

РАЗРАБОТКА ВЕБ-СЕРВИСА ДЛЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОГНОЗНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ИЗМЕНЕНИЯ УРОВНЯ ВОДЫ В РЕКЕ

Рассматривается разработка веб-сервиса, осуществляющего мониторинг и прогнозирование уровня воды в реках и водоемах вблизи объектов транспортной инфраструктуры. Представлены результаты разработки моделей прогнозирования уровня воды на основе алгоритмов машинного обучения, которые могут быть успешно интегрированы в систему веб-сервиса, предназначенного для использования управленческим персоналом в процессе принятия решений.

Ключевые слова: транспортная инфраструктура, интеллектуальное имитационное моделирование, машинное обучение, веб-сервис

EDN: ZPZIRL



М.И. Муконина



Д.В. Ольховатов

Прогнозирование уровня воды в реках является важнейшим аспектом обеспечения безопасности и эффективности в транспортном секторе, особенно в свете растущих рисков природного и техногенного характера, связанных с изменением климата и повышением международной политической напряженности. Наличие надежного прогноза уровня воды позволит руководству предприятий транспортной отрасли РФ заблаговременно принимать соответствующие меры для снижения рисков, связанных с перебоями в работе водных и железнодорожных путей

сообщения, которые необходимы как для грузовых, так и для пассажирских перевозок [1].

Растущее количество негативных факторов, связанных с изменчивостью климата, требуют разработки передовых методов прогнозирования, поскольку традиционные подходы становятся менее надежными. Машинное обучение и анализ временных рядов стали важными инструментами повышения точности прогнозирования, позволяющими увеличить устойчивость транспортной инфраструктуры к климатическим воздействиям за счет принятия своевременных

Муконина Мария Ильинична, старший преподаватель кафедры «Вычислительная техника и автоматизированные системы управления» Ростовского государственного университета путей сообщения (РГУПС). Область научных интересов: искусственный интеллект, big data, базы данных, разработка приложений на языке Python, информационные системы на транспорте. Автор 22 научных работ, в том числе одного учебника.

Ольховатов Дмитрий Викторович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Тяговый подвижной состав» Ростовского государственного университета путей сообщения (РГУПС). Область научных интересов: нечеткие модели, машинное зрение, схемотехника, подвижной состав, моделирование. Автор 42 научных работ. Имеет один патент РФ.

Хусаинов Владимир Романович, аспирант кафедры «Автоматика и телемеханика на железнодорожном транспорте» Ростовского государственного университета путей сообщения (РГУПС). Область научных интересов: машинное обучение, нейронные сети на транспорте, разработки на Python, проектирование баз данных. Автор восьми научных работ.

Шаповалов Владимир Леонидович, доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой «Путь и путевое хозяйство» Ростовского государственного университета путей сообщения (РГУПС). Область научных интересов: диагностика, мониторинг, моделирование, предиктивная аналитика. Автор 126 научных работ, в том числе одного учебника. Имеет 11 патентов РФ.

управленческих решений [2]. Актуальность темы исследования подтверждается множеством публикаций, посвященных этой проблеме, как в работах российских ученых [3–11], так и в научных трудах зарубежных исследователей [12–16].

Важность прогнозирования уровня воды в реках выходит за рамки непосредственных соображений безопасности; оно играет решающую роль в экономической стабильности и эксплуатационной надежности транспортного сектора.

В качестве технологического решения для реализации интеллектуальной информационной системы для поддержки принятия решений наиболее удобным и экономически эффективным является веб-сервис, т.к. он позволяет обеспечить универсальный доступ для всех видов пользователей вне зависимости от используемого аппаратного обеспечения [17;18].

Разработка архитектуры веб-сервиса для поддержки принятия управленческих решений на основе результатов прогнозного моделирования изменения уровня воды в реке

Функциональная архитектура веб-сервиса для поддержки принятия управленческих решений на основе результатов прогнозного моделирования изменения уровня воды в реке будет включать в себя следующие ключевые модули, обеспечивающие полный цикл работы системы: модуль сбора данных [19], модуль обработки и анализа данных, модуль прогнозирования, модуль визуализации и модуль принятия решений (рис. 1).

Модуль сбора данных предназначен для автоматизированного сбора необходимой информации с целью обеспечения работы интеллектуальной имитационной модели из различных источников, включая API (Application Programming Interface) [20] запросы на погодные сервисы.

Модуль обработки и анализа данных отвечает за предварительную подготовку полученных на предыдущем этапе данных. Этот процесс включает в себя преобразования форматов данных с целью исключения ошибок на следующих этапах работы веб-сервиса,

нормализацию данных и работу с выбросами. Этот модуль критически важен для подготовки качественных входных данных для прогнозирования.

Модуль прогнозирования представляет собой важнейшую часть системы, т.к. именно в нем производится подготовка прогноза на основе алгоритмов машинного обучения и искусственных нейронных сетей.

