

# ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ МОНИТОРИНГА И ОЦЕНКИ ОБЪЕМОВ ДРАЖНЫХ ОТВАЛОВ ЗОЛОТОДОБЫЧИ

Докладчик: Секриеру Р.А.



Хабаровск, 2025

# Актуальность

Россия занимает одно из ведущих мест в мире по добыче золота (~330-345 т. в 2024 г.). На Дальнем Востоке основным методом добычи россыпного золота является дражный способ, отличающийся высокой производительностью и автоматизацией.

После истощения месторождений и прекращения добычи на территориях остаются масштабные техногенные образования – дражные отвалы, которые содержат остаточные ценные металлы и представляют потенциальный ресурс для повторной переработки.

При этом, из отвалов в почву и воду попадают тяжелые металлы, что оказывает негативное влияние на окружающую среду. В связи с этим картирование и оценка ресурсного потенциала таких отвалов является важной задачей.

# Цель и задачи

**Цель:** Разработка автоматизированного метода выделения дражных отвалов на спутниковых снимках и расчёт их объёмов с применением технологий компьютерного зрения и машинного обучения.

**Задачи:**

- Формирование обучающей выборки на основе спутниковых снимков Sentinel-2 территорий ДФО;
- Обучение и сравнение эффективности моделей нейронных сетей;
- Выделение отвалов;
- Расчёт объёмов по доступным цифровым моделям рельефа;
- Апробация на реальных территориях.

# Исходные данные

Использовались данные Государственного реестра участков недр о местах проведения дражных работ в пяти субъектах Дальневосточного федерального округа: Амурской области, Забайкальском крае, Республике Саха (Якутия), Хабаровском крае и Иркутской области.

**Источник спутниковых данных:** Sentinel-2;

**Уровень обработки:** L2A  
(с атмосферной коррекцией);

**Период:** 2018-2024 гг., месяцы с мая по октябрь;

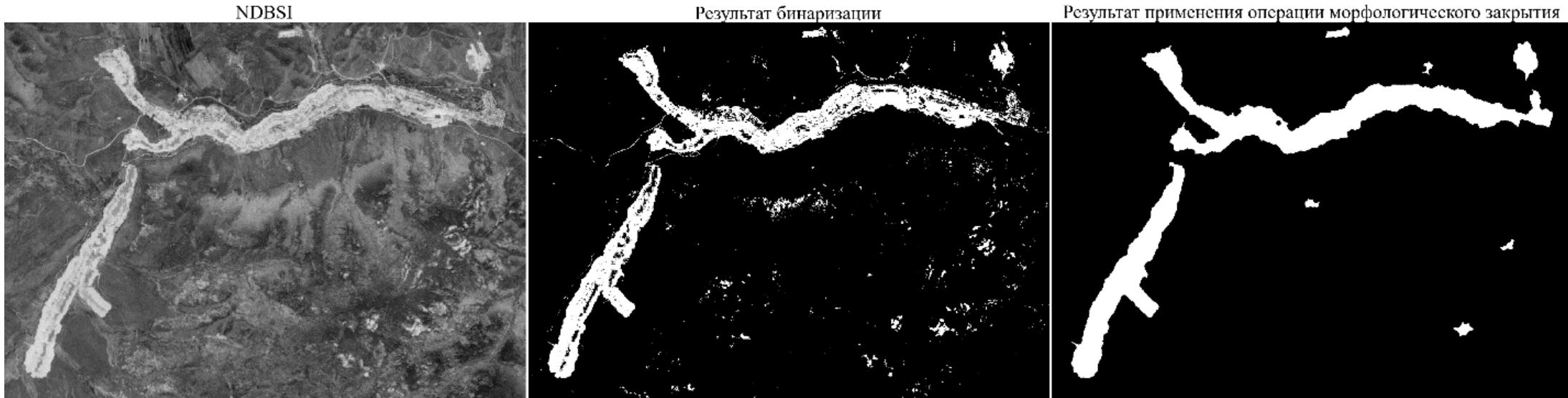
Обучающая выборка включала **180 снимков**.

