

MPHTI 38.61.05: 38.61.27

УДК 004.42,556.3.04

<https://doi.org/10.52269/SKVC2621177>

ГЕОПРОСТРАНСТВЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОТЕНЦИАЛА ПОДЗЕМНЫХ ВОД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ XGBoost, SHAP И ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ НА ПРИМЕРЕ БОКЕЙОРДИНСКОГО РАЙОНА ЗАПАДНО-КАЗАХСТАНСКОЙ ОБЛАСТИ

Оңласынов Ж.Ә.* – PhD, заведующий лабораторией ГИС-технологий и ДЗЗ, Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University, г. Алматы, Республика Казахстан.

Шагарова Л.В. – кандидат технических наук, младший научный сотрудник Института радиопроизводства и физической электроники, Омский научный центр СО РАН, г. Омск, Российская Федерация.

Абсаметов М.К. – доктор геолого-минералогических наук, профессор, директор, Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University, г. Алматы, Республика Казахстан.

Муратова М.М. – ведущий инженер лаборатории ГИС-технологий и ДЗЗ, Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University, г. Алматы, Республика Казахстан.

В данном исследовании разработана модель машинного обучения для пространственного прогнозирования потенциала подземных вод с использованием классификатора XGBoost, обученного на 15 согласованных геопространственных предикторах, полученных из топографических, гидрологических, растительных и гидрогеологических наборов данных. В качестве обучающих выборок были использованы 202 скважины с измеренным расходом подземных вод, которые были преобразованы в категориальные классы продуктивности подземных вод.

Модель интегрирует растровые данные из нескольких источников, включая высоту, полученную из SRTM, индексы рельефа (наклон, TWI), меры гидрологического расстояния, сезонные индексы растительности и влажности (NDVI, NDWI, BSI), а также литологические и гидравлические свойства, полученные из GLHYMPS.

Интерпретируемость модели была оценена с помощью анализа SHAP для количественной оценки вклада каждого предиктора в оценки потенциала подземных вод. Кроме того, неопределенность прогнозирования была количественно оценена с использованием энтропии Шеннона вероятностей классов, что позволило идентифицировать зоны с низкой степенью достоверности, связанные с гидрогеологическими переходами.

Результаты показывают, что модель улавливает значимые пространственные закономерности потенциала подземных вод, несмотря на умеренную точность прогнозирования при пространственной валидации ($F1$ -мера $\approx 0,24$). Высокие значения неопределенности сосредоточены в структурно сложных и литологически неоднородных зонах.

Предложенная структура демонстрирует воспроизводимый и переносимый подход к интеграции машинного обучения и геопространственного анализа для картирования потенциала подземных вод в регионах с дефицитом данных.

Ключевые слова: картирование потенциала подземных вод; машинное обучение; подземные воды; дистанционное зондирование; сельское хозяйство.

XGBoost, SHAP ЖӘНЕ ҚАШЫҚТЫҚТАН ЗОНДТАУ ДЕРЕКТЕРІН ПАЙДАЛАНА ОТЫРЫП, ЖЕР АСТЫ СУЛАРЫНЫҢ ӘЛЕУЕТІН ГЕОКЕҢІСТІКТІК МОДЕЛЬДЕУ: БАТЫС ҚАЗАҚСТАННЫҢ БӨКЕЙОРДА АУДАНЫНЫҢ ЖАҒДАЙЫН ЗЕРТТЕУ

Оңласынов Ж.Ә.* – PhD, ГАЖ технологиялары және қашықтықтан зондтау зертханасының меңгерушісі, Ұ.М. Ахмедсафин атындағы гидрогеология және геоэкология институты, Satbayev University, Алматы қ., Қазақстан Республикасы.

Шагарова Л.В. – Радиофизика және физикалық электроника институтының кіші ғылыми қызметкері, РАН СО Омбы ғылыми орталығы, Омбы қаласы, Ресей Федерациясы.

Абсаметов М.К. – геология-минералогия ғылымдарының докторы, профессор, Ө.М. Ахмедсафин атындағы Гидрогеология және геоэкология институтының директоры, Сәтбаев университеті, Алматы, Қазақстан Республикасы.

Муратова М.М. – ЖҚЗ және ГАЖ технологиялары лабораториясының бас инженері, Ұ.М. Ахмедсафин атындағы гидрогеология және геоэкология институты, Satbayev University, Алматы қ., Қазақстан Республикасы.

Бұл зерттеуде XGBoost классификаторын пайдаланып, жер асты суларының әлеуетін кеңістіктік болжауға арналған машиналық оқыту моделі жасалды, ол топографиялық, гидрологиялық, өсімдіктер және гидрогеологиялық деректер жиынтығынан алынған 15 тұрақты геокеңістіктік предикторларға үйретілді. Өлшенген жер асты суларының ағымы бар барлығы 202 ұңғыма жаттығу үлгілері ретінде пайдаланылды және жер асты суларының өнімділік кластарына айналдырылды.

Модель SRTM-ден алынған биіктік, жер бедері индекстері (көлбеу, TWI), гидрологиялық қашықтық өлшемдері, маусымдық өсімдіктер мен ылғал индекстері (NDVI, NDWI, BSI) және GLHYMPS-тен алынған литологиялық және гидравликалық қасиеттерді қоса алғанда, бірнеше көздерден алынған растрлық деректерді біріктіреді.

Модельдің түсіндірілуі әрбір предиктордың жер асты суларының әлеуетін бағалауға қосқан үлесін сандық бағалау үшін SHAP талдауын қолдану арқылы бағаланды. Сонымен қатар, болжам белгісіздігі гидрогеологиялық ауысулармен байланысты төмен сенімділік аймақтарын анықтауға мүмкіндік беретін кластық ықтималдықтардың Шеннон энтропиясын қолдану арқылы сандық түрде анықталды.

Нәтижелер кеңістіктік валидация кезінде орташа болжам дәлдігіне қарамастан ($F1$ ұпайы $\approx 0,24$), модель жер асты суларының әлеуетіндегі маңызды кеңістіктік үлгілерді көрсететінін көрсетеді. Жоғары белгісіздік мәндері құрылымдық тұрғыдан күрделі және литологиялық тұрғыдан әетерогенді аймақтарда шоғырланған.

Ұсынылған құрылым деректер жетіспейтін аймақтарда жер асты суларының әлеуетін картаға түсіру үшін машиналық оқыту мен геокеңістіктік талдауды біріктірудің қайталанатын және ауыстырылатын тәсілін көрсетеді.

Түйінді сөздер: жер асты суларының әлеуетін картаға түсіру; машиналық оқыту; жер асты сулары; қашықтықтан зондтау; ауыл шаруашылығы.

GEOSPATIAL MODELING OF GROUNDWATER POTENTIAL USING XGBoost, SHAP AND REMOTE SENSING DATA: A CASE STUDY OF THE BOKEYORDA DISTRICT OF WEST KAZAKHSTAN

Onlassyrov Zh.A.* – PhD, Head of the Laboratory of GIS Technologies and Remote Sensing, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, Almaty, Republic of Kazakhstan.

Shagarova L.V. – Candidate of Technical Sciences, Junior Researcher, Institute of Radiophysics and Physical Electronics, Omsk Scientific Center of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Omsk, Russian Federation.

Absametov M.K. – Doctor of Geological and Mineralogical Sciences, Professor, Director, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, Almaty, Republic of Kazakhstan.

Muratova M.M. – Leading Engineer of the Laboratory of GIS technologies and Earth remote sensing, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, Almaty, Republic of Kazakhstan.

