

Детектирование границ объектов горной  
промышленности по спутниковым  
снимкам с применением нейронной сети  
U-Net

Орлов С.А., Авершин А.А.

Вычислительный центр ДВО РАН

Применение дистанционного зондирования Земли широко распространено в различных областях, таких как география, геология, сельское хозяйство, экология, гидрология, геодезия и многие другие.. Оно позволяет получить обширную и объективную информацию о поверхностных процессах и изменениях во времени и пространстве на исследуемой территории, что делает его незаменимым инструментом для проведения исследований и разработки решений в различных областях.

Карьеры, где добываются различные полезные ископаемые, такие как уголь, металлы, гравий и т.д., а также отвалы и хвостохранилища, в которых хранятся отходы выработки, часто становятся источником загрязнения окружающей среды. Поэтому нужно производить мониторинг влияния таких объектов горной промышленности на близлежащие территории. Для этого требуется точно определять границы исследуемых объектов.

Ручной метод выделения объектов требует большого количества времени и усилий для точного обозначения границ объектов на изображении и часто приводит к неоднородности в границах объекта, что может привести к неправильным результатам анализа или обработки изображения. Для предотвращения этого предлагается использовать метод детектирования границ объектов с помощью методов компьютерного зрения.

# Цель и задачи

Целью данной работы является детектирование контуров объектов горной промышленности по спутниковым данным высокого пространственного разрешения с помощью нейронной сети.

Задачи:

- 1) Подобрать оптимальное соотношение каналов для формирования датасета с целью получения лучшего результата.
- 2) Обучить 3 модели нейронной сети (Landsat, Sentinel, гибрид).
- 3) Сравнить полученные модели и выбрать оптимальную.