Субъект РФ	Названия рек
Амурская область	Вторая Гарь, Джелтулак 1-й, Уркима, Коровина, Джалинда, Дубакит, Большой Каурарак, Селемджа, Малый Янкан, Монголи
Забайкальский край	Итака, Черный Урюм, Средняя Борзя
Республика Саха (Якутия)	Большой Куранах, Томмот
Хабаровский край	Олга, Семитка
Иркутская область	Большая Бульбухта

Спутник	Канал	Разрешение, м	Длина волны, нм	Канал	Разрешение, м	Длина волны, нм
Sentinel-2	B2 (Blue)	10	0.458-0.523	B3 (Green)	10	0.543-0.578
	B4 (Red)	10	0.650-0.680	B5 (VRE)	20	0.698-0.713
	B6 (VRE)	20	0.733-0.748	B7 (VRE)	20	0.773-0.793
	B8 (NIR)	10	0.785-0.900	B11 (SWIR1)	20	1.565-1.655
	B12 (SWIR2)	20	2.100-2.280			

# Предобработка данных

Каждый снимок разделялся на фрагменты размером  $384 \times 384$  пикселей с заранее заданным шагом. Объем выборки составил 4000 частей и 1200 частей в тренировочном и валидационном наборах соответственно. Разметка данных проводилась вручную с использованием индексов NDBSI и MNDWI для лучшей визуальной различимости, и операции морфологического закрытия. Также при ручной разметке использовалась комбинация каналов Red-NIR-SWIR. Она показывает повышенную концентрацию соединений тяжелых металлов, в первую очередь гидроксидов Fe, Mn, Cu, возникших в результате гипергенных изменений первичных минералов и может указывать на объекты размещения отходов горнорудного комплекса.



# Модели сегментации

Проведено сравнение моделей сегментации Unet Attention, DeepLabV3+, Segformer. Данные для обучения были разделены на обучающую и валидационную выборки таким образом, что снимки разных рек входят только в один из этих наборов. Аугментации: вертикальное и горизонтальное отражения, поворот на угол от 0 до 270 градусов.

В качестве функции ошибки тестировались dice loss, boundary loss, focal loss и FocalTversky loss. Лучший результат получен при использовании последней функции ошибки:

$$FocalTversky = \left(1 - \frac{TP}{TP + \alpha FP + \beta FN}\right)^\gamma.$$

Параметры  $\alpha$ ,  $\beta$  и  $\gamma$  равнялись 0.2, 0.8 и 1.33 соответственно.

Для расчета точности классификации использовались метрики:

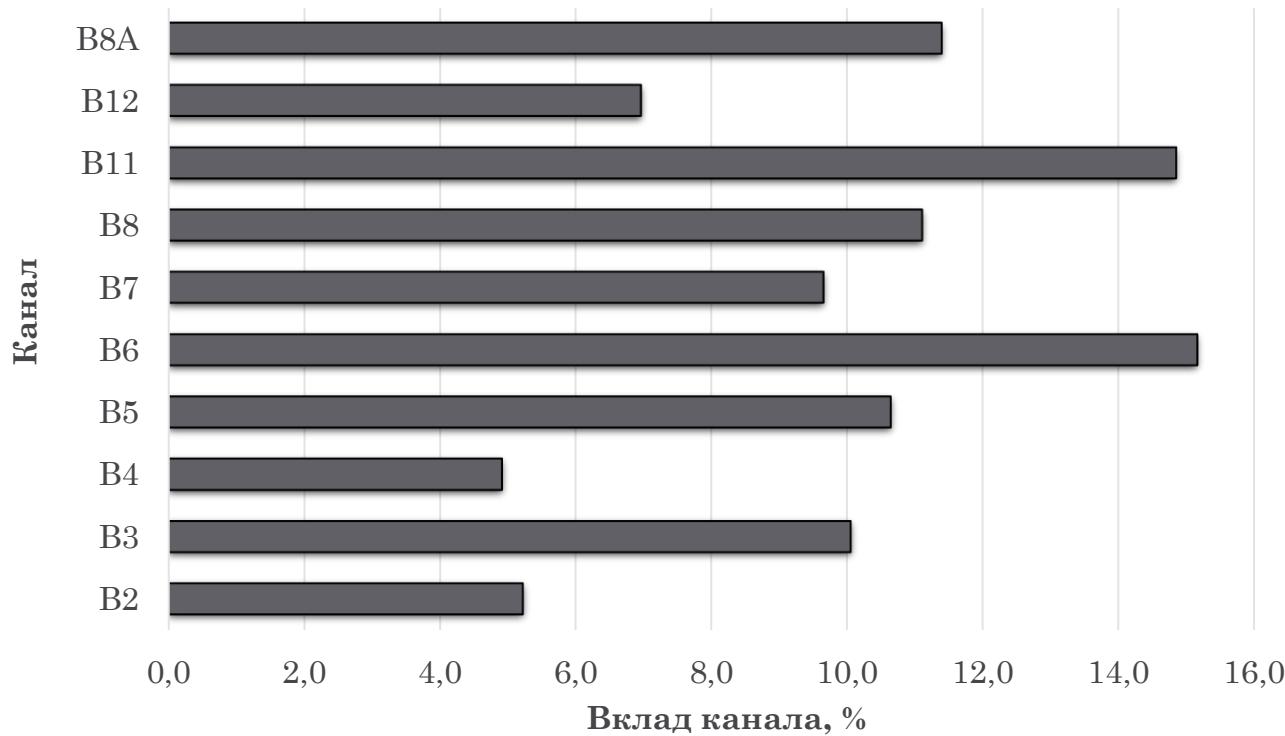
$$precision = \frac{TP}{TP + FP}, recall = \frac{TP}{TP + FN},$$

