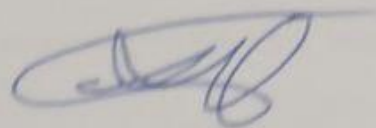


На правах рукописи



Альхименко Игорь Николаевич

Применение методов машинного обучения в задачах прогнозирования экологических проблем

Направление подготовки 09.04.03 «Прикладная информатика»

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ ДИССЕРТАЦИИ

2025

Коротченко
Лариса Никитовна

Проверено

24.06.2025 Зачтено Библиотека

Работа выполнена в ФГБОУ ВО
«Комсомольский-на-Амуре государственный университет»

Научный руководитель:

кандидат физико-математических
наук, доцент кафедры «Приклад-
ная математика»
Григорьев Ян Юрьевич

Рецензент:

кандидат физико-математических
наук, доцент, программист высшей
категории отдела мобильных решений
ООО «Индорсофт»
Лошманов Антон Юрьевич

Защита состоится 20 июня 2025 года в 9 часов 00 минут на заседании государственной экзаменационной комиссии по направлению подготовки 09.04.03 «Прикладная информатика» в Комсомольском-на-Амуре государственном университете по адресу: 681000, г. Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, 27, ауд. 204/5.

Автореферат разослан 13 июня 2025 г.

Секретарь ГЭК

З.В. Широкова

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ДИСЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью оперативного прогнозирования изменения состояний природных объектов. Разрабатываемая интеллектуальная система позволяет анализировать большие объёмы данных и выявлять отклонения состояний наблюдаемой поверхности от штатных.

Целью работы является разработка модели интеллектуальной системы мониторинга динамики изменения состояния подстилающей поверхности Земли на примере задачи предсказания изменений береговой линии реки Амур.

Для достижения поставленной цели решаются следующие *задачи*:

1. Анализируются существующие подходы к прогнозированию динамических процессов методами машинного обучения;
2. Формируется набор данных для обучения интеллектуальной модели и проводится его предварительная обработка;
3. Оценивается применимость различных методов машинного обучения для задачи прогнозирования изменения береговой линии реки Амур и выбирается оптимальный;
4. Рассматриваются подходы, повышающие точность решений на основе построения ансамблей моделей;
5. Разрабатывается программный модуль;
6. Полученные результаты работы оцениваются на реальных данных.

Объектом исследования являются различные типы поверхностей, а также их различные состояния.

Предметом исследования являются модели оценки прогнозирования динамики изменения областей поверхностей, обладающих заданными характеристиками.

Научная новизна работы заключается в использовании интегрированного подхода, основанного на ансамбле моделей машинного обучения позволяющем на основе компьютерного зрения строить прогнозную модель изменения

наблюдаемых областей, соответствующих заданным характеристикам или характеристикам отличных от нормальных для наблюдаемых типов поверхностей с учетом влияния данных, полученных от текущего наблюдения скорости изменения границ временного ряда, основанного на данных за длительный период времени без учета большого количества характеристик по наблюдаемой поверхности. Данная методология позволяет строить прогноз, учитывая краткосрочные предсказания базовой модели машинного обучения и сезонную составляющую, описываемую статистической моделью временного ряда.

Достоверность и обоснованность результатов исследования.

Достоверность предлагаемых подходов обеспечивается использованием современных методов обработки больших данных. Результаты анализа оцениваются с помощью различных метрик. Экспериментальная проверка на реальных данных, включающих более 10000 спутниковых снимков, показывает результаты, имеющие отклонения от реальных значений не превышающих 3%.

Практическая значимость

Разрабатываемая интеллектуальная система позволяет решать задачи экологического контроля, прогнозирования изменений различных видов земной поверхности. Предлагаемое решение может применяться гидрометеорологическими центрами, региональными центрами МЧС по предупреждению ЧС, службами по надзору природопользования, нефтегазовыми компаниями, в сельском хозяйстве.