In this study, a machine learning model for spatially predicting groundwater potential was developed using the XGBoost classifier, trained on 15 consistent geospatial predictors derived from topographic, hydrological, vegetation, and hydrogeological datasets. A total of 202 wells with measured groundwater discharge were used as training samples and converted into categorical groundwater productivity classes.

The model integrates raster data from multiple sources, including elevation derived from SRTM, terrain indices (slope, TWI), hydrological distance measures, seasonal vegetation and moisture indices (NDVI, NDWI, BSI), and lithological and hydraulic properties derived from GLHYMPS.

The interpretability of the model was assessed using SHAP analysis to quantify the contribution of each predictor to groundwater potential estimates. Furthermore, prediction uncertainty was quantified using the Shannon entropy of class probabilities, which enabled the identification of low-confidence zones associated with hydrogeological transitions.

The results show that the model captures significant spatial patterns in groundwater potential, despite moderate prediction accuracy during spatial validation ($F1$ score ≈ 0.24). High uncertainty values are concentrated in structurally complex and lithologically heterogeneous zones.

The proposed framework demonstrates a reproducible and transferable approach to integrating machine learning and geospatial analysis for mapping groundwater potential in data-deficient regions.

Keywords: groundwater potential mapping, machine learning, groundwater, remote sensing, agriculture.

Введение. За последние 5 лет исследования в области картирования подземных вод сместились от классических статистических методов (ANP, frequency ratio, logistic regression) к методам машинного обучения. Мексиканские специалисты выяснили, что основной причиной этого перехода является способность ML-алгоритмов моделировать нелинейные зависимости между гидрогеологическими факторами и продуктивностью подземных вод [1, артикул 105788].

Итальянским, бразильским и иранским учеными выяснено, что с 2020 года наблюдается значительное увеличение использования gradient boosting моделей, особенно XGBoost, благодаря их высокой эффективности в задачах гидрологического прогнозирования и пространственного моделирования. Обзор исследований в области водных ресурсов показывает, что XGBoost и его гибридные версии часто превосходят другие алгоритмы в задачах классификации и регрессии, включая моделирование водного стока, качества воды и подземных водных ресурсов [2, артикул 105971].

В своем обзоре специалисты США и Египта обобщили результаты 83 рецензируемых исследований, опубликованных в период с 2015 по 2025 год, с акцентом на широко используемые алгоритмы МО. Основные используемые предикторы:

- топография (elevation, slope),
- гидрологические индексы (TWI, drainage density),
- растительность (NDVI),
- влажность поверхности (NDWI),
- геология и литология.

Такая интеграция позволяет учитывать пространственную неоднородность факторов и улучшает геологическую интерпретацию результатов [3, с. 947].

Ученые из Египта в своих исследованиях изучали потенциальные зоны подземных вод в Восточной пустыне Кифт-Кена, Египет, с использованием междисциплинарного подхода, интегрирующего дистанционное зондирование (ДЗ), географические информационные системы (ГИС), геостатистику и полевую проверку с помощью скважин для разработки комплексной системы картирования потенциала подземных вод. Для получения важных тематических слоев, включая землепользование, индексы растительности, влажность почвы, плотность дренажной сети, уклон и высоту, использовались изображения Sentinel-2, цифровая модель рельефа ALOS PALSAR и данные SMAP [4, артикул 1909].

Иранские ученые совместно с корейским специалистом в своих работах улучшили картирование потенциала подземных вод в провинции Фарс, Иран, путем интеграции моделей случайного леса (RF) и категориального градиентного бустинга (CatBoost) с алгоритмом байесовской оптимизации [5, артикул 1520].

У специалистов Бангладеш целью исследования было оценить будущие потенциальные зоны подземных вод на основе алгоритмов машинного обучения и сценариев изменения климата. Для разработки алгоритмов машинного обучения использовались четырнадцать параметров (кривизна, плотность дренажной сети, уклон, шероховатость, количество осадков, температура, относительная влажность, плотность линеаментов, землепользование и растительный покров, общие типы почв, геология, геоморфология, топографический индекс положения (TPI), топографический индекс влажности (TWI) [6, артикул 10328].

Были изучены материалы статьи ученых Саудовской Аравии, которые предлагают новую модель потенциала подземных вод (ПВП) в водосборном бассейне Биша, Саудовская Аравия, путем интеграции моделей машинного обучения (МО) на основе логистической регрессии (ЛР) и нечеткой логики для текущих и будущих сценариев [7, с. 14495].

Главной целью индийских исследователей, чьи критерии были учтены в этой работе, было картирование зон потенциального залегания подземных вод (ЗПЗ) в засушливых докембрийских районах с использованием комплексного многокритериального анализа (метод аналитической иерархии и геопрограммные методы). Результаты карт были сгруппированы в шесть различных категорий [8, с. 961].

Выбор Бокейординского района в качестве области исследования был мотивирован несколькими научными и практическими соображениями. Во-первых, район испытывает ограниченную доступность постоянных поверхностных водоемов, что увеличивает зависимость от подземных водных ресурсов. Во-вторых, гидрогеологическая информация по региону остается пространственно разрозненной и недостаточно интегрированной, особенно в отдаленных и сельских районах. В-третьих, сочетание засушливых климатических условий, неоднородных геологических форм и антропогенного воздействия создает сложную систему подземных вод, подходящую для тестирования передовых подходов машинного обучения. Наконец, наличие геопрограммных наборов данных, включая продукты дистанционного зондирования, цифровые модели рельефа, и геологическую информацию, обеспечивает подходящую основу для реализации картирования потенциала подземных вод на основе XGBoost и анализа интерпретируемости на основе SHAP.

Бокейординский район расположен в юго-восточной части Западно-Казахстанской области, в северной части Каспийской низменности западного Казахстана. Район занимает переходную зону от засушливой до полузасушливой, характеризующуюся ограниченными поверхностными водными ресурсами и сильной зависимостью от подземных вод для бытового, сельскохозяйственного и животноводческого хозяйства. Географически район расположен приблизительно между Волго-Уральским междуречьем и северо-восточной Каспийской впадиной, представляя собой гидрологически уязвимую территорию, где крайне важно устойчивое управление подземными водами. Климат исследуемой территории резко континентальный и засушливый, с жарким летом и холодной зимой. Осадки распределены неравномерно по сезонам и пространству, что приводит к низким эффективным темпам пополнения запасов подземных вод и эпизодическим процессам инфильтрации. Климатические условия значительно ограничивают естественное пополнение подземных вод и усиливают давление на существующие водоносные системы. В геологическом отношении исследуемая территория состоит преимущественно из четвертичных отложений, перекрывающих неогеновые и палеогеновые формации. Неконсолидированные отложения представлены в основном песками, песчаными суглинками, глинами и аллювиальными материалами различной проницаемости. Экологическая и гидрогеологическая сложность

региона делает его подходящим примером для оценки эффективности методов машинного обучения с объяснимой структурой при оценке потенциала подземных вод в условиях ограниченных данных и засушливых регионов.

Цель. Разработка геопространственной модели картирования потенциала подземных вод для Бокейординского района с использованием алгоритма машинного обучения XGBoost, данных дистанционного зондирования, факторов окружающей среды на основе ГИС и методов объяснимого искусственного интеллекта SHAP. Исследование направлено на выявление пространственных закономерностей залегания подземных вод и оценку относительного влияния гидрогеологических, топографических, климатических и поверхностных переменных на потенциал подземных вод в засушливой и ограниченной по объему данных среде.

