасности ИСГМ. Требования к интерфейсам учитывают необходимость интеграции с существующими системами и оборудованием.

Таблица 2 – Нефункциональные требования ИСГМ

Требование	Описание
Производительность	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна обрабатывать данные с минимум 1000 датчиков одновременно без заметной задержки. • Время отклика пользовательского интерфейса не должно превышать 2 секунды при нормальных условиях работы
Надежность	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна обеспечивать доступность на уровне 99.9% в режиме 24/7. • Время восстановления после сбоя не должно превышать 15 минут
Безопасность	<ul style="list-style-type: none"> • Все передаваемые данные должны быть зашифрованы с использованием современных алгоритмов шифрования (например, AES-256). • Система должна соответствовать стандартам безопасности данных в строительной отрасли
Совместимость	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна поддерживать интеграцию с основными ГИС-платформами через стандартные протоколы. • Клиентская часть должна работать в последних версиях популярных веб-браузеров (Chrome, Firefox, Safari, Edge)
Отказоустойчивость	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна сохранять работоспособность при отказе до 20% датчиков на объекте. • При потере связи с сервером локальные компоненты должны продолжать сбор данных в автономном режиме не менее 24 часов
Соответствие нормативам	<ul style="list-style-type: none"> • Система должна соответствовать российским и международным стандартам в области геоэкологического мониторинга. • Все расчеты и прогнозы должны выполняться с точностью, соответствующей отраслевым нормативам

Функциональные возможности ИСГМ

После проведения всестороннего анализа функциональных требований ИСГМ становится возможным более детально рассмотреть функциональные возможности системы с использованием диаграммы деятельности, которая отражает основные процессы и взаимодействия компонентов системы. На диаграмме (рис. 2) представлен один ключевой актер, роль которого выполняет пользователь системы. Пользователь взаимодействует с широким спектром функций системы, каждая из которых отвечает за определенные этапы сбора, обработки и анализа данных, поступающих от различных сенсорных устройств,

установленных на контролируемых объектах. Взаимодействие с системой включает несколько ключевых этапов, начиная с получения данных от сенсоров и завершая формированием отчетов и прогнозированием потенциальных рисков.

Некоторые функции, такие как «Обработка и анализ данных», представлены на диаграмме как совокупность взаимосвязанных подфункций, обеспечивающих многоуровневую обработку информации. Например, «Первичная обработка данных» отвечает за сбор и фильтрацию данных на базовом уровне, тогда как «Вторичная обработка данных» включает более сложные аналитические процессы, такие как агрегация данных, проверка на отклонения от нормативных значений и выявление аномалий в поведении строительных объектов.