На этапе визуализации данные, полученные посредством применения интеллектуальных моделей, преобразуются в графический вид для удобства их интерпретации и использования.

Модуль принятия решений реализует нанесение критических отметок на график с целью предупреждения пользователя о возможности возникновения внештатной ситуации, связанной с изменением уровня воды возле объекта транспортной инфраструктуры [21].

В рамках работы информационной системы также будет предусмотрено накопление данных и периодическое дообучение (fine-tuning) интеллектуальной модели для повышения ее работоспособности.

Таким образом, веб-сервис для поддержки принятия управленческих решений на основе результатов прогнозного моделирования изменения уровня воды в реке будет представлять собой комплексную систему, которая взаимодействует с разными видами пользователей и сторонними сервисами. Так, посетителей веб-сервиса можно разделить на две группы: авторизованный пользователь и администратор (рис. 2).

Авторизованный пользователь сможет запрашивать прогнозы уровня воды для выбранного объекта. На этапе формирования прогноза система будет предоставлять пользователю выбор модели прогнозирования путем нажатия соответствующей кнопки. Также предполагается разработка системы оповещения пользователя о достижении критического уровня на выбранном объекте путем рассылки предупреждений на электронную почту.

В общем виде сценарий работы системы можно описать следующим образом (рис. 3):

1. При открытии главной страницы пользователю предлагают авторизоваться в системе. Данные с логином и паролем направляются на сервер. Далее фор-