Апробация результатов

Результаты работы были представлены на следующих мероприятиях:

- Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых «Наука, инновации и технологии: от идей к внедрению», 16-17 ноября 2023 г.;
- VII Всероссийской национальной научной конференции молодых ученых «Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований», 8-12 апреля 2024 г.;
- Конкурсе научно-исследовательских публикаций среди студентов ма-

гистратуры и старших курсов специалитета КнАГУ в номинации: «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ», 27 октября 2023 г.;

- XXVI Краевом конкурсе молодых ученых и аспирантов секции «Физико-математических наук и информационных технологий», 20 января 2024 г.;
- XXVII Краевом конкурсе молодых ученых и аспирантов секции «Физико-математических наук и информационных технологий», 15 января 2025 г.;
- XXXI Хабаровском краевом открытом фестивале «Студенческая весна – 2025»;
- III Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых «Наука, инновации и технологии: от идей к внедрению», декабрь 2024 г.;
- VIII Всероссийской национальной научной конференции молодых ученых «Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований», 7-11 апреля 2025 г.

Государственная регистрация программ для ЭВМ:

1. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024614691 Российская Федерация. Программа для проведения предварительной обработки входных данных интеллектуальной системы детектирования различных типов поверхности на основе спектральных спутниковых снимков : № 2024613045 : заявл. 15.02.2024 : опубл. 28.02.2024 / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный университет».

2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024661934 Российская Федерация. Программа для понижения размерности входных обучающих данных интеллектуальной системы детектирования различных состояний земной поверхности : № 2024660378 : заявл. 07.05.2024 : опубл. 22.05.2024 / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев, А. Л. Григорьева ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный университет».

3. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024661934 Российская Федерация. Программа для понижения размерности входных обучающих данных интеллектуальной системы детектирования различных состояний земной поверхности : № 2024660378 : заявл. 07.05.2024 : опубл. 22.05.2024 / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев, А. Л. Григорьева ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный университет».

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024661934 Российская Федерация. Программа для понижения размерности входных обучающих данных интеллектуальной системы детектирования различных состояний земной поверхности : № 2024660378 : заявл. 07.05.2024 : опубл. 22.05.2024 / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев, А. Л. Григорьева ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный университет».

Гранты

– *«Интеллектуальные методы контроля нештатных ситуаций в задачах мониторинга окружающей среды»* (Регистрационный номер договора о предоставлении гранта на проведение научных исследований: 4IC/2023 от 18.12.2023).

– *«Разработка методов автоматизированного контроля нештатных ситуаций»*. (Регистрационный номер договора о предоставлении гранта на проведение научных исследований: № ВН005/2020 продлен приказом от 21.09.2022 №317-0).

Структура и объем.

Магистерская диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы. Объем работы - 69 страниц, в том числе 60 рисунков и 7 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении раскрывается актуальность темы, определяются цели и задачи исследования, объект, предмет, указываются научная новизна, практическая значимость, достоверность и обоснованность результатов исследования.

В первой главе описываются теоретические основы экологического мониторинга состояния земной поверхности, приводится обзор существующих исследований в области решения задач прогнозирования динамических процессов с применением технологий машинного обучения. Отмечаются основные проблемы экологического мониторинга, проводимого при помощи традиционных подходов, связанных со сбором большого количества измерений различной природы, в том числе с непосредственным участием человека. При традиционных методах мониторинга и прогнозирования возникают проблемы, связанные с низкой оперативностью анализа и частотой сбора данных, малой площадью охватываемой территории, высокой стоимостью.

Описывается работа с данными, полученными методом дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Подчеркивается необходимость учета спектральной отражательной способности объектов наблюдения, и атмосферных условий.

На основе анализа существующих решений показывается целесообразность применения методов машинного обучения к прогнозированию динамических процессов. Описывается построение интеллектуальной системы экологического мониторинга на примере паводковой ситуации реки Амур. Реализуется ансамбль моделей машинного обучения, включающий модели учета прогнозных значений изменения береговой линии и статистического наблюдения за уровнем воды в реке Амур, для формирования итогового прогноза, позволяющего учитывать сезонную составляющую.

Во второй главе описываются методы и материалы исследования. Обработываемыми данными являются спутниковые снимки, полученные с сенсоров Sentinel-2 L2A, имеющего возможность регистрации изображения с использованием 12 спектральных каналов (таблица 1).

