



 **sitronics**<sup>™</sup>  
GROUP

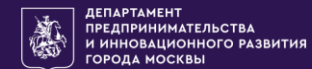
## Венера-9

18: Алгоритм эффективной обработки спутниковых снимков  
российской орбитальной группировки





## Венера - 9



**Мария  
Смирнова**

- Аналитик, геолог, любитель спутниковых снимков
- @SlateFlegg
- +79163244404

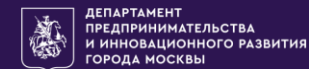


**Денис  
Калганов**

- Python-разработчик
- @LastTherapy
- +79252005854



# Структура презентации



Решения не было найдено, в материале собраны проверенные командой гипотезы

Стр. 4

## Базовые положения и особенности данных

Стр. 9

## Приблизительный поиск

Второй этап – приблизительно найти район кропа

Стр. 7

## Этапы поиска изображения

Предлагаем 3 этапа работы со снимками

Стр. 15

## Локальный поиск

Третий этап – точно совместить кроп и подложку

Стр. 8

## Предобработка

Первый этап – предобработать снимки и подложку

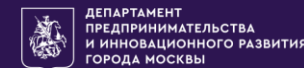
Стр. 16

## Не успели проверить идеи

Как ещё мы бы попробовали решить задачу, но не успели



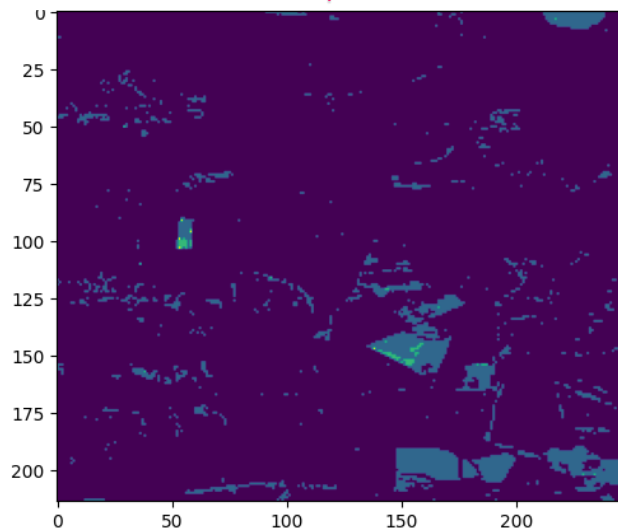
# Базовые положения



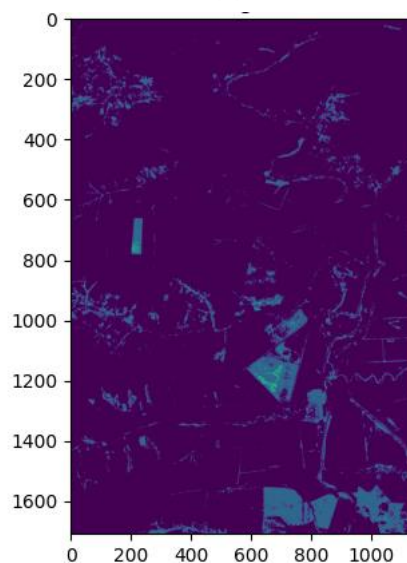
Работая над задачей мы придерживались положений:

- Цвет имеет значение  
набор  $r, g, b, nir$  – достаточно точно определяет класс
- Единственный инвариант – классы  
Угол, масштаб, разрешение – всё это может меняться от снимка к снимку. Неизменным остаются только наблюдаемые объекты: лес, реки, города.
- Параметры изменений нам не известны

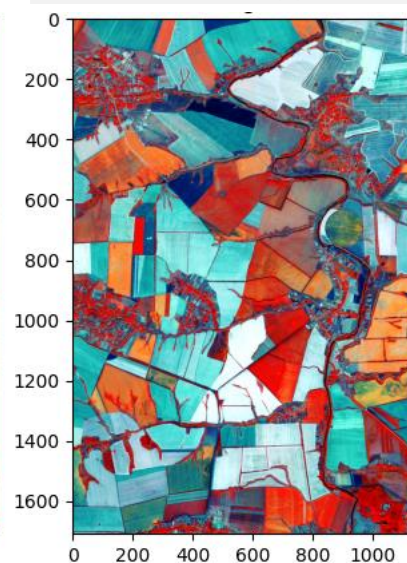
RVI кропа



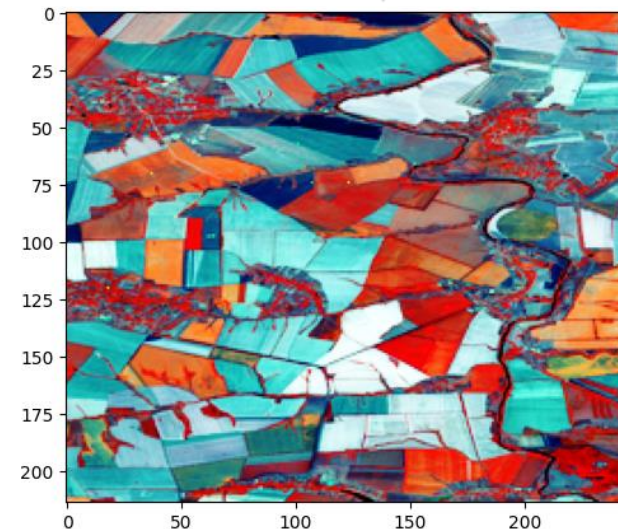
RVI подложки



False color подложки



False color кропа

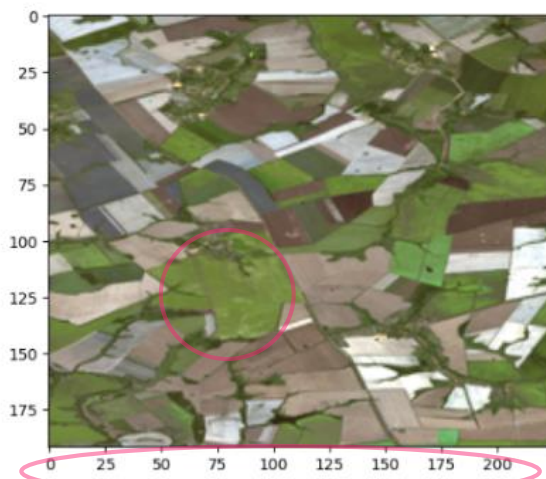




# Особенности данных - 1

- Кропы имеют разный, но существенно худшее разрешение
- На изображениях кропов геометрия объектов не сохраняется
- Данные кропов имеют существенные вылеты (особенно по каналу nir)
- Гистограммы одинаковых областей разнятся – у одинаковых локаций могут быть чуть разные «цвета»