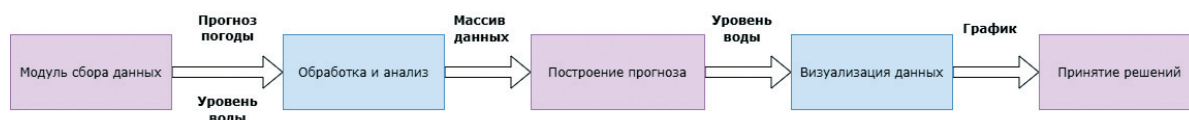


Рис. 1. Функциональная структура веб-сервиса

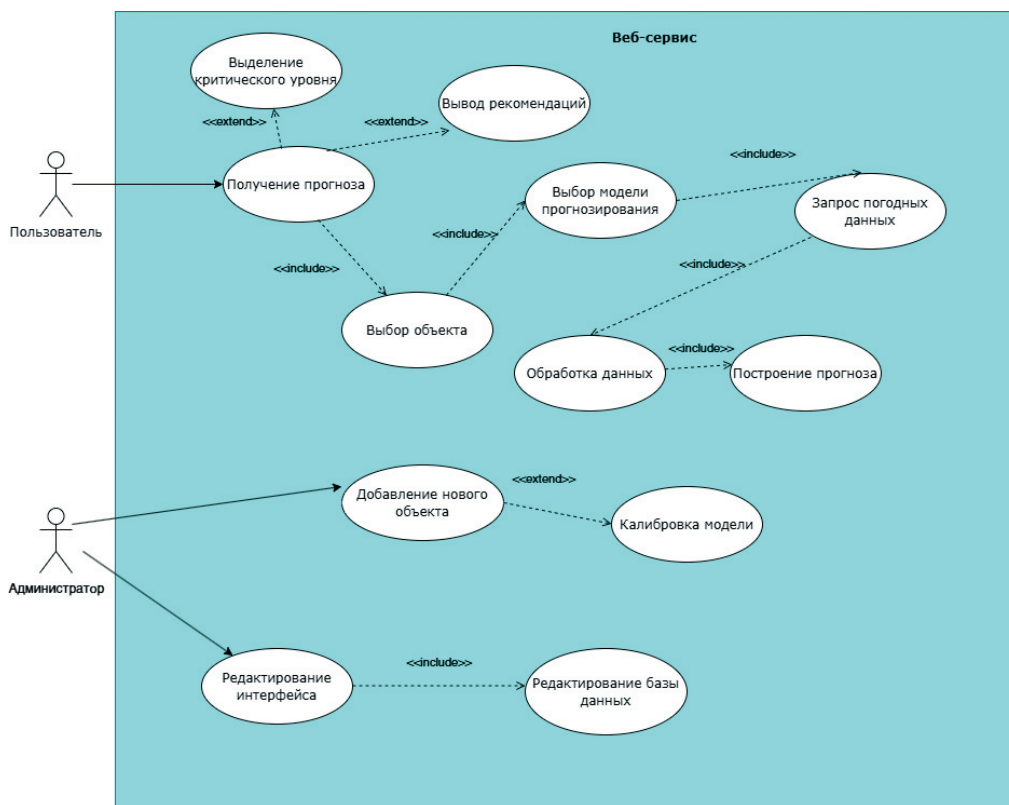


Рис. 2. Диаграмма прецедентов веб-сервиса

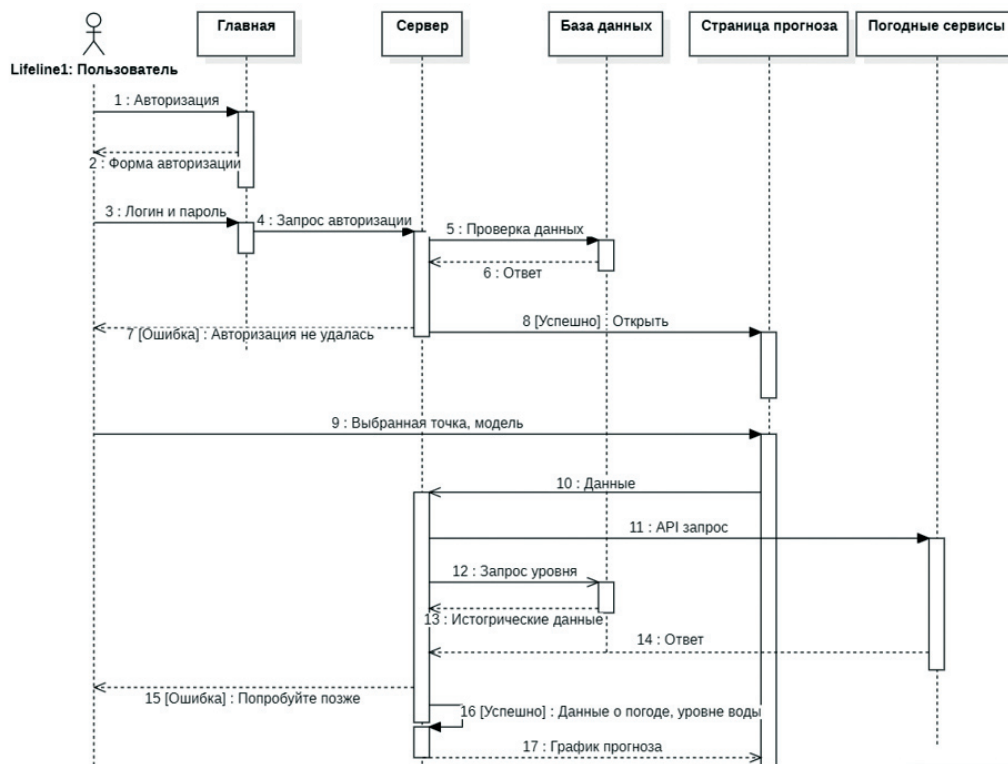


Рис. 3. Диаграмма последовательности работы веб-сервиса

мируется запрос к базе данных. Если запрос выполнен успешно, то пользователю открывается страница с картой, в противном случае всплывает сообщение об ошибке.

2. После открытия страницы с картой пользователю предоставляется возможность выбора точки и модели прогнозирования. Выбранные данные отправляются на сервер.

3. На стороне сервера формируются API-запросы к погодным сервисам по выбранным координатам, а также запрос к базе данных для выгрузки данных об уровне воды в выбранной точке. Если API-запрос выполнен успешно, происходит обработка данных и загрузка в модель.

4. В результате работы микросервисов на стороне сервера формируется график, который выводится на странице прогноза.

Архитектура веб-приложения представляет собой комплексную систему, построенную на клиент-серверном принципе взаимодействия, где каждый компонент выполняет строго определенные функции в рамках общей информационной системы. В основе архитектуры лежит четкое разделение ответственности между клиентской и серверной частями, что обеспечивает эффективное распределение нагрузки и оптимальное использование ресурсов.

Пользовательский интерфейс представляет собой клиентскую компоненту, функционирующую в веб-браузере конечного пользователя и обеспечивающую интерактивное взаимодействие с системой. Основной функционал клиентской части направлен на реализацию эффективного инструментария взаимодействия с информационной системой.

Процесс аутентификации инициируется посредством визуализации формы ввода учетных данных. Клиентская часть осуществляет прием пользовательского ввода и осуществляет передачу данных на сервер для верификации. При некорректной аутентификации реализуется механизм отображения диагностического сообщения.

Интерактивная визуализация реализуется посредством представления картографического интерфейса с точками, расположенными на опорах мостов, где будет производиться прогнозирование уровня воды. Клиентская компонента обеспечивает функционал выбора точки прогнозирования на электронной карте. Селективный механизм предусматривает реализацию интерфейса выбора прогностической модели из доступного набора алгоритмов. Клиентская часть осуществляет визуализацию доступных моделей и регистрацию пользовательского выбора.

Коммуникационный протокол предусматривает формирование и передачу структурированного запроса

на серверную часть, включающего координаты выбранной точки и спецификацию прогностической модели. Модуль для отображения результатов прогнозирования обеспечивает обработку полученных от сервера данных и реализацию графического представления прогностических результатов с использованием специализированных библиотек визуализации. Система уведомлений интегрирована в клиентскую часть и обеспечивает функционал настройки пользовательских предпочтений и отображения входящих оповещений.