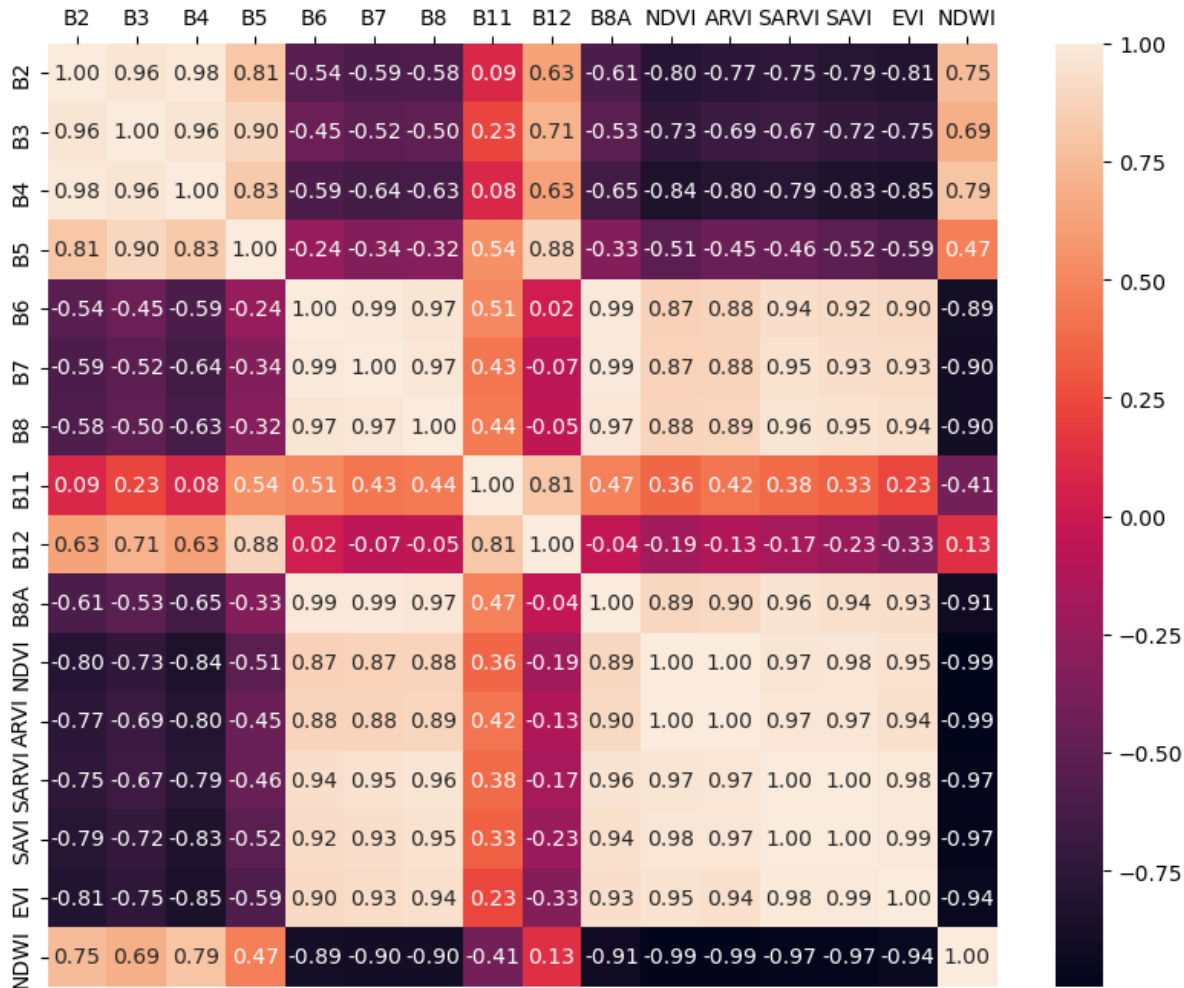
# Данные

Для исследования использовались данные со спутников семейств Sentinel-2 и Landsat 8-9. Они оснащены многоканальной оптической камерой, способной регистрировать изображения в видимом и инфракрасном диапазонах спектра.

В работе использовались снимки объектов горной промышленности на территории Хабаровского края, полученные в период с середины июля по конец августа, так как в это время вегетация растительного покрова достигает пика.

Снимки Sentinel-2 использовались за период с 2017 по 2023 год, а снимки Landsat 8-9 за период с 2013 по 2023 год.

# Подбор каналов для формирования датасета



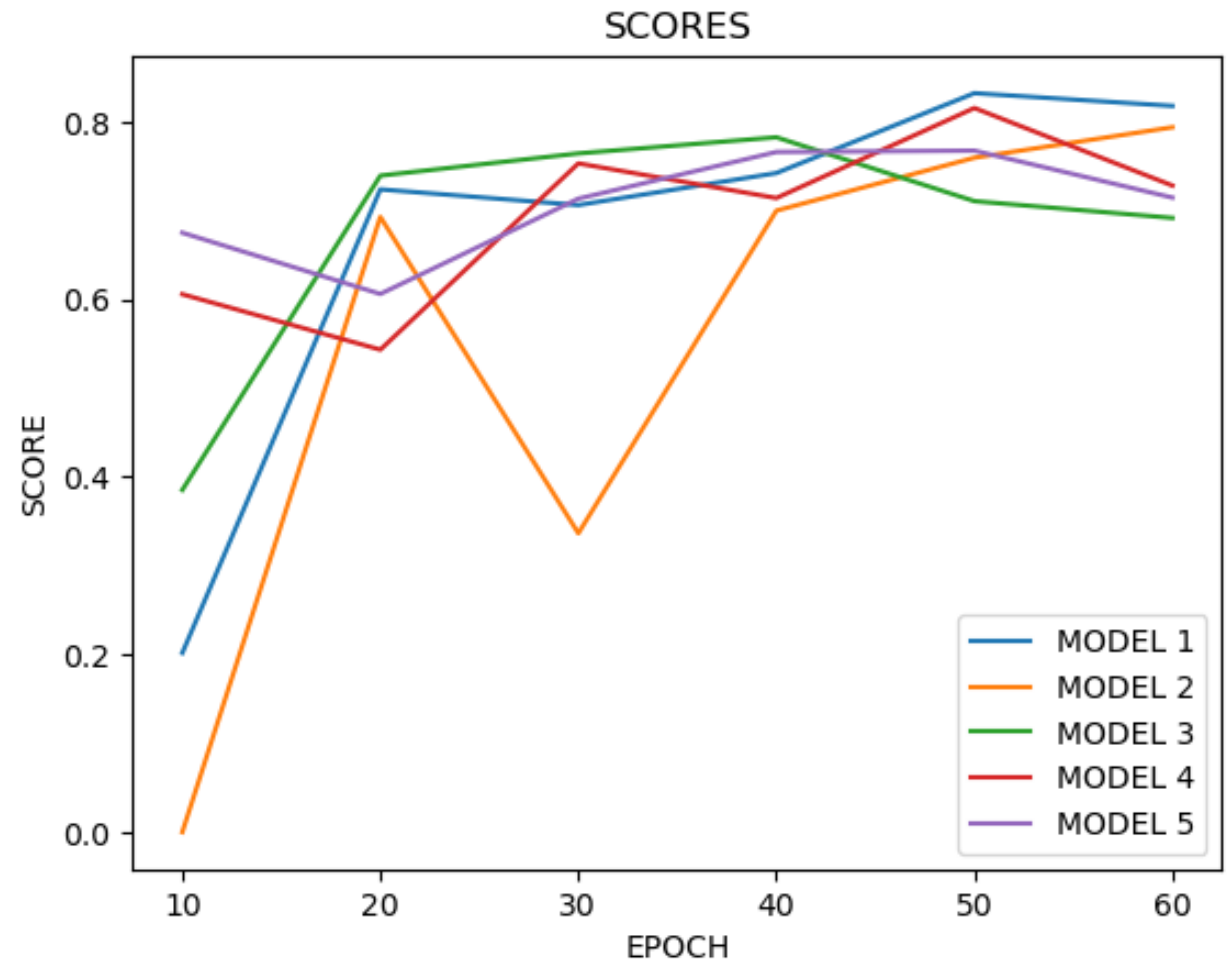
Канал	Описание
B2	BLUE
B3	GREEN
B4	RED
B5	Vegetation red edge
B6	Vegetation red edge
B7	Vegetation red edge
B8	NIR
B11	SWIR
B12	SWIR
B8A	Narrow NIR

