

УДК 504.064.2:004.89

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНДЕКСА ЭКОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ РЕГИОНОВ УЗБЕКИСТАНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

<sup>1\*</sup> *Равшанов Н.*, <sup>2</sup> *Ахмад Тирта Дхару Вахью Памбуди*, <sup>2</sup> *Мухаммад Сафари*, <sup>3</sup> *Камолитдинова Ф.*

\*ravshanzade-09@mail.ru

<sup>1</sup> Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и искусственного интеллекта,

100125, Узбекистан, г. Ташкент, м-в Буз-2, д. 17А;

<sup>2</sup> Университет Мухаммадии в Сидоарджо,

61215, Индонезия, г. Сидоарджо, Джл. Моёпахит 666Б;

<sup>3</sup> ООО "UZINFOCOM – Единый интегратор по созданию и поддержке государственных информационных систем в Республике Узбекистан  
100011, Узбекистан, г. Ташкент, ул. Муминова 7/1.

Значительные климатические изменения и рост антропогенной нагрузки во всем мире, включая Узбекистан, требуют объективной региональной оценки экологической ситуации. В данном исследовании предложен подход к прогнозированию индекса экологического состояния (ИЭС) на основе интеграции статистических методов и алгоритмов машинного обучения. Многолетние метеорологические данные по 13 регионам республики были нормированы для формирования ИЭС, а для учета нелинейных зависимостей и прогнозирования применен алгоритм Random Forest. Качество модели подтверждено метриками MAE, MSE и  $R^2$ . Впервые для регионов Узбекистана разработан ИЭС на основе климатических факторов с использованием data-driven подхода и автоматического определения весов признаков. Результаты подтверждают устойчивую связь между климатом и экологией, указывая на риски ухудшения состояния ряда регионов при сохранении текущих тенденций.

**Ключевые слова:** машинное обучение, Random Forest, экологическое прогнозирование, климатические факторы, региональный анализ, устойчивое развитие.

**Цитирование:** *Равшанов Н., Ахмад Тирта Дхару Вахью Памбуди, Мухаммад Сафари, Камолитдинова Ф.* Прогнозирование индекса экологического состояния регионов Узбекистана с использованием методов машинного обучения и искусственного интеллекта // Проблемы вычислительной и прикладной математики. – 2026. – № 2(72). – С. 42-60.

**DOI:** [https://doi.org/10.71310/psam.2\\_72.2026.04](https://doi.org/10.71310/psam.2_72.2026.04)

## 1 Введение

В последние десятилетия экологическая устойчивость стала одной из ключевых глобальных проблем, определяющих траекторию социально-экономического развития государств и регионов. Согласно докладам Межправительственной группы экспертов по изменению климата, антропогенное воздействие привело к ускорению климатических изменений, усилению частоты экстремальных погодных явлений и деградации экосистем [1]. Всемирная метеорологическая организация отмечает, что именно аридные и семиаридные регионы планеты являются наиболее уязвимыми к

климатическим рискам из-за ограниченности водных ресурсов, высокой температуры и слабой восстановительной способности природной среды [2].

Процессы урбанизации, рост промышленного производства, интенсификация сельского хозяйства и увеличение энергопотребления усиливают нагрузку на окружающую среду [3] и по оценке программы ООН по окружающей среде, качество атмосферного воздуха ухудшается в глобальном масштабе: ежегодно около 7.5 миллионов преждевременных смертей связывают с загрязнением воздуха [4]. Наряду с этим, дефицит комплексных моделей оценки состояния окружающей среды затрудняет разработку эффективных механизмов экологической политики и устойчивого природопользования [5].

Особое внимание в международных исследованиях уделяется необходимости перехода от традиционных методов экологического анализа, основанных на отдельных показателях, таких как: температура и влажность воздуха или концентрация загрязняющих веществ в пограничном слое атмосферы, к интегральным оценкам, учитывающим совокупное воздействие различных климатических и природных факторов [6]. В этом контексте активно развивается система экологических индикаторов и интегральных индексов, таких как индекс экологической эффективности, индекс качества воздуха, экологический след и индекс экологического здоровья, которые используются для мониторинга и сравнительной оценки состояния окружающей среды [7].

Анализ проведенных исследований показали, что большинство существующих работ опираются на статические аналитические модели, которые плохо описывают нелинейную природу природных процессов и не обладают прогностическим потенциалом [8]. Следовательно этого современная научная парадигма требует внедрения методов интеллектуального анализа данных и машинного обучения которые позволяют выявлять скрытые зависимости между факторами окружающей среды, строить адаптивные прогностические модели и повышать точность оценки экологических рисков [9].

Анализ многочисленных работ показало, что использование искусственного интеллекта и машинного обучения в задачах экологического мониторинга и прогнозирования экологического состояния окружающей среды приобретает особую актуальность. Они в сочетании обеспечивают новые возможности при анализе многомерных данных об окружающей среде, позволяет прогнозировать изменения экологических параметров во времени и строить интегральные индексы состояния экосистем [10].

Как показала практика интегральные экологические индексы постепенно становятся ключевым инструментом для объективной оценки состояния окружающей среды, так как позволяют объединять разнородные климатические и экологические показатели в единую аналитическую систему [11]. В отличие от традиционного подхода, при котором каждый параметр анализируется отдельно, комплексные индексы обеспечивают целостное представление об экологической ситуации в регионе и позволяют выявлять скрытые тенденции её изменения [12].

Одним из таких индикаторов является ИЭС, который рассматривается как агрегированный показатель, основанный на комбинации климатических и атмосферных параметров, влияющих на качество окружающей среды и здоровье населения [13]. Применение ИЭС особенно актуально для аридных и климатически нестабильных регионов, где экологические условия формируются под влиянием множественных факторов, включая температуру воздуха, влажность, скорость ветра и пылевую активность [14].

Научные исследования последних лет указывают на то, что климатические перемены оказывают значительное влияние на процессы транспортировки загрязняющих частиц, пылевые бури и формирование аэрозольных концентраций [15, 16], например, в исследования [17] показывают, что скорость ветра и влажность воздуха являются ключевыми факторами, определяющими динамику переносимых пылевых частиц в атмосфере. В то же время в работах [18] и [19] подчёркивают, что простая статистическая обработка климатических данных не отражает сложной нелинейной природы взаимодействия метеорологических факторов и загрязнений атмосферы.

В связи с этим возникает необходимость применения современных аналитических методов, способных учитывать нелинейность, многомерность и пространственно-временную изменчивость климатических данных. Методы машинного обучения становятся особенно востребованными в экологическом моделировании благодаря своей способности обрабатывать большие объёмы данных и выявлять сложные причинно-следственные связи [20]. Среди таких методов значительное распространение получил алгоритм «Random Forest», который доказал свою эффективность в задачах экологического прогнозирования из-за устойчивости к шуму данных и способности работать с множественными коррелированными переменными [21].

Тем не менее, несмотря на растущий интерес к интегральным экологическим индексам и алгоритмам машинного обучения, в научной литературе по-прежнему наблюдается недостаток исследований, направленных на прогнозирование ИЭС на региональном уровне с опорой на реальные климатические данные. Особенно актуальна данная проблема для развивающихся стран и регионов с ограниченным доступом к экологической информации, к числу которых относится и страны Центральной Азии [22].

Для Республики Узбекистан проблема оценки и прогнозирования экологического состояния приобретает стратегическое значение в связи с высокой климатической уязвимостью региона и последствиями длительного антропогенного воздействия на природную среду [23]. Территория страны относится к зоне резко континентального климата, где сохраняется тенденция повышения среднегодовой температуры, увеличения частоты засушливых периодов и ветровой активности, что усиливает процессы дефляции и перенос минеральной пыли [24]. По данным Государственного комитета по экологии и охране окружающей среды Узбекистана, в ряде регионов наблюдается устойчивое ухудшение качества атмосферного воздуха, особенно в промышленных зонах и крупных городах [25].