Задачи:

- составить и обработать комплексную геопространственную базу данных, интегрирующую данные инвентаризации подземных вод, продукты дистанционного зондирования, топографические параметры, геологическую информацию и характеристики поверхности земли для исследуемой территории;
- вывести и подготовить факторы, влияющие на залегание подземных вод, с использованием ГИС и методов дистанционного зондирования, включая рельеф, гидрологические, геологические переменные, имеющие отношение к залеганию подземных вод;
- разработать модель потенциала подземных вод с использованием алгоритма машинного обучения XGBoost и создать пространственную карту потенциала подземных вод для исследуемого региона;
- оценить прогностическую эффективность и надежность разработанной модели с использованием статистических показателей валидации, таких как ROC-AUC и другие индикаторы оценки точности.

Материалы и методы. Выбранные переменные представляют собой ключевые физические факторы, влияющие на наличие и продуктивность подземных вод, включая:

- топографические условия (высота над уровнем моря, уклон, индекс водоносного горизонта)
- гидрологическая взаимосвязь (расстояние до водоемов, плотность дренажной сети)
- динамику поверхностной влажности и растительности (NDVI, NDWI, BSI)
- геологическую и гидрогеологическую структуру (литология, показатели проницаемости из GLHYMPS)

Эти переменные широко признаны в литературе по моделированию потенциала подземных вод как основные контролирующие факторы. Вся обработка данных, моделирование машинного обучения, пространственный анализ и визуализация были реализованы на языке Python в среде дистрибутива Anaconda. Рабочий процесс был разработан для обеспечения воспроизводимости и масштабируемости для геопространственных приложений машинного обучения.

Для работы использовались следующие библиотеки Python:

- NumPy – численные вычисления и манипулирование массивами;
- Pandas – обработка табличных данных и предварительная обработка данных о скважинах;
- GeoPandas – обработка векторных геопространственных данных (местоположения скважин и геологические шейп-файлы);
- Rasterio – чтение, обработка и экспорт растровых геопространственных наборов данных;
- Scikit-learn – предварительная обработка, метрики оценки и процедуры перекрестной проверки;
- XGBoost – модель машинного обучения с градиентным бустингом для классификации подземных вод;
- SHAP – интерпретируемость модели и анализ вклада признаков;
- Matplotlib – визуализация результатов, включая карты и диагностические графики.

Предварительная обработка и анализ пространственных данных проводились с использованием гармонизированных растровых слоев, включая топографические производные, гидроклиматические индексы и гидрогеологические параметры.

Все наборы данных обрабатывались в согласованной системе координат (EPSG:32639, WGS 84 / UTM Zone 39N), а также одинакового разрешения растровых данных – 10 м, что обеспечивало пространственное выравнивание всех переменных-предикторов и обучающих данных. Без гармонизации это привело бы к погрешностям, зависящим от масштаба, в модели машинного обучения и исказило бы взаимосвязи признаков. Предварительная обработка растровых данных гарантировала, что каждое местоположение пикселя соответствует полному вектору признаков без пропущенных или несопадающих значений. Вычислительная среда, основанная на Anaconda Python, обеспечила стабильную экосистему научных вычислений для рабочих процессов геопространственного машинного обучения.

Данные о местонахождении скважин грунтовых вод были собраны в виде векторных точечных данных (wells.shp) и использованы в качестве выборок для инвентаризации грунтовых вод при обучении и проверке модели XGBoost. Эти точки инвентаризации представляют собой подтвержденные места залегания грунтовых вод в пределах исследуемой области и являются зависимой переменной в рамках моделирования потенциала грунтовых вод. Для работы было использовано 202 скважины подземных вод, содержащих координаты и данные о расходе (Debit). Дополнительно в качестве гидрогеологических параметров использованы данные о гидрогеологических параметрах из базы данных GLHYMPS в формате векторного шейп-файла. Этот набор данных предоставляет пространственную

информацию о подземных литологических единицах и связанных с ними гидравлических свойствах, включая проницаемость и пористость. Данные GLHYMPS были интегрированы в среду ГИС и использованы в качестве ключевого гидрогеологического входного слоя для моделирования потенциала подземных вод, поддерживая представление характеристик подземных материалов, контролирующих залегание подземных вод и условия потока.

Растровые наборы данных, использованные в этом исследовании, были подготовлены в ПО ArcGIS, на основе многоспектральных изображений Sentinel-2, полученных через Copernicus Open Access Hub, общим объемом 8,69Гб (таблица 1).

Таблица 1 – Идентификаторы снимков Sentinel-2

Identifier	Cloud, %	Volume Mb
S2B_MSIL1C_20250425T074609_N0511_R135_T38UQV_20250425T093156.SAFE	2	732
S2B_MSIL1C_20250515T074609_N0511_R135_T38UQU_20250515T082147.SAFE	5	776
S2C_MSIL1C_20250420T074631_N0511_R135_T38UPU_20250420T094856.SAFE	11	731
S2C_MSIL1C_20250423T075631_N0511_R035_T38UPV_20250423T095729.SAFE	16	713
S2A_MSIL1C_20250711T075031_N0511_R135_T38UQV_20250711T083526.SAFE	18	758
S2B_MSIL1C_20250607T075609_N0511_R035_T38UPV_20250607T082711.SAFE	9	686
S2C_MSIL1C_20250709T074631_N0511_R135_T38UPU_20250709T093436.SAFE	0	736
S2C_MSIL1C_20250709T074631_N0511_R135_T38UQU_20250709T093436.SAFE	7	778
S2B_MSIL1C_20250922T074609_N0511_R135_T38UQV_20250922T082434.SAFE	1	750
S2B_MSIL1C_20251002T074639_N0511_R135_T38UPU_20251002T093220.SAFE	15	744
S2B_MSIL1C_20251002T074639_N0511_R135_T38UQU_20251002T093220.SAFE	18	792
S2C_MSIL1C_20250930T075741_N0511_R035_T38UPV_20250930T094504.SAFE	3	718

Для обеспечения полного пространственного охвата исследуемой области были созданы бесшовные мозаичные покрытия из 4 тайлов каждого сезонного набора, для создания растровых факторов, влияющих на окружающую среду.

Карта уклонов была получена на основе цифровой модели рельефа (ЦМР) миссии Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) и использована в качестве одного из факторов в анализе. Значения уклона рассчитывались в градусах (°), варьируясь от 0–0,24° (красного цвета) на почти плоских участках, до 16–120° (зеленого цвета) на относительно крутых участках местности. Преобладание низких значений уклона указывает на, в целом, плоские топографические условия на всей территории исследования, что может способствовать процессам поверхностной инфильтрации и пополнения грунтовых вод (рисунок 1а).

Цифровая модель рельефа (ЦМР) миссии Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) с начальным пространственным разрешением 30 м была получена из экосистемы данных космического пространства Copernicus. Затем она была передискретизирована до разрешения 10 м для обеспечения согласованности с другими пространственными наборами данных, используемыми в анализе. Значения высоты в Бокейординском районе варьировались от –35 до 49 м над уровнем моря, что отражает преимущественно низменный рельеф исследуемой территории (рисунок 1б).

Индекс топографической влажности (TWI) был получен на основе анализа рельефа местности с использованием данных миссии Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), при этом в качестве основных входных параметров использовались уклон и удельная площадь водосборного бассейна. TWI – безразмерный индекс (т.е. не имеющий физических единиц). Он используется для представления пространственного распределения потенциального накопления почвенной влаги и насыщения поверхности. Более высокие значения TWI указывают на области с большим потенциалом накопления воды и более высоким содержанием почвенной влаги, в то время как более низкие значения соответствуют хорошо дренированным и относительно сухим условиям. В данном исследовании значения TWI варьировались приблизительно от 4–8 в хорошо дренированных возвышенных районах до 15–26 в низменных зонах с более высоким потенциалом накопления воды и пополнения грунтовых вод (рисунок 1в).