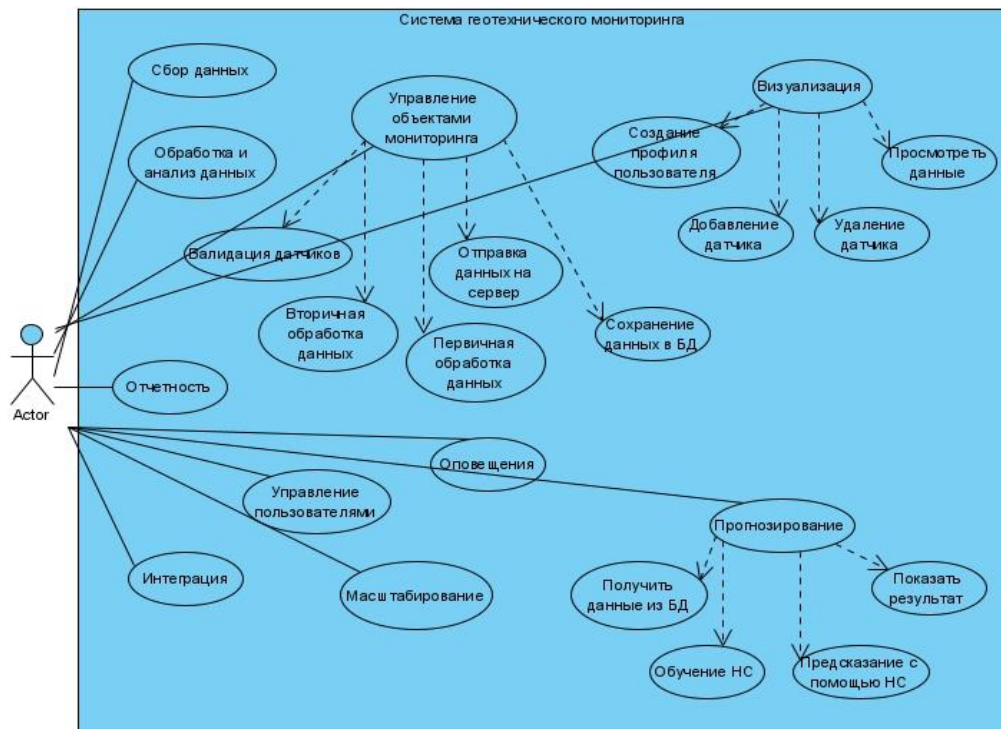


Рисунок 2 – Диаграмма вариантов использования ИСГМ

На диаграмме особое внимание уделено функции прогнозирования, которая является важнейшим элементом ИСГМ. Данный процесс включает последовательные этапы извлечения данных из базы, обучение искусственной нейронной сети (ИНС), адаптированной для решения задач прогнозирования, и генерацию предсказаний на основе текущих и исторических данных о состоянии объектов. Применение методов машинного обучения значительно повышает точность прогнозирования изменений физико-механических свойств, позволяя заранее выявлять потенциальные риски при эксплуатации сооружений.

Функции визуализации и отчетности играют важную роль в обеспечении понятной и удобной интерпретации данных для различных пользователей. Визуализация данных позволяет не только отслеживать текущие параметры состояния объектов в режиме реального времени, но и наглядно демонстрировать тенденции изменений и предсказания, основанные на анализе временных рядов данных.

Система должна предоставлять пользователю возможность легко настраивать интерфейсы и отображаемые параметры в зависимости от текущих задач мониторинга, будь то контроль за конкретным объектом или анализ совокупных данных нескольких объектов.

Функция отчетности, интегрированная в систему, обеспечивает автоматизированное формирование детализированных отчетов на основе собранных и обработанных данных, что значительно упрощает процессы документирования и планирования технического обслуживания. Генерация отчетов также включает предсказательные данные, что позволяет

пользователю принимать проактивные меры для предотвращения возможных аварийных ситуаций. Данные отчеты могут быть представлены в различных форматах в зависимости от требований конкретных пользователей, например, инженерных служб, управленческих структур или внешних аудиторов.

Таким образом, взаимодействие пользователя с системой включает в себя широкий спектр функций, направленных на обеспечение надежного и эффективного геоэкологического мониторинга, оптимизацию процессов управления объектами и минимизацию рисков при эксплуатации строительных сооружений.

Диаграмма классов ИСГМ

Проектирование архитектуры ИСГМ представляет собой сложный и многогранный процесс, требующий интеграции различных аспектов сбора, обработки, анализа и представления данных. Для создания эффективной и надежной системы мониторинга состояния сооружений необходимо учитывать не только специфику получаемой информации, но и особенности ее дальнейшего использования для прогнозирования и принятия решений. Диаграмма на рисунке 3, описывающая классы, представляет собой ключевую отправную точку для разработки специализированной платформы, предлагающей адаптируемые и расширяемые компоненты, способные эффективно решать задачи ГМ.