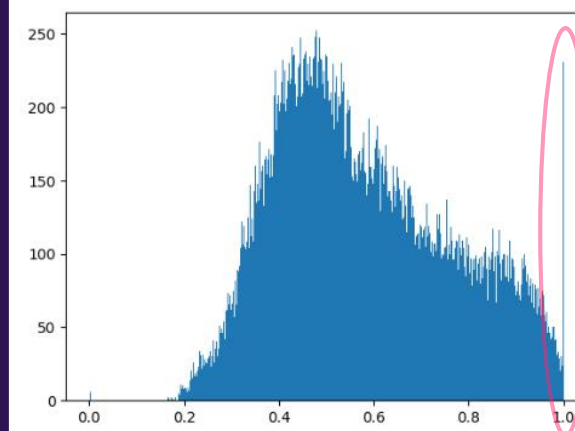
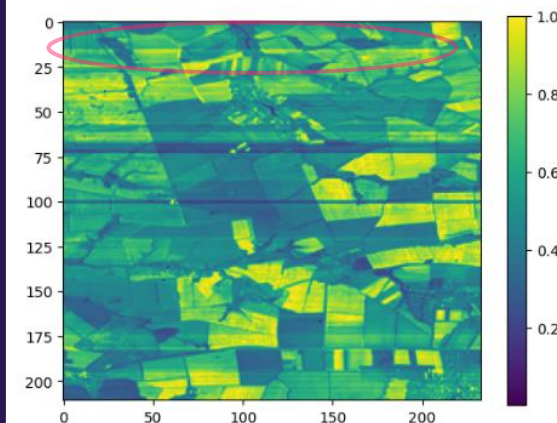
RGB – кропа



RGB - подложки



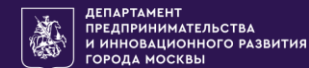
Вылеты становятся очевидными при нормализации канала nir







## Особенности данных - 2

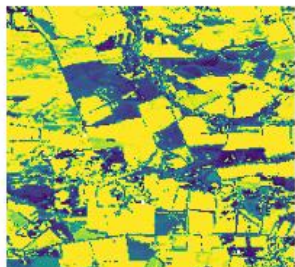


Данные представлены изображениями с 4 каналами

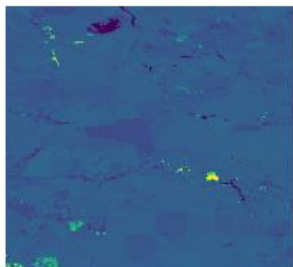
- Nir – позволяет рассчитать основные вегетационные индексы
- На основании индексов получаются качественные маски
- Наиболее пригодные для поиска маски с редкими классами – EVI & RVI

### Значения индексов

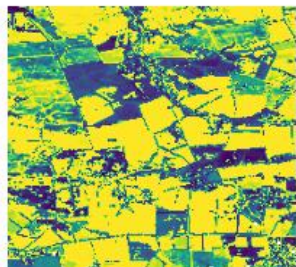
NDVI



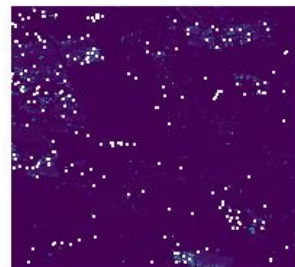
EVI



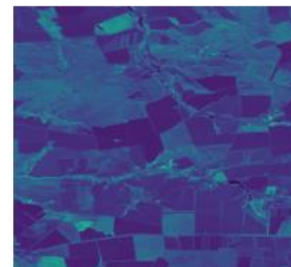
GNDVI



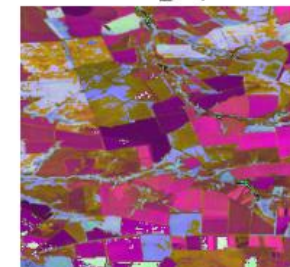
NDTI



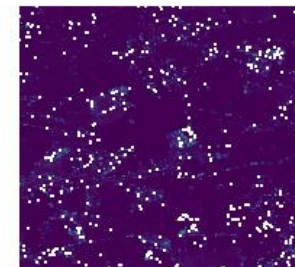
RVI



tass\_cap

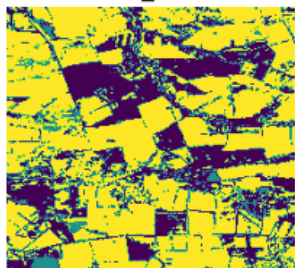


NDWI

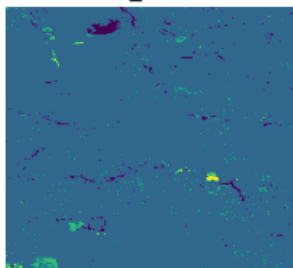


### Маски по индексам

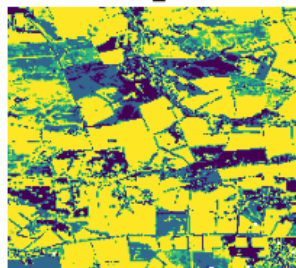
NDVI\_mask



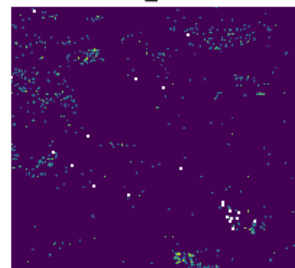
EVI\_mask



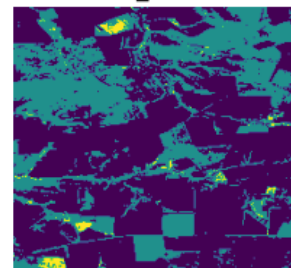
GNDVI\_mask



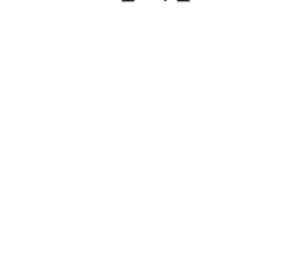
NDTI\_mask



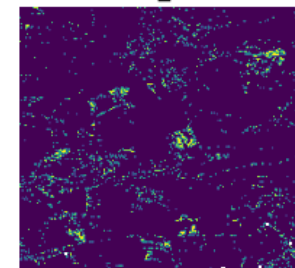
RVI\_mask



tass\_cap\_mask

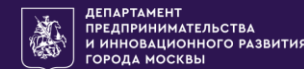


NDWI\_mask





# Этапы поиска изображения



Исходя из анализа данные задача была разбита на 3 подзадачи:

- Подготовка изображений – работа с выбросами, расчёт масок, классификация, работа с каналами
- Глобальный поиск – поиск части изображения, на котором вероятно находится кроп
- Локальный поиск – уточнение положения кропа на «кусочке» полученном при глобальном поиске

## Предобработка

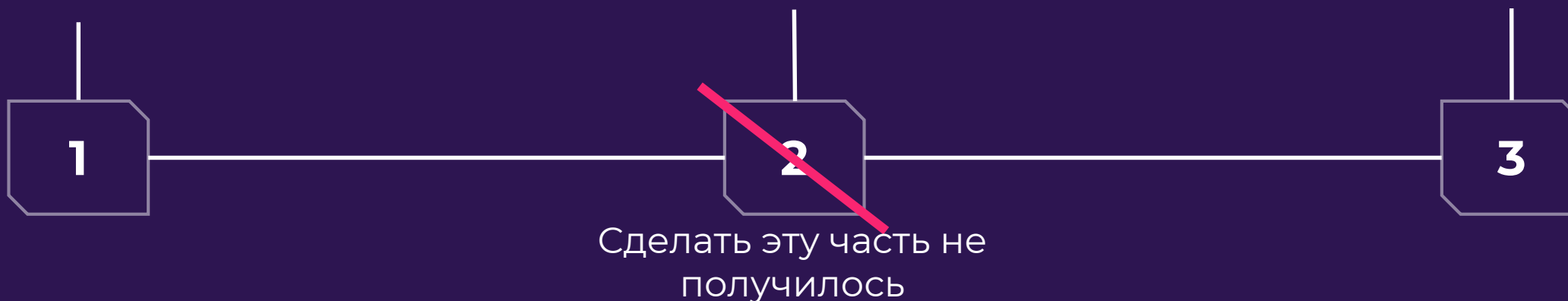
- Обработка выбросов
- Выделение классов/масок
- Расчёт данных по подложке

## Приблизительный поиск

- Расчёт графа соседствующих классов
- Поиск ближайших классов по треугольнику
- Выделение границ и их сопоставление / маскирование городов
- Поиск ближайших соседей по:
  - Маскам (NDVI, EVI, RVI & ...) / Маскам (города, реки)
  - ML-выделенным классам
  - Процентному содержанию классов на снимке
  - Поиска минимума разностей изображений

## Локальный поиск

- Точное позиционирование снимка на части подложки (ORB)





# 1. Предобработка

## 1. Работа с выбросами

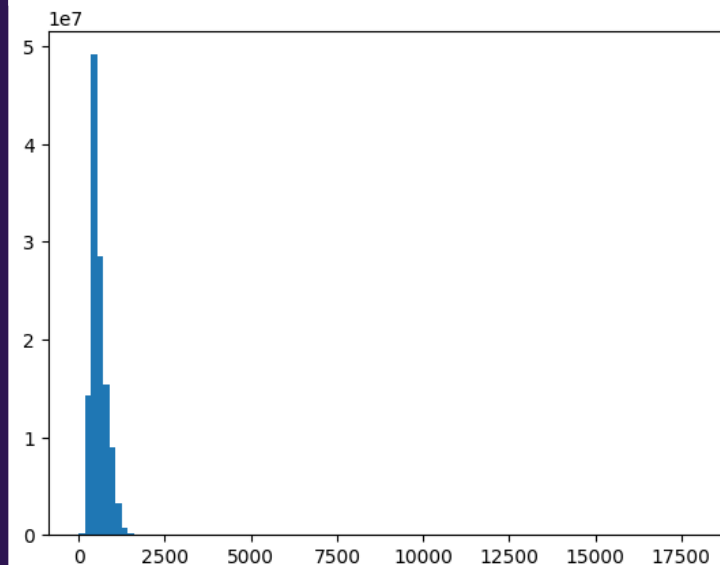
Поиск «выбивающихся» по значению пикселей (больше или меньше граничного значения)

Замена значения пикселя средним матрицей 3X3

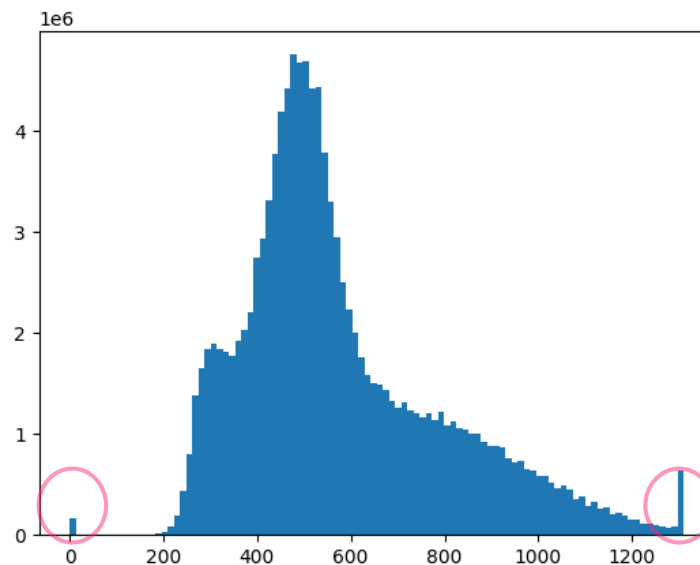
## 2. Предобработка гистограммы

Нормализация  
Эквилайзинг

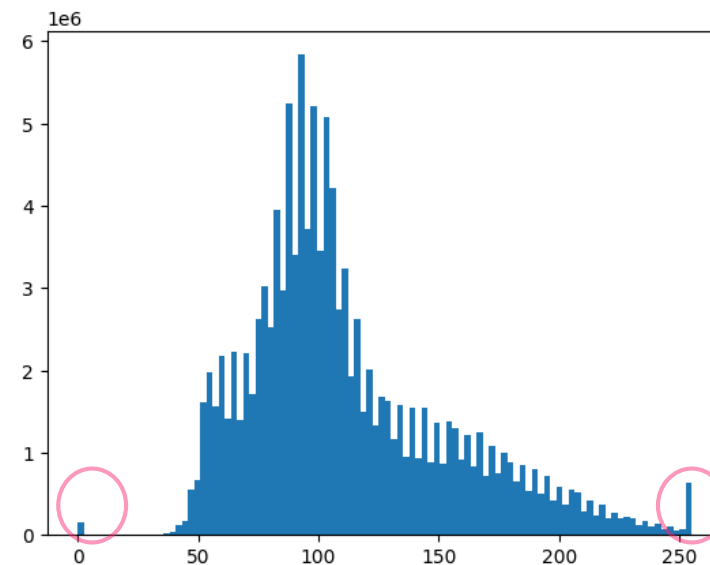
red-гистограмма. До обработки



red-гистограмма. Растягивание



Нормализация и эквилайзинг







## 2. Приблизительный поиск Графы соседствующих классов



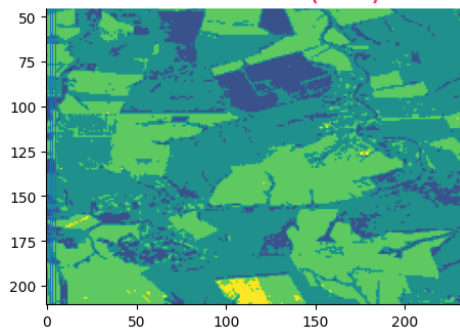
ДЕПАРТАМЕНТ  
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА  
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ  
ГОРОДА МОСКВЫ