Серверная часть представляет собой комплекс взаимосвязанных сервисов, реализующих основную бизнес-логику системы. Микросервисная архитектура серверной части обеспечивает реализацию комплексной обработки бизнес-логики, выполнение вычислительно-интенсивных операций и взаимодействие с хранилищами данных.

Аутентификационный модуль осуществляет прием учетных данных, верификацию в базе данных, управление сессионной информацией и генерацию ответа о статусе аутентификации.

Модуль создания прогноза реализуется посредством оркестрации микросервисов, включающих:

- модуль сбора данных с реализацией API-интеграции с метеорологическими сервисами;
- компонент обработки и анализа данных с функциями предобработки и нормализации;
- прогностический сервис на основе машинного обучения;
- модуль принятия решений с анализом критических значений.

Инфраструктурная поддержка включает в себя управление базой данных, формирование структурированных ответов для клиентской части, реализацию системы уведомлений с поддержкой email-рассылки, механизмы резервного копирования и обеспечения информационной безопасности.

Представленная архитектура выполняет эффективное распределение нагрузки между клиентской и серверной частями системы, гарантируя высокую производительность и надежность функционирования информационной системы прогнозирования.

Методология

Интеллектуальное имитационное моделирование — это метод, который объединяет в себе элементы искусственного интеллекта и имитационного моделирования для создания точных и эффективных моделей сложных систем.

Этот подход позволяет анализировать поведение систем в экспериментальных условиях, прогнозирую

вать возможные сценарии развития событий и оптимизировать процессы принятия решений.

На рис. 4 показан пример многоуровневой модели с несколькими средствами извлечения функций. Изначально данные обрабатываются для повышения точности модели. Для облегчения этого процесса применяются различные средства извлечения признаков, оказывающих влияние на модель. Наконец, для решения задачи прогнозирования разрабатываются алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта.

Недостающие значения в собранном наборе данных были заполнены с помощью множественной интерполяции [22]. Обработка отсутствующих значений заключалась в удалении столбцов с долей отсутствующих значений более 30%.

Машинное обучение играет важнейшую роль в разработке методик прогнозирования уровня воды в реках. Используя различные алгоритмы и методы обработки данных, модели машинного обучения могут анализировать исторические данные об уровне воды в реке и предсказывать будущие уровни с высокой точностью и достоверностью.

Эти модели обладают способностью распознавать закономерности в больших массивах данных, что делает их подходящими для динамического характера гидрологических данных [23]. Для выбора подходящей модели машинного обучения был использован фреймворк AutoGluon.

AutoGluon может автоматически выполнять предварительную обработку данных, включая очистку данных, выбор признаков и операции по проектированию признаков (рис. 5). С помощью класса TabularPredictor фреймворк способен производить автоматическое обучение модели машинного обучения.

В данном исследовании AutoGluon-Tabular использовался для построения 12 моделей прогнозирования уровня воды в реке (LightGBMXt, LightGBM, LightGBMLarge, RandomForestMSE, ExtraTreesMSE, CatBoost, NeuralNetTorch, XGBoost, NeuralNetFastAI, WeightedEnsemble_L2, KNeighborsUnif, KNeighborsDist) [24]. Все модели, построенные в процессе исследования, могут быть оптимизированы с помощью автоматических функций настройки (автоматический выбор модели и гиперпараметров). Модели были построены с помощью библиотек sklearn