Таблица 1 – Спектральные каналы Sentinel-2 L2A

№	Спектральный канал	Центральная длина волны (нм)	Ширина канала (нм)
1	Band 1 – Coastal aerosol	442,7 – 453,9	21
2	Band 2 – Blue	492,4 – 506,6	66
3	Band 3 – Green	559,8 – 590,0	36
4	Band 4 – Red	664,6 – 680,0	31
5	Band 5 – Vegetation red edge	704,1 – 740,0	15
6	Band 6 – Vegetation red edge	740,5 – 760,0	15
7	Band 7 – Vegetation red edge	782,8 – 900,0	20
8	Band 8 – Vegetation red edge	832,8 – 850,0	106
9	Band 9 – Water vapour	945,1 – 950,0	20
10	Band 11 – SWIR	1613,7 – 1700,0	91
11	Band 12 – SWIR	2202,4 – 2300,0	175
12	Band 8A – NIR	864,7 – 885,0	21

Работа со спутниковыми спектральными снимками имеет ряд особенностей, связанных обработкой шумов на изображениях (рисунок 1).



Рисунок 1 – Пример спутникового изображения с шумом и без него

Производится предварительная обработка снимков для удаления шумов и объектов, не подлежащих дальнейшей обработке, формируется бинарная маска изображения при помощи алгоритма k – средних (рисунок 2-а).

Для удаления мелких шумов применяется гауссово ядро размером 5×5 пикселей, определяемое следующим образом: $K(x_i, y_i) = e^{-\gamma \|x_i - y_i\|^2}$, где x_i, y_i – векторы признаков, $\|x_i - y_i\|^2$ – евклидова норма, γ – параметр, контролирующий ширину гауссового колокола.

С помощью операций эрозии и дилатации производится удаление шумов и заполнение возникших пустот на изображении (рисунок 2-б).



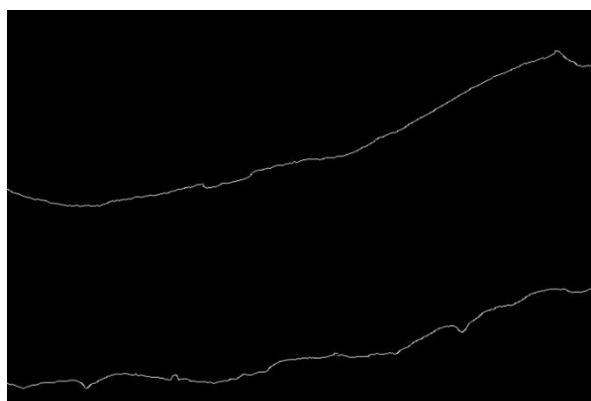
а) Шумы на изображении



б) После обработки

Рисунок 2 – Очистка шумов на бинарном изображении

Применяется пороговая фильтрация для выделения границ исследуемой области, координаты границ записываются в файл. Данный процесс представляется на рисунке 3 (а, б).



а) Выделенные границы

1	date	x	y1	y2	delta_y1	delta_y2
1093	20240919	321	492.0	744.0	0.0	2.0
1094	20240919	322	493.0	744.0	1.0	0.0
1095	20240919	323	492.0	744.0	-1.0	0.0
1096	20240919	324	493.0	745.0	1.0	0.0
1097	20240919	325	493.0	744.0	6.0	7.0
1098	20240919	326	493.0	738.0	7.0	1.0
1099	20240919	327	492.0	737.0	6.0	1.0
1100	20240919	328	491.0	738.0	6.0	2.0
1101	20240919	329	491.0	743.0	6.0	7.0
1102	20240919	330	491.0	744.0	5.0	8.0
1103	20240919	331	490.0	744.0	1.0	8.0
1104	20240919	332	491.0	743.0	0.0	0.0

б) Представление набора данных

Рисунок 3 – Формирование данных для последующей обработки

Рассматриваются основные методы машинного обучения, используемые в работе: линейный регрессионный анализ, градиентный бустинг, метод опорных векторов, случайный лес. Описываются метрики оценки качества моделей: средняя абсолютная ошибка, среднеквадратическая, ADF тест, критерий Акаике (для временных рядов).

В третьей главе описывается разработка интеллектуальной системы прогнозирования динамики изменения границ береговой линии реки Амур.