Индекс	Формула
NDVI	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$
ARVI	$\frac{NIR - (RED - a(RED - BLUE))}{NIR + (RED - a(RED - BLUE))}$ , где $a \in [0; 1]$ .
SARVI	$\frac{NIR - (RED - a(RED - BLUE))}{NIR + (RED - a(RED - BLUE)) + L} (1 + L)$ , где $a \in [0; 1]$ , $L \in [0; 1]$ .
EVI	$2.5 \frac{NIR - RED}{NIR + 6 * RED + 7.5 * BLUE + 1}$
SAVI	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} (1 + L)$ , где $L \in [0; 1]$ .
NDWI	$\frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$

# Подбор каналов для формирования датасета

№ модели	Каналы	Количество каналов
1	B2, B8, EVI	3
2	B2, EVI	2
3	B2, B3, B4, B8, EVI	5
4	B2, B8, B11, EVI, NDWI	5
5	B2, B8, EVI, NDWI	4

Обучение производилось в течение 60 эпох на датасетах, сформированных на основе 100 изображений объектов горной промышленности, полученных со спутниковых снимков Sentinel-2.



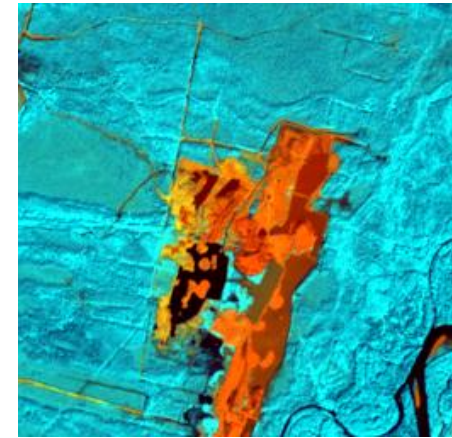
# Датасет

Для дальнейшего исследования составлено 3 варианта датасета:

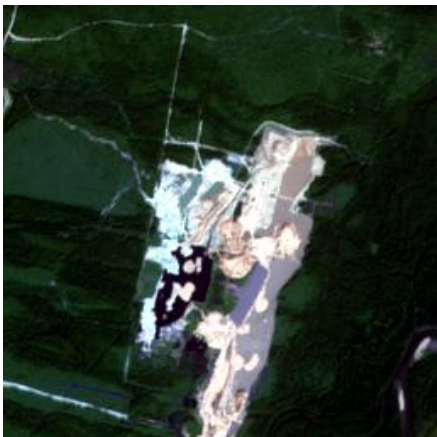
- 1) только снимки Landsat 8-9 (150 изображений);
- 2) только снимков Santinel-2 (150 изображений);
- 3) гибридный датасет со снимками Landsat 8-9 и Sentinel-2 (300 изображений).

Размер изображений во всех случаях составлял 256×256.