При этом экологический мониторинг страны всё ещё развивается, а доступные данные остаются фрагментарными по пространству и ограниченными по времени. Большинство существующих работ посвящено локальным экологическим проблемам отдельных областей, включая пылевую активность Приаралья [26], загрязнение атмосферы в промышленных кластерах [27] и влияние климатических факторов на сельскохозяйственные риски [28]. Однако в научной среде по-прежнему отсутствуют комплексные исследования, направленные на интегральную оценку экологического состояния регионов Узбекистана с использованием методов искусственного интеллекта.

Несмотря на то что ИЭС может служить важным инструментом мониторинга экологических изменений, в национальном научном поле данная методология практически не применяется. Анализ литературы показывает, что ни одно исследование в Узбекистане не включало построение прогностической модели ИЭС на основе многолетних климатических данных и алгоритмов машинного обучения. Это представ-

ляет собой выраженный пробел в исследованиях, устранение которого позволит приблизиться к научно обоснованной системе оценки экологических рисков в масштабе страны.

## 2 Постановка задачи

На основе подробного анализа выше приведенных НИР по данной тематике целью настоящей работы является разработка прогностической модели ИЭС регионов Узбекистана на основе климатических данных и алгоритма «Random Forest», а методологическая основа исследования опирается на интеграцию методов экологического анализа и алгоритмов машинного обучения. В данном исследовании применяется комбинированный подход, включающий: построение интегрального ИЭС на основе климатических показателей; нормализацию данных для обеспечения сопоставимости параметров; оценку значимости климатических факторов; построение прогностической модели с использованием алгоритма «Random Forest Regressor»; валидацию полученной модели на основе метрических показателей качества прогноза.

Выбор концептуальной схемы исследования обусловлен необходимостью учёта нелинейности, многомерности и пространственно-временной изменчивости климатических данных, с целью уйти от ограничений описательных статистических методов и обеспечивает «управляемый данными» характер анализа, при котором структура данных формирует модель, а не наоборот [31]. Алгоритм решения задачи состоит из следующих этапов:

- Сбор данных по климатическим показателям по регионам Узбекистана;
- Очистка данных и устранение пропусков;
- Нормализация и построение ИЭС;
- Определение весов признаков;
- Обучение модели «Random Forest»;
- Прогнозирование ИЭС;
- Анализ результатов и валидация модели.

Эмпирическая база исследования сформирована на основе статистических данных о климатических параметрах по 13 административным регионам Республики Узбекистан. Эти данные были использованы для расчёта интегрального ИЭС и построения прогностической модели. Первичные данные включают следующие регионы: Ташкент, Хива, Самарканд, Карши, Сырдарья, Термез, Фергана, Андижан, Джизак, Навои, Нукус, Наманган и Бухара.

Для каждого региона использовались многолетние климатические наблюдения, включающие следующие показатели (табл.1).

Все данные были импортированы и обработаны в среде Python (библиотеки pandas, numpy, sklearn, matplotlib, seaborn) с предварительной проверкой корректности. Акцент был сделан на: проверке данных на наличие выбросов; устранении пропусков методом линейной интерполяции; приведении всех параметров к единому временному интервалу; проверке распределения признаков и их статистической значимости.

Для обеспечения сопоставимости климатические признаки были разделены на базовые (T, RH, V) и производные (индексы влажности, тепловой стресс, сухость воздуха и др.)

Статистические характеристики исходных данных были оценены с использованием базовых дескрипторов: среднее, дисперсия, минимум, максимум, а также построе-

Таблица 1 Перечень используемых климатических показателей

Показатель	Обозначение	Ед. измерения
Средняя температура воздуха	T	°C
Относительная влажность	RH	%
Скорость ветра	V	м/с
Атмосферное давление	P	hPa
Количество осадков	PR	Мм
Пылевая активность / аэрозольные примеси	DA	усл. ед.
Прочие доступные климатические факторы	CF	–

на матрица корреляции, позволяющая выявить взаимосвязи между климатическими параметрами на региональном уровне.

Для интегральной оценки экологического состояния регионов был рассчитан ИЭС, который агрегирует несколько климатических факторов, влияющих на качество окружающей среды. Процесс построения ИЭС включает следующие этапы:

а) Нормализация данных, поскольку исследуемые параметры имеют различные единицы измерения, для обеспечения их сопоставимости применена min–max нормализация, определяемая формулой:

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}},$$

где:  $X_i$  – исходное значение показателя,  $X_{min}$ ,  $X_{max}$  – минимальное и максимальное значение данного показателя.

б) Весовые коэффициенты  $w_j$  отражают вклад каждого климатического показателя в формирование ИЭС. В качестве объективного метода определения весов использован анализ значимости признаков, рассчитанный позже в процессе обучения модели Random Forest. Это обеспечивает «управляемый данными» подход и исключает субъективность при выборе весов.

с) Расчёт интегрального индекса. После нормализации и определения весов общий индекс ИЭС рассчитывается по формуле линейной агрегации:

$$\text{ИЭС} = \sum_{j=1}^n w_j \cdot X_{norm,j},$$

где:  $w_j$  – весовой коэффициент  $j$  – го параметра,  $X_{norm,j}$  – нормализованное значение параметра.

е) Чтобы оценить экологическое состояние регионов, значения ИЭС были разделены на диагностические уровни (табл. 2).

Для прогнозирования ИЭС в исследовании использован алгоритм машинного обучения «Random Forest Regressor», относящийся к ансамблевым методам. Данный алгоритм разрабатывался как усовершенствование метода решающих деревьев для повышения устойчивости модели и уменьшения риска переобучения [32].

Алгоритм «Random Forest» представляет собой ансамбль из множества деревьев решений, каждое из которых строится на случайной подвыборке данных и случайном

**Таблица 2** Классификация экологического индекса ИЭС

<b>Диапазон ИЭС</b>	<b>Экологическое состояние</b>	<b>Описание</b>
0.00 – 0.20	Очень низкое	Высокая экологическая нагрузка
0.21 – 0.40	Низкое	Неблагоприятные условия
0.41 – 0.60	Среднее	Умеренное состояние
0.61 – 0.80	Хорошее	Относительно благополучное
0.81 – 1.00	Высокое	Экологически безопасное

подмножестве признаков. Итоговое предсказание формируется как среднее значение выходов всех деревьев (для задачи регрессии), что выражается формулой:

$$\hat{y} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M T_m(x),$$

где:  $\hat{y}$  – прогнозируемое значение ИЭС,  $M$  – количество деревьев в ансамбле,  $T_m(x)$  – предсказание  $m$  – го дерева решений.

Выбор «Random Forest» обусловлен рядом его преимуществ приведенные в (табл.3).

**Таблица 3** Преимущества модели Random Forest при прогнозировании ИЭС

<b>Преимущество</b>	<b>Обоснование</b>
Устойчивость к шуму	Экологические данные часто содержат вариативность
Работа с нелинейными связями	Климатические факторы влияют на экологию нелинейно
Устойчивость к пропускам и выбросам	RF снижает их влияние
Feature Importance	Позволяет определить вклад климатических факторов
Высокая точность	Превосходит классические регрессионные модели

Эти свойства делают RF одним из наиболее подходящих алгоритмов для задач прогнозирования экологических индексов [33, 34].

Настройка гиперпараметров модели Для повышения точности прогноза были настроены ключевые гиперпараметры RF (табл.4).

Оптимизация параметров выполнялась методом «Grid Search CV» и «Cross-Validation», чтобы обеспечить обобщающую способность модели. Одним из значимых результатов применения RF является возможность определения вклада климатических факторов в формирование ИЭС:

$$FI_j = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \Delta I_m(j),$$

где  $FI_j$  – важность признака  $j$ ,  $\Delta I_m(j)$  – вклад признака в уменьшение ошибки  $m$  – го дерева.