Решается задача нахождения функций $y_i = f(x_i)$, $i = \overline{1,2}$, описывающих верхнюю и нижнюю границы рек (рисунок 4).

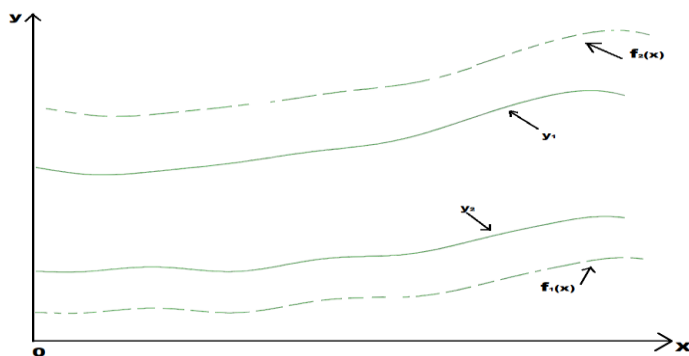


Рисунок 4 – Прогнозирование изменения границ береговых линий реки

Выбирается базовый метод обучения для предсказания динамики изменения границ береговой линии реки, сравниваются некоторые модели машинного обучения (таблица 2).

Таблица 2 – Сравнение моделей машинного обучения

Ошибка	Линейная регрессия	Случайный лес	Градиентный бустинг	Метод опорных векторов
Среднеквадратическая	410,6	386,189	385,779	383,86
Средняя относительная	0,0135	0,0097	0,0097	0,0095

В качестве базового метода машинного обучения выбирается метод опорных векторов (Support Vector Regression, SVR), дающий наименьшую ошибку при предсказании границ.

Базовый метод модифицируется введением дополнительных параметров скорости v и ускорения a изменения координат береговой линии. После группировки набора данных по дате и координате x , для каждого пикселя подсчитываются разности: 1) $v = y_{i+1} - y_i$, 2) $a = v_{i+1} - v_i$ (при $t = 1$).

Результат работы базовой и модифицированной моделей оцениваются при помощи среднеквадратической и относительной ошибок. В среднем, точность модифицированной модели выше на 6% (таблица 3).

Таблица 3 – Модификация базовой модели

Ошибки	Верхняя береговая линия (базовая модель)	Нижняя береговая линия (базовая модель)	Верхняя береговая линия (с весами)	Нижняя береговая линия (базовая модель)
Среднеквадратическая, пиксели	6,524	6,048	5,767	5,481
Относительная, %	0,75%	1,28%	0,71%	1,17%

На рисунке 5 представлены результаты предсказания базовой и модифицированной моделей.

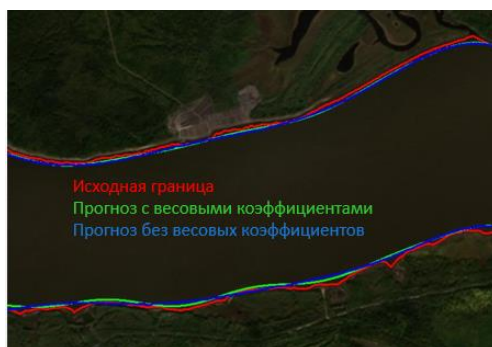


Рисунок 5 – Реальная и предсказанные границы реки

После настройки и модификации базовой модели строится статистическая модель временного ряда. Для оптимального выбора зависимости сравниваются модели ARIMA, SARIMA и LSTM. Тестирование производится на данных статистического наблюдения за уровнем воды в реке Амур с 2008 года. Производится интервальное распределение данных с шагом в 5 дней и оценивается среднеквадратичная и относительная ошибка для 5 предсказаний (таблица 4).

Таблица 4 – Сравнительная таблица

Модель временного ряда	Среднеквадратичная ошибка	Относительная ошибка, %
ARIMA	13,43	15,09
SARIMA	11,67	13,11
LSTM	75,79	85,16

Модель ARIMA выбирается в связи с меньшими требованиями к вычислительной мощности и малой разницей в предсказательной способности по сравнению с моделью SARIMA.