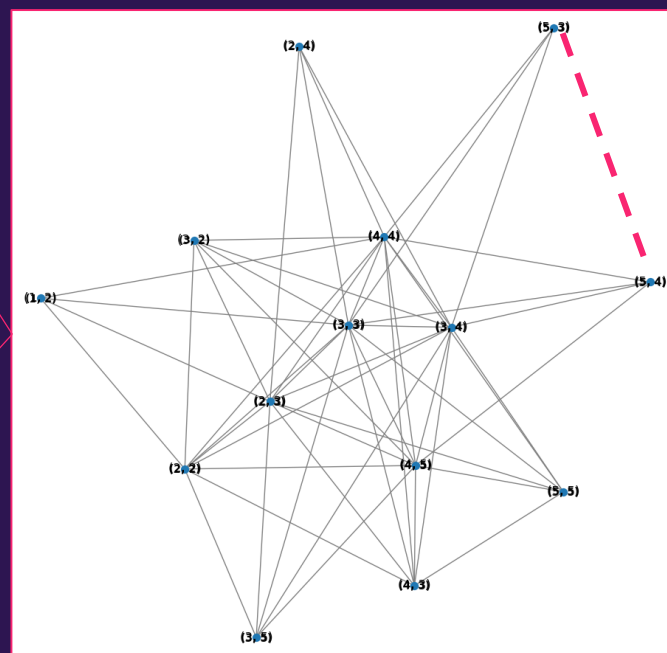
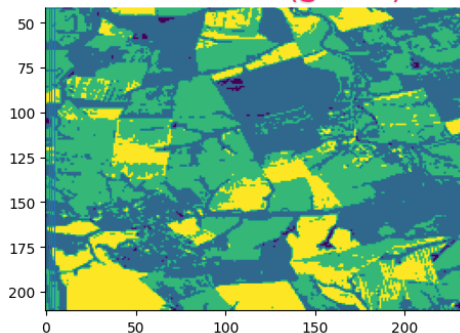
АГЕНТСТВО  
ИННОВАЦИЙ  
МОСКВЫ

Одной из идей глобального поиска – было построение графов соседствующих классов. Если два класса соседствовали где-либо, то между ними строилось ребро. Таким образом, можно проверять подходит и изображение – где нет пересечения классов.

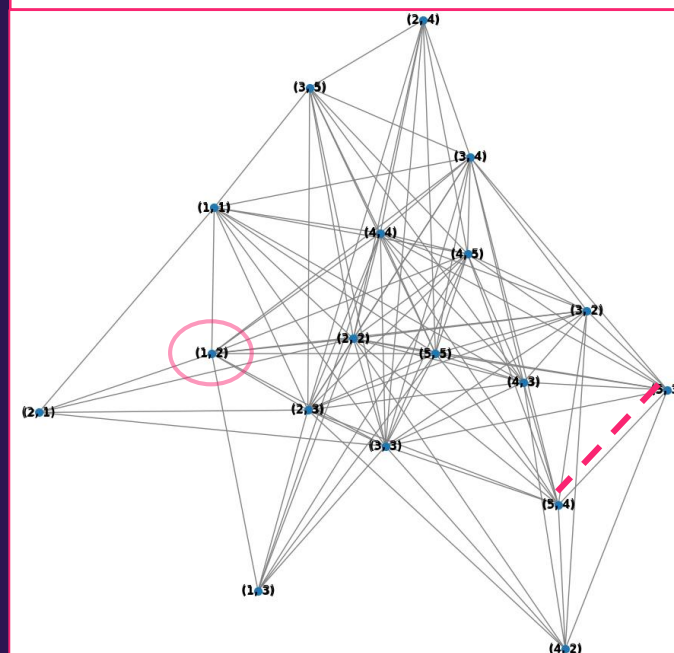
Классы по первому  
показателю (red)



Классы по второму  
показателю (green)



Граф по данным подложки



Минусы:

Очень долгий  
обсчет графа

Разный масштаб  
сильно влияет на  
соотношение  
классов



## 2. Приблизительный поиск Поиск ближайших классов по треугольнику



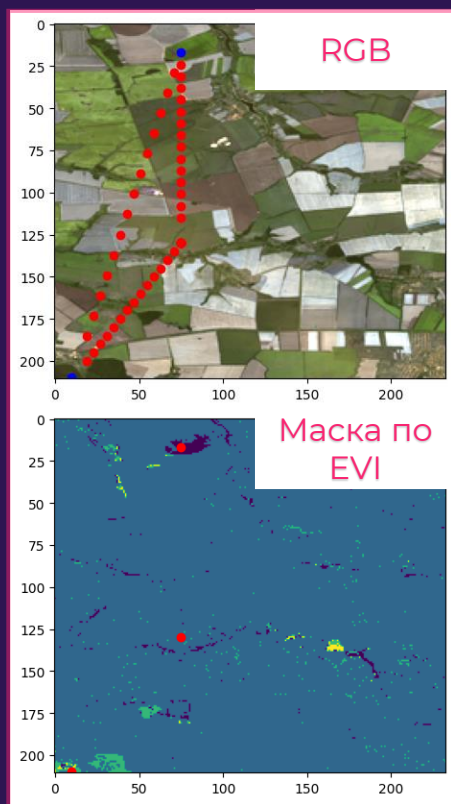
ДЕПАРТАМЕНТ  
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА  
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ  
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО  
ИННОВАЦИЙ  
МОСКВЫ

Выбор точек из редких классов на кропе, чтобы соотнести имеющиеся классы между точками с подложкой.

