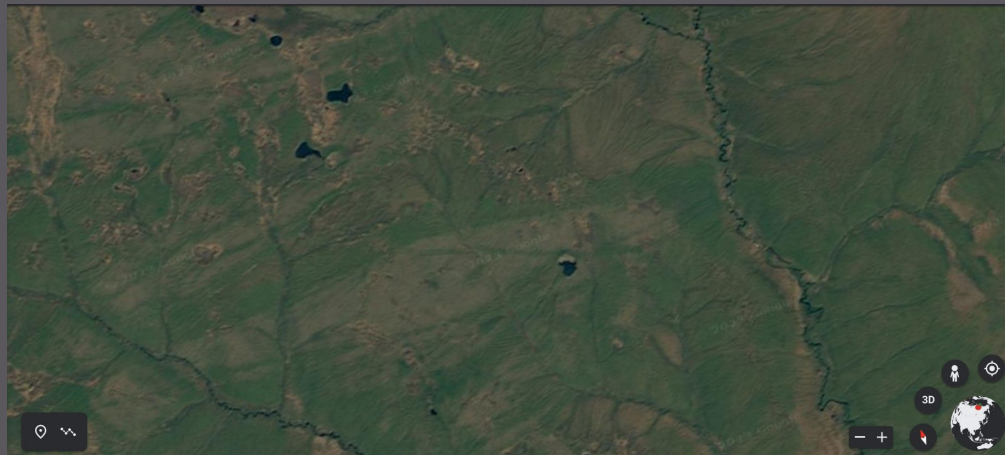


**«Бортовой мониторинг земной
поверхности с целью распознавания
объектов живой природы»**

Актуальность

- Спасательные операции с участием людей дорогостоящи, не слишком результативны и подвергают риску жизни самих спасателей. И с задачей поиска людей человек справляется с куда меньшей эффективностью, чем высокотехнологичное вычислительное устройство. А благодаря улучшению качества поиска с использованием нейронных сетей, задача нахождения людей с БПЛА становится практически тривиальной.
- Характерной особенностью мест, где человек может потеряться, является низкая картографированность, отсутствие карты дорог и ориентиров.



Цели и задачи

Цели:

Повышение эффективности работы БПЛА, предназначенных для мониторинга объектов живой природы

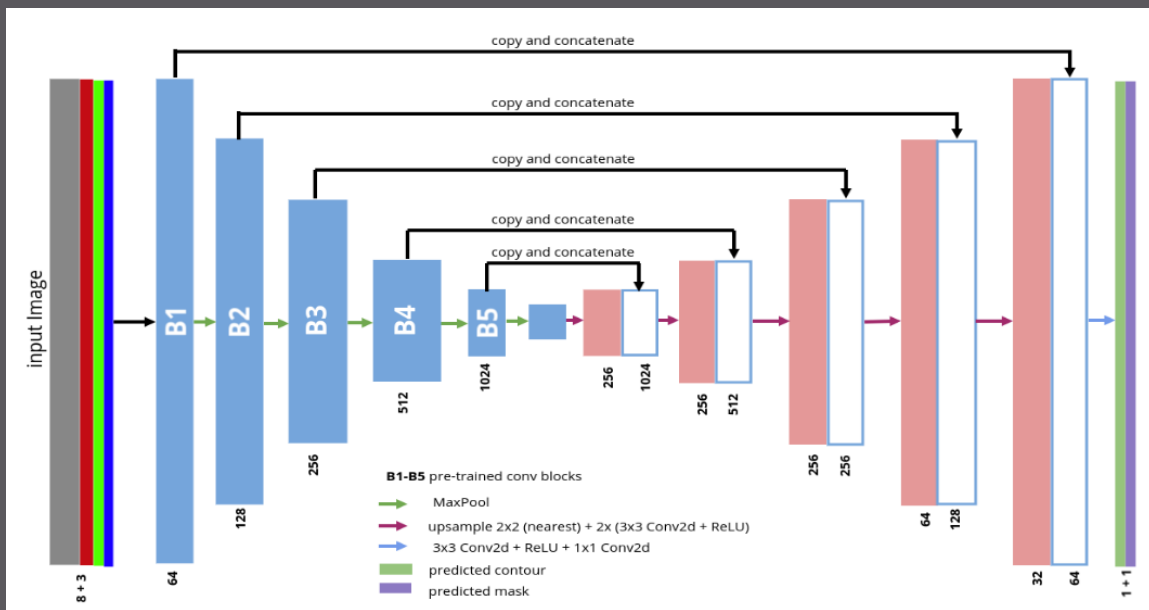
Задачи:

- Анализировать изображения, поступающие из внешнего источника и с помощью разработанной и предобученной нейронной сети сегментировать на данных изображениях людей и вести их подсчет
- Считывать с изображения метаинформацию с геопозицией, преобразовывать их в стандартные широту и долготу
- Получать с помощью координат изображения спутниковый снимок местности
- С помощью предобученной нейронной сети сегментировать на спутниковом снимке любые виды дорог
- Находить по координатам с изображения ближайшие населенные пункты
- Вычислять по найденным дорогам кратчайший путь от координат изображения до ближайшей дороги и от ближайшей дороги до ближайших населенных пунктов
- Предоставлять графический интерфейс для использования вышеозначенного функционала

Модель обучения

- Добавлены слои Batch normalization
- Функция активации LeakyReLU вместо ReLU для смягчения проблемы исчезающего градиента
- Были добавлены слои Dropout
- EfficientNetB4 в качестве энкодера для людей
- Resnet50 в качестве энкодера для дорог

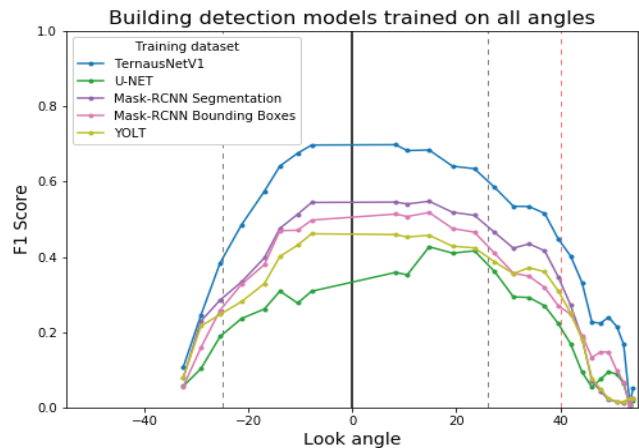
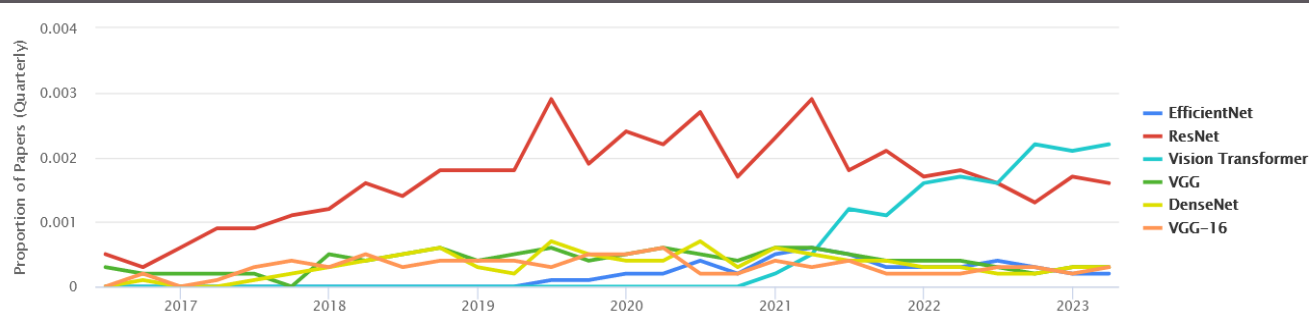
TernausNetV2



$$\text{LeakyReLU}(x) = \max(0, x) + \text{negative_slope} * \min(0, x)$$

$$\text{LeakyReLU}(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x \geq 0 \\ \text{negative_slope} \times x, & \text{otherwise} \end{cases}$$

