

С.И. Смагин, Ю.А. Озарян, В.И. Усиков, А.С. Смагин,

К.С. Цыгулев, Р.А. Секриеру, С.А. Орлов, Т.В. Кожевникова

## АВТОМАТИЗАЦИЯ ДИСТАНЦИОННОГО ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ОБЪЕКТОВ МИНЕРАЛЬНО-СЫРЬЕВОГО КОМПЛЕКСА ХАБАРОВСКОГО КРАЯ

*Смагин С.И., Озарян Ю.А., Усиков В.И., Смагин А.С., Цыгулев К.С., Секриеру Р.А., Орлов С.А., Кожевникова Т.В. Автоматизация дистанционного экологического мониторинга объектов минерально-сырьевого комплекса Хабаровского края.*

**Аннотация.** В работе рассматривается проблема автоматизации горно-экологического мониторинга объектов минерально-сырьевого комплекса с использованием данных дистанционного зондирования Земли. Обработка и анализ этих данных выполняется с целью оценки влияния процессов добычи на состояние природной среды в местах размещения горнодобывающих предприятий и прилегающих территорий. Представлен макет информационной системы, включающий модули управления данными, обработки и анализа спутниковых снимков. Для автоматизации выделения интересующих объектов горнoprомышленного комплекса применяются сверточные и трансформерные модели нейронных сетей. Модели сегментации дражных отвалов, карьеров, хвостохранилищ и угольного пылевого загрязнения были обучены на подготовленных выборках, включающих размеченные спутниковые снимки исследуемых объектов в семи субъектах Российской Федерации. Предложены методы оценки влияния угольного пылевого загрязнения на растительность на основе вегетационных индексов; картирования типов леса с использованием полносвязной нейронной сети; расчета объемов дражных отвалов на основе цифровых моделей рельефа, центральной линии полигона и алгоритма построения диаграммы Вороного; и содержания тяжелых металлов в почве на основе анализа проб, отобранных за многолетний период, методами математической статистики. Сделан корреляционный анализ данных о содержании элементов в образцах почвогрунтов и воде в зоне воздействия добычи полиметаллических руд. Проведена апробация предлагаемых методов на территориях горнодобывающих предприятий Хабаровского края. Совместный анализ накопленных результатов многолетних наблюдений и актуальных данных о современном состоянии объектов природной среды позволяет прогнозировать развитие исследуемых природно-технических систем на среднесрочную перспективу.

**Ключевые слова:** информационная система, мониторинг, горнoprомышленный комплекс, дистанционное зондирование, месторождение, экологическая безопасность, компьютерное зрение, машинное обучение.

**1. Введение.** Горнодобывающая промышленность оказывает комплексное воздействие на окружающую среду, затрагивая различные компоненты экосистемы: воздух, воду, землю, биоразнообразие и т.д. Эти воздействия имеют глобальный характер, но особенно заметны в странах с развитой горнодобывающей промышленностью. В процессе добычи и переработки полезных ископаемых в атмосферу выделяются различные вещества, такие как углекислый и сернистый газ, оксиды азота, частицы пыли и др. [1 – 4]. Горнодобывающая промышленность также играет важную роль в

загрязнении почвы и водоемов тяжелыми металлами [7 – 11]. В совокупности техногенные загрязнения приводят к разрушению растительного покрова и почти полному уничтожению биоты, превращая территории в «индустриальные пустыни» с крайне низкой биологической продуктивностью [5, 6]. Это делает рекультивацию нарушенных земель одной из приоритетных природоохранных задач, требующей значительных финансовых и трудовых ресурсов.

Помимо непосредственно горнодобывающей деятельности, экологический эффект оказывают и отходы, остающиеся после её завершения. При этом, их объемы, измеряемые тысячами тонн, представляют определенную ценность и являются потенциальными техногенными месторождениями. Их повторное использование способствует значительной трансформации сформировавшихся в процессе первичной переработки ландшафтно-геохимических условий, обусловленной изъятием и перемещением больших масс горных пород и природных вод в пределах горного отвода.

Исходя из этого, высокую значимость имеет оценка состояния природно-технических систем и изучения участков, вовлеченных во вторичную переработку, и разработки рекомендаций по минимизации ущерба.

Традиционно горно-экологический мониторинг осуществляется специалистами в этой области непосредственно на горнопромышленных объектах. Удаленность некоторых месторождений и отсутствие транспортной инфраструктуры определяет их малую доступность для изучения экологической ситуации с участием квалифицированных специалистов и хорошей приборной базой. В связи с этим активно развиваются методы и технологии дистанционного мониторинга районов добычи полезных ископаемых, использующие спутниковые данные об изучаемых объектах. На основе этих данных проводится мониторинг экологического состояния территории месторождения, оцениваются масштабы проведения горнорудных работ, определяются места размещения и объемы горнопромышленных отходов, оцениваются перспективы их повторной переработки, планируются мероприятия по предотвращению техногенные аварий.

Для решения вышеупомянутых проблем необходим эффективный мониторинг и методики, позволяющие понять масштабы проблемы и разработать необходимые стратегии по сохранению и восстановлению природных систем.

Современные технологии дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) позволяют получать мультиспектральные изображения

исследуемых территорий с высоким разрешением за длительный временной период. Это дает возможность в реальном масштабе времени следить за объектами горнорудного комплекса, существенно упрощая процесс мониторинга их влияния на близлежащие территории.

Дистанционный мониторинг горнорудных объектов сопряжен с необходимостью получения, обработки и анализа больших объемов данных об исследуемом объекте. Такую информацию трудно анализировать без применения современных средств высокопроизводительных вычислений.

Применение машинного обучения в ДЗЗ является важным направлением, позволяющим извлекать нужную информацию из спутниковых данных. Модели машинного обучения используются при решении различных задач дистанционного мониторинга. Их применение обеспечивает новые возможности обработки больших объемов спутниковых данных, создает условия для улучшения и автоматизации мониторинга окружающей среды и управления ресурсами. Они позволяют классифицировать объекты на спутниковых снимках, создавать модели для экстраполяции найденных закономерностей на большие территории, анализировать неструктурированные массивы информации и, тем самым, влиять на управление процессом мониторинга и планирования использования данных ДЗЗ. Создание информационной системы, которая в автоматизированном режиме будет выполнять все этапы получения и обработки массивов данных дистанционного зондирования может существенно улучшить оперативность и качество комплексного экологического мониторинга территорий проведения горнорудных работ.

Научная новизна работы заключается в комплексном подходе к экологическому мониторингу горнорудных территорий с использованием данных ДЗЗ и его автоматизации, реализуемом в виде разрабатываемой информационной системы. В системе реализованы: модели нейронных сетей и ансамблевых алгоритмов для решения задачи сегментации объектов горнорудного комплекса и классификации типов леса; алгоритм оценки влияния угольного пылевого загрязнения на растительность на основе временных рядов спутниковых данных и вегетационных индексов; расчёт объёмов отвалов по спутниковым данным с модификацией алгоритма построения диаграммы Вороного для более точного расчёта.

**2. Состояние вопроса и методические подходы.** Разработка технологических решений, позволяющих снизить техногенное

воздействие, является актуальной проблемой как в России, так и за рубежом. Интерес к техногенным образованиям возник достаточно давно и в настоящее время переживает период очередной активизации. Появляются многочисленные публикации, посвященные изучению строения, принципам типализации, методам оценки и способам отработки техногенных месторождений. Наиболее эффективно осваиваются техногенные месторождения, сформированные в процессе отработки собственно золотых месторождений. Из них добывается около 18% общего объема добычи золота в нашей стране [12, 13].

Проблема влияния объектов горнодобывающей промышленности на окружающую среду активно исследуется в современной научной литературе [14]. Отвалы представляют экологическую угрозу из-за содержания токсичных компонентов и тяжелых металлов [15]. Переработка отвалов может повысить экологическую безопасность и обеспечить дополнительные сырьевые ресурсы [16, 17].

Для переработки отвалов необходимо оценить их параметры. В обзоре [18] проанализированы современные методы оценки объемов отвалов. Традиционно оценка объемов отвалов проводится с помощью ручных измерений. Они являются трудоемкими, требуют значительных временных затрат и подвержены человеческим ошибкам, особенно при работе с большими или нерегулярными по форме отвалами. Спутниковые снимки часто не обеспечивают достаточной точности для сложных или динамически изменяющихся запасов, где форма и размер могут варьироваться, хотя и позволяют охватывать большие территории. Точнее оценить объемы отвалов можно с помощью БПЛА с фотограмметрическими системами и лидаров [19].

Проблема негативного влияния угольного пылевого загрязнения является объектом пристального внимания со стороны исследователей. Проведено множество работ по оценке этого влияния на различные компоненты окружающей среды. Часто встречающимся способом количественной оценки угольного загрязнения является анализ снежного покрова [20, 21]. Для качественной оценки проводится анализ самой пыли [22].

Также исследователи рассматривали вопрос использования методов ДЗЗ. Корреляция спектральных характеристик каналов спутниковых снимков с уровнем запыленности снега в местах отбора проб показала взаимосвязь между уровнем запыленности снега в точке отбора и его спектральными характеристиками на снимке [23 – 28].

Похожую взаимосвязь определили между спектральными характеристиками снежного покрова, выраженными в виде индексов снега, и его физико-химическими свойствами с данными о пылевой нагрузке в нём [29].

Помимо исследования корреляции, также решалась проблема определения области угольного пылевого загрязнения. Для этого разрабатывались соответствующие индексы: ICDI [30], BCI [31], ECDI [32] и др. В работе [33] предложен метод отслеживания распространения загрязнения угольной пылью, основанный на данных об оптической глубине аэрозолей (AOD) [34].

При анализе состояния земной поверхности и почвенного покрова, как правило, используются вегетационные индексы. Применение вегетационных индексов является традиционным способом оценки процессов самореабилитации месторождений [35]. Также они используются для экологического мониторинга угольных разрезов на основе спутниковых данных [36].

В зарубежной литературе часто встречаются работы с использованием моделей машинного обучения в исследованиях, так или иначе касающихся горной промышленности и землепользования [37, 38]. Их применение позволяет ускорить решение не сложных, но затратных по времени задач. В работах российских ученых также применяют нейронные сети, но чаще в задачах, непосредственно не связанных со спутниковыми данными ДЗЗ [39].

**3. Структура информационной системы.** Информационная система имеет модульную структуру: менеджер данных, модули обработки данных, анализа данных, а также программный интерфейс приложения и оболочка пользователя. Структурная схема информационной системы представлены на рисунке 1.

В качестве основных входных данных система использует спутниковые снимки Sentinel-2. Для расширения временного периода мониторинга также используются данные с семейства спутников Landsat, что позволяет выполнять более детальный анализ исследуемых объектов. Помимо спутниковых данных, в системе могут быть использованы данные полевых исследований и информация о состоянии исследуемой территории из открытых источников.

Спутниковые системы имеют различия в предоставляемых данных. Пространственное разрешение спутниковых снимков и спектральные профили каналов – то есть кривые зависимости интенсивности света от длины волны, отличаются. Кроме того, данные спутниковых систем различаются по пространственному

позиционированию, что может в последующем усложнить их анализ. Поэтому, в модуле обработки спутниковых данных проводится унификация спутниковых данных путем их приведения к одной системе пространственного позиционирования, к одному пространственному разрешению и проведения спектральной коррекции. В обработку также входит выделение объектов и классификация типов растительности.