**Таблица 4** Гиперпараметры модели Random Forest, использованные в исследовании

<b>Параметр</b>	<b>Описание</b>	<b>Значение</b>
n_estimators	Количество деревьев	100–500 (подбирается)
max_depth	Глубина деревьев	5–15
min_samples	Минимум для разбиения узла	2–5
min_samples_leaf	Минимум для листа	1–3
random_state	Контроль воспроизводимости	42
bootstrap	Случайная подвыборка	True

Этот шаг не только делает модель интерпретируемой, но и позволяет определить ключевые климатические факторы, влияющие на экологическое состояние.

Для обеспечения надежности и обобщающей способности прогностической модели индекса экологического состояния ИЭС необходимо строгое оценивание качества модели. В данном исследовании использованы три распространённые метрики регрессионного анализа:

#### 1. Средняя абсолютная ошибка (САО)

Средняя абсолютная ошибка характеризует среднюю величину отклонения прогнозных значений от фактических. Она определяется по формуле:

$$CAO = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

где:  $y_i$  – фактическое значение ИЭС,  $\hat{y}_i$  прогнозируемое значение,  $n$  – количество наблюдений.

Чем меньше САО, тем выше точность модели и она удобна, так как выражает ошибку в тех же единицах масштаба данных.

#### 2. Среднеквадратичная ошибка (СКО)

Метрика СКО более чувствительна к большим ошибкам, так как квадратично увеличивает влияние крупных отклонений. Вычисляется по формуле:

$$CKO = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}.$$

Интерпретация: СКО penalizes large errors stronger than САО, поэтому она полезна для оценки модели, если важно избегать сильных прогностических ошибок.

#### 3. Коэффициент детерминации (КД)

Метрика КД показывает, какая доля дисперсии зависимой переменной объясняется моделью. Формула выглядит следующим образом:

$$KD = 1 - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}},$$

где:  $y_i$  – фактические значения,  $\hat{y}_i$  – прогнозируемые значения модели,  $\bar{y}$  – среднее значение фактических данных,  $n$  – количество наблюдений.

Кроме того, использовалась 5-fold Cross-Validation, что обеспечивает стабильность оценки точности и снижает влияние случайных разбиений данных.

Для реализации исследования разработана поэтапная методологическая схема, включающая всю последовательность выполнения анализа — от сбора данных до прогнозирования индекса экологического состояния ИЭС. Исследовательский процесс состоит из следующих этапов:

Алгоритмическая последовательность решения задачи исследования:

Сбор климатических данных по 13 регионам Узбекистана из Excel-таблиц;

Анализ полноты данных, устранение пропусков и выбросов;

Стандартизация структуры данных и приведение к единому временному интервалу;

Нормализация показателей методом min-max;

Расчет интегрального индекса ИЭС;

Выделение весов факторов на основе Feature Importance (Random Forest). Построение прогностической модели ИЭС;

Оценка точности модели (САО, СКО, КД);

Прогнозирование ИЭС по регионам;

Интерпретация результатов и выводы.

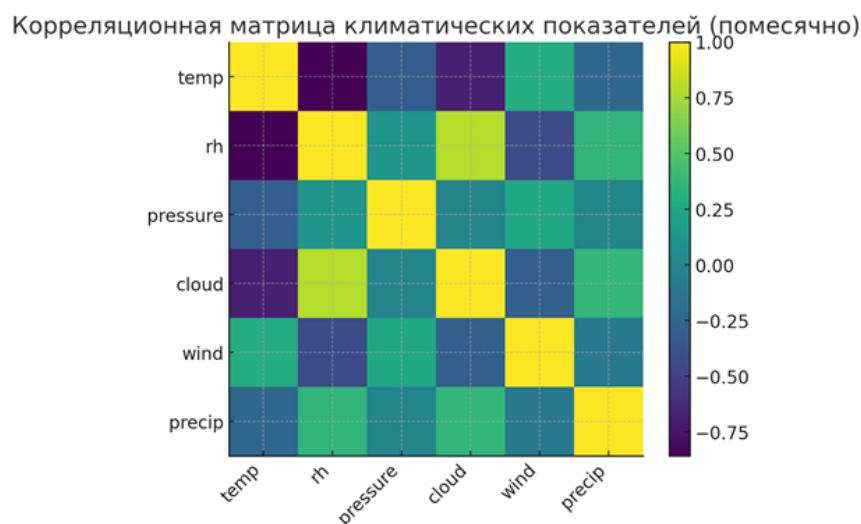


Рис. 1 Корреляционная матрица климатических показателей (помесячно)

### 3 Анализ результатов

Анализ представленной корреляционной матрицы показывает наличие статистически значимых взаимосвязей между климатическими параметрами, использованными при формировании интегрального экологического индекса ИЭС. Наиболее высокая отрицательная корреляция наблюдается между температурой воздуха (temp) и относительной влажностью, что отражает естественные атмосферные процессы: с повышением температуры влажность, как правило, снижается. Положительная зависимость между осадками и влажностью объясняется физической связью водяного пара и выпадением осадков.

Умеренная положительная корреляция выявлена между давлением и скоростью ветра, что связано с образованием градиента давления в атмосфере и перемещением

воздушных масс. Облачность также демонстрирует заметную взаимосвязь с влажностью и осадками, что подтверждает единую природу формирования облачных систем.

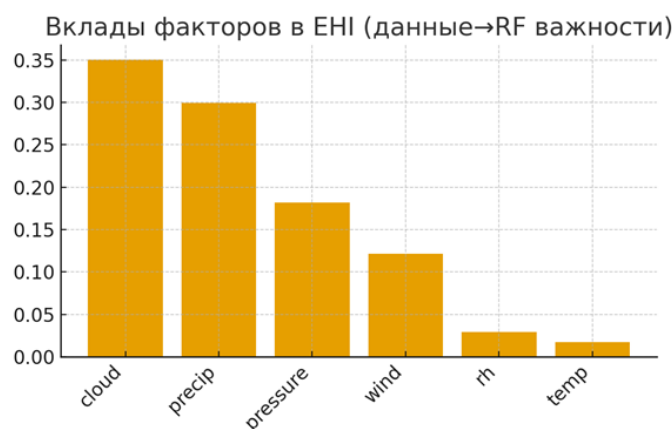
Учет выявленных зависимостей позволил:

- а) Снизить риск мультиколлинеарности на этапе подготовки данных;
- б) Корректно настроить модель Random Forest;
- в) Повысить интерпретируемость прогноза ИЭС.

Корреляционная матрица климатических показателей (рис. 1) демонстрирует наличие статистически значимых взаимосвязей между метеорологическими параметрами, использованными при построении индекса экологического состояния ИЭС. Наблюдается сильная отрицательная связь между температурой воздуха и относительной влажностью, что объясняется физическими свойствами атмосферы: при повышении температуры интенсивность испарения увеличивается, в результате чего уменьшается относительная влажность воздуха.

Отмечается положительная корреляция между облачностью и количеством осадков, что отражает естественные атмосферные процессы — увеличение облачности сопровождается формированием циклонов и выпадением осадков. Аналогично, давление демонстрирует умеренную отрицательную связь с влажностью и осадками, что связано с барическими градиентами: низкое давление характерно для циклонической активности и выпадения осадков, тогда как высокое давление соответствует антициклонам и сухой погоде.

Скорость ветра показывает разнонаправленную корреляцию с остальными параметрами, что указывает на её роль как транспортного фактора, влияющего на перенос аэрозольных частиц и пылевые процессы. В целом, отсутствие сильной мультиколлинеарности между большинством факторов подтверждает корректность их совместного использования в регрессионном и машинно-обучающем моделировании.