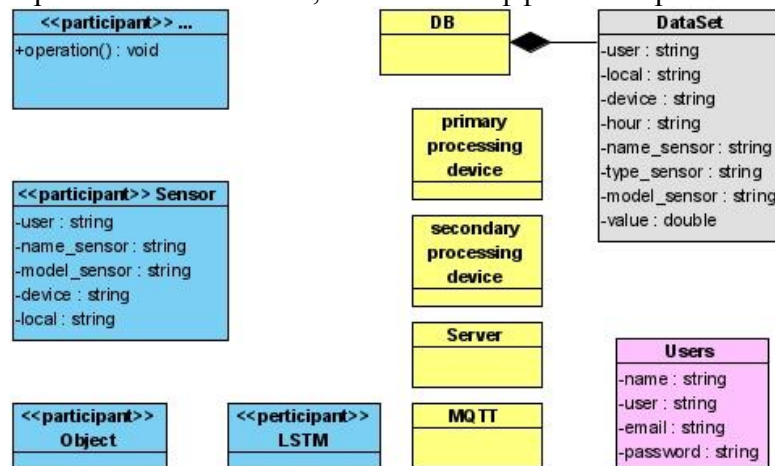


Рисунок 3 – Диаграмма классов ИСГМ

Диаграмма отражает высокоуровневое представление основных компонентов системы, включающее следующие элементы:

1. Классы-сущности Sensor, DataSet, Users.
2. Компоненты системы – база данных (DB), устройства первичной/вторичной обработки данных (primary/secondary processing devices), сервер (Server).
3. Интерфейсы взаимодействия – WebPage.
4. Специализированные модули – LSTM, Object.

Центральную роль в архитектуре системы занимают сенсоры (Sensors) — различные геоэкологические датчики, такие как датчики влажности, датчики солевого состава и датчики других характеристик почвы. Датчики влажности измеряют уровень воды в почве, обеспечивая данные для контроля ее состояния и оптимизации поливов. Датчики солевого состава фиксируют концентрацию солей, что позволяет выявлять проблемы засоления и корректировать агротехнические мероприятия. Другие датчики собирают информацию о

ключевых параметрах, таких как температура и плотность почвы, способствуя комплексному мониторингу и поддержанию ее плодородия.

Данные, собранные сенсорами, структурируются в формате DataSet и сохраняются в базе данных (DB). Обработкой данных и управлением запросами занимается серверная часть системы (Server), которая координирует взаимодействие между различными компонентами. Важным элементом является использование брокера сообщений MQTT, обеспечивающего эффективную и быструю передачу данных между сенсорами и сервером. Такая архитектура позволяет минимизировать задержки при передаче данных, что особенно важно для задач мониторинга в режиме реального времени.

Особую роль в системе играет модуль LSTM (Long Short-Term Memory), интегрированный в ИСИС, который отвечает за прогнозирование потенциальных изменений в состоянии объектов на основе анализа временных рядов данных. Применение архитектуры LSTM позволяет модели учиться на исторических данных, что значительно повышает точность прогнозов. Этот компонент играет ключевую роль в идентификации возможных деформаций и критических изменений на ранних этапах, что позволяет не только отслеживать текущее состояние объектов, но и предвидеть потенциальные риски, тем самым способствуя своевременным и превентивным мерам по обеспечению безопасности и оптимизации эксплуатационного обслуживания объектов.

Модуль LSTM благодаря своей способности обучаться на исторических данных и учитывать долгосрочные зависимости во временных рядах значительно повышает точность прогноза, что особенно важно для систем, ориентированных на геоэкологический мониторинг. В процессе прогнозирования сеть LSTM получает данные из базы данных через серверный интерфейс, обучается на этих данных и выполняет вычисление предсказательных значений, которые затем передаются пользователю через компонент WebPage или используются для формирования отчетов и предупреждений о возможных рисках.

Интерфейс взаимодействия с пользователями системы представлен компонентом WebPage, который обеспечивает доступ к результатам мониторинга и анализа для различных категорий пользователей. Пользователям интерфейс предоставляет возможность работы с данными в интерактивном режиме, включая отображение визуализаций, графиков и отчетов, что позволяет эффективно принимать решения на основе актуальной информации. Пользовательский интерфейс нацелен на интуитивное взаимодействие с системой и предоставляет гибкость в настройке отображаемых данных в зависимости от потребностей конкретного пользователя.