Ищем на подложке точки, между которыми имеется такой же набор классов (по нескольким слоям данных, например, NDVI, RVI, EVI, GNDVI)

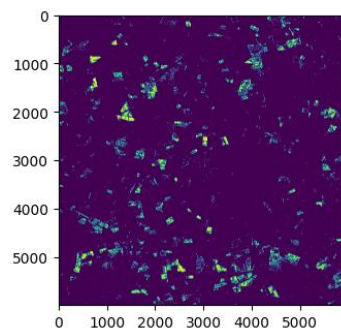


Минусы:

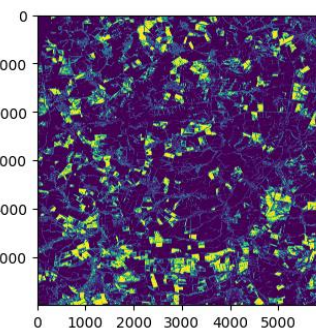
Большое количество точек для поиска получается в суммативной маске

Для поиска по подложке создаются подмаски со всеми классами имеющимися на кропе – суммативная маска

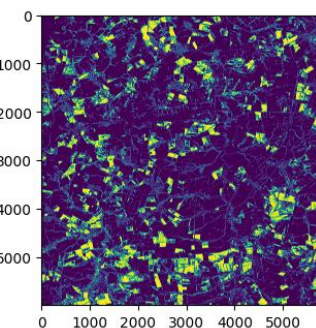
Маска EVI



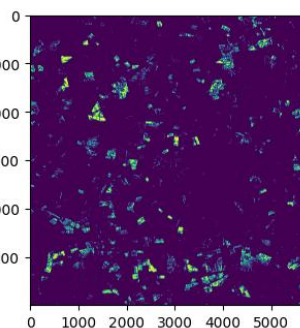
Маска NDVI



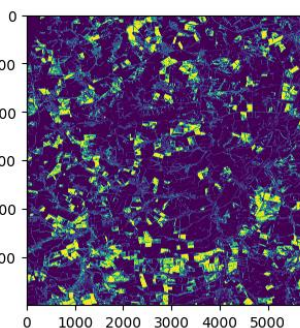
Маска GNDVI



Маска RVI



Суммативная  
маска





## 2. Приблизительный поиск Выделение границ и их сопоставление



ПРОЕКТ  
МЭРА  
МОСКВЫ



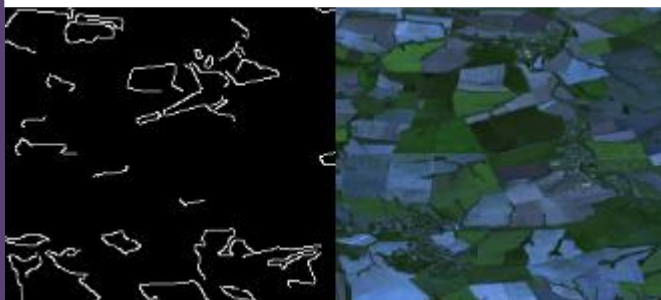
ДЕПАРТАМЕНТ  
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА  
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ  
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО  
ИННОВАЦИЙ  
МОСКВЫ

Из-за разницы геометрии и масштаба просто сопоставлять контуры получалось плохо. Но кучность границ могла дать дополнительную информацию – например, города или другого сильно разнородного объекта

Выделение границ объектов: Canny



Минусы простого сопоставления границ:

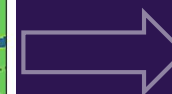
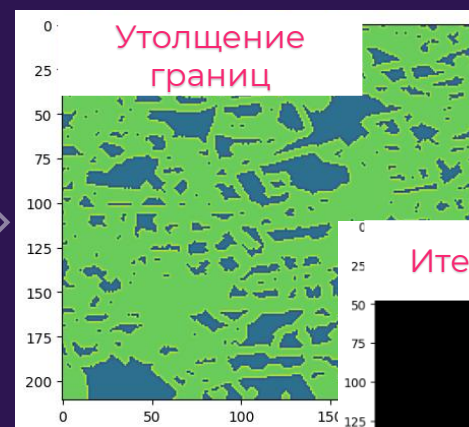
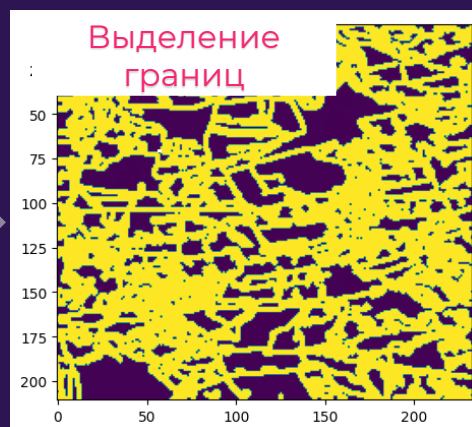
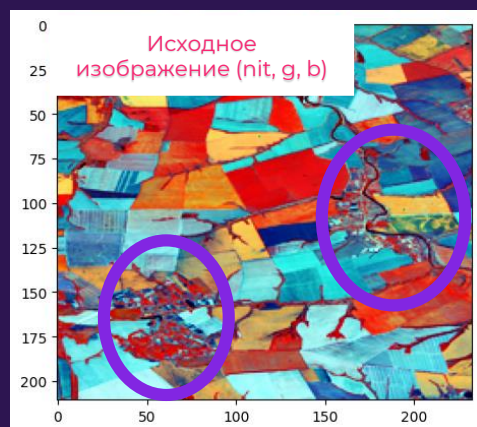
Из-за разных масштабов границы объектов не сходятся

Минусы:

Параметры «толщины» границ и итераций сглаживания приходится подбирать вручную

Низкая точность

Подложку нужно «ухудшать»







## 2. Приблизительный поиск Поиск ближайших соседей

Поиск ближайших соседей – алгоритм кластеризации. Для применения требуется нарезать подложку, поскольку мы не знаем соотношение масштабов подложки и кропа качество обнаружения существенно снижается.