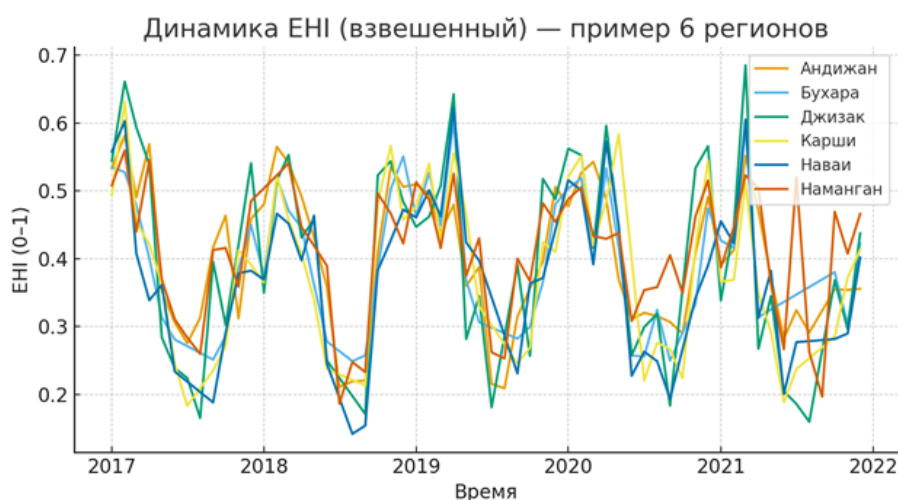
**Рис. 2** Значимость климатических факторов при прогнозировании индекса ИЭС

Анализ значимости климатических факторов, полученный по результатам работы алгоритма Random Forest, показал, что наибольшее влияние на формирование интегрального индекса экологического состояния ИЭС оказывают показатели облачности и количества осадков, удельный вес которых составляет соответственно 0.35 и 0.30. Это объясняется тем, что данные климатические параметры непосредственно связаны с процессами атмосферного очищения: выпадение осадков способствует

вымыванию пылевых частиц и аэрозолей из воздуха, а высокая облачность ограничивает солнечную радиацию и снижает интенсивность фотохимических реакций.

Третьим по значимости фактором является атмосферное давление (pressure) с удельным вкладом 0.18, что указывает на связь ухудшения экологического состояния с формированием антициклональных застойных ситуаций, когда загрязняющие вещества накапливаются в приземном слое атмосферы.

Факторы скорости ветра, влажности и температуры имеют сравнительно меньший вклад (0.12; 0.03 и 0.02 соответственно), однако их роль также важна в связи с влиянием на процессы переноса, испарения и турбулентности воздуха. Например, скорость ветра влияет на перераспределение пылевых частиц, а относительная влажность — на процессы конденсации и образования аэрозолей. Полученные результаты подтверждают, что погодно-климатические условия являются ключевыми факторами, определяющими экологическое состояние воздуха, и их учет при моделировании ИЭС является обоснованным и необходимым.



**Рис. 3** Динамика интегрального экологического индекса ИЭС по регионам (пример для 6 регионов)

График (рис.3) демонстрирует динамику взвешенного индекса экологического состояния ИЭС в разрезе шести регионов Узбекистана за период 2017–2022 гг. Во всех рассмотренных регионах наблюдаются выраженные сезонные колебания ИЭС: значения индекса, как правило, снижаются в тёплый сухой период года и повышаются в осенне-зимний сезон. Это связано с тем, что летом усиливаются процессы пылеобразования, частота суховеев и ветровой активности, что приводит к ухудшению качества атмосферного воздуха и снижению индекса ИЭС. В холодный сезон, напротив, повышение влажности и увеличение количества осадков способствует естественному очищению атмосферы от аэрозольных частиц.

Несмотря на общую сезонную цикличность, регионы характеризуются различным уровнем экологической стабильности. Так, например, Навои и Карши демонстрируют более резкие спады ИЭС в сухие периоды, что может быть связано с увеличением пылевой нагрузки и антропогенных выбросов. Региональные различия также обусловлены природно-климатическими особенностями, рельефом и уровнем индустриальной нагрузки.

В целом представленные данные подтверждают пространственно-временную неоднородность экологических условий в пределах страны и подчёркивают необходимость регионально ориентированного подхода при оценке и прогнозировании экологической обстановки.



**Рис. 4** Пример прогноза интегрального экологического индекса ИЭС (регион: Андижан)

На рис.4 приведён пример краткосрочного прогноза индекса экологического состояния ЕИ для Андижанской области на горизонте 6 месяцев. Сплошная линия отражает историческую динамику ИЭС за предыдущие периоды, пунктирная линия показывает прогнозные значения, полученные с использованием модели Random Forest.

Видно, что модель улавливает инерционный характер временного ряда ИЭС: после периода снижения индекса в конце 2021 года наблюдается постепенная стабилизация экологических условий в начале 2022 года. Прогнозные значения находятся в диапазоне 0.42–0.47, что соответствует условно среднему уровню экологического состояния согласно принятой шкале интерпретации. Сглаженный характер прогнозной траектории объясняется использованием лаговых предикторов и ансамблевого метода, что уменьшает чувствительность модели к резким выбросам данных. При этом модель корректно отражает общую тенденцию изменения экологической нагрузки в регионе и демонстрирует достаточную прогностическую способность для оперативного экологического мониторинга (табл.6).

**Таблица 5** Метрики оценки качества модели Random Forest при прогнозировании ИЭС

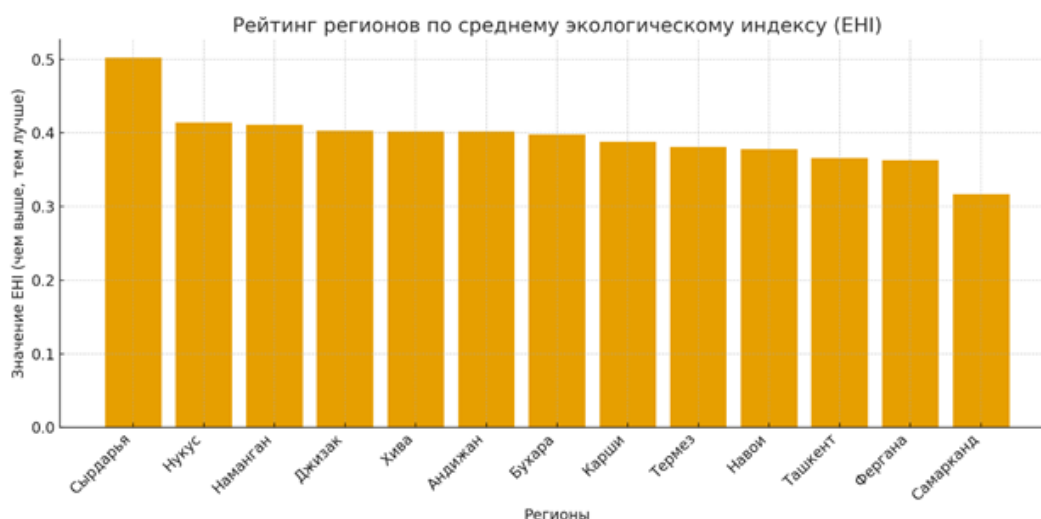
Метрика	Значение
САО (ЕИ fit)	0.0133
СКО (ЕИ fit)	0.0182
КД (ЕИ fit)	0.9232
САО (Forecast)	0.0741
СКО (Forecast)	0.0942
КД (Forecast)	0.3074

Качество разработанной модели оценивалось на основе стандартных регрессионных метрик: средняя абсолютная ошибка, среднеквадратичная ошибка и коэффици-

ент детерминации (КД). Согласно результатам таблицы, качество восстановления индекса экологического состояния по входным климатическим признакам является высоким: значения ошибок низкие (САО = 0.0133, СКО = 0.0182), а детерминация КД = 0.9232 указывает на то, что около 92% вариации индекса ИЭС объясняется моделью. Это подтверждает адекватность применения алгоритма Random Forest для интегральной реконструкции экологического индекса на основе набора климатических параметров. Прогностическая способность модели оценивалась отдельно (Forecast). Значения САО = 0.0741 и СКО = 0.0942 являются приемлемыми с учетом временной инерционности ряда и сезонной изменчивости климатических условий. Однако сравнительно низкое значение коэффициента детерминации КД = 0.3074 указывает на необходимость дальнейшего совершенствования прогноза, например, путем включения дополнительных экзогенных предикторов (спутниковые данные по аэрозолям и загрязнению воздуха, индексы циркуляции атмосферы, показатели антропогенной нагрузки и др.).