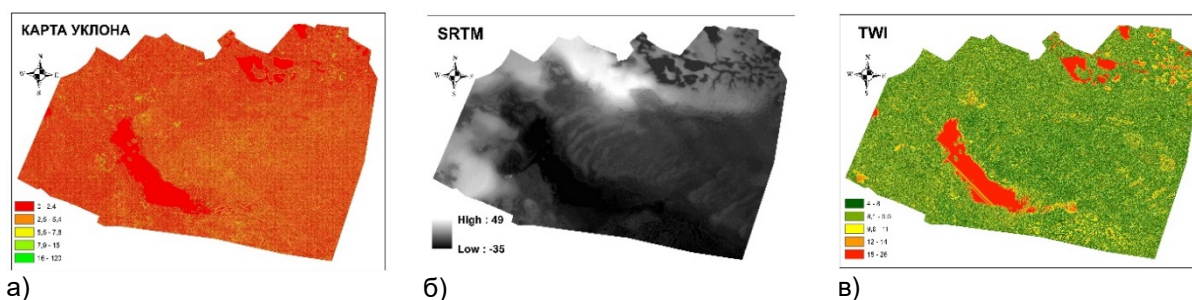


Рисунок 1 – Растровые наборы данных: а) карта уклона; б) SRTM; в) TWI

Индекс NDVI (нормализованный разностный индекс растительности) рассчитывался по мультиспектральным изображениям Sentinel-2 с использованием стандартных красных и ближних инфракрасных (ИК) спектральных диапазонов. Для данных Sentinel-2 NDVI вычисляется по следующей формуле:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \tag{1}$$

где: *NIR* – отражательная способность в ближнем инфракрасном диапазоне (Sentinel-2 Band 8), с длиной волны 0,84 μm;

RED – отражательная способность в красном диапазоне (Sentinel-2 Band 4), с длиной волны 0,66 μm.

NDVI – это безразмерный индекс со значениями от -1 до +1, представляющий плотность и жизнеспособность растительности. Отрицательные значения обычно указывают на водоемы, голую почву или поверхности без растительности, в то время как значения, близкие к +1, указывают на густой и здоровый растительный покров.

Сезонная динамика NDVI показала четкую временную изменчивость. Весной значения NDVI колебались от -0,39 до -0,10 на участках с редкой растительностью или без растительности и от 0,27 до 0,59 в зонах с умеренной растительностью. Летом значения варьировались от -0,42 до -0,15 на незаросших участках и от 0,16 до 0,57 на участках с растительностью. Осенью значения NDVI колебались от -0,54 до -0,017 на участках с низким или отсутствующим растительным покровом и от 0,14 до 0,50 на участках с остаточной растительностью. Эти закономерности отражают сезонные изменения фенологии растительности и условия поверхностной влажности в Бокейординском районе (рисунок 2).

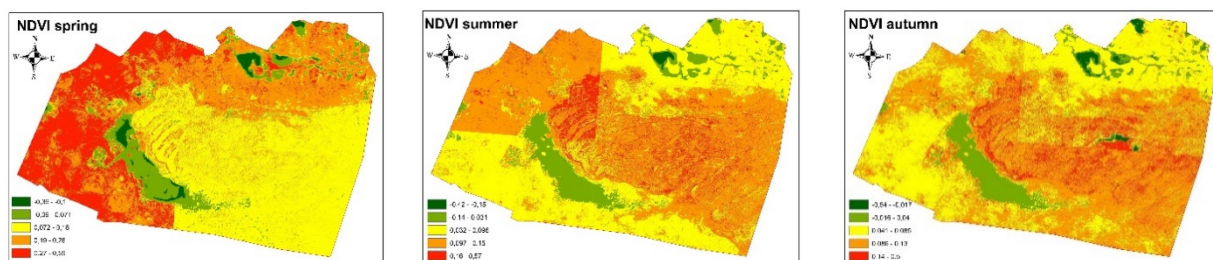


Рисунок 2 – Растровые наборы данных: сезонные карты NDVI

Индекс NDWI (Normalized Difference Water Index) был получен из мультиспектральных изображений Sentinel-2 с использованием стандартных зеленого и ближнего инфракрасного (NIR) диапазонов. Для данных Sentinel-2 NDWI рассчитывается по формуле:

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \tag{2}$$

где: *GREEN* соответствует диапазону 3 канала Sentinel-2 с длиной волны 0,56 μm;

NIR – диапазону 8 канала Sentinel-2 с длиной волны 0,84 μm.

NDWI – это безразмерный спектральный индекс в диапазоне от -1 до +1, широко используемый для оценки наличия поверхностных вод, состояния влажности почвы и содержания воды в растительности. Положительные значения обычно указывают на открытые водоемы или высокую влажность поверхности, тогда как отрицательные значения соответствуют сухим почвам, редкой растительности или неводным поверхностям.

Показатели NDWI имели явную сезонную изменчивость в Бокейординском районе. Более высокие значения постоянно ассоциировались с зонами с высокой влажностью, в то время как более низкие значения характеризовали засушливые и нерастительные районы. Сезонные колебания отражают временные изменения доступности поверхностных вод и динамики влажности почвы, которые являются важными факторами, влияющими на процессы инфильтрации и, следовательно, на потенциал грунтовых вод (рисунок 3).

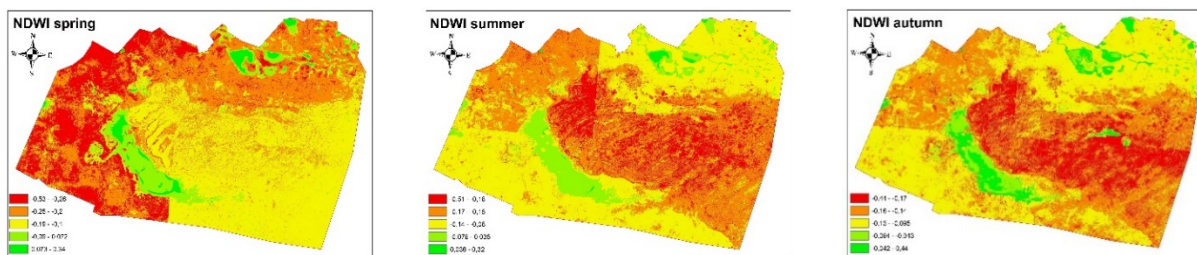


Рисунок 3 – Растровые наборы данных: сезонные карты NDWI

Индекс голый почвы (BSI) был получен на основе мультиспектральных изображений Sentinel-2 для определения состояния голый почвы и степени обнаженности поверхности земли на исследуемой территории. BSI вычисляется по следующей формуле:

$$BSI = \frac{(RED + SWIR) - (NIR + BLUE)}{(RED + SWIR) + (NIR + BLUE)} \quad (3)$$

где: RED соответствует диапазону 4 канала Sentinel-2 с длиной волны 0,66 μm ;
 BLUE соответствует диапазону 2 канала Sentinel-2 с длиной волны 0,49 μm ;
 NIR соответствует диапазону 8 канала Sentinel-2 с длиной волны 0,84 μm ;
 SWIR соответствует диапазону 11 канала Sentinel-2 с длиной волны 1,61 μm .