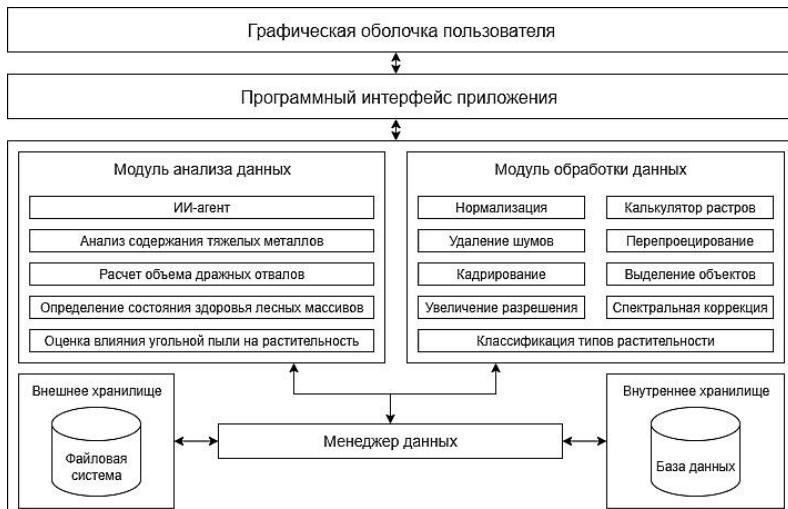


Рис. 1. Структура информационной системы

После обработки полученных данных модулем анализа проводится геоэкологический анализ с привлечением ИИ-агента.

Хранилище информации имеет три логических блока, хранящих информацию о необработанных данных, обработанных данных и объектах наблюдения. Исходной точкой базы данных служит блок необработанных спутниковых снимков. В нём хранится детальная информация о поступающих в систему первичных изображениях, полученных непосредственно от организаций-владельцев спутниковых систем. Данный блок содержит как метаданные изображений, такие как места съемки, даты съемки, системы координат, так и сведения о спутниках-источниках этих снимков, включая их спектральные и пространственные характеристики. Данные этого блока представляют собой первичный материал для дальнейшей обработки изображений Земли.

Информация о результатах первичной обработки изображений хранится в блоке обработанных спутниковых снимков. Он содержит метаданные предобработки изображений и ссылки на снимки, прошедшие различные этапы предварительной подготовки. К таким этапам относятся удаление шумов, нормализация, спектральная коррекция, перепроектирование, увеличение разрешения, а также возможное формирование композитов и другие. Для каждого обработанного снимка фиксируется использованный метод предобработки и устанавливается связь с исходным необработанным изображением, обеспечивая прослеживаемость данных.

Блок объектов наблюдения предназначен для хранения информации об областях интереса и о самих объектах, расположенных в их пределах. Области интереса представляют из себя географически локализованные прямоугольные участки земной поверхности, представляющие особый интерес для исследователей. Каждая область интереса определяется своими географическими координатами и привязывается к конкретным обработанным спутниковым снимкам, покрывающим данную территорию. Объектами выступают наземные сущности, являющиеся предметом изучения. Среди них могут быть как участки растительности и водные объекты, так и техногенные объекты или иные элементы. Каждый объект характеризуется своим типом, пространственными атрибутами и связан с определенной областью интереса.

Совокупность информации, хранимой в данных блоках, обеспечивает эффективное управление всем жизненным циклом спутниковых снимков в системе – от добавления первичной информации до извлечения нужных сведений об объектах на земной поверхности.

**3.1. Модуль обработки данных.** Для выделения объектов предлагается использование сверточных и трансформерных нейронных сетей, которые обучены на заранее размеченных объектах. Так как для нейронных сетей требуется достаточно большой объём данных, то в качестве примеров взяты объекты как Хабаровского края, так и других субъектов РФ.

Исходными данными послужили спутниковые снимки Sentinel-2 (таблица 1), так как они имеют высокое пространственное разрешение, и, соответственно, более детальную информацию о спектральных характеристиках поверхности. Это способствует более точному мониторингу экологического состояния территорий.

Таблица 1. Используемые каналы снимков Sentinel-2

Канал	Название	Длина волны, нм	Разрешение, м
B02	BLUE	458 – 523	10
B03	GREEN	543 – 578	
B04	RED	650 – 680	
B08	NIR	785 – 900	
B05	VRE	698 – 713	20
B06		733 – 748	
B07		773 – 793	
B11	SWIR1	1565 – 1655	
B12	SWIR2	2100 – 2280	

Использовались данные о местах проведения горных работ для следующих субъектов РФ: Амурская область, Забайкальский край, Хабаровский край, Иркутская область, Республика Саха (Якутия), Республика Хакасия, Кемеровская область.

Для каждого типа объектов было получено следующее количество снимков:

- Дражные отвалы – 186 снимков;
- Угольное пылевое загрязнение – 52 снимка;
- Карьеры и хвостохранилища – 43 снимка.

Снимки проходили обработку, которая включает в себя нормализацию данных в интервал от 0 до 1, разметку объектов путём создания маски и разделение снимков и масок на отдельные части (тайлы).

Исходные спутниковые снимки Sentinel-2 имеют размер 10980x10980 пикселей. Так как искомые объекты занимают существенно меньшую площадь от всего снимка, то определяются прямоугольные области интереса, содержащие объекты. Исходные снимки обрезаются по этим областям.

После этого на полученных областях снимков проводится разметка искомых объектов. В случае карьеров и хвостохранилищ разметка проводилась вручную. Для разметки территорий с дражными отвалами использовалась ручная разметка с использованием индексов MNDWI и NDBSI:

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR1}{GREEN + SWIR1},$$

$$NDBSI = \frac{(RED + SWIR1) - (NIR + BLUE)}{(RED + SWIR1) + (NIR + BLUE)}.$$

Угольное пылевое загрязнение размечалось с помощью индекса ECDI с последующей ручной доработкой. Формула выглядит следующим образом:

$$ECDI = \frac{SWIR1 - NIR + SWIR2}{SWIR1 + NIR - SWIR2}.$$

Обработанные снимки и их маски делятся на части заданного размера и распределяются по обучающим и валидационным выборкам. Части, не содержащие искомые объекты, не входят ни в одну из выборок. Для предотвращения утечки информации и обеспечения независимости выборок объекты одного типа не перемешивались между выборками. Например, если конкретный карьер был включен в валидационную выборку, то все данные, относящиеся к этому карьеру, не входили в обучающую выборку. Таким образом, размеры полученных обучающих и валидационных выборок для каждого типа объектов составил: для дражных отвалов – 1355 и 461; для угольного пылевого загрязнения – 272 и 77; для карьеров и хвостохранилищ – 725 и 242 частей.

Для детектирования каждого типа объектов проводилось обучение нескольких моделей нейронных сетей: UNet [40], DeepLabV3 [41], Segformer [42], SWIN-UNet [43], градиентный бустинг [44], случайный лес [45].

UNet представляет собой полностью сверточную нейронную сеть с U-образной архитектурой, состоящую из энкодера для извлечения признаков и декодера с пропускными соединениями для восстановления пространственного разрешения. Её выбор обусловлен производительностью на малых выборках и высокой точностью определения границ объектов.

DeepLabV3 использует расширенные свертки и модуль Atrous Spatial Pyramid Pooling для учета мульти尺度ного контекста, что важно для выделения объектов разного размера на спутниковых снимках. Также эта модель эффективна при работе с нечетко определенными границами объектов, что актуально для рассматриваемых в данной работе карьеров, отвалов, хвостохранилищ и угольного пылевого загрязнения.

Segformer объединяет преимущества трансформеров и сверточных сетей, используя иерархический трансформерный энкодер и многоуровневый перцептронный декодер. Механизм внимания позволяет учитывать зависимость между удаленными участками изображения. Это необходимо для правильной классификации протяженных горнопромышленных комплексов.

SWIN-UNet адаптирует архитектуру Swin Transformer для задач сегментации, используя сдвинутые окна внимания и иерархическую структуру признаков, что обеспечивает эффективное моделирование дальних зависимостей. Механизм сдвинутых окон позволяет обрабатывать полученные части малого размера без потери контекстуальной информации. Он позволяет выделять мелкие элементы дражных отвалов и лучше определять нечеткие границы искомых объектов.

Градиентный бустинг и случайный лес представляют ансамблевые методы машинного обучения, работающие с извлеченными из изображений признаками и обеспечивающие высокую устойчивость к переобучению. Они тестировались для сегментации поверхности, покрытой частицами угля (угольный пылевой след), так как её спектральные характеристики имеют ярко выраженные отличия в сравнении с другими типами поверхности.

Расчёт площади проводится исходя из результатов выделения границ. При рассмотрении влияния объектов горной промышленности на экологию близлежащих зон оценивается здоровье растительности на исследуемой территории.

По результатам работы моделей выделялись 4 варианта присвоения класса объекту, обозначаемые True Positive (TP), False Negative (FN), True Negative (TN), False Positive (FP). TP – это правильно предсказанный положительный результат, истинно-отрицательная TN – это правильно предсказанный отрицательный результат, ложноположительная FP – это отрицательный результат, предсказанный как положительный, и ложноотрицательная FN – это положительный результат, предсказанный как отрицательный.

Оценка точности выбранных моделей производилась по метрикам Precision, Recall, F1 и Intersection over Union (IoU).

Precision – это метрика, показывающая долю истинно-положительного результата относительно всех предсказанных положительных меток.

Recall – это метрика, которая показывает долю положительных результатов среди всех положительных меток.

F1-score – это метрика, составленная из Precision и Recall. Она может быть эффективна для оценки точности в задачах, где классы в обучающей выборке несбалансированные.

IoU – это метрика, часто применяемая в задаче сегментации. Она показывает перекрытие между предсказанием модели и маской.

Представленные метрики вычисляются по формулам:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN},$$

$$F1 = \frac{TP}{TP + 0.5(FP + FN)}, \quad IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}.$$

Метрика IoU считается основной в рамках поставленной задачи при оценке точности моделей, так как учитывает пространственное отношение между предсказанием модели и маской.

**3.2. Модуль анализа данных.** Для оценки объема отходов, размещенных в дражных отвалах, использовались цифровые модели рельефа (DEM), которые представляют числовые значения высотных характеристик земной поверхности и подразделяются на цифровые модели местности (DTM) и цифровые модели поверхности (DSM). DTM является моделью, отображающей непосредственно значения высоты без учёта искусственных объектов и растительности. DSM включает в себя высоты всех объектов, расположенных на земной поверхности (здания, сооружения, растительность).

Для расчета объемов использовались цифровые модели поверхности ASTER, ALOS, Copernicus и цифровые модели местности FABDEM и GEDTM [46 – 51].

Чтобы снизить влияние растительности на результат расчета объема используются данные Global Forest Canopy Height. Это модель, описывающая высоту лесного покрова. Ограничением для её применения является разница в пространственном разрешении с моделями DEM и временная разница в данных.

Протяженность областей с дражными отвалами определяет то, что высота на разных участках может сильно меняться. Для снижения влияния амплитуды высоты на результат расчета, исследуемая область разделяется на сегменты с помощью алгоритма создания полигонов Вороного. Для разделения полигона на части используется центральная линия полигона. Ложные точки ветвлений, появляющиеся в результате особенностей полигона, удаляются итеративно. На

очищенном от разрывов и ложных ветвей скелете, через расставленные на заранее заданном расстоянии точки проводятся прямые. Далее для каждого из полигонов с использованием инструментов зональной статистики и цифровых моделей рельефа определяются базовые линии, на основе которых рассчитывается объем.