В него подавались:

- Изображения, в том числе с «расчётными» новыми каналами
- Маски
- Процентное содержание классов
- Классы по маскам, где каждый класс это различная комбинация классов с масок

Минусы:

Недостаточная точность во всех случаях

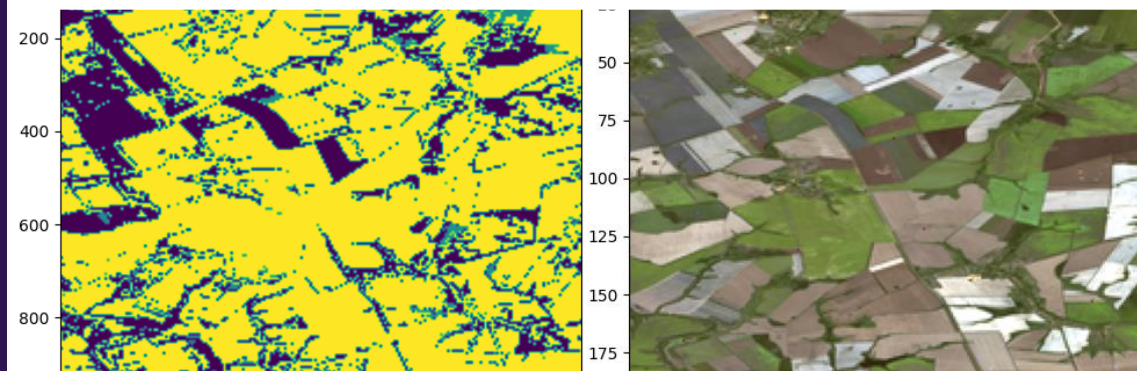


ДЕПАРТАМЕНТ  
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА  
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ  
ГОРОДА МОСКВЫ

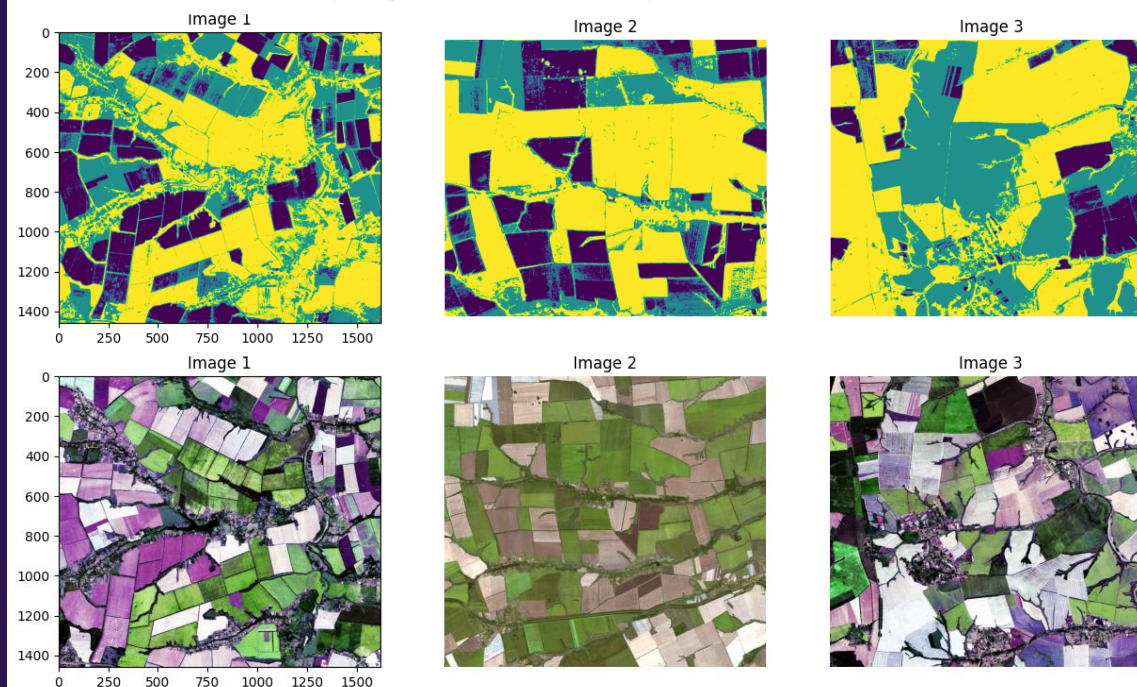


АГЕНТСТВО  
ИННОВАЦИЙ  
МОСКВЫ

Искомое маска (в данном случае NDVI) и изображение

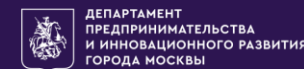


«Обычный» результат поиска трёх ближайших соседей

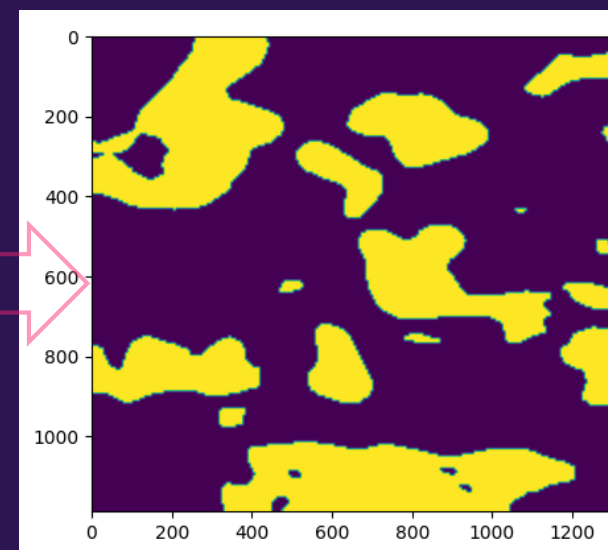
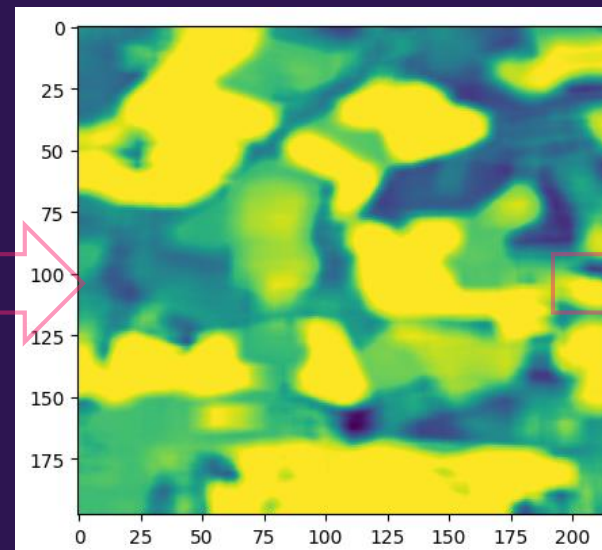
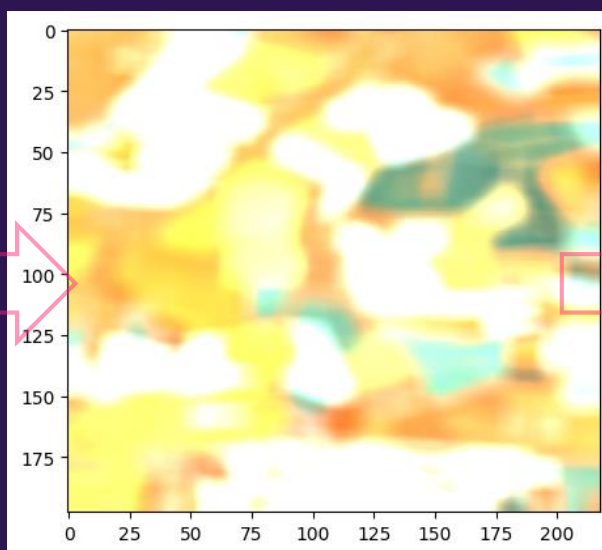
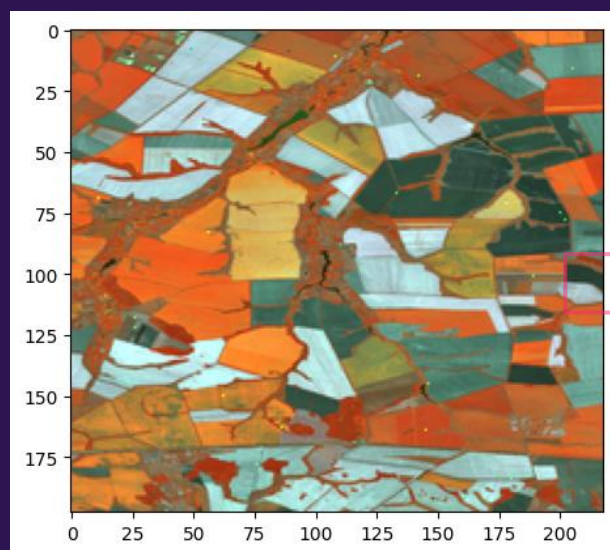