Таким образом, разработанная архитектура системы геоэкологического мониторинга учитывает множество аспектов работы с данными, начиная от их сбора сенсорами и

заканчивая их прогнозированием и визуализацией для конечного пользователя. Этот подход обеспечивает высокую адаптивность и расширяемость системы, что позволяет эффективно использовать ее в различных сценариях мониторинга строительных объектов.

Диаграмма компонентов ИСГМ

Архитектура сервисов была разработана на заключительном этапе процесса проектирования системы, основываясь на диаграмме классов, которая иллюстрирует взаимодействие между основными компонентами и интерфейсами системы, а также реализует связь по модели «издатель/пользователь». В этой архитектуре системные классы взаимодействуют посредством специальных портов, которые представлены в виде небольших прямоугольников и служат интерфейсами для передачи и приема данных между различными компонентами. На рисунке 4 подробно показано, как организован обмен сервисами между устройствами первичной и вторичной обработки данных, что позволяет наглядно отразить структуру взаимодействия компонентов системы.

Первичное устройство обработки данных выполняет функцию чтения данных с сенсоров, их предварительной фильтрации и вычисления средних значений параметров.

Эти обработанные данные затем передаются на вторичное устройство обработки через соответствующие интерфейсы, что позволяет вторичному устройству выполнять более сложный анализ, включая агрегацию данных, выявление аномалий и подготовку данных для последующего хранения или визуализации. Такая многоуровневая структура взаимодействия компонентов системы обеспечивает гибкость в обработке данных и позволяет динамически распределять вычислительные нагрузки между различными элементами архитектуры.

Особое место в системе занимает модуль на основе сети LSTM (Long Short-Term Memory), который отвечает за выполнение прогнозирования на основе временных рядов данных, хранящихся в базе данных. Диаграмма на рисунке 5 также иллюстрирует последовательность обмена сообщениями в контексте работы модуля LSTM, который взаимодействует с другими компонентами системы для обеспечения предсказания потенциальных деформаций или других критических изменений в состоянии объектов.

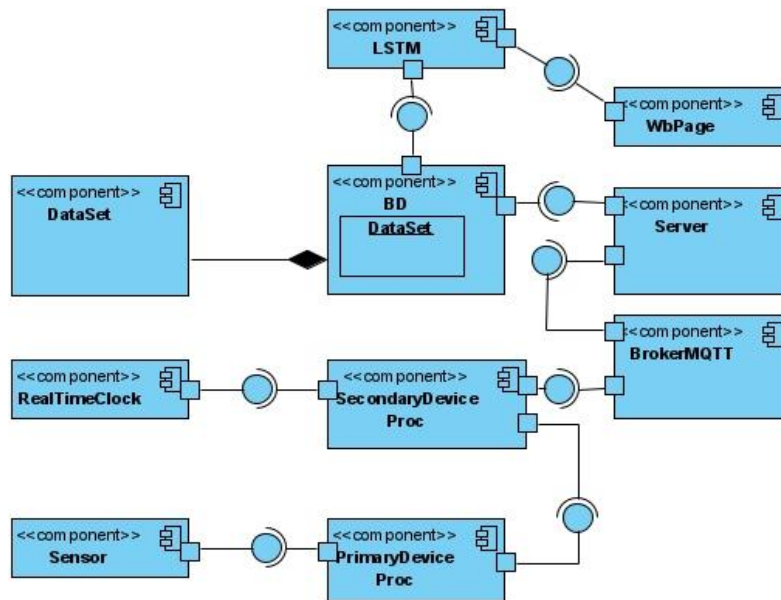


Рисунок 5 – Диаграмма компонентов ИСГМ

Таким образом, данная архитектура сервисов не только обеспечивает надежную обработку и анализ данных в режиме реального времени, но и интегрирует возможности прогнозирования на основе методов машинного обучения, что существенно повышает эффективность системы. Этот подход позволяет адаптировать систему к различным условиям эксплуатации, обеспечивая высокую степень масштабируемости и гибкости в зависимости от конкретных требований проекта.