*Для оценки влияния угольного пылевого загрязнения на растительность* за основу взят метод временного анализа снимков по вегетационным индексам. Для этого разработан алгоритм, состоящий из двух этапов. Входными данными этого алгоритма являются спутниковые снимки Sentinel-2 исследуемой территории в период таяния снега и в летний период времени за несколько лет.

Первый этап включает в себя определение зоны пылевого загрязнения вблизи области добычи и выполняется для каждого рассматриваемого года. Первым шагом данного этапа является определение области пылевого загрязнения на снимке в период таяния снега. Следующим шагом проводится расчет вегетационного индекса (в работе использовался SARVI) на спутниковом снимке в летний период. По полученным значениям проводится бинаризация по порогу меньше 0,2 для выделения области карьера. После этого, полученная область карьера удаляется из маски области пылевого загрязнения, тем самым получая зону пылевого загрязнения без карьера.

В рамках второго этапа проводится наложение зон пылевого загрязнения за каждый год. Таким образом получаются сектора, в которых пылевое загрязнение замечено определенное количество раз. В соответствии с этим определяются названия этих секторов. Данное наложение проводится для каждого года с учетом предыдущих. Затем, в этих секторах проводится расчет вегетационных индексов и их средних значений. По полученным результатам проводится анализ и оценка влияния пылевого загрязнения на растительность вблизи мест добычи угля.

*Для идентификации типов леса* проводится расчет соответствующих карт с использованием модели нейронной сети DVT. Нейронная сеть DVT представляет собой полносвязанную нейронную сеть с линейными слоями, нормализацией пакетов, активацией ReLU и выходом softmax. Для её обучения использовались спутниковые снимки Sentinel-2 в период максимальной вегетации растений и период конца листопада до выпадения снега за 2019 год. Из снимков отбирались каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR1 и SWIR2. Также в обучении использовались вспомогательные данные, такие как карты Global Forest Canopy Height 2019 и вегетационный индекс SARVI.

SARVI – это спектральный индекс растительности, разработанный для измерения плотности и состояния зелёной растительности по спутниковым снимкам, который обладает устойчивостью к атмосферным и почвенным искажениям. Его расчет проводился по формулам:

$$SARVI = \frac{NIR - RED + \alpha(BLUE - RED)}{NIR + RED - \alpha(BLUE - RED) + L} \cdot (1 + L),$$

где  $L$  и  $\alpha$  – коэффициенты, компенсирующие влияние отражательной способности почвы и атмосферных искажений. Их обычные значения:  $L = 0.5$ ,  $\alpha = 1$ .

Оценка состояния растительности в зависимости от её типа проводилась с помощью экспоненциальной регрессии расчета LAI по вегетационному индексу SARVI по формуле:

$$FH_{VI} = FH(VI) = \frac{LAI}{LAI_{\max}} = \frac{a_{VI} \cdot \exp(VI \cdot b_{VI}) + c_{VI}}{LAI_{\max}},$$

где  $a$ ,  $b$  и  $c$  – расчётные коэффициенты, зависящие от типа леса (таблица 2); а  $VI$  – вегетационный индекс SARVI;  $LAI_{\max}$  – это верхняя граница диапазона нормальных значений  $LAI$  (таблица 3).

Таблица 2. Коэффициенты формулы экспоненциальной регрессии расчета LAI

Типы леса	Коэффициент а	Коэффициент б	Коэффициент с
Хвойный	1.6998	0.1743	-1.2638
Лиственый	1157.7789	0.0003	-1157.4778
Смешанный	1720.8242	0.0002	-1720.496

Таблица 3. Диапазоны нормальных значений LAI

Индекс	Нормальные значения	Тип леса		
		Хвойный	Лиственый	Смешанный
$LAI$	мин.	0.5086	0.434	0.4713
	макс.	0.6051	0.5175	0.5613

Для исследования содержания тяжелых металлов в почвогрунтах проводился отбор проб для последующего рентгено-флуоресцентного анализа и атомно-абсорбционной спектрометрии. Проводился анализ проб на содержание следующих металлов: Hg, Pb, Cd, As, Cr и Fe. К полученным данным применялись методы

статистического и пространственного анализа. Перед этим распределение набора данных (концентрации микроэлементов в почве) оценивалось методами «Box-plot», Колмогорова-Смирнова ( $p < 0,2$ ) и Шапиро Уилка ( $p < 0,05$ ).

Апробация методов проводилась на следующих территориях: для расчета объема дражных отвалов – р. Семитка вблизи села Бриакан (рисунок 2(1)); для идентификации типов леса и оценки его состояния – Кербинский разрез вблизи села Бриакан (рисунок 2(2)); для оценки влияния пылевого загрязнения на растительность – Правобережный разрез вблизи поселка Чегдомын (рисунок 2(3)); для анализа содержания тяжелых металлов в почве – Солнечный (рисунок 2(4)).

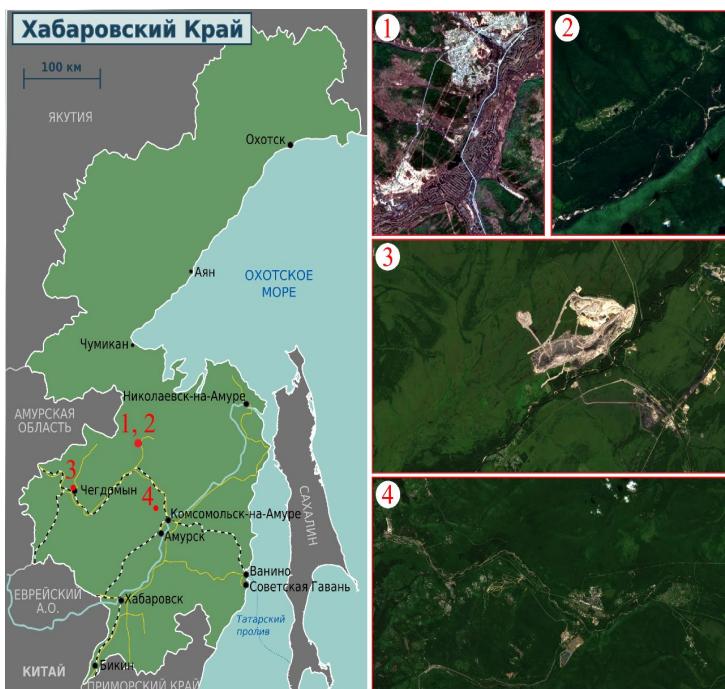


Рис. 2. Территории апробации

**4. Результаты.** Оценка работы моделей для сегментации территорий с дражными отвалами, угольного пылевого следа, карьеров и хвостохранилищ представлены в таблице 4.

Таблица 4. Оценки точности работы обученных моделей

	Модель	Precision	Recall	F1	IoU
Дражные отвалы	UNet	0.837	0.851	0.844	0.730
	DeepLabV3	0.852	0.889	0.873	<b>0.774</b>
	Segformer	0.784	0.893	0.835	0.717
Угольный пылевой след	UNet	0.943	0.885	0.902	<b>0.837</b>
	DeepLabV3	0.893	0.859	0.865	0.773
	Градиентный бустинг	0.857	0.944	0.898	0.815
	Случайный лес	0.805	0.952	0.873	0.774
Карьеры и хвостохранилища	UNet	0.743	0.758	0.735	0.770
	DeepLabV3	0.644	0.666	0.641	0.721
	Segformer	0.833	0.839	0.822	<b>0.797</b>

DeepLabV3 показала лучшие результаты для дражных отвалов и пылевого загрязнения, а Segformer – для карьеров и хвостохранилищ.

*Расчет объема дражных отвалов* проводился по снимку за 2019 г. Разработка золотороссыпных месторождений дражным и гидромеханизированным способами в районе им. П. Осипенко Хабаровского края ДФО началась еще в конце прошлого столетия. В связи с многолетним интенсивным освоением минерального сырья здесь накоплены большие объемы отходов золотодобычи, расположенных в верховьях рек Семитка и Бриакан, в границах с. Бриакан. Они загрязняют окружающую среду соединениями ртути и другими токсичными соединениями тяжелых металлов. Отходы обогащения являются потенциальным источником техногенного загрязнения биосфера и относятся ко 2 и 3 классам опасности [51].

На рисунке 3 представлен результат апробации алгоритма разделения полигона территории Бриакан на части для расчета объема.



Рис. 3. Алгоритм разделения полигона на части для расчета объема

В таблице 5 представлены рассчитанные значения объема апробируемой территории.

Таблица 5. Объемы в границах территорий с отвалами (с. Бриакан),  $\text{км}^3 * 10^{-2}$

Модели рельефа	С учетом высоты деревьев			Без учета высоты деревьев		
	Мин.	Сред.	Медиана	Мин.	Сред.	Медиана
ALOS	2.540	0.639	0.831	1.453	0.286	0.310
Copernicus	2.955	0.634	0.777	2.243	0.467	0.524
ASTER	5.528	1.016	1.067	5.002	0.872	0.869
FABDEM	0.837	0.193	0.210	-	-	-
GEDTM	1.505	0.271	0.283	-	-	-

Сравнительный анализ различных цифровых моделей рельефа продемонстрировал существенные расхождения в результатах расчета объемов. На участке вблизи села Бриакан без учета высоты растительности значения варьируются от  $1.4 \text{ км}^3 * 10^{-2}$  (ALOS) до  $5 \text{ км}^3 * 10^{-2}$  (ASTER). Такие значительные различия обусловлены особенностями самих моделей, сложностью рельефа исследуемых территорий и погрешностью выделенных границ.

*Оценка влияния угольного пылевого загрязнения на состояние растительности* проводилась в период с 2018 по 2023 гг. На рисунке 4 представлен пример области угольного пылевого загрязнения за 2022 г., маска секторов пылевого загрязнения, полученных за исследуемый период времени.

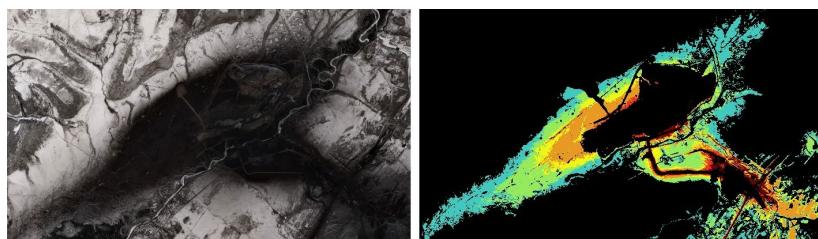


Рис. 4. Область угольного пылевого загрязнения за 2022 г.; полученная маска секторов пылевого загрязнения за период 2018-2023 гг.

На рисунке 5 изображен график средних значений вегетационного индекса SARVI. Из графика видно, что по мере приближения к области карьера заметно ухудшение состояния растительности в рамках одного года. При этом ухудшение оказывается незначительным, так как средние значения индекса меняются в пределах сотых долей. Если же рассматривать изменение

значений за несколько лет, то тенденции к ухудшению не наблюдается. Это можно объяснить тем, что съемка со спутников производится в разных условиях, что может генерировать неконтролируемые, сложно фиксируемые погрешности.