INPUT



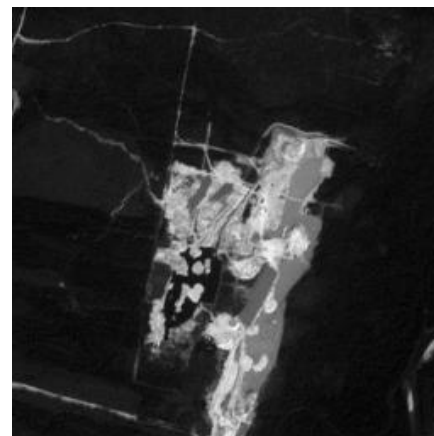
RGB



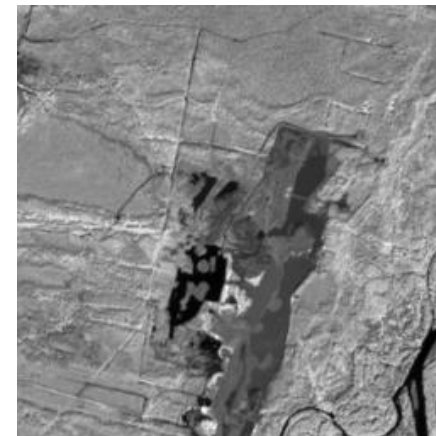
MASK



BLUE



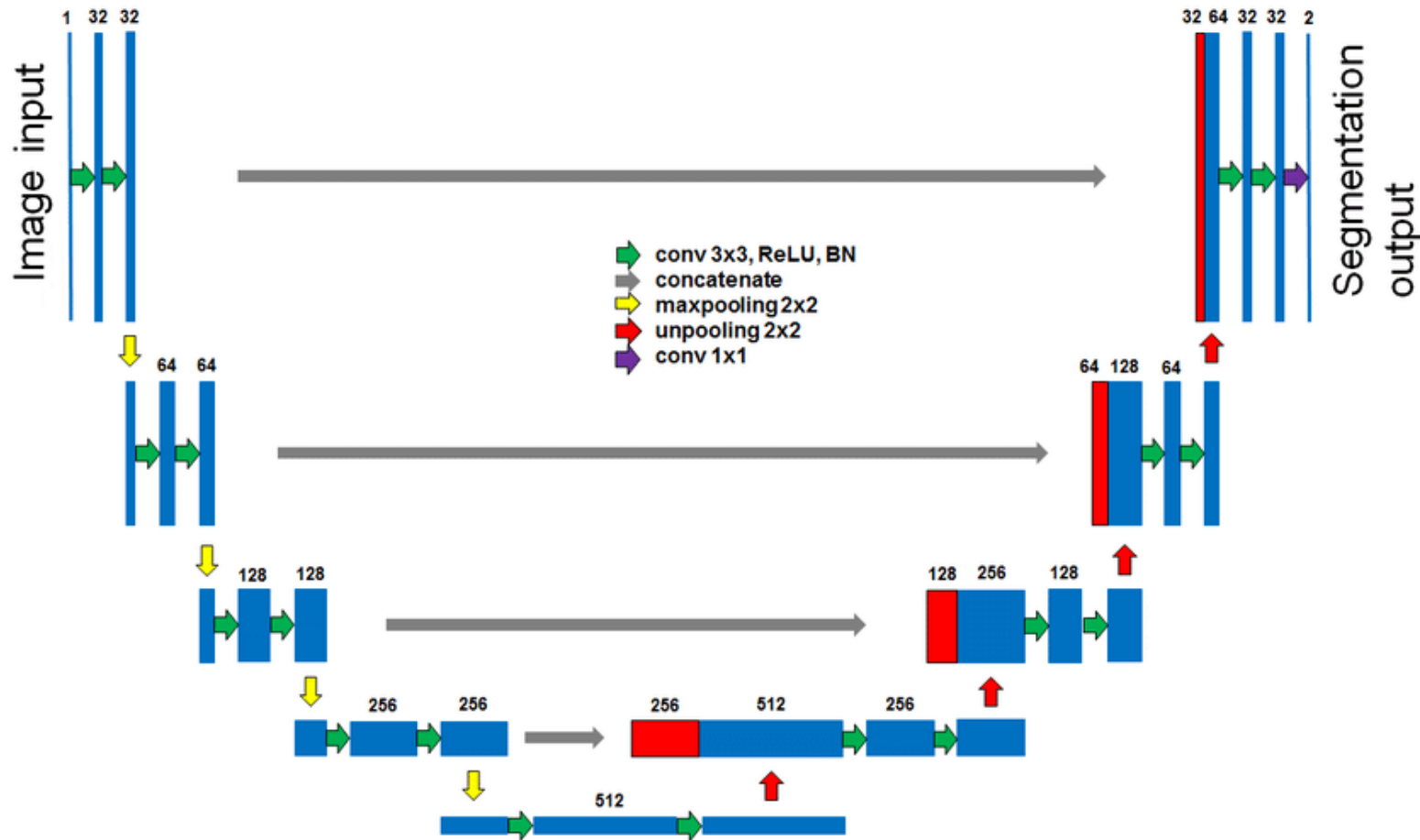
NIR



EVI



# U-Net



В качестве функции потерь использовалась функция Boundary loss.

Для оценки точности использовалась метрика IOU.