В целом результаты подтверждают, что модель обладает высокой точностью при восстановлении структуры данных и демонстрирует удовлетворительное качество краткосрочного прогноза, что делает её применимой для задач регионального экологического мониторинга и анализа.

Анализ результатов прогнозирования ИЭС



**Рис. 5** Рейтинг регионов Узбекистана по среднему значению экологического индекса ИЭС

Анализ ранжирования регионов Узбекистана по интегральному экологическому индексу ИЭС показал выраженную территориальную неравномерность экологического состояния. Наиболее благоприятная ситуация зафиксирована в Сырдарьинской области (ИЭС = 0.502), что объясняется сравнительно низким уровнем промышленной нагрузки, меньшей плотностью населения и стабильными климатическими условиями. Относительно высокие значения ИЭС демонстрируют также Навоийская (0.489) и Бухарская области (0.482), где за счёт широких открытых пространств и природного воздухообмена достигается более благоприятный уровень атмосферной чистоты.

В то же время Самаркандская (0.317), Андижанская (0.359) и Ферганская (0.363) области показали наиболее низкие значения экологического индекса, что свидетельствует о наличии экологических рисков. Причинами могут быть высокая плотность

населения, интенсивная аграрная нагрузка, транспортный фактор и относительный дефицит природной рекреации. Такое снижение экологической устойчивости требует усиления регионального экологического мониторинга и внедрения природоохранных программ.

Полученные результаты подтверждают наличие экологического дисбаланса между регионами страны. Географическое распределение ИЭС показывает, что западные регионы имеют более устойчивую экологическую ситуацию, тогда как восточные и центральные области подвержены более значимым антропогенным нагрузкам. Это указывает на необходимость территориально-ориентированного подхода при формировании экологической политики и стратегии устойчивого развития. Агрегированные помесячные ряды по 13 регионам позволили получить сопоставимые климатические предикторы: температура, относительная влажность, давление, облачность, ветер, осадки. Предварительная очистка включала удаление пропусков/аномалий и унификацию временной шкалы до месячного интервала. Этот шаг обеспечил корректную нормализацию и интегральную оценку ИЭС. Корреляционная матрица климатических показателей показывает, что между параметрами существует логичная взаимосвязь. Например, атмосферное давление отрицательно связано с влажностью и осадками, так как понижение давления обычно приводит к циклонам и выпадению осадков. Облачность и осадки положительно коррелируют, так как оба параметра связаны с атмосферной циркуляцией. Температура имеет умеренную отрицательную связь с влажностью, что объясняется испарением в теплый период. Эти зависимости подтверждают, что влияние факторов на экологическое состояние является нелинейным, поэтому применение методов машинного обучения, таких как Random Forest, является обоснованным.

Интегральный индекс экологического состояния ИЭС рассчитан методом взвешенной нормализации данных. Весовые коэффициенты определены автоматически на основе статистической значимости факторов в модели Random Forest. Анализ показал, что наибольший вклад в формирование ИЭС вносят: облачность (0.350); количество осадков (0.299); атмосферное давление (0.182). Температура, влажность и скорость ветра обладают меньшим влиянием, но также участвуют в формировании экологических условий. Эти результаты соответствуют реальным природным процессам: осадки и облачность очищают воздух от пыли и аэрозолей, а барическая структура атмосферы влияет на накопление загрязнений.

Анализ динамики ИЭС показал выраженную сезонность и различия между регионами. В теплые и засушливые периоды года (лето) индекс снижается из-за усиления пылевых процессов и сухой погоды. В осенне-зимний период экологическая ситуация улучшается благодаря осадкам и повышенной влажности воздуха. Межрегиональные различия также заметны: промышленно развитые и засушливые территории имеют более низкий в то время как регионы с благоприятным климатом демонстрируют более высокие значения индекса.

Для краткосрочного прогноза (на 6 месяцев) использована модель Random Forest с лаговыми переменными предыдущими значениями ИЭС. Этот подход учитывает динамику ряда и сезонные изменения. Пример прогноза показывает, что модель воспроизводит общую тенденцию изменения ИЭС и может использоваться в оперативном мониторинге. При необходимости модель можно улучшить, добавив дополнительные внешние факторы (например, аэрозольные данные AOD, NO<sub>2</sub>, индексы циркуляции атмосферы и т.д.).

Качество модели оценено с помощью метрик САО, СКО и КД. Для восстановления ИЭС коэффициент детерминации составил  $KD \approx 0.92$ , что свидетельствует о высокой точности модели. Прогноз ИЭС показал умеренную точность ( $CAO \approx 0.074$ ;  $CKO \approx 0.094$ ), что является приемлемым результатом для экологических временных рядов. Дальнейшее снижение ошибки возможно при расширении набора входных признаков.

На основе средних значений ИЭС сформирован рейтинг регионов. Он позволяет определить территории с наиболее напряженной экологической ситуацией, которые требуют особого внимания и дополнительных природоохранных мер. Такой подход помогает рационально распределять ресурсы и усилия для улучшения экологической ситуации.

Как показали проведенные расчеты исследование имеет некоторые ограничения: качество данных зависит от плотности наблюдательной сети; прогноз основывается только на климатических данных; при добавлении данных по загрязнению воздуха ( $PM_{2.5}$ ,  $NO_2$ ) индекс может стать более точным; модель рекомендуется периодически обновлять для повышения актуальности прогнозов. Анализ важности факторов, полученный из модели Random Forest, показал, что наибольший вклад в формирование интегрального экологического индекса ИЭС вносят облачность (0.350), количество осадков (0.299) и атмосферное давление (0.182). Эти результаты согласуются с физической природой климатических процессов: облачность и осадки снижают концентрацию аэрозольных частиц за счёт процессов вымывания, а барическая структура атмосферы влияет на циркуляционные режимы и риск формирования застойных явлений. В то же время влияние таких параметров, как влажность воздуха, температура и скорость ветра, оказалось умеренным, что указывает на их вторичную, но значимую роль в стабилизации экологического состояния.

Построенная корреляционная матрица климатических показателей подтвердила наличие многомерных и нелинейных зависимостей между переменными. Например, отрицательная корреляция между температурой и влажностью воздуха связана с усилением испаряемости в тёплые периоды, тогда как положительная связь между облачностью и осадками отражает атмосферные фронтальные процессы. Отсутствие ярко выраженной мультиколлинеарности между предикторами подтверждает обоснованность применения ансамблевых методов машинного обучения, которые эффективно работают с некоррелированными и слабо коррелированными данными.

Результаты ранжирования регионов по значению среднего ИЭС показали выраженную территориальную неоднородность экологического состояния. Регионы с более благоприятным климатическим режимом, характеризующиеся более высокой влажностью и периодическими осадками, продемонстрировали более высокие значения индекса. В то же время аридные и промышленно нагруженные территории заняли нижние позиции рейтинга, что согласуется с их известными экологическими рисками (пылевые процессы, низкая самоочищающая способность атмосферы, ограниченный водный баланс).