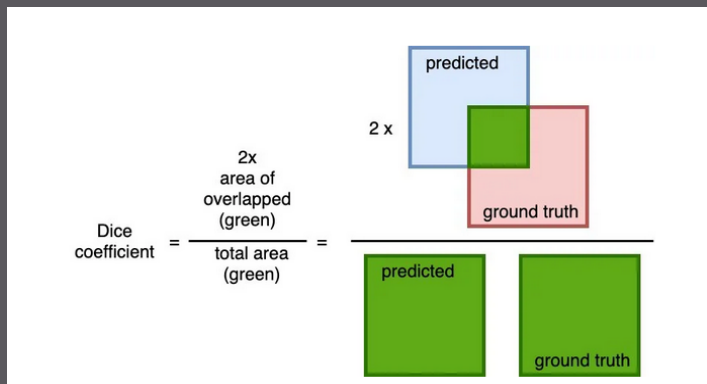
Обоснование модели



Task	Model	F_1			Avg.
		NADIR	OFF	VOFF	
Seg	TernaustNet	0.62	0.43	0.22	0.43
Seg	U-Net	0.39	0.27	0.08	0.24
Seg	Mask R-CNN	0.47	0.34	0.07	0.29
Det	Mask R-CNN	0.40	0.30	0.07	0.25
Det	YOLT	0.49	0.37	0.20	0.36

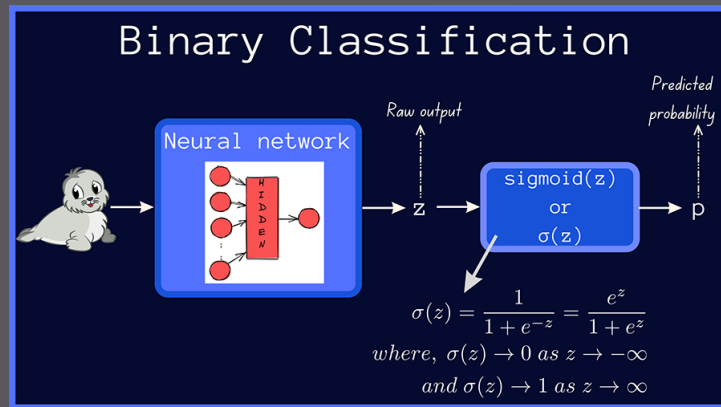
Метрики

Коэффициент Dice



Binary cross-entropy

Binary Classification

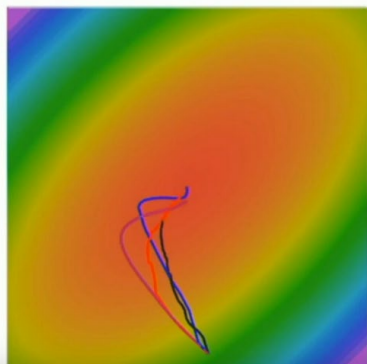


- Учитывает пространственную структуру изображений и поощряет прогнозы, которые имеют большое совпадение с истинными масками.
- Учитывает дисбаланс между пикселями переднего и заднего плана, поскольку придает равный вес обоим классам.
- Уверенные и неверные прогнозы наказываются сильнее, чем неуверенные и неверные прогнозы.
- Она выпуклая, что означает, что у нее есть один глобальный минимум и нет локальных минимумов.