BSI – это безразмерный индекс, значения которого обычно варьируются от -1 до $+1$. Положительные значения указывают на обнаженную почву или редко заросшие растительностью поверхности с высокой степенью обнажения почвы, тогда как отрицательные значения соответствуют заросшим растительностью или влажным поверхностям. В гидрогеологических исследованиях индекс BSI обычно используется в качестве индикатора условий проницаемости поверхности и потенциальной изменчивости инфильтрации, что косвенно влияет на процессы пополнения подземных вод (рисунок 4).

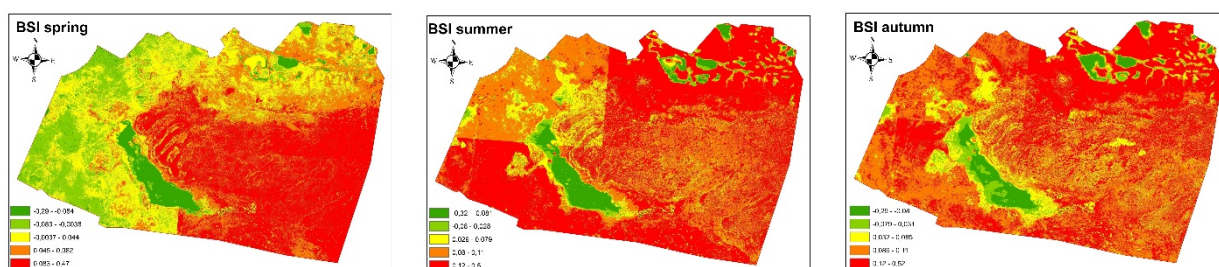


Рисунок 4 – Растровые наборы данных: сезонные карты BSI

Индекс BSI продемонстрировал умеренную пространственную и сезонную изменчивость в Бокейординском районе, при этом более высокие значения были связаны с обнаженными и деградированными поверхностями земли, а более низкие значения соответствовали заросшим растительностью или влажным участкам. В целом, результаты указывают на преобладание полувзасушливых поверхностных условий с обширным обнажением почвы, что соответствует засушливому климату региона и имеет значение для оценки потенциала подземных вод.

Геологическая карта, использованная в данном исследовании, была получена из базы данных Геологической службы США (USGS) и впоследствии обрезана по границам Бокейординского района для обеспечения пространственной согласованности с другими геопространственными наборами данных. По полученной карте видно, что на территории региона преобладают неогеновые отложения (рисунок 5а).

Плотность дренажной сети определялась на основе данных гидрологической сети и рассчитывалась как общая длина водотоков на единицу площади. Данные определены в ArcGIS с использованием пространственной интерполяции и гидрологического анализа извлеченной сети рек. Она выражается в $\text{км}/\text{км}^2$, что представляет собой безразмерное отношение, отражающее степень расчленения ландшафта поверхностными каналами (рисунок 5б).

Плотность дренажной сети продемонстрировала явную пространственную изменчивость в Бокейординском районе: более низкие значения характеризовали слабо расчлененные равнины, а более высокие – более интенсивно расчлененные или канализированные участки. В целом, преобладание низкой плотности дренажной сети указывает на ограниченное расчленение поверхностного стока и относительно слабое развитие поверхностного дренажа, что обычно связано с более высоким потенциалом инфильтрации и, следовательно, более благоприятными условиями для пополнения подземных вод.

Расстояние до водоемов было рассчитано в ArcGIS с использованием анализа евклидовых расстояний от ближайших поверхностных водоемов (рек, ручьев и водоемов). Полученный растр представляет собой пространственное расстояние до ближайшего источника воды и выражается в метрах (м). В данном исследовании более низкие значения указывают на близость к поверхностным водоемам, а более высокие значения представляют собой более изолированные области, расположенные дальше от гидрологических объектов. В пространственном отношении исследуемая территория характеризуется широким диапазоном расстояний, отражающим неоднородную доступность поверхностных вод, что является важным фактором, влияющим на местные гидрологические условия и распределение потенциала подземных вод (рисунок 5в).

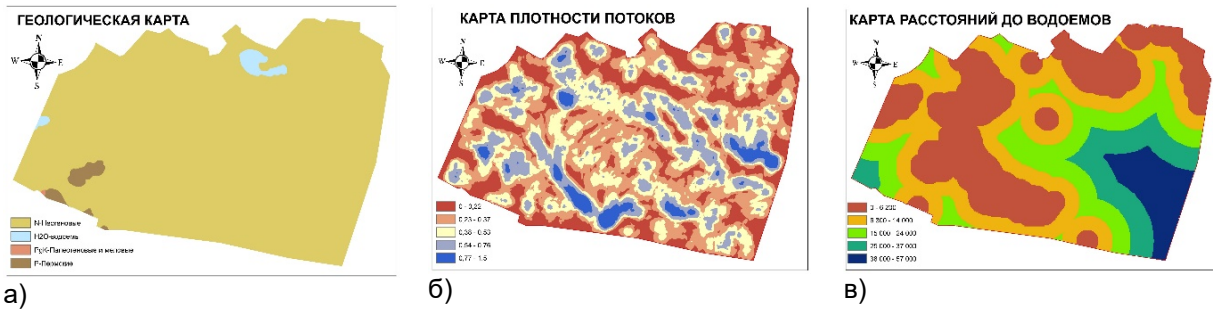


Рисунок 5 – Растровые наборы данных: а) геологическая карта; б) карта плотности потоков; в) карта расстояний до водотоков

Для классификации использовался классификатор XGBoost:

- многоклассовая классификация
- 15 пространственных предикторов
- 202 обучающих выборки

Модель была обучена на классах продуктивности подземных вод, полученных из скважин (рисунок 6).

Ритп	СRS	Широта	Долгота	Регистр	Примеч	Код
0	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
1	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
2	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
3	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
4	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
5	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
6	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
7	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
8	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
9	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
10	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18
11	WGS_1984_UTM_48N	51.12	73.58	(18.0, 36.0)	POINT (1892545.7132 5412535.7132)	3402023-18

OBJECTID_1	OBJECTID	Название	Debit	Mineraliza	Tip	Glubina	Diametr
0	2	12457	3	0,21	0,18	Шхатный	9,5
1	3	12458	3	0,21	0,64	Шхатный	13,0
2	5	12460	5	0,18	0,64	Шхатный	14,0
3	6	12461	6	0,88	0,28	Шхатный	5,0
4	8	12463	8	0,38	0,34	Шхатный	12,0

Рисунок 6 – Промежуточные скрипты Python: загруженные наборы данных

Результаты. Значения SHAP были вычислены для количественной оценки вклада признаков в прогнозы модели, что позволило интерпретировать гидрогеологические факторы. Неопределенность прогноза оценивалась с использованием энтропии Шеннона вероятностей классов:

- высокая энтропия → низкая уверенность
- низкая энтропия → высокая уверенность
- Пространственная кросс-валидация $F1 \approx 0,24 \pm 0,23$

Модель XGBoost позволила создать пространственно распределенную карту потенциала грунтовых вод, демонстрирующую сильную неоднородность, обусловленную топографией и гидрогеологической структурой (рисунок 7).