Модель описывается соотношениями:

$$\omega_{t+1} = \sum_{i=1}^p \varphi_i (1 - B)^d \omega_{t-i+1} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j+1} + \varepsilon_{t+1}, \quad (1)$$

где B – оператор сдвига назад ($B y_t = y_{t-1}$); φ_i – параметры авторегрессии; p – порядок авторегрессии; θ_j – параметры скользящего среднего; q – порядок скользящего среднего; d – степень дифференцирования; ε_t – ошибки модели; ω_t – уровень воды для даты t ; ω_{t+1} – предсказания модели для следующей даты. Параметры p, d, q определяются подбором с учетом условия минимизации ошибки предсказания.

Далее производится подбор оптимальных параметров для модели ARIMA при помощи цикла, относительная ошибка модели составила 6,07%. Визуализация результатов работы модели представлена на рисунке 6.

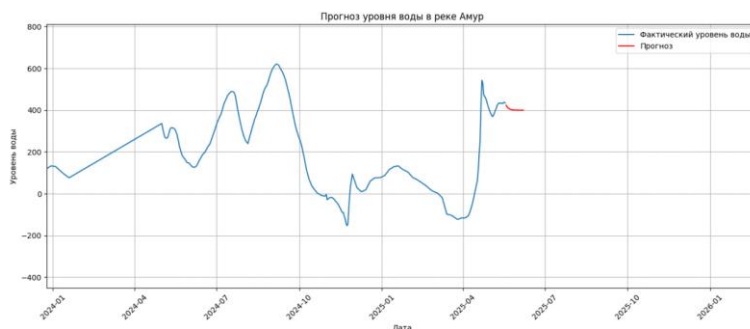


Рисунок 6 – Предсказание временного ряда

В третьей главе описывается интеграция статистической и машинной моделей. Строится математическая модель для задачи прогнозирования береговой линии, оценивается качество результатов прогнозирования на основе реальных данных.

Ввиду различных географических и физических характеристик береговых линий производится обучение отдельно для верхней – y_1 и нижней – y_2 береговых линий. Каждому значению $x = \overline{1..n}$ (где n – ширина изображения в пикселях) соответствуют значения y_1 и y_2 верхней и нижней координат границы реки. Для каждой точки x и даты t предсказываются верхняя (2) и нижняя (3) границы на основе модели опорных векторов (SVR):

$$y_1^{SVR}(x, t) = f_1^{SVR}(x), \quad (2)$$

$$y_2^{SVR}(x, t) = f_2^{SVR}(x), \quad (3)$$

где $f_1^{SVR}(x)$, $f_2^{SVR}(x)$ – функции, построенные методом опорных векторов (SVR), отображающие положение границы; $x = \overline{0, n - 1}$ (n – ширина в пикселях).

Запишем итоговые предсказания береговой линии, объединив модель временного ряда (1) и модель машинного обучения (2)(3):

$$y_1^{pred}(x, t) = \alpha_1 y_1^{SVR}(x, t) + \beta_1 \omega_t, \quad (4)$$

$$y_2^{pred}(x, t) = \alpha_2 y_2^{SVR}(x, t) + \beta_2 \omega_t, \quad (5)$$

где $y_1^{pred}(x, t)$, $y_2^{pred}(x, t)$ – итоговые прогнозы положения верхней и нижней границ береговых линий; $\alpha_{1,2}, \beta_{1,2}$, – весовые коэффициенты для нижней и

верхней границ береговой линии.

При обучении необходимо минимизировать ошибку предсказания по формуле: $\min_{\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2} \sum_t \sum_x (y_1(x, t) - \alpha_1 y_1^{SVR}(x, t) + \beta_1 \omega_t)^2 + (y_2(x, t) - \alpha_2 y_2^{SVR}(x, t) + \beta_2)^2$.

Для тестирования предлагаемого подхода был выбран диапазон из 15 дат различного промежутка в период с 28 августа 2024 года по 17 мая 2025 года, результаты работы модели оценены с помощью средней относительной ошибки, в таблице 5 представлена оценка качества модели для некоторых дат.