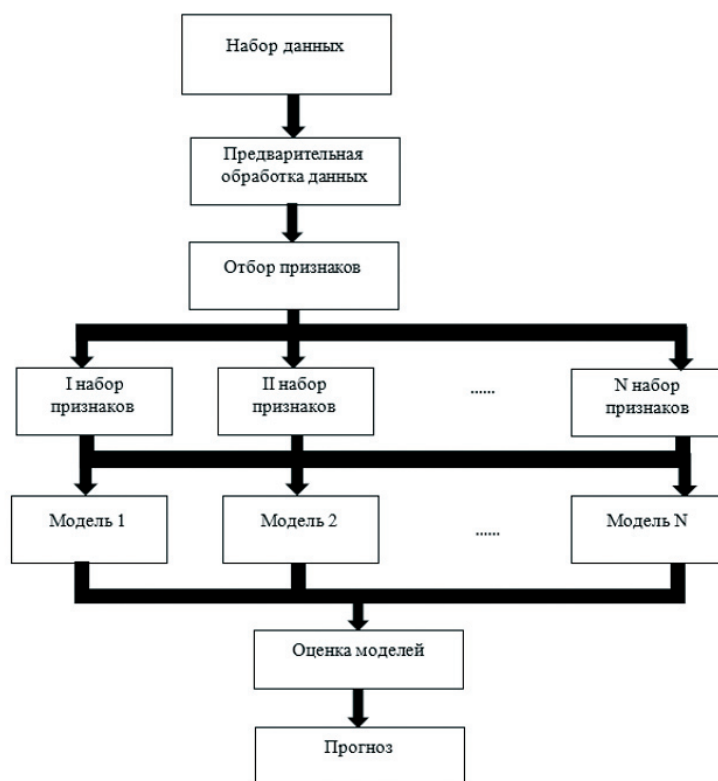


Рис. 4. Методология разработки интеллектуальной имитационной модели

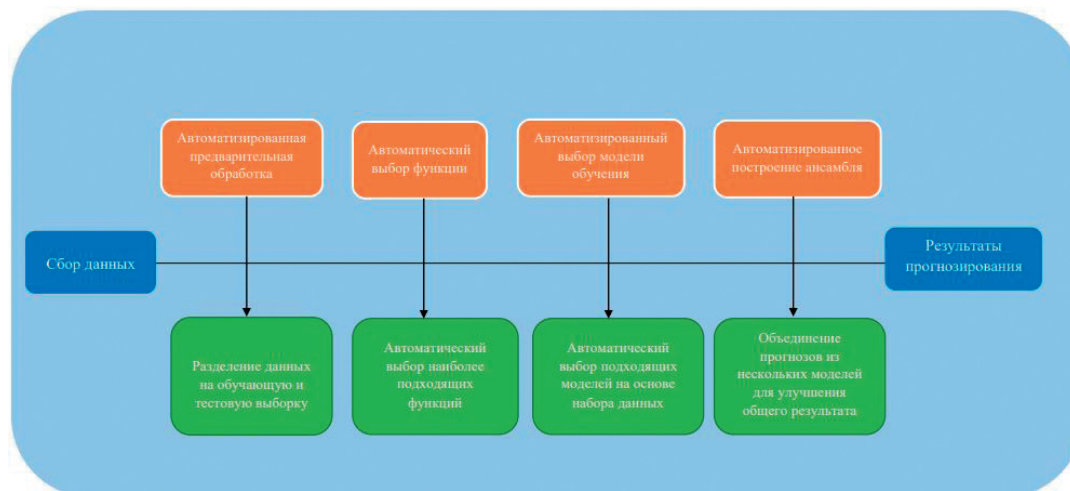


Рис. 5. Принцип работы фреймворка AutoGluon

и AutoGluon на языке Python. Оптимизированные модели используются для обучения и прогнозирования тестового набора.

Для оценки работы моделей машинного обучения при прогнозировании временных рядов часто используется RMSE (Root Mean Squared Error) [24]. Она штрафует модель за большие ошибки, при этом масштаб ошибки аналогичен исходным данным, что облегчает интерпретацию.

Построение модели

Для проведения эксперимента была выбрана р. Темерник — равнинная река в Ростовской области, правый приток Дона. Ее длина составляет 33 км, из которых 18 км проходят по территории Ростова-на-Дону.

Данная река не раз становилась причиной возникновения ЧС на объектах транспортной отрасли в Ростове-на-Дону. Так, 17 июня 2021 года в р. Темерник поднялся уровень воды, что значительно снизило эффективность ливневой канализации и привело к затоплению территории вокзального комплекса. Работа железнодорожного вокзала была экстренно остановлена, а на подъезде к вокзалу оказались заблокированы десятки автомобилистов. На месте работали две поисково-спасательные группы ГО и ЧС, наряд МЧС, а также сотрудники коммунальных служб. На основе анализа многолетних наблюдений за уровнем воды в р. Темерник был определен уровень О/Я (опасного явления), равный 3,900 м.

Чтобы гарантировать целостность прогнозов, данные были тщательно разделены на обучающие и проверочные наборы. В отличие от стандартных методов случайной выборки, которые могли нарушить вре-

менные зависимости, данные были разделены путем выбора конкретной даты.

В результате анализа экспериментальных данных была рассчитана их статистика, а также определены типы переменных, используемых для построения модели, они представлены в таблице.

Предварительная обработка данных имеет решающее значение для ML-анализа, поскольку качество данных оказывает большое влияние на производительность модели. Поскольку различные масштабируемые переменные не в равной степени влияют на функции подгонки и обучения модели, так, например, значения температуры меняются от -21 до 40°C , в то время как давление изменяется в пределах (738,9:781,6 мм.рт.ст.), что может привести к смещению весов модели, все числовые данные в наборе данных были нормализованы.

Для разработки модели было отобрано 34656 записей с данными о погодных условиях и уровне воды в р. Темерник. Из них 34000 вошли в обучающий набор и 456 случаев — в тестовый набор. Кроме того, для внешней валидации были включены 200 записей.