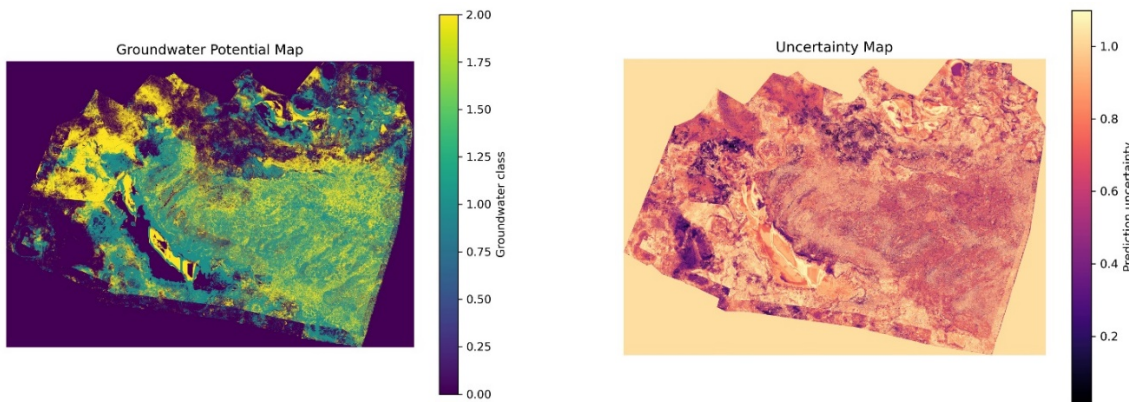


Рисунок 7 – Сгенерированные карты машинным обучением: потенциала и неопределенности подземных вод Бокейординского района Западно-Казахстанской области

Результаты SHAP показывают, что TWI, SRTM, расстояние до водных объектов, плотность дренажной сети являются доминирующими факторами, определяющими потенциал подземных вод (рисунок 8).

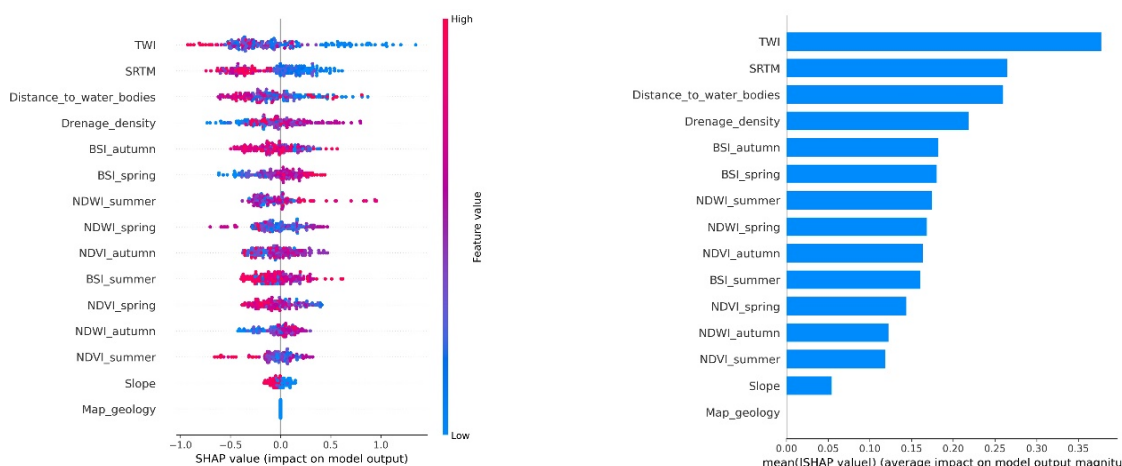


Рисунок 8 – Сводная диаграмма SHAP важности признаков

Относительно низкая пространственная точность коэффициента вариации ($F1 \approx 0,24$) отражает присущую сложность прогнозирования продуктивности подземных вод на основе редких наблюдений в скважинах и сильно неоднородных условий подземных слоев.

Тем не менее, модель все же улавливает значимую пространственную структуру, о чем свидетельствуют:

- физически непротиворечивые пространственные закономерности;
- согласованное распределение неопределенности;
- интерпретируемые взаимосвязи SHAP.

Это указывает на то, что эффективность модели следует интерпретировать в контексте:

- разреженности пространственных данных;
- дисбаланса классов;
- гидрогеологической сложности.

Вместо чисто прогностической точности модель предоставляет физически непротиворечивый пространственный индикатор потенциала подземных вод (рисунок 9).

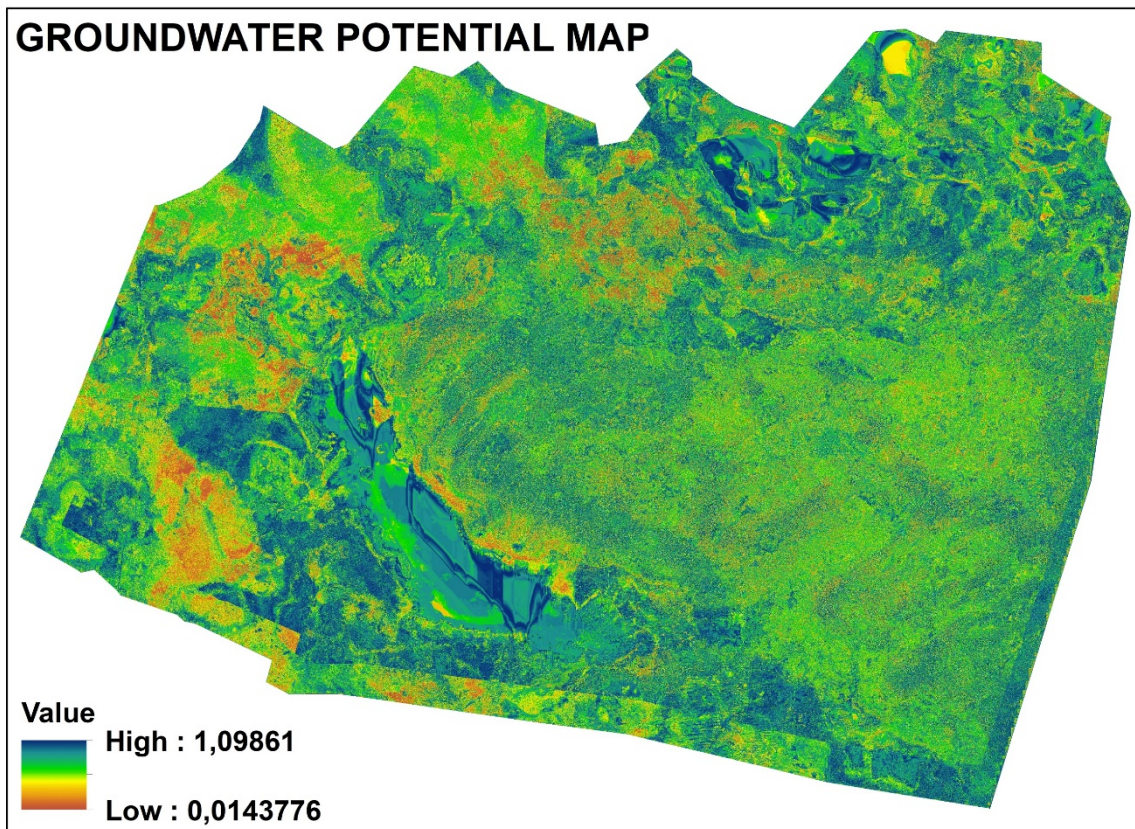


Рисунок 9 – Прогностическая карта подземных вод Бокейординского района Западно-Казахстанской области

Разработанная модель машинного обучения определила западную и северо-западную части Бокейординского района как зоны со сравнительно высоким потенциалом подземных вод. Полученная карта потенциала подземных вод указывает на то, что эти районы обладают благоприятными гидрогеологическими и экологическими условиями, связанными с повышенной вероятностью залегания подземных вод. Пространственные закономерности, предсказанные моделью, свидетельствуют о том, что распределение потенциала подземных вод в значительной степени зависит от совокупного воздействия топографических, гидрологических, геологических факторов и факторов поверхности земли, включенных в модель.