## 2. Приблизительный поиск Поиск ближайших соседей - 2



Пример создания «очертаний» и кластеров по изображению – уменьшение различий между разномасштабными и трансформированными снимками. Для более успешного поиска применяется зумирование (для которого нужно предполагать разницу разрешения снимков)







## 2. Приблизительный поиск ML-маскирование



ПРОЕКТ  
МЭРА  
МОСКВЫ



ДЕПАРТАМЕНТ  
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА  
И ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ  
ГОРОДА МОСКВЫ



АГЕНТСТВО  
ИННОВАЦИЙ  
МОСКВЫ

Был размечен датасет на классы: города, реки, леса  
Была написана свёрточная нейронная сеть для  
предсказания позиции классов

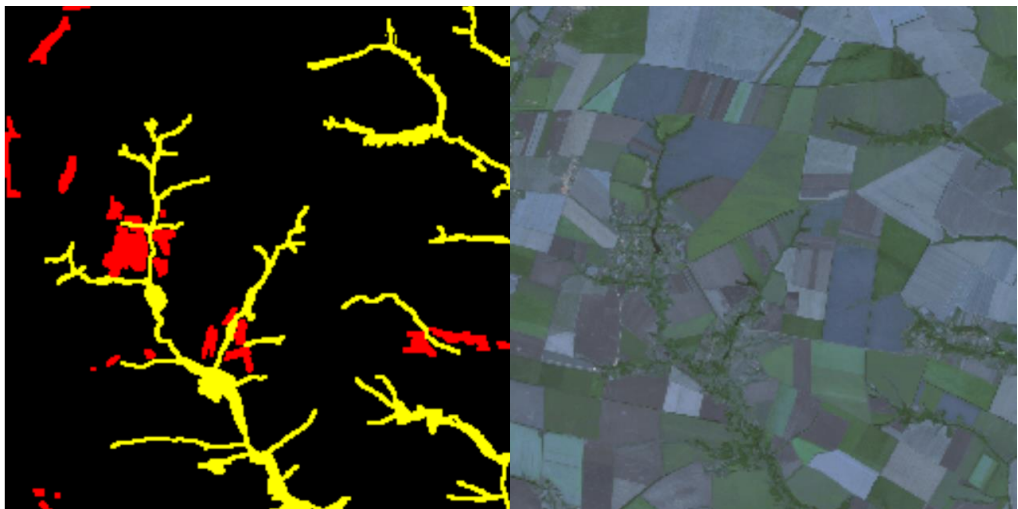
### Минусы:

Трудоёмкость разметки

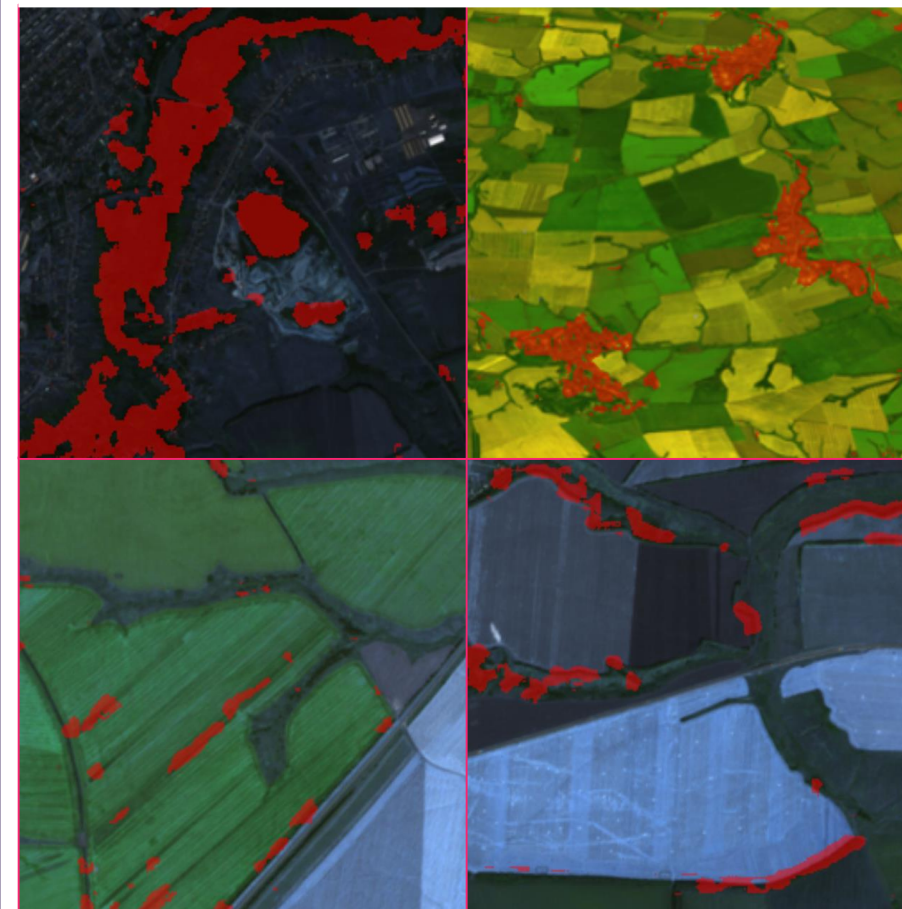
Потребуется дообучать на других типах  
местности