Результаты моделирования

В данном исследовании было построено двенадцать моделей с применением AutoGluon, после чего была произведена оценка их эффективности. Модель, построенная на основе алгоритма NeuralNetTorch, в тестовом наборе показала лучшие результаты $\text{RMSE} = 0,12$, чем другие модели AutoML ($\text{XGBoost} = 0,21$, $\text{LightGBM} = 0,209$, $\text{RandomForestMSE} = 0,258$, $\text{LightGBMX} = 0,211$, $\text{WeightedEnsemble_L2} = 0,217$, $\text{KNeighborsDist} = 0,268$, $\text{CatBoost} = 0,209$, $\text{LightGBMLarge} = 0,212$, $\text{NeuralNetFastAI} = 0,220$,

KNeighborsUnif=0,245, ExtraTreesMSE=0,256). Результаты работы моделей представлены на рис. 6.

Таким образом, модель глубокого машинного обучения NeuralNetTorch показала наиболее точный результат по сравнению с другими алгоритмами. Алгоритмы градиентного бустинга показали достаточно стабильные, близкие результаты (0,2–0,21), что указывает на возможность их применения в качестве альтернативных моделей прогнозирования. В

свою очередь, классические методы машинного обучения, основанные на деревьях решений, показали худший результат из представленных, вследствие чего их применение в разрабатываемой системе является неэффективным.

В рамках развития веб-ресурса планируется расширение модели прогнозирования на основе учета климатических циклов (10–20 лет). Для этого будет расширена обучающая выборка посредством инте-

Таблица

Характеристики параметров модели

Обозначение параметра	Описание	Тип данных	Примечание
P	Атмосферное давление, (миллиметры ртутного столба)	Количественный	Max=781.6 Min=738.9
U	Относительная влажность (%) на высоте 2 метра над поверхностью земли	Количественный	Max=100 Min=12
DD	Направление ветра (румбы) на высоте 10–12 метров над поверхностью земли	Номинальный	Max=1 Min=-1
FF	Скорость ветра (метры в секунду)	Количественный	Max=17 Min=0
RRR	Количество выпавших осадков (миллиметры)	Количественный	Max=54 Min=0
BSV	Уровень воды, измеренный по Балтийской системе высот (БСВ)	Количественный	Max=19.650 Min=0.336

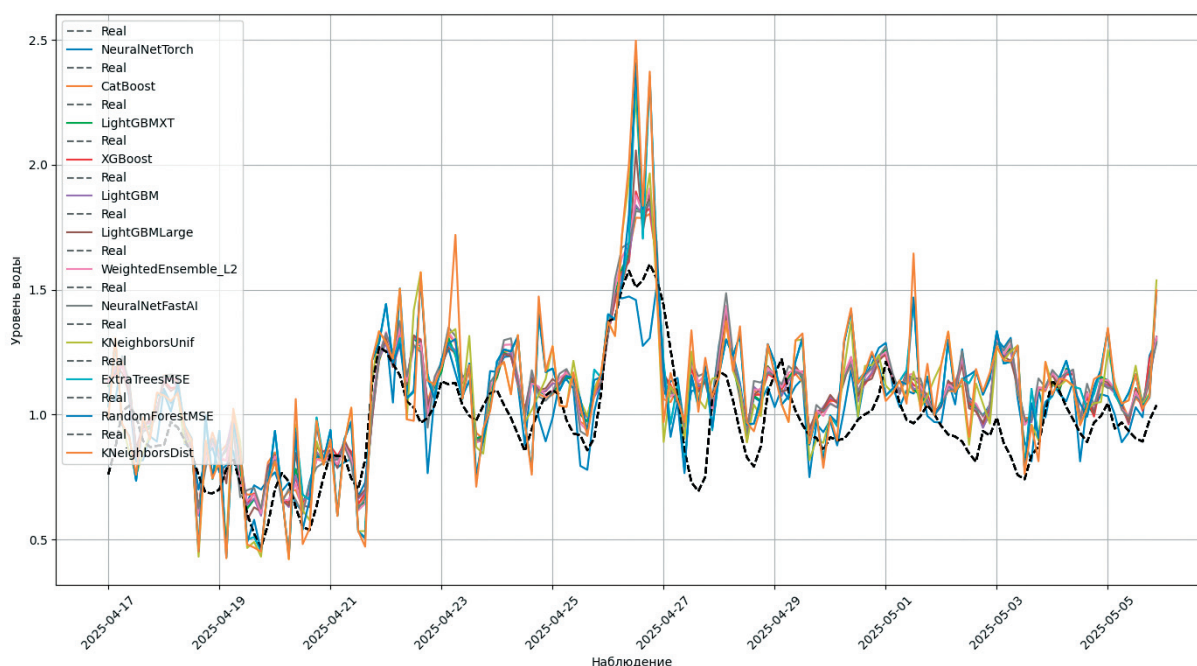


Рис. 6. Результаты работы моделей машинного обучения

грации с архивами Росгидромета и глобальными базами климатических данных с формированием 20-летних временных рядов.