$$F1 = 2 * \frac{recall * precision}{recall + precision} = \frac{TP}{TP + 0.5(FP + FN)},$$

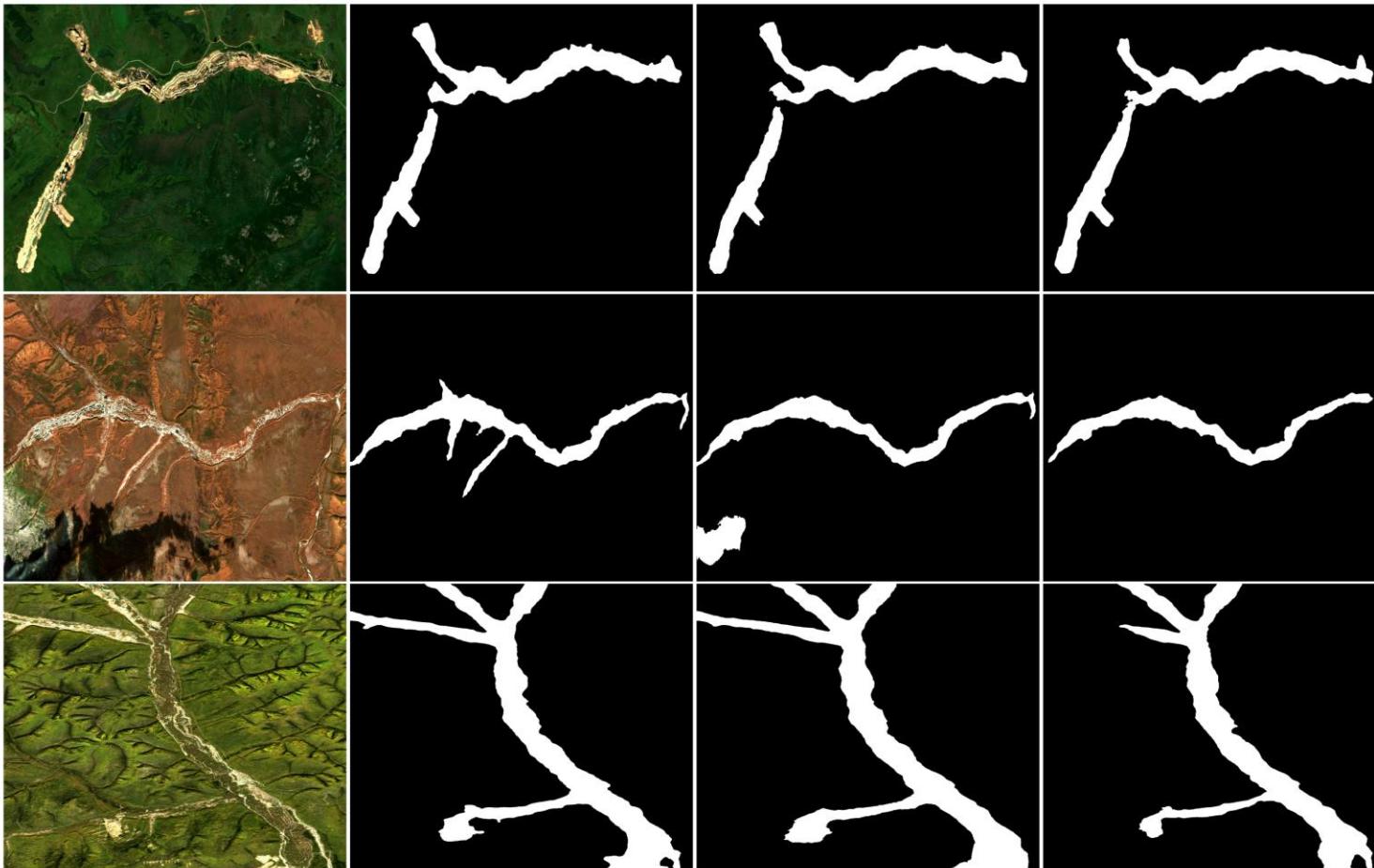
$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}, mAP = \sum_N (R_n - R_{n-1})P_n.$$