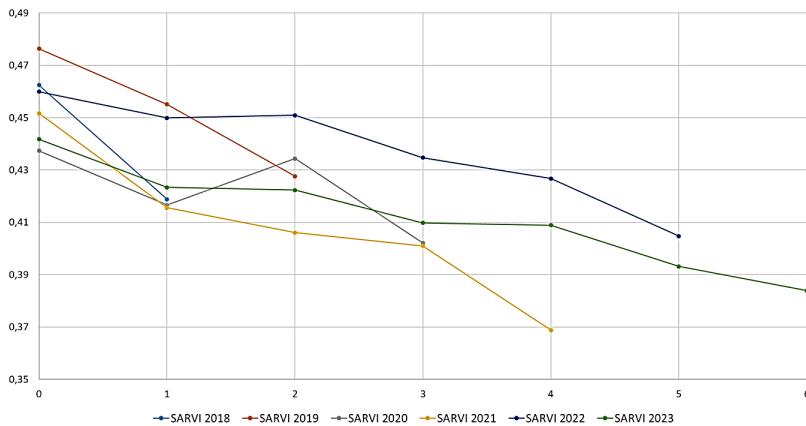


Рис. 5. График рассчитанных средних значений вегетационного индекса SARVI по секторам

*Идентификация типов леса и оценка их здоровья* проводилась по данным за 2022 г. На рисунке 6 представлена построенная для исследуемой территории карта типов леса, а также карта состояния их здоровья.

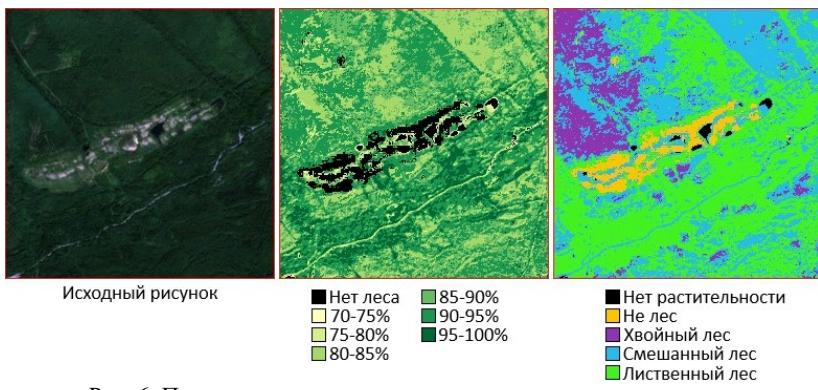


Рис. 6. Построенные карты типов леса и их состояния здоровья

На их основе можно провести анализ изменения на исследуемой территории, а именно анализ изменений площадей: не покрытых растительностью, покрытых кустарниками и травой и покрытых деревьями. Также по картам состояния лесных массивов можно визуально оценить влияют ли исследуемые объекты горнoprомышленного комплекса на прилегающую лесную растительность, что особенно актуально для хвостохранилищ.

*Отбор проб для анализа на содержание тяжелых металлов* проводился на территории Солнечного горно-обогатительного комбината (ГОК) – предприятия по добыче и обогащению руд цветных металлов. Расположен данный ГОК в Комсомольском оловорудном районе. Ведется добыча минерального сырья открытым и подземным способом. Климат района муссонно-континентальный, преимущественное направление ветра восточное и западное (вдоль долины). Сочетание климатических особенностей и горно-долинного рельефа создает условия для активного воздушного загрязнения и вторичного, за счет вымывания осадками. Установлено, что в основном процессы миграции происходят в весенне-летний период, во время паводков, сильных дождей и ветров, которые имеют тенденцию к усилению с учетом направления долины р. Силинки [52]. Общая площадь района исследования составила 27394 га. В системе ГОКа функционировали 4 рудника, 2 обогатительные фабрики и 5 хвостохранилищ. Специфика добычи и обогащения оловянной руды на этой территории заключалась в извлечении и переработке огромного объема горной массы, часть которой использовалась, а остававшаяся накапливалась в виде техногенных отходов, размещенных в хвостохранилищах. В районе исследования кроме горнoprомышленного сектора, источником поступления химических элементов в окружающую среду являются два населенных пункта общкой численностью 13387 человек и автомобильные дороги. Всего было отобрано 10 проб за 2015 и 2020 гг. в местах, отмеченных желтыми точками на рисунке 7.

Описание исходных данных, проб микроэлементов в почве, которые отбирались в 2015, 2020 гг. на десяти площадках (полигонов исследования), расположенных в районе п.г.т. Солнечный приведены в таблице 6.

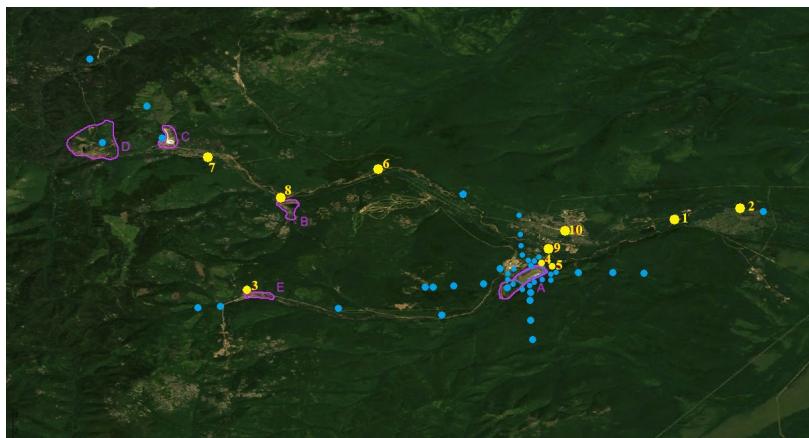


Рис. 7. Карта-схема района исследования Солнечного ГОК

Таблица 6. Описательная статистика содержания микроэлементов на исследуемой территории

2015 год							
Элементы, мг/кг	Mean	Median	CV	SD	SE	Skewness	Kurtosis
Mn	542,57	506,83	36,93	200,38	63,37	0,23	-0,85
Fe	26059,9	23258	41,01	10687,42	3379,66	1,01	0,52
Cu	747,67	575	109,26	816,87	258,32	2,32	6,03
Zn	360,3	321,67	53	190,95	60,38	0,97	0,19
As	1064	490,17	99,71	1060,91	335,49	1,29	0,6
Cd	5,12	4,65	50,51	2,59	0,82	2,45	6,78
Sn	388,57	315,83	70,92	275,56	87,14	0,2	-1,73
Hg	54,59	48	62,13	33,92	10,73	4,38	4,38
Pb	64,2	18,95	192,77	123,76	39,14	3,05	9,46
2020 год							
Mn	661,13	576,67	69,85	461,83	146,04	1,93	4,03
Fe	25765,2	25496,5	35,98	9269,74	2931,35	0,31	-1,35
Cu	585,83	544	316,23	549,36	173,72	0,77	0,32
Zn	749,6	559	91,09	682,82	215,93	0,87	-0,58
As	1220,7	494,5	123,27	1504,79	475,86	1,42	0,56
Cd	2,76	0	135,99	3,75	1,19	0,78	-1,49
Sn	497,77	206	142,31	708,37	224,01	1,7	2,28
Pb	515,47	581,8	72,2	372,17	117,69	-1,38	-1,38

Примечание: Mean – среднее арифметическое; Median – медиана; Min – минимальное значение; Max – максимальное значение; CV (coefficient of variation) – коэффициент вариации, %; SD (standard deviation) – стандартное отклонение; SE (standard error of the mean) – стандартная ошибка среднего значения; Skewness – асимметрия; Kurtosis – эксцесс.

В таблице 7 приведены значения коэффициента вариации содержания микроэлементов в почве в 2015 г (n=10), 2020 г. (n=10) и в выборке, объединяющей данные за 2015, 2020 гг. (n=20). Коэффициент вариации CV изменяется от 38% до 122% в объединенной выборке, от 37% до 193% в выборке 2025 г. и от 36% до 142%. Данные, приведенные в таблице 7 показывают, что распределение концентраций всех микроэлементов на территории исследования является достаточно неоднородными.

Таблица 7. Анализ неоднородности содержания микроэлементов в почве района вблизи п.г.т. Солнечный

№	Микро-элементы	CV по микроэлементам за 2015, 2020 г. %	CV по микроэлементам за 2015 г. %	CV по микроэлементам за 2020 г. %
1	Mn	58.45	36.93	69.85
2	Fe	37.58	41.01	35.98
3	Cu	102.38	109.26	93.77
4	Zn	95.01	53.00	91.09
5	As	111.15	99.71	123.27
6	Cd	85.34	50.51	135.99
7	Sn	118.72	70.92	142.31
8	Pb	122.69	192.77	72.20

В природе содержание элементов подчиняется нормальному распределению при отсутствии других антропогенных источников поступления загрязняющих веществ [53]. Критерии, которые могут быть использованы для проверки гипотезы о принадлежности выборки нормальному закону, достаточно много. В связи с тем, что выборки концентрации микроэлементов имеют малую длину (n=10), исследование на соответствие нормальному закону проводилось для выборки, значения которой объединяли наблюдения 2015 и 2020 гг. (n=20)). Использовались следующие критерии: совместный критерий проверки на симметричность и нулевой эксцесс, критерий Колмогорова-Смирнова, критерий Шапиро-Уилка, соответствия прямой нормального распределения, анализ коробочных диаграмм «Box-plot» (таблица 8).

Таблица 8. Соответствие данных выборки концентрации микроэлементов за 2015, 2020 гг. нормальному закону распределения

Критерии соответствия нормальному закону распределения					
№	Микроэлементы	Колмогорова-Смирнова	Шапиро-Уилка	Соответствие прямой нормального распределения	Анализ коробочных диаграмм «Box-plot»
1	As	-	-	-	-
2	Cd	+	+	+	-
3	Cu	+	-	-	-
4	Fe	+	+	+	+
5	Mn	+	-	-	+
6	Pb	-	-	-	-
7	Sn	+	-	-	-
8	Zn	+	-	-	-

Результаты теста Колмогорова-Смирнова, предположительно, показывают ложное соответствие нормальному закону распределения, это может быть связано с малой длиной выборки. Для выборок малой длины рекомендовано ориентироваться на визуализацию соответствия данных прямой нормального распределения [52].

На основании проведенных исследований, можно сделать вывод о том, что гипотеза о соответствии нормальному закону распределения не отвергается для выборки концентраций Fe и Cd (рисунок 8).

Принято считать, что элементы, имеющие природное происхождение, обычно обладают низкими CV, а элементы, связанные с антропогенными источниками, характеризуются высокими CV и отражают неоднородное распределение концентраций [54]. Анализируя значения коэффициентов вариации в трех выборках, можно предположить, что все они сильно неоднородны, так как CV изменяется от 35 до 192 %, это очень значительная вариация. Вероятно, микроэлементы As, Cu, Mn, Pb, Sn, Zn имеют природное происхождение. Исходя из этого, можно сказать, что на концентрации Fe и Cd могут влиять как эндогенные, так и экзогенные факторы.

В процессе исследования влияния объектов загрязнения на изменения концентрации микроэлементов, содержащихся в верхнем слое почвы, проводился корреляционный анализ, на основании которого можно определить степень влияния объектов загрязнения на изменение концентрации микроэлементов площадки в зависимости от удаленности площадки исследования от объектов.