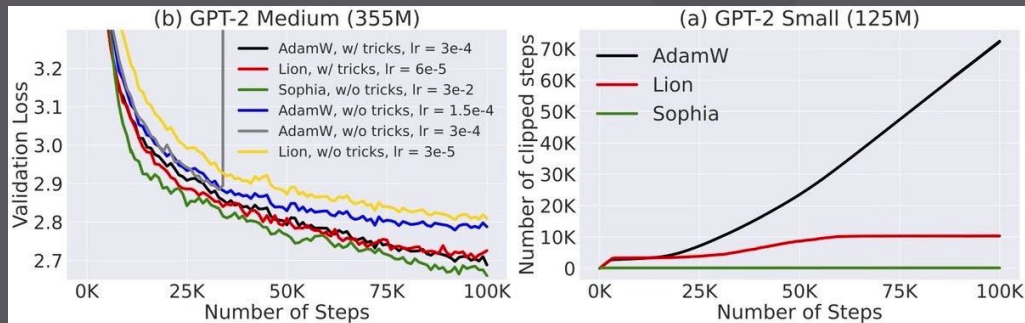
Оптимизатор

В качестве оптимизатора
выбран Adam

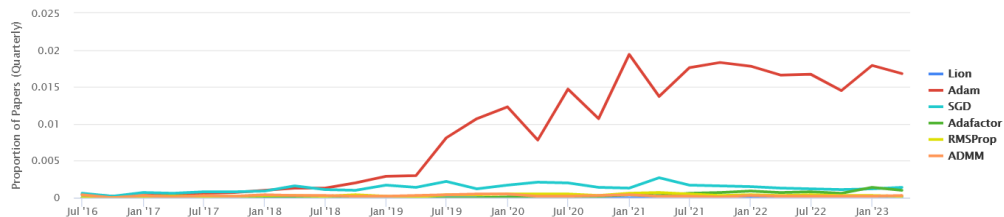
Adam



— SGD
— SGD+Momentum
— RMSProp
— Adam



Usage Over Time



Методы и инструменты разработки



TensorFlow



Keras

Google APIs



pandas



OpenCV



Folium



Albumentations



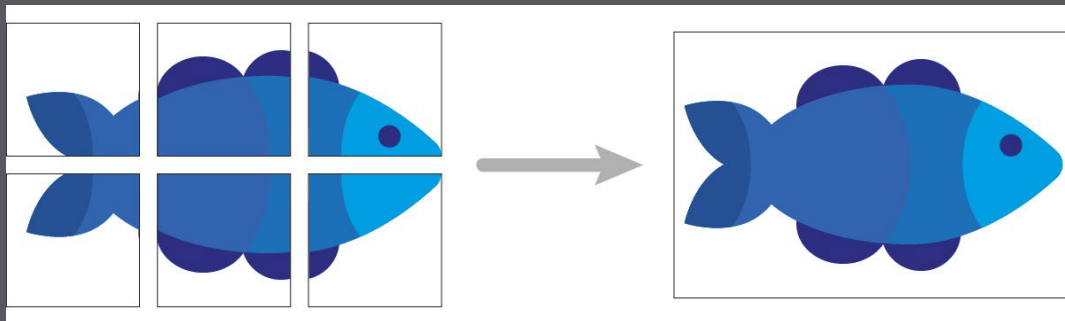
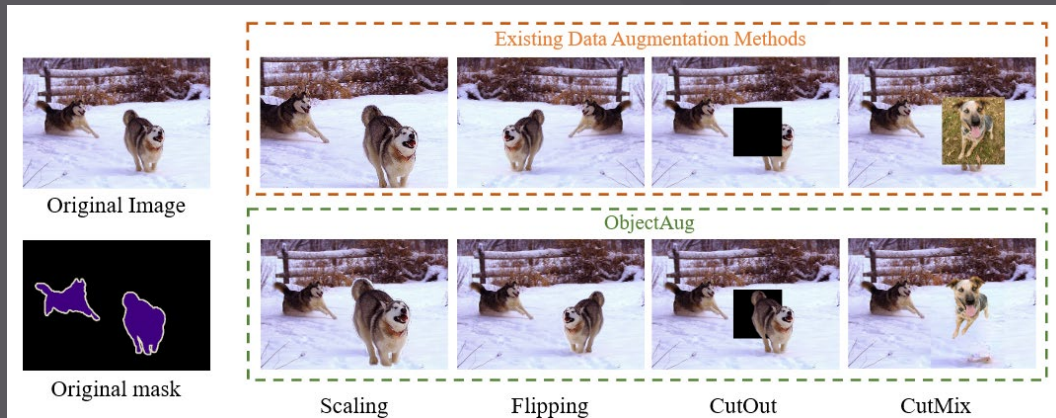
gradio



Selenium

Трансформации данных

- Поворот
- Размытие
- Изменение масштаба
- Разделение изображения на патчи (512x512)