# Обучение моделей

Выбранные модели были обучены с нуля и с использованием предобученных весов. Тестировались энкодеры resnet 18, 34, 50, mit-b0, mit-b3. mobilenet\_v2. Вклад каналов в результат оценивался методом градиентно-взвешенной атрибуции входа, нормализованной по дисперсии каналов. В соответствии с вкладом каналов выборка была изменена и включала каналы B3, B5, B6, B8, B11, B8A.



# Сравнение моделей



Модель	Recall	Precision	F1	IoU	mAP
UNet Attention	0.920	0.839	0.872	0.782	0.813
DeepLabV3+	0.925	<b>0.843</b>	0.874	0.786	0.928
Segformer	<b>0.958</b>	0.820	<b>0.877</b>	<b>0.789</b>	<b>0.929</b>

# Подходы к выделению отвалов

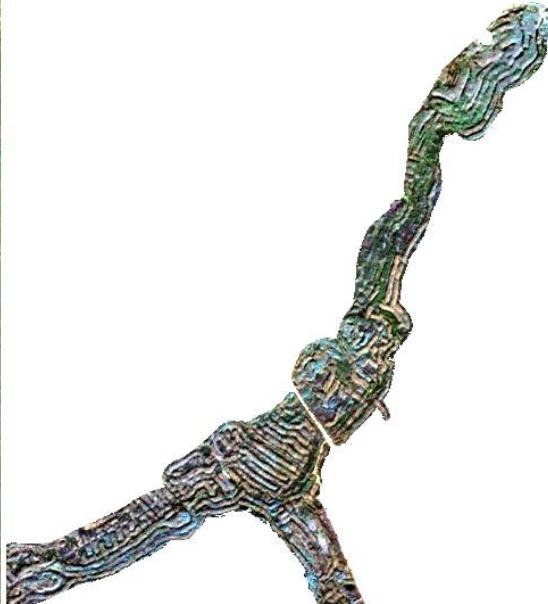
Категория	Метод	Признаки
Спектральные индексы	Растительности (NDVI, SAVI)	Выделение областей без растительности
	Почвенные (BSI, MBI)	Детектирование обнаженных поверхностей
	Железооксидные (B11/B8A)	Идентификация минералов
	Влажности (NDMI)	Выделение по влажности отвальных материалов
Машинное обучение	Random Forest, SVM и др.	Спектральные каналы, индексы
	YOLO, CNN, Transformers	Спектральные каналы, индексы
Текстурный анализ	GLCM	Контраст, энергия, гомогенность
Временной анализ	Временные ряды (NDVI)	Сезонная динамика
	Multi-Temporal CNN	Временная последовательность изображений