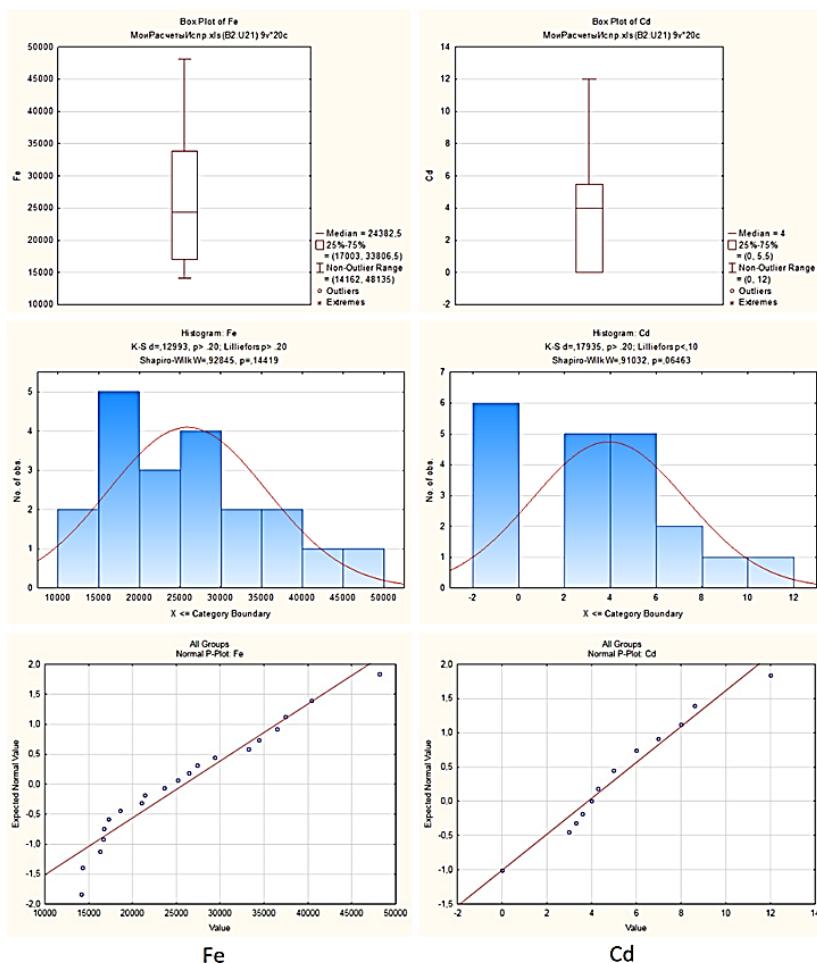


Рис. 8. Диаграмма и гистограмма распределения микроэлементов, диаграмма рассеивания для Fe и Cd

Для составления матрицы корреляции рассчитывалась разность содержания металлов в 2020 и 2015 году по каждой площадке, так как предположительно их концентрация изменялась из-за влияния объектов загрязнения, также рассчитывалась расстояние от каждого загрязняющего объекта до каждой площадки. После этого формировалась матрица корреляции (рисунок 9). Предполагается, что отрицательная корреляция при положительной динамике содержания

самого металла будет свидетельствовать о том, что чем меньше расстояние до объекта, тем больше загрязнение площадки, и наоборот, чем большее расстояние до объекта, тем меньше загрязнение.

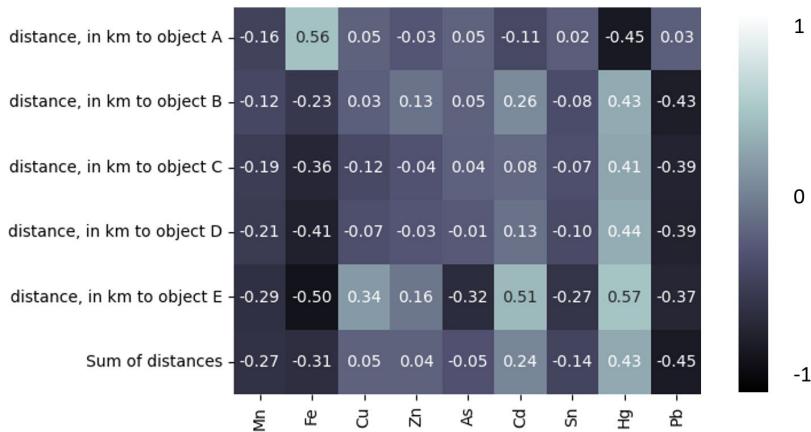


Рис. 9. Матрица корреляций

Наблюдается высокая обратная корреляция содержания свинца (Pb) с расстоянием до всех объектов загрязнения, кроме объекта А, что вместе с положительной динамикой роста концентрации свинца свидетельствует о том, что чем ближе к объектам загрязнения находится площадка, тем выше степень загрязнение свинцом. Отметим, что наибольшее влияние на изменение концентрации свинца оказывает объект загрязнения В. Ртуть из рассмотрения исключена, из-за отсутствия наблюдений за 2020 год. Обратная зависимость, отрицательная корреляция выявлена для железа (Fe), но динамика его изменения отрицательна.

На основании анализа процентного содержания микроэлементов (таблица 9) сделан вывод, что концентрация свинца изменилось приблизительно в семь раз, содержание цинка изменилось в два раза, содержание кадмия изменилось в два раза, содержание олова увеличилось на 30%.

Таблица 9. Изменение содержание микроэлементов в 2020 году относительно 2015 года

Микроэлементы	Mn	Fe	Cu	Zn	As	Cd	Sn	Pb
Изменение, %	21.85	-1.13	-21.65	108.05	14.73	-46.09	28.1	702.91

На рисунке 10 показано изменение концентрация свинца по области интереса. Видно, что наибольшая концентрация свинца наблюдается вблизи объектов С, Е и В, что в совокупности с увлечением концентрации свинца между 2015 и 2020 годами и отрицательной корреляцией может свидетельствовать о наличие загрязняющего фактора данных объектов.

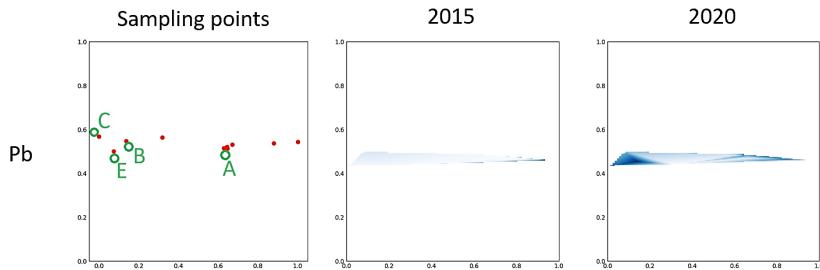


Рис. 10. Визуализация изменения концентрации свинца в 2015, 2020 г. по области интереса

В процессе проведенного исследования выявлено, что основными антропогенными источниками поступления Mn, Fe, Cu, Zn, As, Cd, Sn, Hg, Pb в почвогрунты стали хвостохранилища, в которых хранятся отходы горного производства. Отобранные в зоне воздействия источников пробы почвогрунтов проанализированы с помощью методов статистического анализа. Первичный анализ распределения микроэлементов по асимметрии и эксцессу показал, что для микроэлементов Mn, Cu, Sn гипотеза о нормальности распределения концентрации не отвергается, а распределение концентрации Fe, Zn, As, Cd, Pb отличается от нормального. На основании проведенных исследований, можно сделать вывод о том, что гипотеза о соответствии нормальному закону распределения не отвергается для выборки концентраций Fe и Cd. Анализ коэффициентов вариации свидетельствует о том, что на содержание Ni и Zn могут влиять как эндогенные, так и экзогенные факторы. Наблюдается высокая обратная корреляция содержания свинца с расстоянием до всех объектов загрязнения, кроме объекта А. Анализ процентного содержания микроэлементов показал, что концентрация Pb изменилась в семь раз, Zn и Cd в два раза, Sn увеличилось на 30%. Полученные данные свидетельствуют о том, что происходит миграция исследуемых элементов в объекты окружающей среды. Также установлено наличие процессов гипергенеза с образованием новых соединений, нетипичных для данного района.

**5. Заключение.** В результате проведенного исследования разработан комплексный подход к организации дистанционного горно-экологического мониторинга объектов минерально-сырьевого комплекса Хабаровского края, основанный на использовании данных дистанционного зондирования земли и анализе результатов полевых исследований.

Разработанные подходы с применением моделей машинного обучения позволили создать инструмент, частично автоматизирующий решения задач мониторинга горнопромышленных территорий.

Модифицированный алгоритм построения диаграммы Вороного позволил эффективно сегментировать протяжённые участки с дражными отвалами, что повысило точность расчётов при использовании различных базовых линий (минимальной, средней и медианной высоты). Выявлено, что на точность оценки объёмов существенно влияют такие факторы, как зарастание отвалов растительностью, эрозионные процессы и аккумуляция наносов, что особенно заметно на старых участках разработки.

При использовании разных моделей рельефа оптимальными являются FABDEM и GEDTM, так как они изначально не включают данные о высоте растительности, зданий и других объектов. Для улучшения результатов необходимо совместное использование данных ДЗЗ и беспилотных летательных аппаратов.

В результате апробации разработанных методов на территориях горнодобывающих предприятий Хабаровского края установлено, что пылевое загрязнение от угольных разрезов оказывает локальное, но незначительное влияние на состояние растительности. Изменения значений вегетационных индексов находятся в пределах сотых долей, при этом сами значения уменьшаются. Для более детального анализа изменений растительности планируется проведение дополнительных полевых исследований.

Анализ содержания тяжелых металлов в почвогрунтах района Солнечного ГОК показал существенное увеличение концентрации свинца, цинка, кадмия и олова за пятилетний период, что может свидетельствовать об активной миграции загрязняющих веществ от объектов складирования и разработки месторождений полезных ископаемых.

Разработанная модель нейронной сети DVT позволяет классифицировать типы леса. На основе результатов классификации и расчете листового индекса LAI оценивается состояние лесов, что обеспечивает возможность выявления зон экологического неблагополучия на прилегающих к горным предприятиям территориях.

Основным недостатком предложенных методов является необходимость заверки полученных результатов в естественных условиях. Авторы представленных материалов планируют решить этот вопрос в процессе предстоящих полевых сезонов.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением спектра анализируемых параметров окружающей среды, интеграцией данных различных систем дистанционного зондирования, совершенствованием алгоритмов машинного обучения для повышения точности детектирования и классификации объектов, а также разработкой прогностических моделей развития природно-технических систем горнодобывающих регионов на среднесрочную и долгосрочную перспективу.

Работа посвящена памяти ушедшего из жизни Рафаэля Мидхатовича Юсупова – выдающегося ученого в области информатики, информационных технологий и теории управления, основателя и руководителя научных школ по теоретическим основам информатизации общества и по теории чувствительности сложных информационно-управляющих систем, доктора технических наук, профессора, член-корреспондента РАН, заслуженного деятеля науки и техники Российской Федерации, руководителя научного направления СПИИРАН Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук, директора СПИИРАН (1991-2018 гг.), главного редактора журнала «Информатика и автоматизация».