Диаграмма последовательности работы ИПИФХС

Диаграмма представляет сервисную модель, описывающую процесс прогнозирования (use case «make prediction») в системе, использующей нейронную сеть типа LSTM (Long Short-Term Memory). LSTM — это тип рекуррентной нейронной сети (RNN), специально разработанный для обработки последовательных данных с сохранением долгосрочных зависимостей. В отличие от стандартных RNN, испытывающих трудности с удержанием информации на длительных временных интервалах, LSTM использует архитектуру с «ячейками памяти» и механизмами управления (вентильями), позволяющими выбирать, какие данные сохранять, обновлять или забывать. LSTM широко применяется в прогнозировании, обработке естественного языка, распознавании речи и анализе временных рядов.

Эта модель (рис. 6) демонстрирует ключевые этапы прогнозирования с применением методов машинного обучения на базе временных рядов данных в ИСГМ. Она служит базовой основой для разработки более детализированной архитектуры модуля прогнозирования, обеспечивая всесторонний подход к анализу и предсказанию критических изменений в строительных конструкциях.

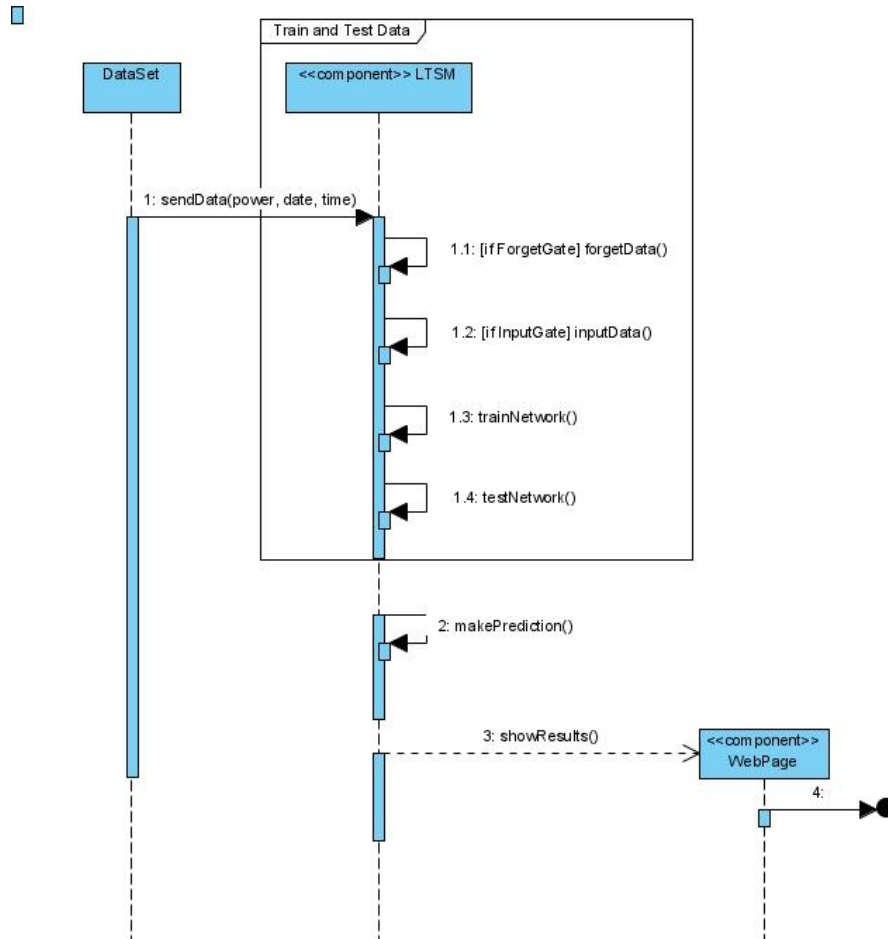


Рисунок 6 – Диаграмма последовательности работы ИПИФХС

Участники процесса

- **DataSet** – источник данных, который содержит информацию, собранную с различных сенсоров, установленных на объектах мониторинга.
- **LSTM** – модуль нейронной сети, выполняющий прогноз на основе анализа временных рядов данных.
- **WebPage** – пользовательский интерфейс, через который отображаются результаты прогнозирования.