Архитектура модели будет расширена путем разделения обработки временных масштабов: краткосрочных изменений (1–8 дней), сезонных колебаний и многолетних циклов. Планируется применение вейвлет-анализа для выделения циклических компонент и создание гибридных моделей, учитывающих климатические индексы.

Ожидается, что внедрение этих подходов увеличит точность долгосрочных прогнозов на 15–25%, улучшит прогнозирование экстремальных гидрологических событий и повысит адаптивность системы к изменению климата. Дальнейшие исследования будут направлены на верификацию предложенных методов и их интеграцию в архитектуру веб-сервиса.

Заключение

Таким образом, полученные модели могут быть интегрированы в систему веб-сервиса, предназначенного для управленческого персонала, в качестве эффективного инструмента для принятия решений, направленных на снижение рисков возникновения внештатных ситуаций на объектах транспортной инфраструктуры, расположенных вблизи рек и водоемов. В дальнейшем планируется продолжить разработку системы веб-сервиса с целью расширения видов интеллектуальных моделей прогнозирования. 

Исследование выполнено в рамках гранта, предоставленного банком ВТБ (ПАО) на выполнение молодыми учеными научных работ в 2025 году.

Литература

1. Идентификация критических состояний технологических процессов на основе методов предиктивной аналитики / С. М. Ковалев, А. В. Суханов, И. А. Ольгейзер, К. И. Корниенко. - Текст : непосредственный // Автоматика и телемеханика. - 2023. - № 4. - С. 115-130. - DOI 10.31857/S0005231023040074. - EDN QIGFPH.
2. Долгий, А. И. Применение методов визуальной аналитики в системах интеллектуального мониторинга динамических процессов / А. И. Долгий, С. М. Ковалев. - Текст : непосредственный // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте (ИММВ-2024) : сборник научных трудов XII Международной научно-практической конференции. В 2-х томах, Коломна, 14-17 мая 2024 года. - Смоленск : Универсум, 2024. - С. 129-139. - EDN KEIXPU.
3. Прогнозирование уровней воды на реках Краснодарского края с использованием методов машинного обучения / П. А. Белякова, В. М. Морейдо, А. С. Цыпленков [и др.]. - Текст : непосредственный // Водные ресурсы. - 2022. - Т. 49, № 1. - С. 13-26. - DOI 10.31857/S0321059622010047. - EDN EVBBEL.
4. Прогнозирование уровней воды на реках Краснодарского края с использованием методов машинного обучения / П. А. Белякова, В. М. Морейдо, А. С. Цыпленков [и др.]. - Текст : непосредственный // Водные ресурсы. - 2022. - Т. 49, № 1. - С. 13-26. - DOI 10.31857/S0321059622010047. - EDN EVBBEL.
5. Шинкаренко, С. С. Мониторинг последствий наводнения в Оренбургской области при половодье на реке Урал в 2024 году / С. С. Шинкаренко, С. А. Барталев, Е. А. Лупян. - Текст : непосредственный // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. - 2024. - Т. 21, № 3. - С. 339-347. - DOI 10.21046/2070-7401-2024-21-3-339-347. - EDN PGQUUG.
6. Кулин, Н. И. Прогнозирование весеннего половодья рек с использованием методов машинного обучения / Н. И. Кулин, Е. А. Козлов, Ю. А. Жук. - Текст : непосредственный // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. - 2021. - Т. 21, № 1. - С. 135-142. - DOI 10.17586/2226-1494-2021-21-1-135-142. - EDN WHEZTK.
7. Возможности краткосрочного прогнозирования стока малой реки с использованием методов машинного обучения / В. М. Морейдо, Б. И. Гарцман, Д. П. Соломатин, З. А. Сучилина. - Текст : непосредственный // Гидросфера. Опасные процессы и явления. - 2020. - Т. 2, № 4. - С. 375-390. - DOI 10.34753/HS.2020.2.4.375. - EDN PUICFO.