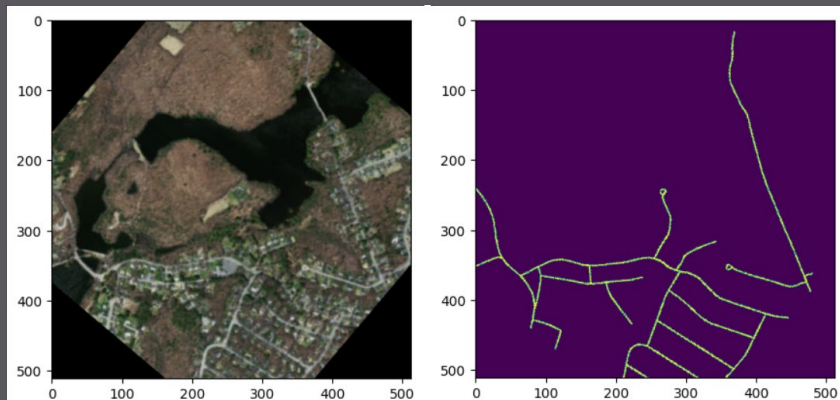


Method	Aug	mIoU (%)
FCN	×	82.2
	✓	85.5
U-Net	×	84.6
	✓	87.2
PSPNet	×	86.3
	✓	89.1
DeepLab V3	×	87.1
	✓	89.7

Датасеты

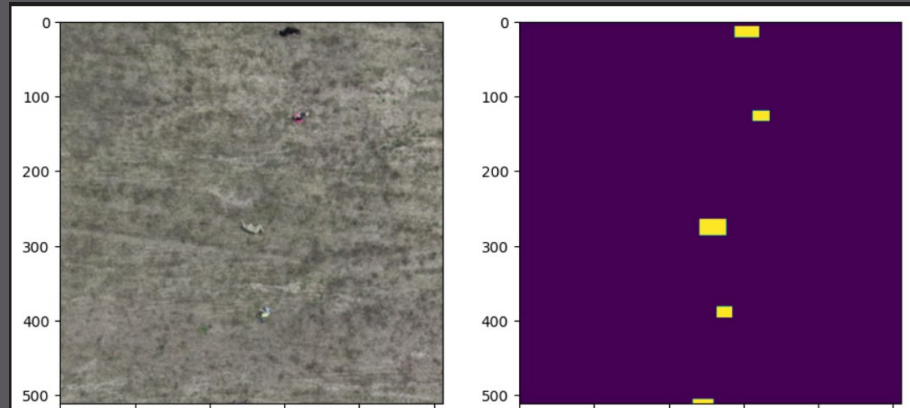
Дороги

- SpaceNet Road Detection and Routing Challenge (4 датасета, geojson)
- Massachusetts Roads Dataset (csv)



Люди

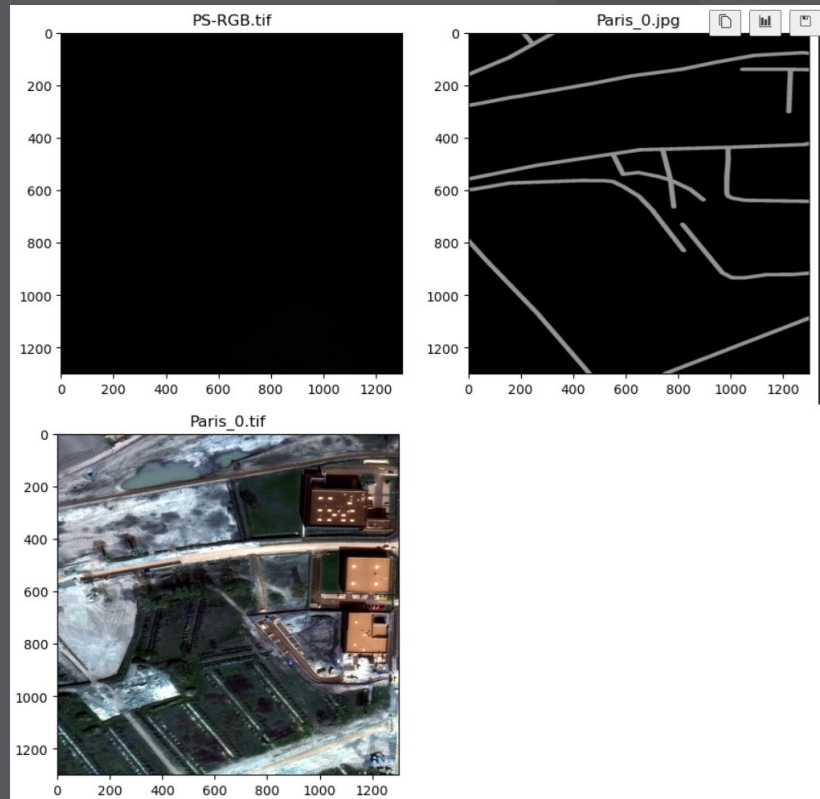
- Lacmus Drone Dataset (LaDD) – это набор данных для поиска пропавших людей (xml)
- NTUT 4K Drone Photo Dataset for Human Detection (csv)