Таблица 5 – Оценка качества предсказательной способности системы

дата	y1	y2	прогноз SVR y1	прогноз SVR y2	итоговый прогноз y1	итоговый прогноз y2	улучшение y1 (%)	улучшение y2 (%)
28.08.2024	228	455	231	454	228	456	84	41
14.09.2024	228	455	231	454	229	455	80	5
07.05.2025	230	453	231	454	230	452	67	71
14.05.2025	230	452	231	454	230	451	70	79

Архитектура интеллектуальной системы представлена на рисунке 7.

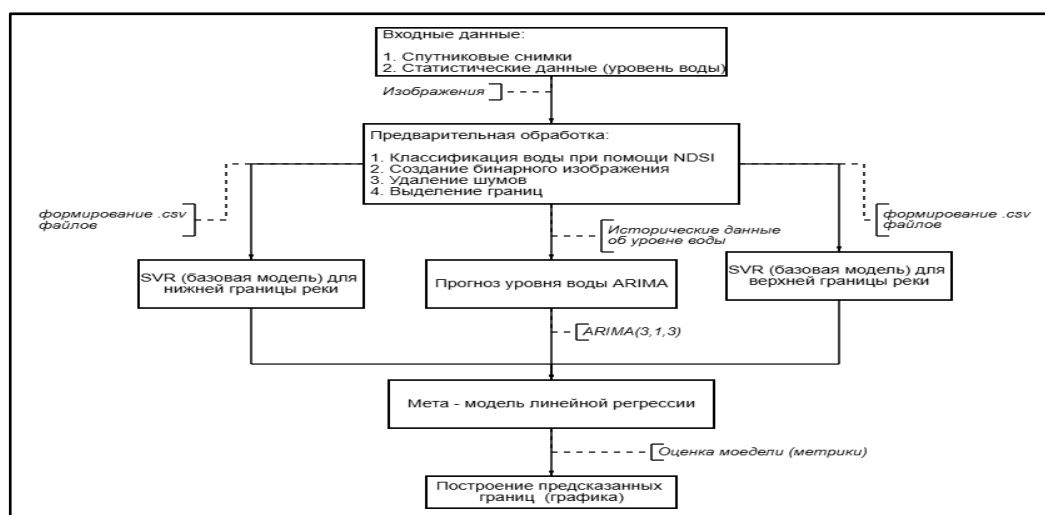


Рисунок 7 – Архитектура интеллектуальной системы

В среднем, предлагаемый подход улучшил качество предсказания, по сравнению с базовой моделью, на 30-40%.

В четвертой главе описывается разработка графического интерфейса интеллектуального модуля (рисунок 8).

Для построения графического интерфейса использовалась библиотека Tkinter (в частности, модуль ttk) для реализации окон, кнопок, выпадающих списков и других элементов управления. Визуализация графиков осуществлялась с помощью Matplotlib в связке с FigureCanvasTkAgg для встраивания графиков в окно интерфейса.