Заключение. Объяснение важности признаков в сравнении с согласованностью SHAP

Важность признаков, полученная с помощью XGBoost, была проверена с использованием SHAP (SHapley Additive exPlanations) для обеспечения согласованности интерпретируемости. Хотя XGBoost предоставляет глобальную важность признаков на основе выигрыша от разделения, этот показатель сам по себе может быть смещен в сторону переменных с большей изменчивостью или большим количеством возможностей разделения.

Для решения этой проблемы были вычислены значения SHAP, чтобы обеспечить единую меру как глобального, так и локального вклада признаков. Сравнение важности признаков XGBoost и рейтингов SHAP показало согласованное определение доминирующих предикторов, подтверждая надежность интерпретации модели.

Несмотря на надежность модели, следует отметить ряд ограничений.

Во-первых, относительно небольшое количество наблюдений в скважинах ($n = 202$) вносит неопределенность в обобщение модели в условиях неоднородности гидрогеологических условий. Во-вторых, пространственная автокорреляция может частично влиять на производительность модели, несмотря на использование пространственной перекрестной проверки. В-третьих, разрешение растровых входных данных может не в полной мере отражать мелкомасштабную неоднородность подземных слоев.

Для решения этих проблем неопределенность была явно количественно оценена с использованием энтропии вероятностей классов, что позволило идентифицировать зоны прогнозирования с низкой степенью достоверности. Эти зоны обычно соответствуют гидрогеологическим переходным зонам, где изменчивость входных данных высока.

Поэтому выходные данные модели следует интерпретировать как вероятностные оценки потенциала подземных вод, а не как детерминированные прогнозы.

Данное исследование вносит вклад в картирование потенциала подземных вод, интегрируя ряд методологических достижений в единую структуру. Во-первых, оно сочетает пространственное прогнозирование на основе XGBoost с явной пространственной перекрестной проверкой для уменьшения пространственной погрешности. Во-вторых, оно включает в себя объяснимость на основе SHAP для получения физически интерпретируемых данных о гидрогеологических факторах. В-третьих, оно вводит слой количественной оценки неопределенности, основанный на энтропии вероятностей прогнозирования, что позволяет пространственно идентифицировать зоны с низкой степенью достоверности.

В отличие от предыдущих исследований, которые в основном фокусировались на точности прогнозирования, эта работа подчеркивает интерпретируемость, пространственную устойчивость и моделирование с учетом неопределенности в рамках единого воспроизводимого рабочего процесса. Интеграция многоисточниковых геопространственных наборов данных, машинного обучения обеспечивает переносимую структуру для оценки подземных вод в регионах с дефицитом данных для сельского хозяйства и животноводства.

Информация о финансировании. Исследование выполнено при финансовой поддержке Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан в рамках программы BR24992885 «Научно-практическое обоснование устойчивого развития отечественного животноводства на основе обводнения пастбищных территорий подземными водами».

ЛИТЕРАТУРА:

1. Uc-Castillo J.L., Marín-Celestino A.E., Armando D., Tuxpan-Vargas J., Ramos-Leal J.A. **A systematic review and meta-analysis of groundwater level forecasting with machine learning techniques: Current status and future directions** [Text] / J.L. Uc-Castillo, A.E. Marín-Celestino, D. Armando, J. Tuxpan-Vargas, J.A. Ramos-Leal // Environmental Modelling & Software. – 2023. – Vol. 168. – P. 105788. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105788>.

2. Niazkar M., Menapace A., Brentan B., Piraei R., Jimenez D., Dhawan P., Righetti M. **Applications of XGBoost in water resources engineering: A systematic literature review (Dec 2018–May 2023)** [Text] / M. Niazkar, A. Menapace, B. Brentan, R. Piraei, D. Jimenez, P. Dhawan, M. Righetti // Environmental Modelling & Software. – 2024. – Vol. 174. – P. 105971. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.105971>.

3. Ali M.A.H., Elsadek E.A., Williams C., Thorp K.R., Elshikha D.E.M. **Groundwater Potential Mapping Using Machine Learning Techniques: Current Trends and Future Perspectives** [Text] / M.A.H. Ali, E.A. Elsadek, C. Williams, K.R. Thorp, D.E.M. Elshikha // Water. – 2026. – Vol. 18. – P. 947. <https://doi.org/10.3390/w18080947>.

4. Mostafa A.E.-s., Ali M.A.M., Ali F.A., Rabeiy R., Saleem H.A., Ali M.A.H., Shebl A. **Groundwater Potential Mapping in Semi-Arid Areas Using Integrated Remote Sensing, GIS, and Geostatistics Techniques** [Text] / A.E.-s. Mostafa, M.A.M. Ali, F.A. Ali, R. Rabeiy, H.A. Saleem, M.A.H. Ali, A. Shebl // *Water*. – 2025. – Vol. 17. – P. 1909. <https://doi.org/10.3390/w17131909>.

5. Hosseini F.S., Jafari A., Zandi I., Alesheikh A.A., Rezaie F. **Groundwater Potential Mapping Using Optimized Decision Tree-Based Ensemble Learning Model with Local and Global Explainability** [Text] / F.S. Hosseini, A. Jafari, I. Zandi, A.A. Alesheikh, F. Rezaie // *Water*. – 2025. – Vol. 17. – P. 1520. <https://doi.org/10.3390/w17101520>.

6. Sarkar S.K., Rudra R.R., Talukdar S., et al. **Future groundwater potential mapping using machine learning algorithms and climate change scenarios in Bangladesh** [Text] / S.K. Sarkar, R.R. Rudra, S. Talukdar et al. // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – P. 10328. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60560-2>.

7. Mallick J., Almesfer M.K., Alsubih M., Talukdar S., Ahmed M., Ben Kahla N. **Developing a new method for future groundwater potentiality mapping under climate change in Bisha watershed, Saudi Arabia** [Text] / J. Mallick, M.K. Almesfer, M. Alsubih, S. Talukdar, M. Ahmed, N. Ben Kahla // *Geocarto International*. – 2022. – Vol. 37. – P. 14495–14527. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2088861>.

8. Pradhan R.M., Guru B., Pradhan B., Biswal T.K. **Integrated multi-criteria analysis for groundwater potential mapping in Precambrian hard rock terranes (North Gujarat), India** [Text] / R.M. Pradhan, B. Guru, B. Pradhan, T.K. Biswal // *Hydrological Sciences Journal*. – 2021. – Vol. 66. – P. 961–978. <https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1906427>.

REFERENCES:

1. Uc-Castillo J.L., Marín-Celestino A.E., Armando D., Tuxpan-Vargas J., Ramos-Leal J.A. **A systematic review and meta-analysis of groundwater level forecasting with machine learning techniques: Current status and future directions**. *Environmental Modelling & Software*, 2023, vol. 168, art. 105788. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105788>

2. Niazkar M., Menapace A., Brentan B., et al. **Applications of XGBoost in water resources engineering: A systematic literature review (Dec 2018–May 2023)**. *Environmental Modelling & Software*, 2024, vol. 174, art. 105971. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.105971>

3. Ali M.A.H., Elsadek E.A., Williams C., Thorp K.R., Elshikha D.E.M. **Groundwater Potential Mapping Using Machine Learning Techniques: Current Trends and Future Perspectives**. *Water*, 2026, vol. 18, art. 947. <https://doi.org/10.3390/w18080947>

4. Mostafa A.E.-s., Ali M.A.M., Ali F.A., et al. **Groundwater Potential Mapping in Semi-Arid Areas Using Integrated Remote Sensing, GIS, and Geostatistics Techniques**. *Water*, 2025, vol. 17, art. 1909. <https://doi.org/10.3390/w17131909>