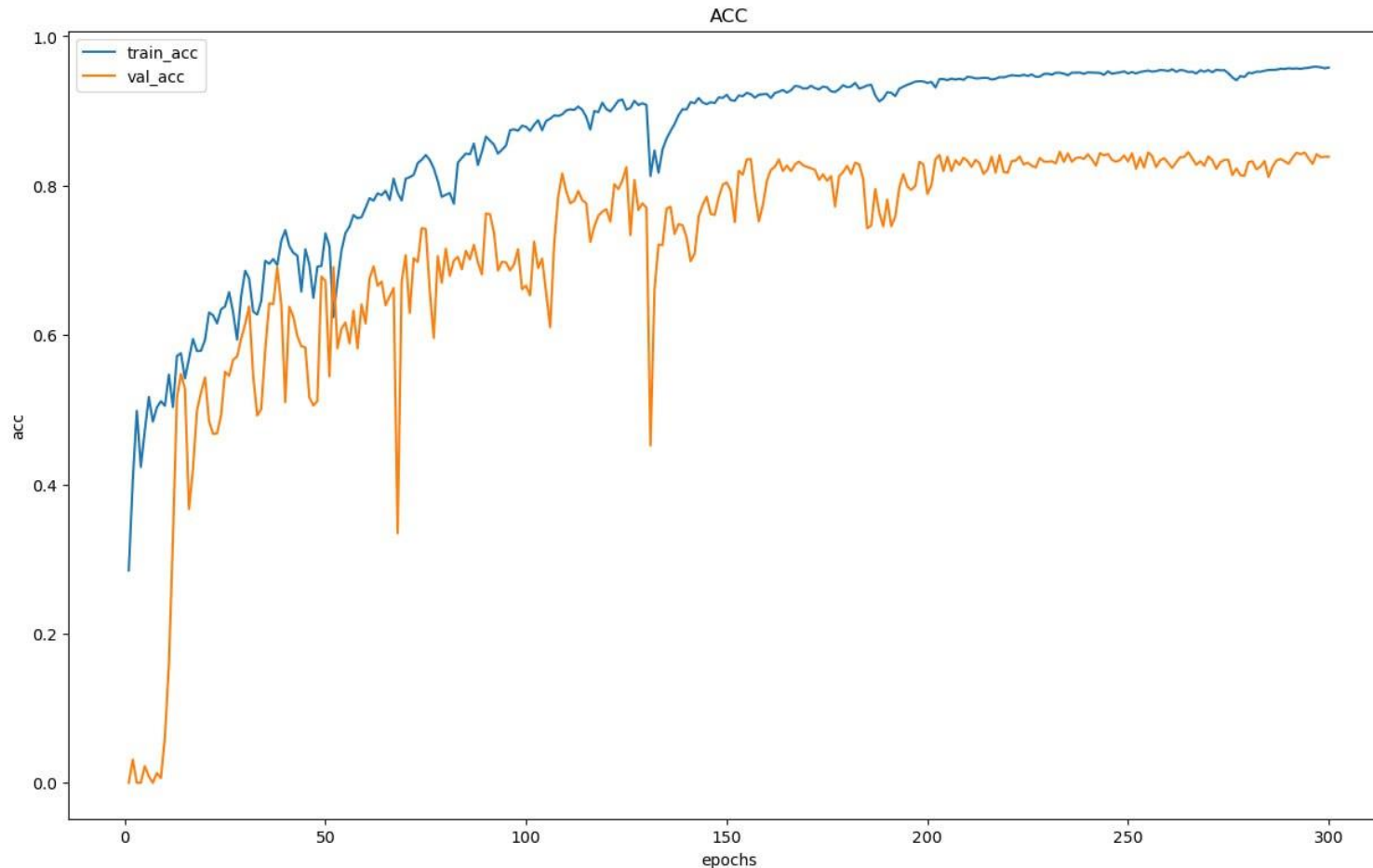
Обучение происходило с применением планировщика задач с меняющимся параметром learning rate:

- 1-100 эпохи  $lr=0,0008$ ;
- 101-200 эпохи  $lr=0,0004$ ;
- 201-300 эпохи  $lr=0,0001$ .



# Результат обучения U-Net на датасете № 1

## График точности (accuracy)



Точность  
распознавания  
составила ~81%

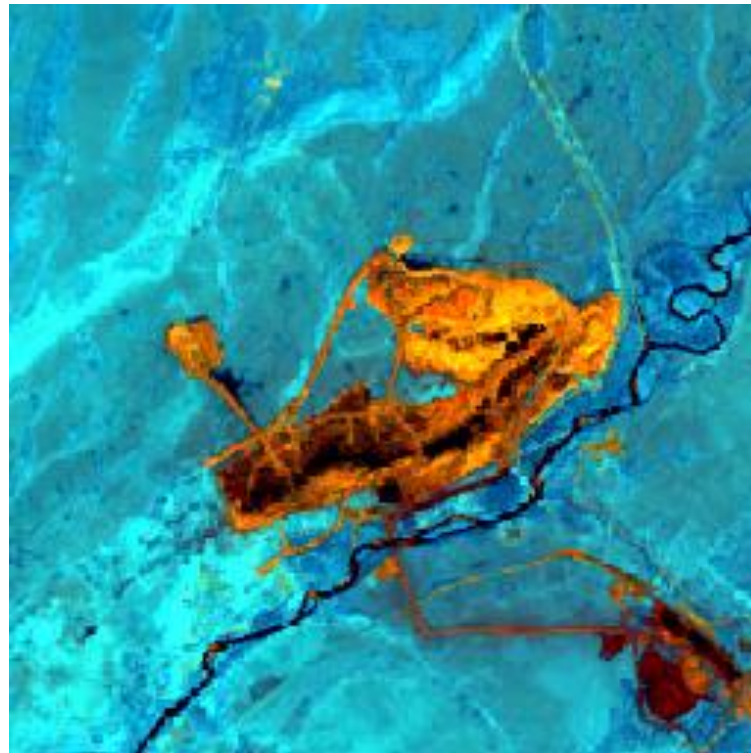
# Пример работы U-Net (датасет № 1)