Размеченные маски  
классов

Исходное изображение

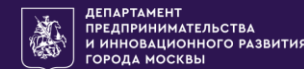


Пример работы на валидационной выборке

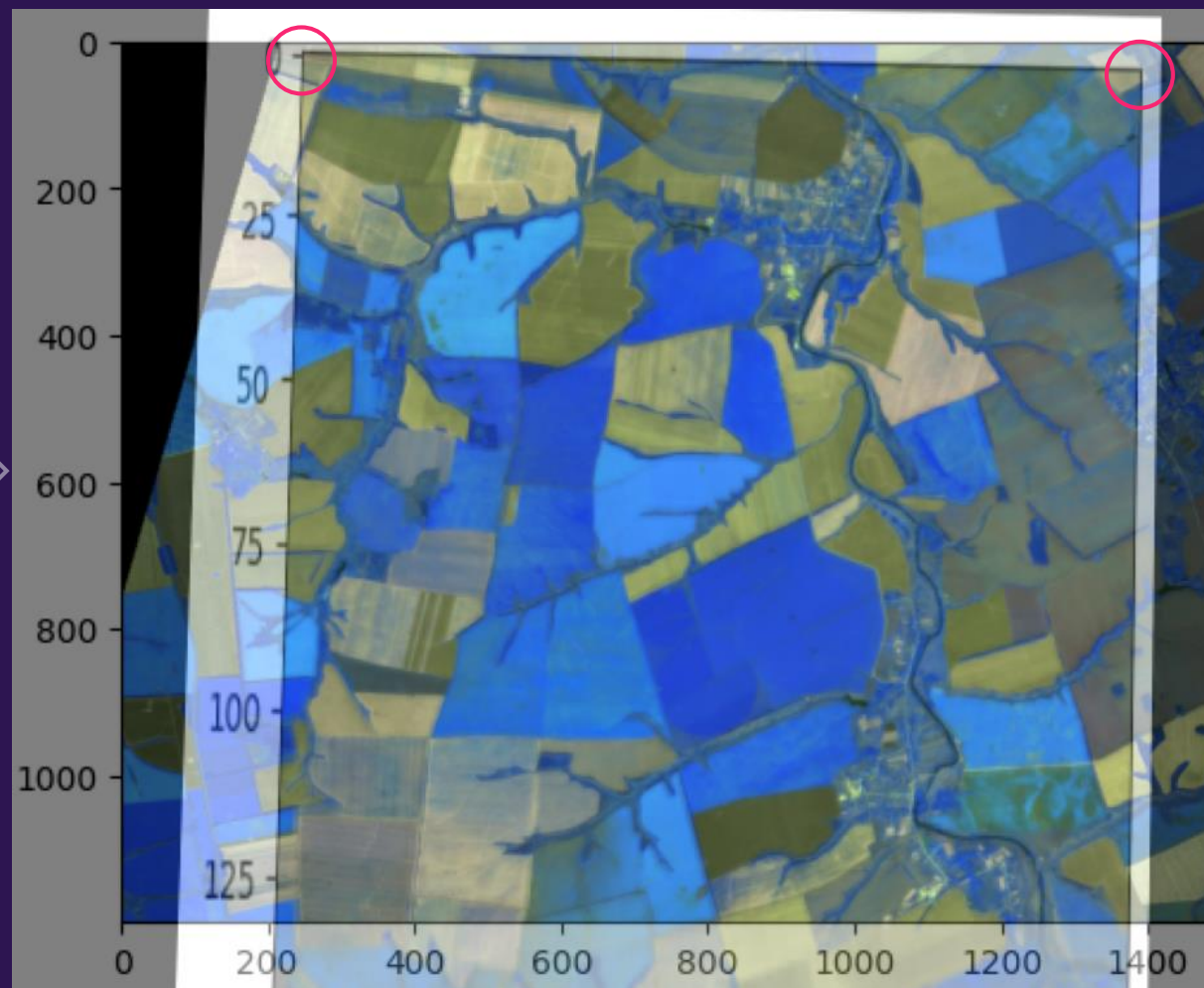
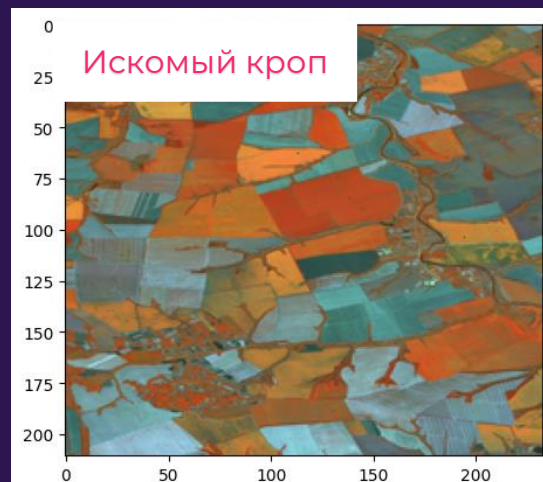




### 3. Локальный поиск



С задачей локального поиска отлично справляется алгоритм ORB



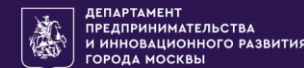
Минусы:

Требуется найти кусочек на подложке, который большей частью перекрывается искомым изображением

Возможно, потребуется досчитывать всех углов искомого изображения



## Не успели проверить



Возможно, применение пары моделей ResNet + K-means и PCA может дать хороший результат по сравнению совсем другими методами. Однако, спутниковые снимки отливаются от обычных картинок именно интерпретируемостью значений каналов – лес не может быть красным, а здоровые растения отражают `near`, не так как увядающие.

Более вероятно, итеративная проверка соседствующих классов на горизонтали/вертикали даст точные совпадения. Этот метод позволит сохранить интерпретируемость алгоритма на каждом шаге.

Общая логика, кажется, должна быть сохранена – сначала поиск приблизительного места, а после уточнение координат углов.

### Предобработка

- Обработка выбросов
- Выделение классов/масок
- Расчёт данных по подложке

### Приблизительный поиск

- Расчёт графа соседствующих классов
- Поиск ближайших классов по треугольнику
- Выделение границ и их сопоставление / маскирование городов
- Поиск ближайших соседей по:
  - Маскам (NDVI, EVI, RVI & ...) / Маскам (города, реки)
  - ML-выделенным классам
  - Процентному содержанию классов на снимке
  - Поиска минимума разностей изображений

### Локальный поиск

- Точное позиционирование снимка на части подложки (ORB)