### Литература

1. Wang Z., Zhou W., Jiskani I.M., Ding X., Luo H. Dust pollution in cold region Surface Mines and its prevention and control // Environmental Pollution. 2022. vol. 292. DOI: 10.1016/j.envpol.2021.118293.
2. Wang H., Maqbool A., Xiao X., Yang H., Bi W., Bian Z. Seasonal pollution and risk assessment of heavy metals in atmospheric dust from coal mining area // International Journal of Environmental Science and Technology. 2022. vol. 19. № 12. pp. 11963–11972.
3. Блиновская Я.Ю., Мазлова Е.А. Выбросы парниковых газов при добыче и переработке угля: состояние проблемы и технологии сокращения // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. 2019. № 54. С. 145–154.
4. Мун С.А., Ларин С.А., Глушков А.Н. Влияние роста добычи угля на загрязнение атмосферы и заболеваемость раком легкого в Кемеровской области // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 1.
5. Афанасов В.И., Вокин В.Н., Заяц В.В., Зеньков И.В., Кирюшина Е.В., Кондрашов П.М., Конов В.Н., Логинова Е.В., Маглинец Ю.А., Нефедов Б.Н., Перфильев Д.А., Раевич К.В., Спирин Т.С., Федоров А.Б., Юрonen Ю.П. Угольные разрезы России из космоса. Горные работы и экология нарушенных земель. Красноярск: Сибирский федеральный университет, 2017. 519 с.
6. Liu Y., Heng W., Yue H. Quantifying the coal mining impact on the ecological environment of Gobi open-pit mines // Science of the total environment. 2023. vol. 883.

7. Pan Y., Chen M., Wang X., Chen Y. Ecological risk, source apportionment, and influencing factors of heavy metals in soil in a typical lead-zinc mining watershed, Guangxi, China // Journal of Environmental Chemical Engineering. 2024. vol. 12. no. 3.
8. Baieta R., Ettler V., Vaněk A., Drahota P., Kříbek B., Nyambe I., Mihaljevič M. Smelter-derived soil contamination in Luanshya, Zambia // Science of The Total Environment. 2023. vol. 867.
9. Karn R., Ojha N., Abbas S., Bhugra S. A review on heavy metal contamination at mining sites and remedial techniques // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2021. vol. 796. № 1.
10. Haghigizadeh A., Rajabi O., Nezarat A., Hajyani Z., Mina Haghmohammadi M., Hedayatikhah S., Asl S.D., Beni A.A. Comprehensive analysis of heavy metal soil contamination in mining Environments: Impacts, monitoring Techniques, and remediation strategies // Arabian Journal of Chemistry. 2024. vol. 17. no. 6.
11. Bakshi S., Banik C., ZhenLi H. The impact of heavy metal contamination on soil health. Managing soil health for sustainable agriculture. Volume 2: Monitoring and management. 2018. pp. 63–95.
12. Шпирт М.Я., Ласкорин Б.Н. Безотходная технология: утилизация отходов добычи и переработки твердых горючих ископаемых. Недра. 1986. 255 с.
13. Леонов С.Б., Федотов К.В., Сенченко А.Е. Промышленная добыча золота из золотошлаковых отвалов тепловых электростанций // Горный журнал. 1998. Т. 5. С. 67–68.
14. Луяни Е.А., Константинова А.М., Балашов И.В., Кашницкий А.В., Саворский В.П., Панова О.Ю. Разработка системы анализа состояния окружающей среды в зонах расположения крупных промышленных объектов, хвостохранилищ и отвалов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 7. С. 243–261.
15. Qdais H.A., Begday I.V., Katorgin I.Y., Shkarlet K.Y., Kharin K.V., Bluzhina A.S., Likhovid A.A. Assessment of metals pollution from tailing sites in the North Caucasus Region, Russia // Mine Water and the Environment. 2018. vol. 37. no. 4. pp. 815–824.
16. Шаповалов В.В., Козырь Д.А. Ресурсосберегающая технология утилизации породных отвалов горнодобывающих производств // Известия Томского политехнического университета. Инженеринг георесурсов. 2023. Т. 334. № 4. С. 175–184.
17. Чуркин О.Е., Гилярова А.А. Освоение отходов горного производства как инвестиционное направление развития горнорудной промышленности Кольского полуострова // Экономика, предпринимательство и право. 2020. Т. 10. № 3. С. 905–916.
18. Alsayed A., Nabawy M.R.A. Stockpile volume estimation in open and confined environments: a review // Drones. 2023. vol. 7. no. 8.
19. Ren H., Zhao Y., Xiao W., Hu Z. A review of UAV monitoring in mining areas: Current status and future perspectives // International journal of coal science & technology. 2019. vol. 6. pp. 320–333.
20. Таловская А.В., Язиков Е.Г., Шахова Т.С., Филимоненко Е.А. Оценка аэробиогенного загрязнения в окрестностях угольных и нефтяных котельных по состоянию снегового покрова (на примере Томской области) // Известия Томского политехнического университета. Инженеринг георесурсов. 2016. Т. 327. № 10. С. 116–130.
21. Казанцева У.Д., Яковенко О.С., Лешукова М.К., Легошин К.В., Лешуков Т.В., Ларинов А.В. Морфологические характеристики, размер и масса пыли РМ0,1 около угольных карьеров // Успехи современного естествознания. 2023. № 2. С. 90–95.

22. Kong S., Lu B., Ji Y., Zhao X., Chen L., Li Z., Han B., Bai Z. Levels, risk assessment and sources of PM10 fraction heavy metals in four types dust from a coal-based city // Microchemical Journal. 2011. vol. 98. no. 2. pp. 280–290.
23. Опарин В.Н., Потапов В.П., Гинятуллина О.Л., Андреева Н.В., Счастливцев Е.Л., Быков А.А. Оценка пылевого загрязнения атмосферы угледобывающих районов Кузбасса в зимний период по данным дистанционного зондирования Земли // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. 2014. № 3. С. 126–137.
24. Стручкова Г.П., Крупнова Т.Г., Тихонова С.А., Капитонова Т.А. Исследование загрязнения снежного покрова угледобывающих районов с использованием спектральных характеристик // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). 2021. № 12-1. С. 195–203.
25. Krupnova T.G., Rakova O.V., Struchkova G.P., Tikhonova S.A., Kapitonova T.A., Gavrilkina S.V., Bulanova A.V., Yakimova O.N. Insights into particle-bound metal(loid)s in winter snow cover: Geochemical monitoring of the Korkinsky coal mine area, south Ural region, Russia // Sustainability. 2021. vol. 13. no. 9.
26. Chen W., Wang X., Cui J., Cao X., Pu W., Zheng X., Ran H., Ding J. Radiative forcing of black carbon in seasonal snow of wintertime based on remote sensing over Xinjiang, China // Atmospheric Environment. 2021. vol. 247.
27. Ahmad M., Alam K., Tariq S., Blaschke T. Contrasting changes in snow cover and its sensitivity to aerosol optical properties in Hindu Kush-Karakoram-Himalaya region // Science of the Total Environment. 2020. vol. 699.
28. Sahu, R., Gupta R.D. Snow cover area analysis and its relation with climate variability in Chandra basin, Western Himalaya, during 2001–2017 using MODIS and ERA5 data // Environmental Monitoring and Assessment. 2020. vol. 192(8). DOI: 10.1007/s10661-020-08442-8.
29. Тигеев А.А., Аксенов Н.В., Московченко Д.В., Пожитков Р.Ю. Оценка пылевого загрязнения атмосферы наземными и дистанционными методами (на примере г. Тобольск) // Географический вестник. 2021. № 2(57). С. 121–134.
30. Nie X., Hu Z., Ruan M., Zhu Q., Sun H. Remote-sensing evaluation and temporal and spatial change detection of ecological environment quality in coal-mining areas // Remote Sensing. 2022. vol. 14. no. 2.
31. Li Z., Zhao Y., Ren H., Sun Y. A Novel Index for Detecting Bare Coal in Open-Pit Mining Areas Based on Landsat Imagery // Remote Sensing. 2024. vol. 16. no. 24.
32. Xia N., Hai W., Song G., Tang M. Identification and monitoring of coal dust pollution in Wucaitan mining area, Xinjiang (China) using Landsat derived enhanced coal dust index // Plos one. 2022. vol. 17. no. 4.
33. Yu H., Zahidi I. Environmental hazards posed by mine dust, and monitoring method of mine dust pollution using remote sensing technologies: An overview // Science of the total environment. 2023. vol. 864.
34. Wei X., Chang N.B., Bai K., Gao W. Satellite remote sensing of aerosol optical depth: advances, challenges, and perspectives // Critical Reviews in Environmental Science and Technology. 2020. vol. 50. no. 16. pp. 1640–1725.
35. Антонинова Н.Ю., Рыбникова Л.С., Славиковская Ю.О., Шубина Л.А. Эколого-экономические аспекты выбора направлений реабилитации территорий размещения промышленных отходов горно-металлургического комплекса // Горная промышленность. 2022. № S1. С. 71–77.
36. Мусина Г.А. Сравнительный анализ современных методов деформационного мониторинга // Интерэкспо ГЕО-Сибирь. 2023. Т. 4. № 2. С. 82–90.
37. Багаев С.М., Медведева Е.В. Сегментация спутниковых снимков на основе сверточной нейронной сети u-net. Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA-2021): докл. 23-й междунар. конф. 2021. С. 218–222.

38. Kumar A., Gorai A.K. Development of a deep convolutional neural network model for detection and delineation of coal mining regions // *Earth Science Informatics*. 2023. vol. 16. no. 2. pp. 1151–1171.
39. Gallwey J., Robiati C., Coggan J., Vogt D., Eyre M. A Sentinel-2 based multispectral convolutional neural network for detecting artisanal small-scale mining in Ghana: Applying deep learning to shallow mining // *Remote Sensing of Environment*. 2020. vol. 248.
40. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // Proceedings of the 18th international conference Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI), part III. 2015. pp. 234–241.
41. Chen L.C., Papandreou G., Florian S., Hartwig A. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation // arXiv preprint arXiv:1706.05587. 2017.
42. Xie E., Wang W., Yu Z., Anandkumar A., Alvarez J.M., Luo P. SegFormer: Simple and efficient design for semantic segmentation with transformers // *Advances in neural information processing systems*. 2021. vol. 34. pp. 12077–12090.
43. Cao H., Wang Y., Chen J., Jiang D., Zhang X., Tian Q., Wang M. Swin-unet: Unet-like pure transformer for medical image segmentation // European conference on computer vision. Cham: Springer Nature Switzerland. 2022. pp. 205–218.
44. Bentéjac C., Csörgő A., Martínez-Muñoz G. A comparative analysis of gradient boosting algorithms // *Artificial Intelligence Review*. 2021. vol. 54(3). pp. 1937–1967.
45. Biau G., Scornet E. A random forest guided tour // *Test*. 2016. vol. 25. no. 2. pp. 197–227.
46. Khasanov K. Evaluation of ASTER DEM and SRTM DEM data for determining the area and volume of the water reservoir // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2020. vol. 883. no. 1.
47. Tadono T., Ishida H., Oda F., Naito S., Minakawa K., Iwamoto H. Precise global DEM generation by ALOS PRISM // *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2014. vol. 2. pp. 71–76.
48. Li H., Zhao J., Yan B., Yue L., Wang L. Global DEMs vary from one to another: an evaluation of newly released Copernicus, NASA and AW3D30 DEM on selected terrains of China using ICESat-2 altimetry data // *International Journal of Digital Earth*. 2022. vol. 15. no. 1. pp. 1149–1168.
49. Marsh C.B., Harber P., Pomeroy J.W. Validation of FABDEM, a global bare-earth elevation model, against UAV-lidar derived elevation in a complex forested mountain catchment // *Environmental Research Communications*. 2023. vol. 5. no. 3.
50. Ho Y.F., Grohmann C.H., Lindsay J., Reuter I.H., Parente L., Witjes M., Hengl T. GEDTM30: Global Ensemble Digital Terrain model at 30 m and derived multiscale terrain variables. *PeerJ*. 2025. vol. 13. DOI: 10.7717/peerj.19673.
51. Филатова М.Ю. Оценка экологической ситуации в границах влияния золотодобычи (для обоснования создания лесных плантаций) // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). 2023. № 8. С. 27–44.
52. Лемешко Б.Ю. Критерии проверки отклонения распределения от нормального закона. Руководство по применению. 2014. 192 с.
53. Zhao Y., Wang Z., Sun W., Huang B., Shi X., Ji J. Spatial interrelations and multi-scale sources of soil heavy metal variability in a typical urban–rural transition area in Yangtze River Delta region of China // *Geoderma*. 2010. vol. 156. no. 3-4. pp. 216–227.
54. Yuan G.L., Sun T.H., Han P., Li J., Lang X.X. Source identification and ecological risk assessment of heavy metals in topsoil using environmental geochemical mapping: typical urban renewal area in Beijing, China // *Journal of geochemical exploration*. 2014. vol. 136. pp. 40–47.

## ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, ИНЖЕНЕРИЯ ДАННЫХ И ЗНАНИЙ

---

**Смагин Сергей Иванович** — д-р физ.-мат. наук, профессор, академик РАН, главный научный сотрудник, ВЦ ДВО РАН. Область научных интересов: математическое моделирование, информационные и вычислительные технологии. Число научных публикаций — 200. smagin@ccfebras.ru; улица Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7267.

**Озарян Юлия Александровна** — канд. техн. наук, ведущий научный сотрудник, ИГД ДВО РАН. Область научных интересов: геоэкология, геоинформатика, изучение воздействия горнопромышленного комплекса на компоненты окружающей среды и разработка мероприятий по его снижению. Число научных публикаций — 100. ozaryanigd@gmail.com; улица Тургенева, 51, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)232-7927.

**Усиков Виталий Игнатьевич** — канд. экон. наук, ведущий научный сотрудник, ИГД ДВО РАН. Область научных интересов: геоэкология, геоинформатика, изучение воздействия горнопромышленного комплекса на компоненты окружающей среды и разработка мероприятий по его снижению. Число научных публикаций — 98. v-i-usikov@yandex.ru; улица Тургенева, 51, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)232-7927.

**Смагин Алексей Сергеевич** — канд. техн. наук, старший научный сотрудник, ИГД ДВО РАН. Область научных интересов: компьютерное зрение, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных. Число научных публикаций — 30. smaginkhv@gmail.com; улица Тургенева, 51, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7267.

**Цыгулёв Кирилл Сергеевич** — младший научный сотрудник, ВЦ ДВО РАН. Область научных интересов: компьютерное зрение, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, дистанционное зондирование. Число научных публикаций — 24. kirill.tsygulev@mail.ru; улица Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7469.

**Секриер Роман Артурович** — инженер, ВЦ ДВО РАН. Область научных интересов: компьютерное зрение, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, дистанционное зондирование. Число научных публикаций — 17. romा.sekrieu@gmail.com; улица Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7469.

**Орлов Сергей Александрович** — младший научный сотрудник, ВЦ ДВО РАН. Область научных интересов: компьютерное зрение, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, дистанционное зондирование. Число научных публикаций — 25. programmist00@gmail.com; улица Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7469.

**Кожевникова Татьяна Владимировна** — научный сотрудник, ВЦ ДВО РАН. Область научных интересов: компьютерное зрение, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, дистанционное зондирование. Число научных публикаций — 137. ktvsl@mail.ru; улица Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(421)222-7469.

**Поддержка исследований.** Исследование выполнено за счет гранта РНФ № 24-11-20029, <https://rscf.ru/project/24-11-20029/> и гранта Правительства Хабаровского края (Соглашение № 107C/2024 от 31.07.2024 г.).

S. SMAGIN, Y. OZARYAN, V. USIKOV, A. SMAGIN, K. TSYGULEV,  
R. SEKRIERU, S. ORLOV, T. KOZHEVNIKOVA

## AUTOMATION OF REMOTE ENVIRONMENTAL MONITORING OF MINERAL RESOURCE COMPLEX FACILITIES IN KHABAROVSK KRAI

*Smagin S., Ozaryan Y., Usikov V., Smagin A., Tsygulev K., Sekrieru R., Orlov S., Kozhevnikova T. Automation of Remote Environmental Monitoring of Mineral Resource Complex Facilities in Khabarovsk Krai.*

**Abstract.** The paper addresses the problem of comprehensive mining and environmental monitoring of mineral resource complex facilities using Earth remote sensing data. The structure of an information system is presented, including modules for data management, processing and analysis of satellite imagery. Earth remote sensing data were used as source information. Processing and analysis of this information was performed to assess the impact of geo-resource extraction and processing on the state of the natural environment at mining enterprise locations and adjacent territories, and to study biota restoration in disturbed areas. Convolutional and transformer neural networks are applied to automate the identification of mining complex objects. Segmentation models for dredge tailings, open-pit mines, tailing dams and coal dust pollution were trained on prepared datasets including annotated satellite data of studied objects in seven regions of the Russian Federation. Methods are proposed for: assessing the impact of coal dust pollution on vegetation based on vegetation indices; mapping forest types using a fully-connected neural network; calculating volumes of dredge tailings based on digital elevation models, polygon centerline and Voronoi diagram construction algorithm; and determining heavy metal content in soil based on analysis of samples collected over a multi-year period using mathematical statistics methods. A correlation analysis was performed on data regarding element content in soil samples and water in the zone of influence of polymetallic ore mining. The proposed methods were tested in the territories of mining enterprises in Khabarovsk Krai. Point analysis of accumulated results from long-term observations and current data on the present state of natural environment objects allows forecasting the development of the studied natural-technical systems in the medium term.

**Keywords:** information system, monitoring, mining, remote sensing, mineral deposit, environmental safety, computer vision, machine learning.

### References

1. Wang Z., Zhou W., Jiskani I.M., Ding X., Luo H. Dust pollution in cold region Surface Mines and its prevention and control. *Environmental Pollution*. 2022. vol. 292. DOI: 10.1016/j.envpol.2021.118293.
2. Wang H., Maqbool A., Xiao X., Yang H., Bi W., Bian Z. Seasonal pollution and risk assessment of heavy metals in atmospheric dust from coal mining area. *International Journal of Environmental Science and Technology*. 2022. vol. 19. № 12. pp. 11963–11972.
3. Blinovskaja Ja.Ju., Mazlova E.A. [Greenhouse gases emissions at coal production and processing: problem status and decrease technologies]. *Uchenye zapiski Rossijskogo gosudarstvennogo gidrometeorologicheskogo universiteta – Scientific notes of the Russian State Hydrometeorological University*. 2019. no. 54. pp. 145–154. (In Russ.).
4. Mun S.A., Larin S.A., Glushkov A.N. The influence of mining on atmosphere contamination and lung cancer in the Kemerovo region. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya – Modern Problems of Science and Education*. 2013. no. 1. (In Russ.).

5. Afanasov V.I., Vokin V.N., Zayats V.V., Zenkov I.V., Kiryushina E.V., Kondrashov P.M., Konov V.N., Loginova E.V., Magilts Yu.A., Nefedov B.N., Perfilev D.A., Raevich K.V., Spirin T.S., Fedorov A.B., Yuronen Yu.P. [Coal Open Pits of Russia from Space. Mining Operations and Ecology of Disturbed Lands]. Krasnoyarsk: Sibirskiy federalny universitet – Siberian Federal University, 2017. 519 p. (In Russ.).
6. Liu Y., Heng W., Yue H. Quantifying the coal mining impact on the ecological environment of Gobi open-pit mines. *Science of the total environment*. 2023. vol. 883.
7. Pan Y., Chen M., Wang X., Chen Y. Ecological risk, source apportionment, and influencing factors of heavy metals in soil in a typical lead-zinc mining watershed, Guangxi, China. *Journal of Environmental Chemical Engineering*. 2024. vol. 12. no. 3.
8. Baieta R., Ettler V., Vaněk A., Drahota P., Kříbek B., Nyambe I., Mihaljevič M. Smelter-derived soil contamination in Luanshya, Zambia. *Science of The Total Environment*. 2023. vol. 867.
9. Karn R., Ojha N., Abbas S., Bhugra S. A review on heavy metal contamination at mining sites and remedial techniques. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing, 2021. vol. 796. № 1.
10. Haghizadeh A., Rajabi O., Nezarat A., Hajyani Z., Mina Haghmohammadi M., Hedayatikhah S., Asl S.D., Beni A.A. Comprehensive analysis of heavy metal soil contamination in mining Environments: Impacts, monitoring Techniques, and remediation strategies. *Arabian Journal of Chemistry*. 2024. vol. 17. no. 6.
11. Bakshi S., Banik C., ZhenLi H. The impact of heavy metal contamination on soil health. *Managing soil health for sustainable agriculture. Volume 2: Monitoring and management*. 2018. pp. 63–95.
12. Shpirt M.I.A., Laskorin B.N. [Waste-Free Technology: Utilization of Wastes from Mining and Processing of Solid Fossil Fuels]. Nedra – Bowels. 1986. 255 p. (In Russ.).
13. Leonov S.B., Fedotov K.V., Senchenko A.E. [Industrial Gold Extraction from Ash-Slag Dumps of Thermal Power Plants]. *Gorniy zhurnal – Mining Journal*. 1998. vol. 5. pp. 67–68. (In Russ.).
14. Lupyán E.A., Konstantinova A.M., Balashov I.V., Kashnitskiy A.V., Savorskiy V.P., Panova O.Yu. [Development of a system for analyzing the state of environment in areas of large industrial facilities, tailings and dumps]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa – Modern Problems of Remote Sensing of the Earth from Space*. 2020. vol. 17. no. 7. pp. 243–261. (In Russ.).
15. Qdais H.A., Begday I.V., Katargin I.Y., Shkarlet K.Y., Kharin K.V., Bluzhina A.S., Likhovid A.A. Assessment of metals pollution from tailing sites in the North Caucasus Region, Russia. *Mine Water and the Environment*. 2018. vol. 37. no. 4. pp. 815–824.
16. Shapovalov V.V., Kozyr D.A. [Resource-Saving Technology for Utilization of Waste Dumps of Mining Industries]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*. 2023. vol. 334. no. 4. pp. 175–184. (In Russ.).
17. Churkin O.E., Gilyarova A.A. [Mining wastes managements as an investment direction for the development of the Kila Peninsula mining industry]. *Ekonomika, predprinimatelstvo i pravo – Journal of economics, entrepreneurship and law*. 2020. vol. 10. no. 3. pp. 905–916. (In Russ.).
18. Alsayed A., Nabawy M.R.A. Stockpile volume estimation in open and confined environments: a review. *Drones*. 2023. vol. 7. no. 8.
19. Ren H., Zhao Y., Xiao W., Hu Z. A review of UAV monitoring in mining areas: Current status and future perspectives. *International journal of coal science & technology*. 2019. vol. 6. pp. 320–333.