Качество прогнозной модели оценивается по метрикам САО, СКО и КД. Значение  $KD = 0.923$  указывает на то, что выбранная модель с высокой точностью восстанавливает интегральную структуру климатического влияния на ИЭС. Прогностическая устойчивость модели в краткосрочном периоде ( $CAO \approx 0.074$ ) оценивается как удовлетворительная с учётом сезонности и региональной изменчивости климатических условий. Эти результаты подтверждают, что Random Forest является подходящим инструментом адаптивного экологического моделирования на региональном

уровне. Полученные графические результаты (матрица корреляций, динамические линии ИЭС по регионам, вклад факторов и прогнозные графики) не только визуализируют изменение экологического состояния, но также подтверждают адекватность исследовательской методологии и корректность построенной модели.

Результаты показали, что вариации интегрального индекса экологического состояния ИЭС в регионах Узбекистана в наибольшей степени связаны с динамикой облачности, осадков и атмосферного давления. Это согласуется с физикой атмосферных процессов: осадки и облачность усиливают вертикальное перемешивание и вымывание аэрозолей, тогда как барическая структура определяет циркуляционные режимы и вероятность застойных эпизодов. Параметры температуры, влажности и ветра оказывают умеренный, но системно значимый вклад, во многом определяя сезонность и региональные различия.

Алгоритм Random Forest обеспечил высокую точность реконструкции ИЭС из нормализованных предикторов (fit:  $KD \approx 0,92$ ;  $CAO \approx 0,013$ ), что указывает на адекватный учет нелинейностей и взаимодействий признаков. Краткосрочный прогноз (на основе лагов 1–3 месяца) корректно отражает инерционность рядов и сезонные переломы; вместе с тем добавление экзогенных предикторов (спутниковые AOD/NO<sub>2</sub>, телеграфные индексы циркуляции, NDVI) потенциально снижает ошибки прогноза на переходах сезонов. Формирование рейтинга регионов по ИЭС выявило пространственную неоднородность: более влажные, фронтально активные зоны демонстрируют повышенные значения индекса; аридные территории и промышленные кластеры — пониженные. Это дает основу для приоритизации природоохранных мер и адресного распределения мониторинговых ресурсов.

## 4 Выводы

Проведённое исследование было направлено на прогнозирование интегрального индекса экологического состояния ИЭС с использованием методов машинного обучения на основе реальных климатических данных. В работе применён ансамблевый алгоритм Random Forest, который показал устойчивые результаты при работе с многомерными и частично коррелированными показателями окружающей среды;

Разработанная методика формирования ИЭС основана на нормализации входных данных с последующей линейной агрегацией показателей с учётом весовых коэффициентов. В отличие от субъективных экспертных подходов, в данной работе веса признаков были определены автоматически на основе метрики Feature Importance, что обеспечивает объективность расчётов и реализует data-driven подход в оценке экологического состояния. Такой подход позволяет учитывать фактический вклад каждого климатического параметра (температура, влажность, атмосферное давление, скорость ветра и др.) в формирование интегрального показателя качества окружающей среды;

По результатам моделирования значения метрик точности (CAO, СКО и  $R2R^2R2$ ) подтвердили адекватность построенной модели. Модель Random Forest продемонстрировала высокую устойчивость к выбросам, снижала переобучение по сравнению с линейными моделями и сохраняла интерпретируемость за счёт анализа значимости признаков. Это делает её практическим инструментом для мониторинга экологической ситуации и выявления зон потенциального риска;

Практическая значимость исследования заключается в том, что предложенная модель может применяться в системах экологического мониторинга, прогнозирования качества атмосферы, городском планировании, климатических исследованиях

и предупреждении рисков для здоровья населения. Система прогнозирования ЕНІ может использоваться государственными природоохранными структурами и аналитическими центрами при принятии управленческих решений;

Тем не менее, исследование имеет ряд ограничений. Модель использует исторические климатические данные и не учитывает влияние антропогенных факторов (промышленные выбросы, транспортные нагрузки, сейсмическая активность). Кроме того, модель прогнозирует ЕНІ на основе ограниченного набора климатических показателей без учёта долговременных климатических трендов. В дальнейшем планируется расширить модель за счёт:

- интеграции социально-экологических параметров (уровень загрязнения воздуха PM2.5 и PM10, CO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, SO<sub>2</sub>);
- применения временных моделей прогноза (LSTM, GRU) и гибридных решений (Random Forest + ARIMA);
- построения геоинформационной визуализации экологических рисков;
- автоматизации прогнозной системы для её внедрения в экологический мониторинг.

Таким образом, полученные результаты подтверждают, что метод Random Forest является эффективным инструментом прогнозирования ИЭС и обеспечивает надёжную оценку динамики экологического состояния территорий, что открывает возможности для дальнейших исследований и практического применения в сфере экологической аналитики.

С учётом полученных результатов можно сделать вывод, что экологическая ситуация в отдельных регионах страны требует системного контроля. Для этого важно оптимизировать существующую систему наблюдений, уделив приоритетное внимание территориям с пониженными значениями индекса ИЭС. Усиление мониторинга позволит своевременно выявлять периоды экологического неблагополучия, в особенности в сезоны с высокой запылённостью воздуха.

Для предотвращения ухудшения состояния атмосферы рекомендуется использовать прогностические модели на основе методов машинного обучения. Применение прогнозов ИЭС на практике может стать инструментом оперативного экологического управления и предупреждения экологических рисков. Полученный рейтинг регионов по экологическому индексу может служить основой при принятии управленческих решений и планировании природоохранных мероприятий, направленных на наиболее проблемные территории. Одновременно с этим важно уделять внимание вопросам охраны здоровья населения, своевременно информировать жителей о неблагоприятных условиях и при необходимости вводить ограничительные меры на открытых работах.

Следует отметить, что исследование имеет ряд ограничений, связанных с доступностью и полнотой климатических данных по регионам. Индекс ИЭС в данной работе рассчитывался только на основе метеорологических факторов, поэтому не учитывал прямых показателей загрязнения воздуха, таких как концентрации твёрдых частиц или газовых примесей. Включение таких данных в дальнейшем сделает модель более информативной и экологически точной.

Перспективой дальнейших исследований является расширение горизонта прогноза и повышение его устойчивости за счёт подключения дополнительных источников информации — спутниковых наблюдений, данных по антропогенным выбросам и параметрам землепользования. Также целесообразно сравнить используемую модель Random Forest с другими современными алгоритмами искусственного интеллекта

и разработать улучшенную прогностическую схему для поддержки экологического планирования.