Точность распознавания составила 83,58%

RGB



INPUT

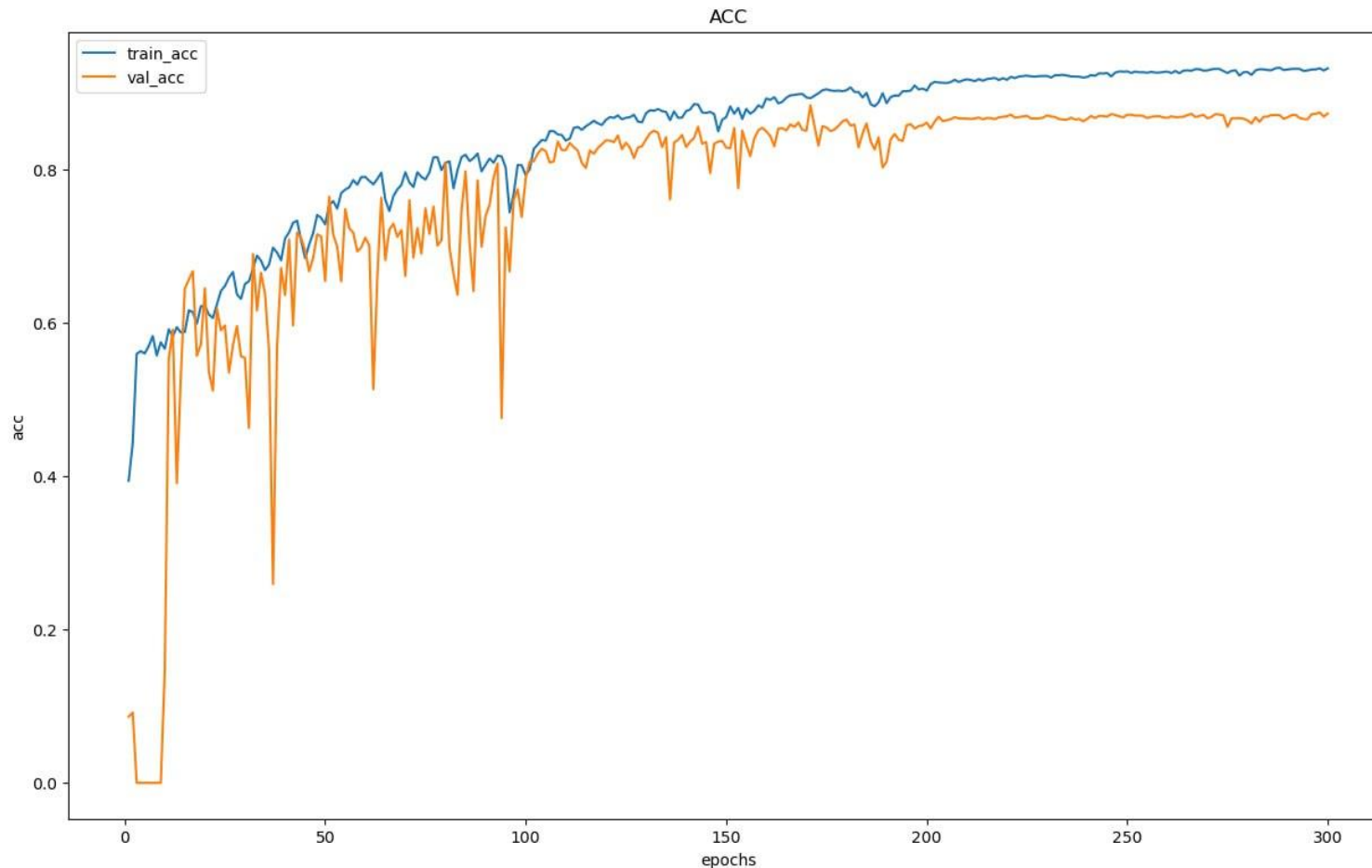


OUTPUT



# Результат обучения U-Net на датасете № 2

## График точности (accuracy)



Точность  
распознавания  
составила ~87%

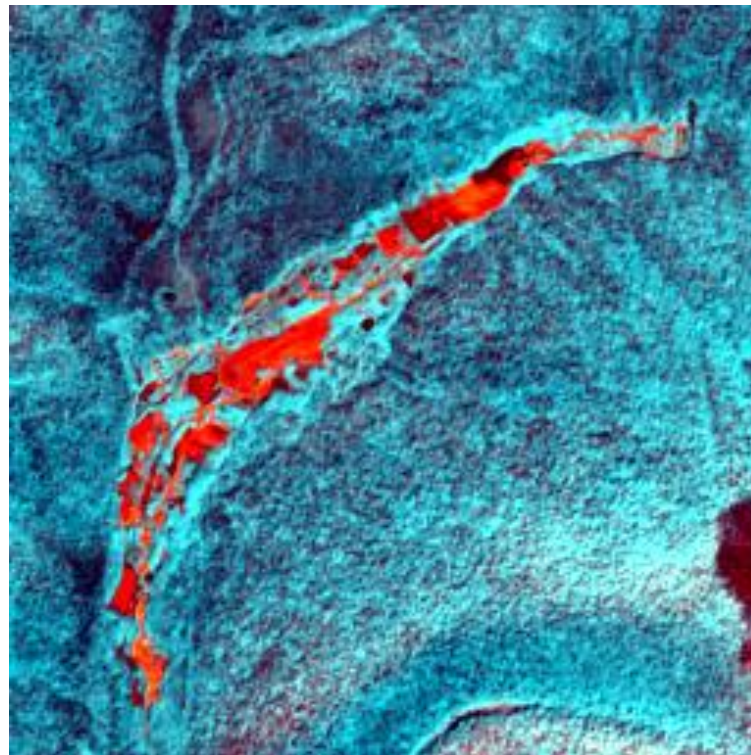
# Пример работы U-Net (датасет № 2)