20. Talovskaya A.V., Yazikov E.G., Shakova T.S., Filimonenko E.A. [Assessment of Aerotechnogenic Pollution: case study in the vicinity of coal-fired and oil-fired local boiler in Tomsk Region]. Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering. 2016. vol. 327. no. 10. pp. 116–130. (In Russ.).
21. Kazantseva U.D., Yakovlenko O.S., Leshukova M.K., Legoshchin K.V., Leshukov T.V., Larionov A.V. [Morphological characteristics, size and mass of PM0.1 dust near the open coal mines]. Uspekhi sovremennoego estestvoznaniya – Advances in Current Natural Science. 2023. no. 2. pp. 90–95. (In Russ.).
22. Kong S., Lu B., Ji Y., Zhao X., Chen L., Li Z., Han B., Bai Z. Levels, risk assessment and sources of PM10 fraction heavy metals in four types dust from a coal-based city. Microchemical Journal. 2011. vol. 98. no. 2. pp. 280–290.
23. Oparin V.N., Potapov V.P., Ginyatulina O.L., Andreeva N.V., Shchastlivtsev E.L., Bykov A.A. [Assessment of Dust Pollution of the Atmosphere in Coal Mining Areas of Kuzbass in Winter Period Based on Remote Sensing Data]. Fiziko-tehnicheskie problemy razrabotki poleznykh iskopayemykh – Physico-Technical Problems of Mineral Development. 2014. no 3. pp. 126–137. (In Russ.).
24. Struchkova G.P., Krupnova T.G., Tikhonova S.A., Kapitonova T.A. [Snow cover pollution analysis in coal mining regions using color response curves]. Gorniy informatsionno-analiticheskiy byulleten (nauchno-tehnicheskiy zhurnal) – Mining Informational and Analytical Bulletin (Scientific and Technical Journal). 2021. no. 12-1. pp. 195–203. (In Russ.).
25. Krupnova T.G., Rakova O.V., Struchkova G.P., Tikhonova S.A., Kapitonova T.A., Gavrilkina S.V., Bulanova A.V., Yakimova O.N. Insights into particle-bound metal(loid)s in winter snow cover: Geochemical monitoring of the Korkinsky coal mine area, south Ural region, Russia. Sustainability. 2021. vol. 13. no. 9.
26. Chen W., Wang X., Cui J., Cao X., Pu W., Zheng X., Ran H., Ding J. Radiative forcing of black carbon in seasonal snow of wintertime based on remote sensing over Xinjiang, China. Atmospheric Environment. 2021. vol. 247.
27. Ahmad M., Alam K., Tariq S., Blaschke T. Contrasting changes in snow cover and its sensitivity to aerosol optical properties in Hindukush-Karakoram-Himalaya region. Science of the Total Environment. 2020. vol. 699.
28. Sahu, R., Gupta R.D. Snow cover area analysis and its relation with climate variability in Chandra basin, Western Himalaya, during 2001–2017 using MODIS and ERA5 data. Environmental Monitoring and Assessment. 2020. vol. 192(8). DOI: 10.1007/s10661-020-08442-8.
29. Tigeev A.A., Aksenen N.V., Moskovchenko D.V., Pozhitkov R.Yu. [Assessment of Atmospheric Dust Contamination with Ground-based and Remote Sensing Methods (on the example of the Town of Tobolsk)]. Geograficheskiy vestnik – Geographical Bulletin. 2021. no. 2(57). pp. 121–134. (In Russ.).
30. Nie X., Hu Z., Ruan M., Zhu Q., Sun H. Remote-sensing evaluation and temporal and spatial change detection of ecological environment quality in coal-mining areas. Remote Sensing. 2022. vol. 14. no. 2.
31. Li Z., Zhao Y., Ren H., Sun Y. A Novel Index for Detecting Bare Coal in Open-Pit Mining Areas Based on Landsat Imagery. Remote Sensing. 2024. vol. 16. no. 24.
32. Xia N., Hai W., Song G., Tang M. Identification and monitoring of coal dust pollution in Wucaitan mining area, Xinjiang (China) using Landsat derived enhanced coal dust index. Plos one. 2022. vol. 17. no. 4.
33. Yu H., Zahidi I. Environmental hazards posed by mine dust, and monitoring method of mine dust pollution using remote sensing technologies: An overview. Science of the total environment. 2023. vol. 864.

34. Wei X., Chang N.B., Bai K., Gao W. Satellite remote sensing of aerosol optical depth: advances, challenges, and perspectives. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*. 2020. vol. 50. no. 16. pp. 1640–1725.
35. Antoninova N.Yu., Rybnikova L.S., Slavikovskaya Yu.O., Shubina L.A. [Environmental and Economic Aspects of Selecting Reclamation Directions for Industrial Mining and Metallurgical Waste Disposal Sites]. *Gornaya promyshlennost – Mining Industry*. 2022. no. S1. pp 71–77. (In Russ.).
36. Musina G.A. [Comparative analysis of modern methods of deformation monitoring]. *Interjekspo GEO-Sibir' – Interexpo GEO-Siberia*. 2023. vol. 4. no. 2. pp. 82–90. (In Russ.).
37. Bagaev S.M., Medvedeva E.V. [Segmentation of satellite images based on the u-net convolutional neural network]. *Cifrovaja obrabotka signalov i ee primenenie (DSP-2021): dokl. 23-ij mezhdunar. konf. – Digital signal processing and its applications (DSPA-2021): Proceedings of the 23rd International Conference*. 2021. pp. 218–222. (In Russ.).
38. Kumar A., Gorai A.K. Development of a deep convolutional neural network model for detection and delineation of coal mining regions. *Earth Science Informatics*. 2023. vol. 16. no. 2. pp. 1151–1171.
39. Gallwey J., Robiati C., Coggan J., Vogt D., Eyre M. A Sentinel-2 based multispectral convolutional neural network for detecting artisanal small-scale mining in Ghana: Applying deep learning to shallow mining. *Remote Sensing of Environment*. 2020. vol. 248.
40. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *Proceedings of the 18th international conference Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI), part III*. 2015. pp. 234–241.
41. Chen L.C., Papandreou G., Florian S., Hartwig A. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation. *arXiv preprint arXiv:1706.05587*. 2017.
42. Xie E., Wang W., Yu Z., Anandkumar A., Alvarez J.M., Luo P. SegFormer: Simple and efficient design for semantic segmentation with transformers. *Advances in neural information processing systems*. 2021. vol. 34. pp. 12077–12090.
43. Cao H., Wang Y., Chen J., Jiang D., Zhang X., Tian Q., Wang M. Swin-unet: Unet-like pure transformer for medical image segmentation. *European conference on computer vision*. Cham: Springer Nature Switzerland. 2022. pp. 205–218.
44. Bentéjac C., Csörgő A., Martínez-Muñoz G. A comparative analysis of gradient boosting algorithms. *Artificial Intelligence Review*. 2021. vol. 54(3). pp. 1937–1967.
45. Biau G., Scornet E. A random forest guided tour. *Test*. 2016. vol. 25. no. 2. pp. 197–227.
46. Khasanov K. Evaluation of ASTER DEM and SRTM DEM data for determining the area and volume of the water reservoir. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing. 2020. vol. 883. no. 1.
47. Tadono T., Ishida H., Oda F., Naito S., Minakawa K., Iwamoto H. Precise global DEM generation by ALOS PRISM. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2014. vol. 2. pp. 71–76.
48. Li H., Zhao J., Yan B., Yue L., Wang L. Global DEMs vary from one to another: an evaluation of newly released Copernicus, NASA and AW3D30 DEM on selected terrains of China using ICESat-2 altimetry data. *International Journal of Digital Earth*. 2022. vol. 15. no. 1. pp. 1149–1168.
49. Marsh C.B., Harber P., Pomeroy J.W. Validation of FABDEM, a global bare-earth elevation model, against UAV-lidar derived elevation in a complex forested mountain catchment. *Environmental Research Communications*. 2023. vol. 5. no. 3.

50. Ho Y.F., Grohmann C.H., Lindsay J., Reuter I.H., Parente L., Witjes M., Hengl T. GEDTM30: Global Ensemble Digital Terrain model at 30 m and derived multiscale terrain variables. PeerJ. 2025. vol. 13. DOI: 10.7717/peerj.19673.
51. Filatova M.Yu. [Evaluation of ecological conditions in the influence zone of gold mining (manmade forest justification)]. Gorniy informatsionno-analiticheskiy byulleten (nauchno-tehnicheskiy zhurnal) – Mining Informational and Analytical Bulletin (Scientific and Technical Journal). 2023. no. 8. pp. 27–44. (In Russ.).
52. Lemeshko B.Yu. Criteria for Checking Deviation of Distribution from the Normal Law. Application Guide. 2014. 192 p. (In Russ.).
53. Zhao Y., Wang Z., Sun W., Huang B., Shi X., Ji J. Spatial interrelations and multi-scale sources of soil heavy metal variability in a typical urban–rural transition area in Yangtze River Delta region of China. Geoderma. 2010. vol. 156. no. 3–4. pp. 216–227.
54. Yuan G.L., Sun T.H., Han P., Li J., Lang X.X. Source identification and ecological risk assessment of heavy metals in topsoil using environmental geochemical mapping: typical urban renewal area in Beijing, China. Journal of geochemical exploration. 2014. vol. 136. pp. 40–47.

**Smagin Sergey** — Ph.D., Dr.Sci., Professor, Academician of the RAS, Chief researcher, Computing Center FEB RAS. Research interests: mathematical modeling, information and computing technologies. The number of publications — 200. smagin@ccfebras.ru; 65, Kim Yu Chena St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7267.

**Ozaryan Yulia** — Ph.D., Leading researcher, Institute of Mining FEB RAS. Research interests: geoeology, geoinformatics, study of mining industry impacts on environmental components and development of measures to reduce them. The number of publications — 100. ozaryanid@gmail.com; 51, Turgenev St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)232-7927.

**Usikov Vitaly** — Ph.D., Leading researcher, Institute of Mining FEB RAS. Research interests: geoeology, geoinformatics, study of mining industry impacts on environmental components and development of measures to reduce them. The number of publications — 98. v-i-usikov@yandex.ru; 51, Turgenev St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)232-7927.

**Smagin Aleksey** — Ph.D., Senior researcher, Institute of Mining FEB RAS. Research interests: computer vision, machine learning, data mining. The number of publications — 30. smaginkhv@gmail.com; 51, Turgenev St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7267.

**Tsygulev Kirill** — Junior researcher, Computing Center FEB RAS. Research interests: computer vision, machine learning, data mining, remote sensing. The number of publications — 24. kirill.tsygulev@mail.ru; 65, Kim Yu Chena St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7469.

**Sekrieru Roman** — Engineer, Computing Center FEB RAS. Research interests: computer vision, machine learning, data mining, remote sensing. The number of publications — 17. roma.sekrieru@gmail.com; 65, Kim Yu Chena St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7469.

**Orlov Sergey** — Junior researcher, Computing Center FEB RAS. Research interests: computer vision, machine learning, data mining, remote sensing. The number of publications — 25.

programmist00@gmail.com; 65, Kim Yu Chena St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7469.

**Kozhevnikova Tatyana** — Researcher, Computing Center FEB RAS. Research interests: computer vision, machine learning, data mining, remote sensing. The number of publications — 137. ktvsl@mail.ru; 65, Kim Yu Chena St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(421)222-7469.

**Acknowledgements.** This research is supported by the Russian Science Foundation (grant 24-11-20029 – <https://rscf.ru/project/24-11-20029/>) and the Government of Khabarovsk Krai (agreement 107C/2024 dated 31.07.2024).