Последовательность действий

1. **sendData(power, date, time)** – DataSet передает данные (включая временные метки) в модуль LSTM для дальнейшей обработки и прогнозирования.

Этапы внутри модуля LSTM (Train and Test Data)

1. **[ifForgetGate] forgetData()**
 - Данный шаг описывает работу «забывающего вентиля» (forget gate), являющегося важной частью LSTM-архитектуры.

- Forget gate отвечает за определение той информации, которая более не является полезной для текущего состояния сети, и ее следует исключить из состояния ячейки.
- Условие **ifForgetGate** проверяет необходимость активации данного механизма.
- Операция **forgetData()** выполняет фактическое удаление устаревших или ненужных данных, минимизируя накопление избыточной информации.

2. **[ifInputGate] inputData()**

- Следующий шаг связан с функционированием «входного вентиля» (input gate), который регулирует поступление новой информации в ячейку LSTM.
- Input gate определяет, какие новые данные должны быть добавлены в состояние ячейки на основании анализа текущего состояния и входных сигналов.
- Условие **ifInputGate** проверяет необходимость добавления новой информации.
- Операция **inputData()** добавляет новые данные в ячейку, тем самым обновляя состояние сети и обеспечивая адаптацию модели к новым данным.

3. **makePrediction()**

- На этом этапе LSTM выполняет предсказание на основе обработанных временных рядов данных. Важной особенностью LSTM является возможность учитывать длительные зависимости между данными, что делает модель особенно эффективной в контексте прогнозирования временных изменений в строительных конструкциях.

4. **showResults()**

- После выполнения прогноза результаты отправляются в пользовательский интерфейс (WebPage), где они визуализируются в удобном для пользователя формате, что позволяет осуществлять мониторинг состояния объектов и своевременно принимать меры по предотвращению аварийных ситуаций.

Обобщенные шаги работы системы:

1. Вначале нейронная сеть анализирует предыдущее состояние и определяет, какие данные необходимо «забыть» с помощью механизма **forget gate**.
2. Затем сеть решает, какие новые данные следует добавить с помощью механизма **input gate**.
3. После этого осуществляется процесс обучения и тестирования модели на основе актуальных данных, что обеспечивает ее адаптацию к изменяющимся условиям.

4. На заключительном этапе сеть, используя механизм **output gate**, выводит предсказательные данные, которые затем передаются на веб-интерфейс для отображения и дальнейшего анализа.

Таким образом, данная модель ИПИФХС обеспечивает не только точное прогнозирование на основе временных рядов данных, но и эффективное управление процессом обучения, что делает ее незаменимым компонентом для задач ГМ. Интеграция этой модели в ИСГМ способствует повышению оперативности и точности в управлении данными о состоянии объектов, минимизируя риски и повышая надежность эксплуатационных решений.

В рамках данной работы были рассмотрены основные аспекты проектирования ИСГМ, предназначенной для выполнения задач ГМ. Приведенные требования и функциональные возможности системы, такие как сбор, обработка и анализ данных, а также прогнозирование деформационных изменений с использованием нейронных сетей типа LSTM, отражают сложность и многоуровневость разрабатываемой системы.

Разработка базируется на использовании современных методологий проектирования систем Интернета вещей и сервисно-ориентированной архитектуры, что позволяет обеспечивать высокую степень масштабируемости и интеграции с широким спектром сенсорных устройств и внешних систем. Это гарантирует возможность мониторинга большого количества объектов в реальном времени и способствует оперативной диагностике потенциальных проблем, что крайне важно для повышения безопасности строительных объектов и предотвращения аварийных ситуаций.