Точность распознавания составила 85,37%

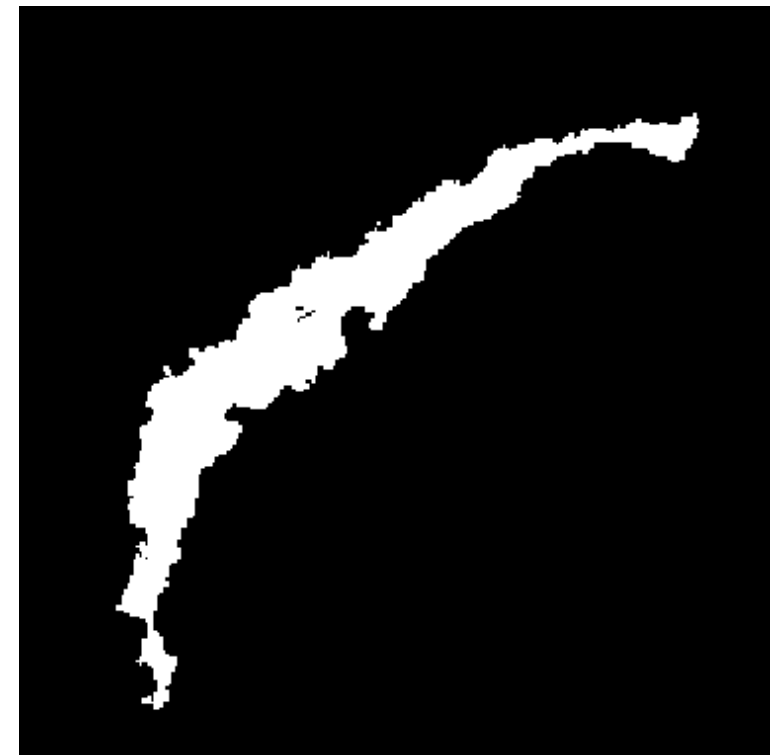
RGB



INPUT

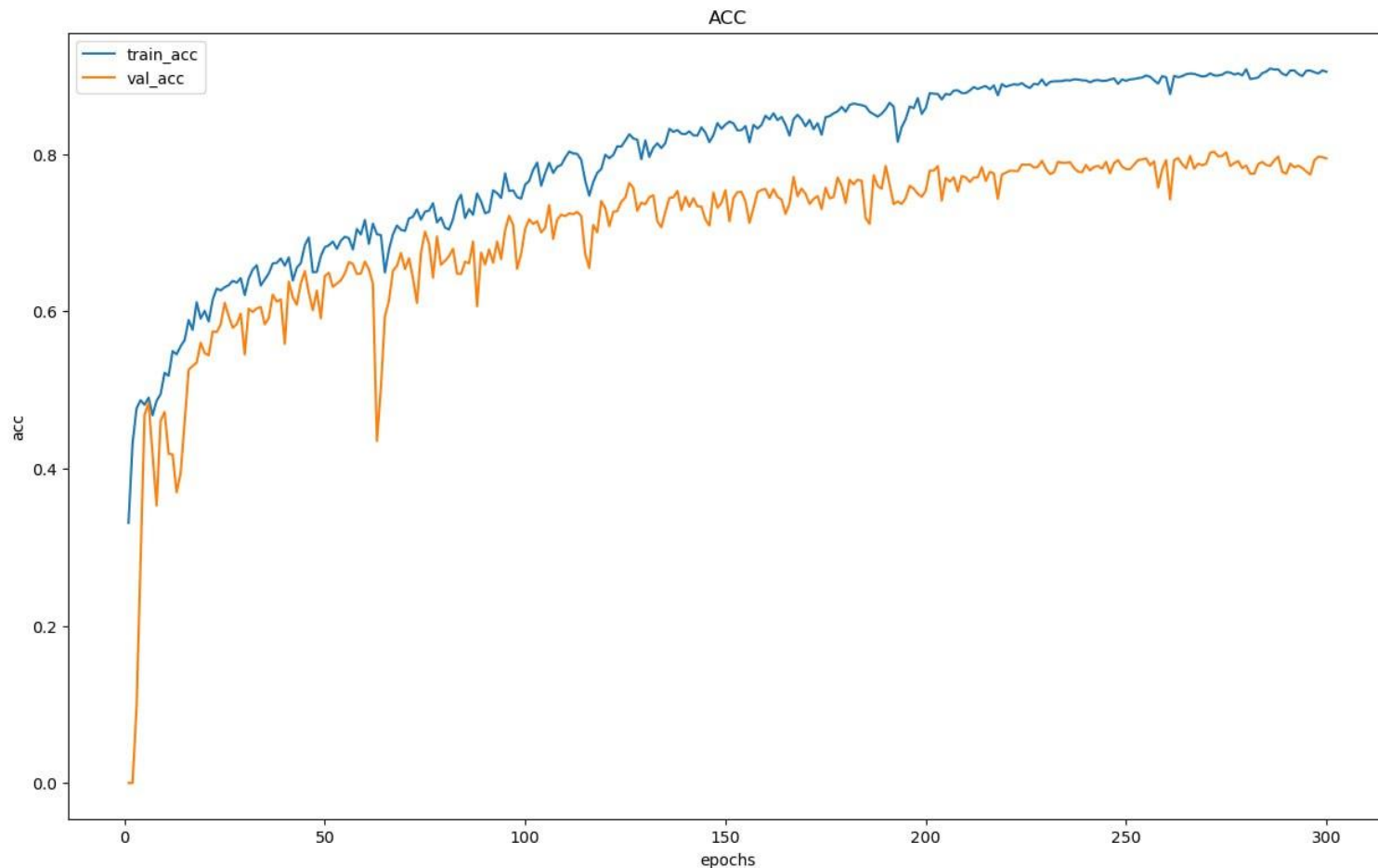


OUTPUT



# Результат обучения U-Net на датасете № 3

## График точности (accuracy)



Точность  
распознавания  
составила ~78%

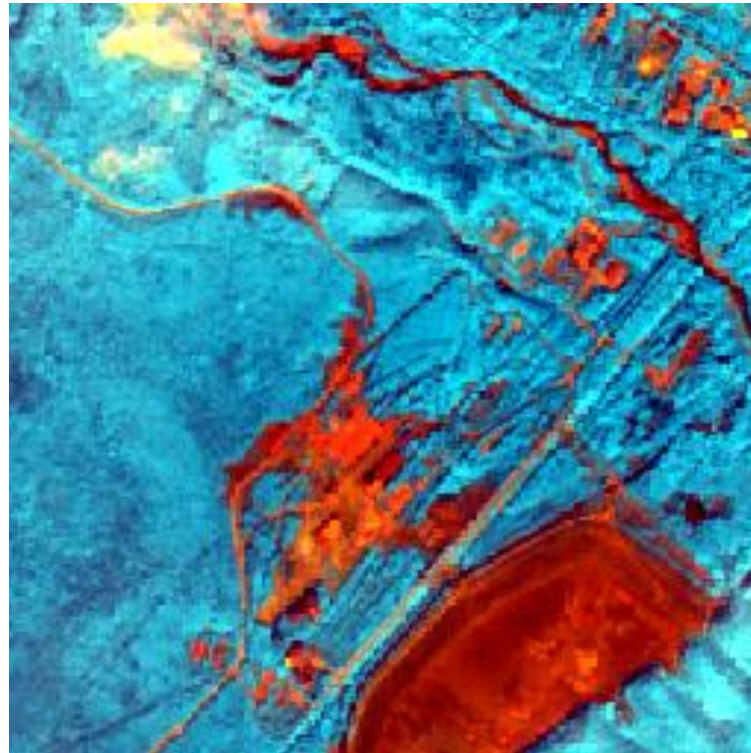
# Пример работы U-Net (датасет № 3)

Точность распознавания составила 67,73%

RGB



INPUT



OUTPUT



# Заключение

В результате проведенного исследования можно сделать вывод о том, что использование нейронных сетей в сочетании с спутниковыми снимками позволяет с высокой точностью детектировать объекты горных работ (карьеры, отвалы, хвостохранилища и др.). Для лучшего результата достаточно использовать 3 канала: BLUE, NIR и рассчитанный вегетационный индекс (EVI).

В работе составлено 3 варианта датасета, точность распознавания для каждого составила ~81% (Landsat 8-9), ~87% (Sentinel-2) и ~78% (гибрид). По результатам можно сделать вывод, что для корректной работы пока недостаточно одной нейронной сети, обученной на гибридном датасете. Поэтому для лучшего результата предпочтительнее использовать для снимков Landsat 8-9 и Sentinel-2 соответствующие модели.

Спасибо за внимание