8. Ангулович, Я. И. О применении нейронных сетей в задачах оперативного прогнозирования уровня воды в акватории Обской губы / Я. И. Ангулович, Ю. А. Татаренко. - Текст : непосредственный // Гидрометеорология и экология. - 2025. - № 78. - С. 42-65. - DOI 10.33933/2713-3001-2025-78-42-65.
9. Шамсутдинова, Т. М. Применение нейросетевого моделирования в задачах прогнозирования уровня паводка рек / Т. М. Шамсутдинова. - Текст : непосредственный // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. - 2023. - Т. 21, № 2. - С. 39-50. - DOI 10.25205/1818-7900-2023-21-2-39-50. - EDN KZCOEM.
10. Саноцкая, Н.А. Прогнозирование максимального уровня воды рек как обобщённого параметра состояния сложной нелинейной системы на основе использования многослойной нейронной сети / Н.А. Саноцкая, Д.А. Лоскутов, К.В. Ромашова. - Текст : непосредственный // Технологии гражданской безопасности. - 2022. - Т. 19, № 2(72). - С. 14–20. - DOI: 10.54234/CST.19968493.2022.19.2.72. - ISSN 1996 8493.
11. Великанова, Л.И. Прогноз уровня воды при прохождении паводков на горных реках с применением нейросетевых технологий и прогноза метеослужбы / Л.И. Великанова. - Текст : непосредственный // Информационные системы и технологии. - 2012. - № 1. - С. 66–73. - УДК 626:004.942.
12. Vizi, Z. Water level prediction using long short-term memory neural network model for a lowland river: a case study on the Tisza River, Central Europe / Z. Vizi, B. Batki, L. Ratki [et al.] // Environmental Sciences Europe. - 2023. - Vol. 35, № 92.
13. Shafiee Roudbari, N. From data to action in flood forecasting leveraging graph neural networks and digital twin visualization / N. Shafiee Roudbari, S.R. Puneekar, Z. Patterson [et al.] // Scientific Reports. - Newton : Nature Portfolio, 2024. - Vol. 14, Art. № 18571.
14. Wunsch, A. Groundwater Level Forecasting with Artificial Neural Networks: A Comparison of LSTM, CNN and NARX / A. Wunsch, T. Liesch, S. Broda // Hydrology and Earth System Sciences. - 2020. - Vol. 24, № 5. - P. 2545-2568.
15. Najafi, H. High-resolution impact-based early warning system for riverine flooding / H. Najafi, P.K. Shrestha, O. Rakovec [et al.] // Nature Communications. - Newton : Nature Portfolio, 2024. - Vol. 15, Art. № 3726.
16. Mohammed, S.J. Application of Metaheuristic Algorithms and ANN Model for Univariate Water Level Forecasting / S.J. Mohammed, S.L. Zubaidi, N. Al-Ansari [et al.] // Advances in Civil Engineering. - 2023. - Vol. 2023. - P. 1-15.
17. Юдина, С. В. Система поддержки принятия решений в сложных предпринимательских структурах как развивающийся инструмент управления / С. В. Юдина, Д. В. Цовма. - Текст : непосредственный // Экономические стратегии. - 2021. - Т. 23, № 1(175). - С. 114-121. - DOI 10.33917/es-1.175.2021.114-121. - EDN PXLZPB.
18. Киришьева, И. Р. Концептуальная модель управленческой информационной системы корпоративной интегрированной бизнес-системы железнодорожного транспорта / И. Р. Киришьева. - Текст : непосредственный // Экономический вестник Ростовского государственного университета. - 2008. - Т. 6, № 3-2. - С. 267-270. - EDN PTUALT.
19. Васильева, М. А. Применение принципов безопасной разработки к проектированию и реализации интеллектуальных транспортных систем / М. А. Васильева, М. В. Ипатов. - Текст : непосредственный // Цифровая трансформация образования и транспортной отрасли: анализ опыта и перспективы развития : сборник статей Международного научно-практического IT-форума, Санкт-Петербург, 23-24 ноября 2023 года. - Санкт-Петербург : Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I, 2024. - С. 101-109. - EDN KVFYVZ.
20. Исследование технологий машинного обучения во встроенных системах / О. В. Игнатьева, Д. Н. Чупий, Д. С. Журавлев, А. Д. Сокирка. - Текст : непосредственный // Транспорт: наука, образование, производство : сборник научных трудов Международной научно-практической конференции, Ростов-на-Дону, 24-26 апреля 2024 года. - Ростов-на-Дону : Ростовский государственный университет путей сообщения, 2024. - С. 135-139. - EDN UUAJKY.
21. Модель оценки показателей безопасности функционирования автоматизированных систем диспетчерского управления движением поездов / А. В. Горелик, В. Ю. Горелик, А. В. Смыслов [и др.]. - Текст : непосредственный // Автоматизация в промышленности. - 2025. - № 1. - С. 10-12. - EDN FQFPOD.
22. Machine Learning Meets Cancer / E. V. Varlamova, M. A. Butakova, V. V. Semyonova [et al.] // Cancers. - 2024. - Vol. 16, № 6. - P. 1100. - DOI 10.3390/cancers16061100. - EDN FRFAEP.

23. Ермуханов, Д. С. Машинное обучение и математика / Д. С. Ермуханов. - Текст : непосредственный // Тенденции развития науки и образования. - 2024. - № 110-18. - С. 102-105. - DOI 10.18411/trnio-06-2024-992. - EDN CYNEDP.

24. Иванов, А. Н. Проблема оценки достоверности данных мониторинга и прогнозирования на потенциально опасных объектах / А. Н. Иванов, Д. В. Медведев, А. В. Куянов. - Текст : непосредственный // Сервис безопасности в России: опыт, проблемы, перспективы. Мониторинг, предотвращение и ликвидация чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера : материалы международной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 28 октября 2021 года. - Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский университет Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий, 2021. - С. 666-670. - EDN XSMLSC.