# Выделение отвалов

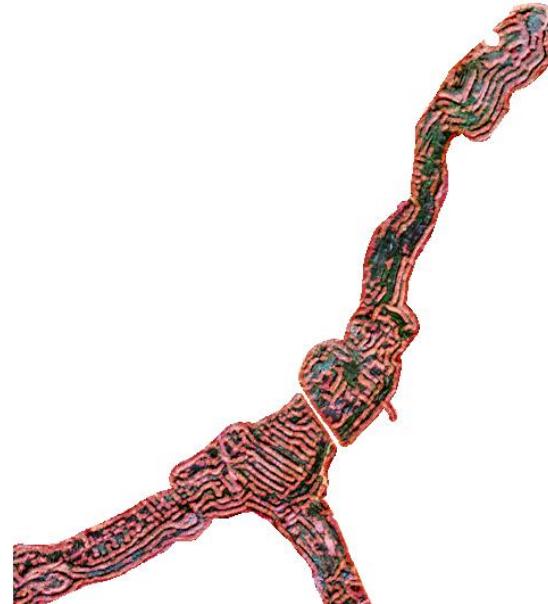
После первичной сегментации территорий нейронной сетью возникает проблема выделения непосредственно отвалов, которые по спектральным характеристикам схожи с голой почвой или растительностью. На рисунке ниже представлены результаты применения кластеризации и фильтра Франги с промежуточным шагом в виде сегментации с помощью обученной модели нейронной сети для выделения отвалов. Фильтр Франги представляет собой метод выделения трубчатых структур на медицинских изображениях, основанный на анализе собственных значений матрицы Гессе (матрицы вторых частных производных интенсивности изображения). Красным цветом отмечены места с потенциальными дражными отвалами. Применение кластеризации и фильтра Франги позволяют их выделить, при этом всё ещё выделяются лишние пиксели, которые к ним не относятся.



Исходный снимок (RGB)



Результат сегментации



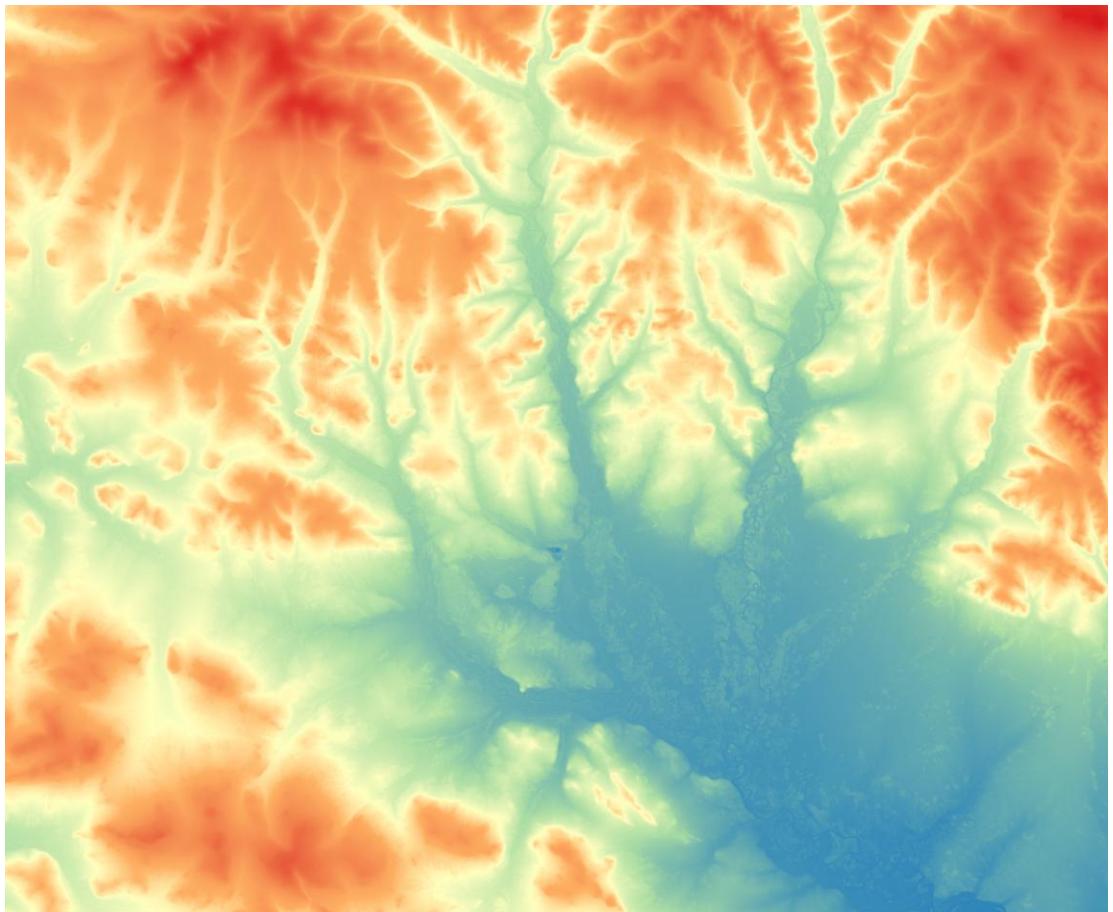
Потенциальные отвалы

# Выделение отвалов (река Средняя Борзя)



# Расчет объемов по данным цифровых моделей рельефа

Цифровые модели рельефа представляют собой 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 голой почвы без учета искусственных объектов и растительности. DSM включает в себя высоты всех объектов, расположенных на земной поверхности (здания, сооружения, растительность).