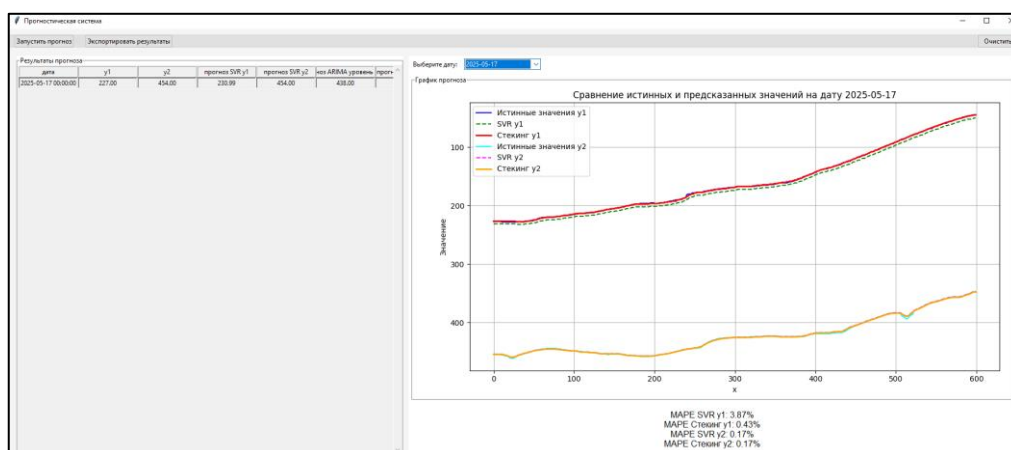


Рисунок 8 – Графический интерфейс интеллектуальной системы

В *заключении* описываются результаты разработки интеллектуальной системы и исследования в целом. Выполнено комплексное исследование, включающее сбор данных, предварительную обработку, построение моделей прогнозирования и их объединение в ансамбль. Реализация предлагаемого подхода улучшила точность прогнозирования, в среднем, на 30-40%. Дальнейшие исследования в данной области могут быть направлены на оценку глубин реки при помощи компьютерного зрения и работу с различными динамическими процессами, наблюдаемыми на Земной поверхности.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

1. Альхименко, И. Н. Использование машинного обучения для прогнозирования динамики распространения загрязнений / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Наука, инновации и технологии: от идей к внедрению : Материалы Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых, Комсомольск-на-Амуре, 16–17 ноября 2023 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-

Амуре государственный университет, 2023. – С. 415-417.

2. Григорьев, Я. Ю. Предварительная обработка данных для реализации методов машинного обучения в задачах экологического контроля / Я. Ю. Григорьев, И. Н. Альхименко // Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета. – 2024. – № 1(73). – С. 25-31.

3. Альхименко, И. Н. Сегментация изображений для задачи прогнозирования динамики распространения загрязнений / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований : Материалы VII Всероссийской национальной научной конференции молодых учёных, Комсомольск-на-Амуре, 08–12 апреля 2024 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2024. – С. 452-454.

4. Альхименко, И. Н. Выделение границ сегментированной области для задачи прогнозирования динамики распространения загрязнений / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований : Материалы VII Всероссийской национальной научной конференции молодых учёных, Комсомольск-на-Амуре, 08–12 апреля 2024 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2024. – С. 454-457.

5. Альхименко, И. Н. Использование линейной регрессии для задачи прогнозирования динамики изменения береговой линии / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований : Материалы VIII Всероссийской национальной научной конференции молодых учёных, Комсомольск-на-Амуре, 07–11 апреля 2025 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2025. – С. 473-475.

6. Альхименко, И. Н. Сравнительный анализ моделей прогнозирования временных рядов для задачи предсказания динамики изменения береговой линии реки / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Молодежь и наука: актуальные про-

блемы фундаментальных и прикладных исследований : Материалы VIII Всероссийской национальной научной конференции молодых учёных, Комсомольск-на-Амуре, 07–11 апреля 2025 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2025. – С. 466-469.

7. Альхименко, И. Н. Сбор данных для задачи прогнозирования динамики изменения береговой линии реки Амур / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Молодежь и наука: актуальные проблемы фундаментальных и прикладных исследований : Материалы VIII Всероссийской национальной научной конференции молодых учёных, Комсомольск-на-Амуре, 07–11 апреля 2025 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2025. – С. 469-473

8. Григорьев, Я. Ю. Использование машинного обучения для задачи прогнозирования изменений береговой линии реки Амур / Я. Ю. Григорьев, И. Н. Альхименко // Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета. – 2025. – № 3(83). – С. 16-23.

9. Григорьев, Я. Ю. Предварительная обработка данных для задачи прогнозирования динамики изменения исследуемых областей/ Я. Ю. Григорьев, И. Н. Альхименко // Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета. – 2025. – (на стадии публикации).

10. Интеллектуальная система выявления экологических проблем на основе мультиспектральных спутниковых изображений / Е. П. Жарикова, Я. Ю. Григорьев, И. Н. Альхименко, А. Л. Григорьева // Научно-техническая информация. Серия 2: Информационные процессы и системы. – 2025. – № 5. – С. 21-27. – DOI 10.36535/0548-0027-2025-05-3. (RSCI)

11. Альхименко, И. Н. Детектирование шлака на выпуске металла при помощи компьютерного зрения / И. Н. Альхименко, Я. Ю. Григорьев // Наука, инновации и технологии: от идей к внедрению : Материалы III Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых, Комсомольск-на-Амуре, 11–12 декабря 2024 года. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре государственный университет, 2025. – С. 170-173.