Особое внимание уделено внедрению ИПИФХС, которая обеспечивает высокую точность прогнозирования возможных изменений на основе временных рядов данных. Это позволяет не только отслеживать текущее состояние объектов, но и заблаговременно выявлять потенциальные риски, связанные с эксплуатацией сооружений.

Интеграция ИПИФХС в ИСГМ способствует повышению эффективности принятия решений и планирования профилактических мероприятий. Разработанная архитектура платформы и предложенные методы анализа данных представляют собой надежное и гибкое решение для задач ГМ, обеспечивающее высокую производительность, надежность и безопасность при эксплуатации в условиях масштабных промышленных объектов.

Литература

1. Белозеров С. А., Козлов А. В. Системы мониторинга и управления в сельском хозяйстве: технологии и перспективы развития. — М.: Агропромиздат, 2018. — 256 с.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. — MIT Press, 2016. — 775 p. URL: <https://www.deeplearningbook.org/> (дата обращения: 14.11.2024).

3. Бородина О. Б., Гвоздева О. В., Сеница Ю. С., Колбнева Е. Ю. Цифровое сельское хозяйство: настоящее и будущее (обзор международной практики) // Московский экономический журнал. – 2021. – № 1. – С. 45–60. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovoye-selskoye-hozyaystvo-nastoyaschey-i-buduschey-obzor-mezhdunarodnoy-praktiki> (дата обращения: 14.11.2024).
4. Советникова О. П. Основные направления развития сельского хозяйства в условиях цифровой трансформации // Вестник Витебского государственного технологического университета. – 2020. – № 2. – С. 112–118. URL: <https://rep.vstu.by/handle/123456789/15426> (дата обращения: 14.11.2024).
5. Добровлянин В. Д., Антинескул Е. А. Цифровизация сельского хозяйства: текущий уровень цифровизации в Российской Федерации и перспективы дальнейшего развития // Экономика сельского хозяйства России. – 2021. – № 3. – С. 29–34. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-selskogo-hozyaystva-tekuschiy-uroven-tsifrovizatsii-v-rossiyskoy-federatsii-i-perspektivy-dalneyshego-razvitiya> (дата обращения: 14.11.2024).
6. Белоусов П. В. Применение методов машинного обучения в аграрном секторе // Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2022. – № 3. – С. 78–85. URL: <https://vaael.ru/ru/article/view?id=3680> (дата обращения: 14.11.2024).
7. Иванов Д. М. Спутниковый мониторинг и аналитика для устойчивого развития сельского хозяйства // Агроинформ. – 2023. – № 5. – С. 34–39. URL: <https://farmonaut.com/remote-sensing/спутниковый-мониторинг-и-аналитика-д/> (дата обращения: 14.11.2024).
8. Петров А. Н. Новые технологии в сельском хозяйстве и их применение // Агронаука. – 2022. – № 4. – С. 22–27. URL: <https://eos.com/ru/blog/novye-tekhnologii-v-selskom-khozyajstve/> (дата обращения: 14.11.2024).
9. Сидоров В. Л. Цифровые технологии в сельском хозяйстве: новые перспективы // Платформы. – 2023. – № 1. – С. 15–20. URL: <https://platforms.su/articles/5180> (дата обращения: 14.11.2024).
10. Кузнецов М. Г. Будущее сельского хозяйства: как технологии могут обеспечить новый рост // Молодой ученый. – 2022. – № 26. – С. 117–119. URL: <https://moluch.ru/archive/473/104479/> (дата обращения: 14.11.2024).
11. М.С. Макаров, К.А. Жолдошбаев, С. Н. Верзунов. Анализ интеллектуальных систем геотехнического мониторинга // Проблемы автоматизации и управления. – 2024. – №2(50). – С. 27 – 36. URL: <https://pau.imash.kg/index.php/pau/article/view/478> (дата обращения: 14.11.2024).