# Расчет объемов по данным цифровых моделей рельефа

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 ветвления, появляющиеся в результате особенностей полигона, удаляются итеративно. На очищенной от разрывов и ложных ветвей центральной линии, 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.



# Расчет объемов по данным цифровых моделей рельефа

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 п. Бриакан, на территории шлихобогатительной установки. Они загрязняют окружающую среду соединениями ртути и другими токсичными соединениями тяжелых металлов. Отходы обогащения являются потенциальным источником техногенного загрязнения биосфера и относятся ко второму и третьему классу опасности.\*



С учетом высоты деревьев			Без учета высоты деревьев		
	Мин.	P5	Медиана	Мин.	P5
<b>ALOS</b>	1.2907	0.9144	0.3858	<b>0.7618</b>	<b>0.4888</b>
<b>COPERNICUS</b>	1,4863	1.0176	0,3572	1.1831	0.8750
<b>ASTER</b>	<b>2.8929</b>	<b>1.9702</b>	<b>0.5009</b>	<b>2.6850</b>	<b>1.8531</b>
<b>FABDEM</b>	<b>0.4372</b>	<b>0.3523</b>	<b>0.1053</b>		
<b>GEDTM</b>	0.7704	0.5659	0.1368		

\*Источник: Филатова, М. Ю. и др. Оценка экологической ситуации в границах влияния золотодобычи (для обоснования создания лесных плантаций), 2023 г.

# Заключение

В работе представлены результаты исследования методов автоматизированного выделения дражных отвалов золотодобычи по мультиспектральным спутниковым снимкам Sentinel-2 на территории Дальневосточного федерального округа и расчета объема на примере территории с отвалами вблизи села Бриакан. Исследование охватывает территории активной и исторической золотодобычи в Амурской области, Забайкальском крае, Республике Саха (Якутия), Хабаровском крае и Иркутской области за период 2018-2024 гг.

Проведено сравнение трех архитектур нейронных сетей. Оно показало их высокую эффективность для задачи сегментации техногенных образований, при этом нет значимых различий между моделями. Каждая из протестированных архитектур может быть применена для автоматизированного картирования исследуемых территорий.

Для выделения непосредственно дражных отвалов внутри идентифицированных территорий предложено использование фильтра Франги, в дополнение к уже существующим методам выделения отвалов. Применение алгоритма кластеризации k-means и фильтра Франги для выделения линейных структур позволяет выделить как свежие отвалы, так и заросшие, однако требует дальнейшей корректировки результата или комбинированного использования с другими методами.

Разработанный модифицированный алгоритм построения диаграммы Вороного позволил эффективнее сегментировать протяжённые участки с дражными отвалами, что повысило точность расчётов при использовании различных базовых линий. Однако на точность оценки объёмов существенно влияют такие факторы, как зарастание отвалов растительностью, эрозионные процессы и аккумуляция наносов, что особенно заметно на старых участках разработки.

Сравнительный анализ различных цифровых моделей рельефа продемонстрировал существенные расхождения в результатах расчёта объёмов. Такие значительные различия обусловлены особенностями самих моделей, сложностью рельефа исследуемых территорий и погрешностью выделенных отвалов.

Оценка объема по данным DTM FABDEM и GEDTM показала значительно меньшие значения в сравнении с остальными моделями. FABDEM имеет тенденцию переоценивать высоту рельефа и недооценивать высоту растительности, особенно в областях с крутым рельефом. Это может приводить к занижению истинной высоты поверхности в областях с техногенными образованиями. При этом GEDTM демонстрирует более сбалансированную точность при валидации по данным GNSS-станций. Для более точной оценки необходимо использовать данные со спутниковых снимков и БПЛА; применение к ним методов фотограмметрии и их совмещение с данными спутниковых цифровых моделей рельефа позволит точнее рассчитывать объемы отвалов (Alsayed, A., Nabawy, M.R., 2023).