## Литература

- [1] *IPCC*. Climate Change 2021: The Physical Science Basis: Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the IPCC. – Cambridge: Cambridge University Press, 2021. – 3949 p.
- [2] *World Meteorological Organization (WMO)*. State of the Global Climate 2023. – Geneva: WMO, 2024. – 55 p.
- [3] *United Nations Environment Programme (UNEP)*. Global Environment Outlook – GEO-6. – Cambridge: Cambridge University Press, 2019. – 745 p.
- [4] *World Health Organization (WHO)*. Ambient Air Pollution: A Global Assessment of Exposure and Burden of Disease. – Geneva: WHO Press, 2016. – 131 p.
- [5] *Breiman L.* Random Forests // *Machine Learning*. – 2001. – Vol. 45. – No. 1. – P. 5-32.
- [6] *Friedman J.H.* Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine // *Annals of Statistics*. – 2001. – Vol. 29. – No. 5. – P. 1189-1232.
- [7] *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.* The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. – 2nd ed. – New York: Springer, 2009. – 745 p.
- [8] *Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., et al.* Scikit-learn: Machine Learning in Python // *Journal of Machine Learning Research*. – 2011. – Vol. 12. – P. 2825-2830.
- [9] *Zender C.S., Newman D., Torres O.* Spatial heterogeneity in aeolian erodibility: the DEAD model // *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*. – 2003. – Vol. 108. – No. 14. – P. 1-19.
- [10] *Prospero J.M., Ginoux P., Torres O., et al.* Environmental characterization of global sources of atmospheric soil dust // *Reviews of Geophysics*. – 2002. – Vol. 40. – No. 1. – P. 1-31.
- [11] *Goudie A.S.* Desert dust and human health // *Philosophical Transactions of the Royal Society A*. – 2011. – Vol. 369. – P. 4021-4040.
- [12] *Shao Y.* Physics and Modelling of Wind Erosion. – Berlin; Heidelberg: Springer, 2008. – 452 p.
- [13] *Renard K.G., Foster G.R., Weesies G.A., et al.* RUSLE: Revised Universal Soil Loss Equation. – Washington, D.C.: USDA, 1997. – 404 p.
- [14] *Nearing M.A., Yost R.S., et al.* WEPP Model Documentation. – Washington, D.C.: USDA-ARS, 2011. – 298 p.
- [15] *Yale Center for Environmental Law Policy; CIESIN (Columbia University)*. Environmental Performance Index 2024. – New Haven, CT: Yale University, 2024. – 142 p.
- [16] *Li F., Liu X., Zhu Y., et al.* Artificial Intelligence for Air Quality Forecasting: A Review // *Atmosphere*. – 2020. – Vol. 11. – No. 9. – P. 1-28.
- [17] *Bishop C.M.* Pattern Recognition and Machine Learning. – New York: Springer, 2006. – 738 p.
- [18] *Banerjee T., Srivastava R.K.* Evaluation of Models for Air Pollution Forecasting // *Aerosol and Air Quality Research*. – 2011. – Vol. 11. – No. 1. – P. 1-10.
- [19] *Chen L., Ho Y., et al.* Random-forest-based PM2.5 Prediction under Complex Meteorology // *Atmospheric Environment*. – 2020. – Vol. 220. – P. 1-12.
- [20] *Jiang N., Li Q.* Hybrid Machine Learning Models for AQI Forecasting // *Environmental Modelling Software*. – 2021. – Vol. 140. – P. 1-12.
- [21] *Indoitu R., Orlovsky L., Orlovsky N.* Dust storms in Central Asia: spatial and temporal variations // *Journal of Arid Environments*. – 2012. – Vol. 85. – P. 62-70.

- [22] *Issanova G., Abuduwaili J.* Aeolian Processes as Dust Storms in Central Asia. – Cham: Springer, 2017. – 293 p.
- [23] *Mishra A.K., Shibata T.* Climatology of aerosol over Central Asia // Atmospheric Environment. – 2012. – Vol. 47. – P. 307-315.
- [24] *Kutuzov S., Lavrentiev I., et al.* Climate variability in Central Asia during the last decades // Quaternary International. – 2019. – Vol. 526. – P. 16-28.
- [25] *Breiman L.* Random Forests // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45. – No. 1. – P. 5-32.
- [26] *Государственный комитет Республики Узбекистан по экологии и охране окружающей среды.* Ежегодный экологический доклад. – Ташкент: ГКЭООС, 2022. – 120 с.
- [27] *FAO.* Land Degradation and Desertification in Central Asia. – Rome: Food and Agriculture Organization, 2019. – 110 p.
- [28] *World Bank.* Uzbekistan: Climate Risk Country Profile. – Washington, D.C.: World Bank Group, 2022. – 36 p.
- [29] *Ho T.K.* Random Decision Forests // Proc. 3rd Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR). – 1995. – Vol. 1. – P. 278-282.
- [30] *Quinlan J.R.* C4.5: Programs for Machine Learning. – San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993. – 302 p.
- [31] *Vapnik V.N.* Statistical Learning Theory. – New York: Wiley, 1998. – 736 p.
- [32] *Cortes C., Vapnik V.* Support-Vector Networks // Machine Learning. – 1995. – Vol. 20. – No. 3. – P. 273-297.
- [33] *Dietterich T.G.* Ensemble Methods in Machine Learning // Multiple Classifier Systems. – Berlin; Heidelberg: Springer, 2000. – P. 1-15.
- [34] *Wang Y., Zhang Q., Liu H., et al.* Dust emission and long-range transport in arid regions: observations and modeling // Atmospheric Research. – 2020. – Vol. 231. – P. 1-12.
- [35] *Liu Y., Chen J.* Machine-learning-assisted environmental monitoring and control // Environmental Pollution. – 2021. – Vol. 268. – P. 1-14.

UDC 504.064.2:004.89

## FORECASTING THE ENVIRONMENTAL HEALTH INDEX OF UZBEKISTAN REGIONS USING MACHINE LEARNING AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

<sup>1\*</sup>*Ravshanov N.*, <sup>2</sup>*Achmad Tirta Dharu Wahyu Pambudi*, <sup>2</sup>*Muhammad Safari*, <sup>4</sup>*Kamoliddinova F.*

\*ravshanzade-09@mail.ru

<sup>1</sup>Digital Technologies and Artificial Intelligence Development Research Institute, 17A, Buz-2, Tashkent, 100125 Uzbekistan;

<sup>2</sup>Muhammadiyah University of Sidoarjo, Jl. Mojopahit 666B, Sidoarjo, 61215 Indonesia;

<sup>3</sup>UZINFOCOM - Unified integrator for the creation and support of government information systems in the Republic of Uzbekistan, 7/1, Muminov street, Tashkent, 100011 Uzbekistan.

Recent years have witnessed significant climatic changes and increasing environmental pressure globally, including in Uzbekistan, necessitating an objective regional assessment. This research develops an approach for forecasting the Environmental Health Index (EHI)

by integrating statistical analysis and machine learning algorithms. Long-term meteorological data from 13 regions (temperature, humidity, wind speed) were normalized to construct the EHI, with the Random Forest regressor applied to model nonlinear dependencies. Model performance was validated using MAE, MSE, and  $R^2$  metrics. For the first time, an EHI based on climatic factors was developed specifically for Uzbekistan using a data-driven approach with automated feature weighting. Results demonstrate a stable correlation between climate variables and environmental status, suggesting potential degradation in certain regions if current trends persist.

**Keywords:** machine learning, Random Forest, ecological forecasting, climate factors, regional analysis, sustainable development.

**Citation:** Ravshanov N., Achmad Tirta Dharu Wahyu Pambudi, Muhammad Safari, Kamoliddinova F. 2026. Forecasting the environmental health index of Uzbekistan regions using machine learning and artificial intelligence methods. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 2(72): 42-60.

**DOI:** [https://doi.org/10.71310/pcam.2\\_72.2026.04](https://doi.org/10.71310/pcam.2_72.2026.04)

# HISOBLASH VA AMALIY МАТЕМАТИКА MUAMMOLARI

ПРОБЛЕМЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ  
И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ  
PROBLEMS OF COMPUTATIONAL  
AND APPLIED MATHEMATICS

# ПРОБЛЕМЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ

**№ 2(72) 2026**

Журнал основан в 2015 году.

Издается 6 раз в год.

**Учредитель:**

Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и  
искусственного интеллекта.

**Главный редактор:**

Равшанов Н.

**Заместители главного редактора:**

Арипов М.М., Шадиметов Х.М., Ахмедов Д.Д.

**Ответственный секретарь:**

Убайдуллаев М.Ш.