5. Hosseini F.S., Jafari A., Zandi I., Alesheikh A.A., Rezaie F. **Groundwater Potential Mapping Using Optimized Decision Tree-Based Ensemble Learning Model with Local and Global Explainability**. *Water*, 2025, vol. 17, art. 1520. <https://doi.org/10.3390/w17101520>

6. Sarkar S.K., Rudra R.R., Talukdar S., et al. **Future groundwater potential mapping using machine learning algorithms and climate change scenarios in Bangladesh**. *Scientific Reports*, 2024, vol. 14, art. 10328. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60560-2>

7. Mallick J., Almesfer M. K., Alsubih M., et al. **Developing a new method for future groundwater potentiality mapping under climate change in Bisha watershed, Saudi Arabia**. *Geocarto International*, 2022, vol. 37, iss. 26, pp. 14495–14527. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2088861>

8. Pradhan R.M., Guru B., Pradhan B., Biswal T.K. **Integrated multi-criteria analysis for groundwater potential mapping in Precambrian hard rock terranes (North Gujarat), India**. *Hydrological Sciences Journal*, 2021, vol. 66, iss. 6, pp. 961–978. <https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1906427>.

Сведения об авторах:

Оңласынов Жұлдызбек Әліханұлы* – доктор философии (PhD), заведующий лабораторией ГИС-технологий и ДЗЗ, «Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University», Республика Казахстан, 050010, г. Алматы, ул. Валиханова 94, тел.: 87716217511, e-mail: zhuldyzbek.onlasynov@mail.ru.

Шагарова Людмила Валентиновна – кандидат технических наук, член РосГидроГео, младший научный сотрудник «Института радиофизики и физической электроники, Омский научный центр Сибирского отделения РАН», Российская Федерация, 644024, г. Омск, пр. Карла Маркса 15, тел.: +7(3812) 37-17-36, e-mail: igg_gis-dzz@mail.ru.

Абсаметов Малис Кудысович – доктор геолого-минералогических наук, профессор, директор, «Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University», Республика Казахстан, 050010, г. Алматы, ул. Валиханова 94, тел.: 87272911862, e-mail: igg.info@mail.ru.

Муратова Мира Муратовна – ведущий инженер лаборатории ГИС-технологий и ДЗЗ, «Институт гидрогеологии и геоэкологии им У.М. Ахмедсафина, Satbayev University», Республика Казахстан, 050010, г. Алматы, ул. Валиханова 94, тел.: 87272914686, e-mail: doc-mira@mail.ru.

Оңласынов Жұлдызбек Әлиханұлы* – гидрогеология және инженерлік геология ғылымдарының докторы (PhD), ГАЖ технологиялары және қашықтықтан зондтау зертханасының меңгерушісі, «Ұ.М. Ахмедсафин атындағы Гидрогеология және геоэкология институты, Сәтбаев университеті», Қазақстан Республикасы, 050010, Алматы қ., Уәлиханов көш. 94, тел.: 87716217511, e-mail: zhuldyzbek.onlasynov@mail.ru.

Людмила Валентиновна Шагарова – техника ғылымдарының кандидаты, RosHydroGeo мүшесі, Омбы ғылыми орталығының Радиофизика және физикалық электроника институтының кіші ғылыми қызметкері, Ресей ғылым академиясының Сібір бөлімшесі, Ресей Федерациясы, 644024, Омск, Карл Маркс даңғ, 15, тел.4662, тел.: 37-17-36, e-mail: igg_gis-dzz@mail.ru.

Абсаметов Мәліс Құдысұлы – геология-минералогия ғылымдарының докторы, профессор, «Ұ.М. Ахмедсафин атындағы Гидрогеология және геоэкология институтының директоры, Сәтбаев университеті», Қазақстан Республикасы, 050010, Алматы қ., Уәлиханов көш. 94, тел.: 87272911862, e-mail: igg.info@mail.ru.

Мұратова Мира Мұратқызы – ГАЖ технологиялары және қашықтықтан зондтау зертханасының жетекші инженері, «Ұ.М. Ахмедсафин атындағы Гидрогеология және геоэкология институты Ахмедсафина, Сәтбаев университеті», 050010, Қазақстан Республикасы, Алматы қ., Уәлиханов көш. 94, тел.: 87272914686, e-mail: doc-mira@mail.ru.

Onlassynov Zhuldyzbek Alikhanuly* – PhD, Head of the Laboratory of GIS Technologies and Remote Sensing, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, Republic of Kazakhstan, 050010, Almaty, 94 Valikhanov Str., tel.: 87716217511, e-mail: zhuldyzbek.onlasynov@mail.ru.

Shagarova Lyudmila Valentinovna – Candidate of Technical Sciences, Member of RosHydroGeo, Junior Researcher, Institute of Radiophysics and Physical Electronics, Omsk Scientific Center, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Russian Federation, 644024, Omsk, 15 Karl Marx Ave., tel.: +7 (3812) 37-17-36, e-mail: igg_gis-dzz@mail.ru.

Absametov Malis Kudyssovich – Doctor of Geological and Mineralogical Sciences, Professor, Director, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, Republic of Kazakhstan, 050010, Almaty, 94 Valikhanov Str., tel.: +7(727) 291-18-62, e-mail: igg.info@mail.ru.

Muratova Mira Muratovna – Leading Engineer, Laboratory of GIS technologies and Earth remote sensing, Akhmedsafin Institute of Hydrogeology and Environmental Geoscience, Satbayev University, 050010, Republic of Kazakhstan, Almaty, 94 Valikhanov Str., tel.: 87272914686, e-mail: doc-mira@mail.ru.

МРНТИ 68.05.43

УДК 631.438.2

<https://doi.org/10.52269/SKVC2621188>

РАДИОЭКОЛОГИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА И УРОВНИ ГАММА-ИЗЛУЧЕНИЯ ПОЧВЕННОГО ПОКРОВА КОСТАНАЙСКОЙ ОБЛАСТИ

Рахимбаев Б.С. – доктор технических наук, НАО «Костанайский региональный университет имени Ахмет Байтұрсынұлы», г. Костанай, Республика Казахстан.

Жумалынов К.А. * – докторант ОП «8D05101 – Биология», НАО «Костанайский региональный университет имени Ахмет Байтұрсынұлы», г. Костанай, Республика Казахстан.

Казбекова К.А. – магистр педагогических наук по ОП «7M01503 – Химия», НАО «Костанайский региональный университет имени Ахмет Байтұрсынұлы», г. Костанай, Республика Казахстан.

Лянга П.Ю. – магистрант ОП «7M05101 – Биология», НАО Костанайский региональный университет имени Ахмет Байтұрсынұлы», г. Костанай, Республика Казахстан.

Актуальность исследования обусловлена отсутствием информации об уровнях естественных и техногенных радионуклидов в почвах Костанайской области. В регионе расположены крупные месторождения полезных ископаемых, а также Костанайская область является одним из главных зернопроизводящих районов Казахстана. Двойное техногенное давление создает условия, благоприятные для перераспределения и потенциальному накоплению как естественных, так и техногенных радионуклидов в почвенном покрове. Измерение радионуклидов проводили на гамма-радиометре РКГ-АТ 1320С. Определялась удельная активность радионуклидов ^{40}K , ^{226}Ra , ^{232}Th , ^{137}Cs , ^{134}Cs . В результате исследования установлено, что средние значения удельной активности ^{40}K , ^{226}Ra и ^{232}Th находятся в пределах или ниже среднемировых значений (НҚДАР ООН), а все значения Аэфф