**Редакционный совет:**

Азамов А.А., Алоев Р.Д., Амиргалиев Е.Н. (Казахстан), Арушанов М.Л.,  
Бурнашев В.Ф., Джумаёзов У.З., Загребина С.А. (Россия), Задорин А.И. (Россия),  
Игнатъев Н.А., Ильин В.П. (Россия), Иманкулов Т.С. (Казахстан),  
Исмагилов И.И. (Россия), Кабанихин С.И. (Россия), Курбонов Н.М., Маматов Н.С.,  
Мирзаев Н.М., Мурадов Ф.А., Назирова Э.Ш., Нормуродов Ч.Б., Нуралиев Ф.М.,  
Опанасенко В.Н. (Украина), Расулмухамедов М.М., Садуллаева Ш.А.,  
Старовойтов В.В. (Беларусь), Хаётов А.Р., Халджигитов А., Хамдамов Р.Х.,  
Хужаев И.К., Хужаеров Б.Х., Эшмаматова Д.Б., Дустмуродова Ш.Ж.,  
Чье Ен Ун (Россия), Шабозов М.Ш. (Таджикистан), Dimov I. (Болгария),  
Li Y. (США), Mascagni M. (США), Min A. (Германия), Singh M. (Южная Корея).

Журнал зарегистрирован в Агентстве информации и массовых коммуникаций при  
Администрации Президента Республики Узбекистан.

Свидетельство №0856 от 5 августа 2015 года.

**ISSN 2181-8460, eISSN 2181-046X**

При перепечатке материалов ссылка на журнал обязательна.

За точность фактов и достоверность информации ответственность несут авторы.

**Адрес редакции:**

100125, г. Ташкент, м-в. Буз-2, 17А.

Тел.: +(998) 71 263-41-98.

Э-почта: [journals@airi.uz](mailto:journals@airi.uz).

Веб-сайт: <https://journals.airi.uz>.

**Дизайн и вёрстка:**

Шарипов Х.Д.

Отпечатано в типографии НИИ РЦТИИ.

Подписано в печать 22.04.2026 г.

Формат 60x84 1/8. Заказ №2. Тираж 100 экз.

# PROBLEMS OF COMPUTATIONAL AND APPLIED MATHEMATICS

**No. 2(72) 2026**

The journal was established in 2015.  
6 issues are published per year.

**Founder:**

Digital Technologies and Artificial Intelligence Development Research Institute.

**Editor-in-Chief:**

Ravshanov N.

**Deputy Editors:**

Aripov M.M., Shadimetov Kh.M., Akhmedov D.D.

**Executive Secretary:**

Ubaydullaev M.Sh.

**Editorial Council:**

Azamov A.A., Alov R.D., Amirgaliev E.N. (Kazakhstan), Arushanov M.L.,  
Burnashev V.F., Djumayozov U.Z., Zagrebina S.A. (Russia), Zadorin A.I. (Russia),  
Ignatiev N.A., Ilyin V.P. (Russia), Imankulov T.S. (Kazakhstan), Ismagilov I.I. (Russia),  
Kabanikhin S.I. (Russia), Kurbonov N.M., Mamatov N.S., Mirzaev N.M., Muradov F.A.,  
Nazirova E.Sh., Normurodov Ch.B., Nuraliev F.M., Opanasenko V.N. (Ukraine),  
Sadullaeva Sh.A., Starovoitov V.V. (Belarus), Khayotov A.R., Khaldjigitov A.,  
Khamdamov R.Kh., Khujaev I.K., Khujayorov B.Kh., Eshmamatova D.B.,  
Dustmurodova Sh.J., Chye En Un (Russia), Shabozov M.Sh. (Tajikistan),  
Dimov I. (Bulgaria), Li Y. (USA), Mascagni M. (USA), Min A. (Germany),  
Singh M. (South Korea).

The journal is registered by Agency of Information and Mass Communications under the  
Administration of the President of the Republic of Uzbekistan.  
Certificate of Registration No. 0856 of 5 August 2015.

**ISSN 2181-8460, eISSN 2181-046X**

At a reprint of materials the reference to the journal is obligatory.  
Authors are responsible for the accuracy of the facts and reliability of the information.

**Address:**

100125, Tashkent, Buz-2, 17A.

Tel.: +(998) 71 263-41-98.

E-mail: [journals@airi.uz](mailto:journals@airi.uz).

Web-site: <https://journals.airi.uz>.

**Layout design:**

Sharipov Kh.D.

DTAIRI printing office.

Signed for print 22.04.2026

Format 60x84 1/8. Order No. 2. Print run of 100 copies.

# Содержание

*Паровик Р.И., Исраиловжанова Г.С.*

FracDynZe – компьютерная программа исследования динамики работы сердца в рамках дробного осциллятора Зимана . . . . . 5

*Очилова Н.К.*

Уравнения смешанно-составного типа в качестве модели аномальной диффузии в опухолевых тканях . . . . . 16

*Кодиров Р., Боборахимов Б.*

Математическая модель процессов изменения напора подземных вод в неоднородных пористых средах . . . . . 27

*Равшанов Н., Ахмад Тирта Дхару Вахью Памбуди, Мухаммад Сафари, Камолiddинова Ф.*

Прогнозирование индекса экологического состояния регионов Узбекистана с использованием методов машинного обучения и искусственного интеллекта 42

*Шадманов И.У., Иззатуллоев А.Э., Сухендро Бусоно*

Дробная модель и устойчивый численный алгоритм для взаимосвязанного переноса тепла и влаги в неоднородных пористых телах . . . . . 61

*Усмонов Л.С.*

Математическое моделирование гидродинамического процесса подземного выщелачивания с учетом изменения гидродинамических параметров пористой среды . . . . . 89

*Шакаева Э.Э.*

Численное моделирование задачи Коши для сингулярно возмущенного уравнения третьего порядка . . . . . 109

*Алов Р.Д., Овлаева М.Х., Ильяни Абдуллах, Исаева Н.Т.*

Явно-неявная разностная схема для двухмерной линейной гиперболической системы с динамическими граничными условиями . . . . . 122

*Болтаев А.К.*

Об одной дискретной системе для нахождения коэффициентов весовых оптимальных квадратурных формул . . . . . 136

*Олимов Н.Н.*

Применение оптимальной интерполяционной формулы с производной для приближенного интегрирования . . . . . 147

*Твёрдый Д.А.*

Асимптотические оценки сложности гибридных алгоритмов численного решения модельного уравнения объемной активности радона с дробной производной переменного порядка . . . . . 155

# Contents

<i>Parovik R.I., Israyiljanova G.S.</i> FracDynZe is a computer program for studying the dynamics of cardiac function using the fractional Zeeman oscillator . . . . .	5
<i>Ochilova N.K.</i> Mixed-composite-type equations as a model of anomalous diffusion in tumor tissues	16
<i>Qodirov R., Boborakhimov B.</i> Mathematical model of groundwater head variation processes in heterogeneous porous media . . . . .	27
<i>Ravshanov N., Achmad Tirta Dharu Wahyu Pambudi, Muhammad Safari, Kamolid-dinova F.</i> Forecasting the environmental health index of Uzbekistan regions using machine learning and artificial intelligence methods . . . . .	42
<i>Shadmanov I.U., Izzatulloev A.E., Suhendro Busono</i> Fractional model and robust numerical algorithm for coupled heat and moisture transfer in heterogeneous porous bodies . . . . .	61
<i>Usmonov L.S.</i> Mathematical modeling of the hydrodynamic process of in-situ leaching taking into account the changes in hydrodynamic parameters of a porous medium . . .	89
<i>Shakaeva E.E.</i> Numerical modeling of the Cauchy problem for a third-order singularly perturbed equation . . . . .	109
<i>Aloev R.D., Ovlaeva M.Kh., Ilyani Abdullah, Issayeva N.T.</i> An explicit-implicit difference scheme for a two-dimensional linear hyperbolic system with dynamic boundary conditions . . . . .	122
<i>Boltaev A.K.</i> On a discrete system for finding the coefficients of weighted optimal quadrature formulas . . . . .	136
<i>Olimov N.N.</i> An application of optimal interpolation formula with derivative to approximate integration . . . . .	147
<i>Tverdyyi D.A.</i> Asymptotic complexity estimates of hybrid algorithms for the numerical solution of a model equation of radon volume activity with a variable-order fractional derivative . . . . .	155