Особенности датасета SpaceNet

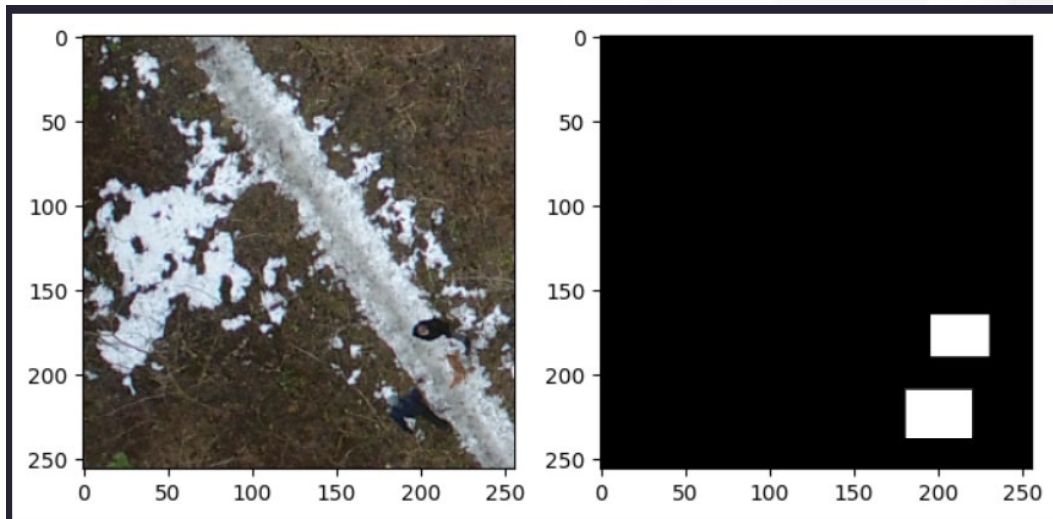
roads_processing > sn3_AOI_3_Paris > sn3_SN3_roads_train_AOI_3_Paris_PS-RGB_img6-labels > {} labels.geojson >

```
1 {
2   "type": "FeatureCollection",
3   "crs": {
4     "type": "name",
5     "properties": {
6       "name": "urn:ogc:def:crs:OGC:1.3:CRS84"
7     }
8   },
9   "features": [
10    {
11      "type": "Feature",
12      "properties": {
13        "heading": "0",
14        "lane_number": "2",
15        "one_way_ty": "2",
16        "paved": "1",
17        "road_id": 684,
18        "road_type": "2",
19        "origarea": 0,
20        "origlen": 0.002674811893701301,
21        "partialDec": 1,
22        "truncated": 0,
23        "bridge_type": "2",
24        "inferred_speed_mph": 45,
25        "inferred_speed_mps": 20.1168
26      },
27      "geometry": {
28        "type": "LineString",
29        "coordinates": [
30          [
31            2.18844690648,
32            49.05026271976
```



Получение датасетов

- Генерация датасета – from dataframe slices -> shuffle -> create borders -> make patches -> augmentation -> dataset from generator
- Создание train, test и val с помощью take и skip



Работа с моделью



- Определение метрик
- Определение оптимизатора
- Количество эпох и скорость обучения
- Callbacks – сохранение весов по лучшей функции потерь и адаптивная скорость обучения

```
...  
Total params: 15,856,360  
Trainable params: 15,801,809  
Non-trainable params: 54,551
```

```
Epoch 44/120  
716/716 [=====] - 494s 688ms/step - loss: 0.2234 - dice_coef: 0.6590 - iou_score: 0.4941 - val_loss: 0.2343  
Epoch 45/120  
716/716 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.2234 - dice_coef: 0.6592 - iou_score: 0.4940  
Epoch 45: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 4.999999873689376e-05.  
716/716 [=====] - 476s 664ms/step - loss: 0.2234 - dice_coef: 0.6592 - iou_score: 0.4940 - val_loss: 0.2191  
Epoch 46/120  
716/716 [=====] - 476s 664ms/step - loss: 0.2196 - dice_coef: 0.6643 - iou_score: 0.4997 - val_loss: 0.2179
```

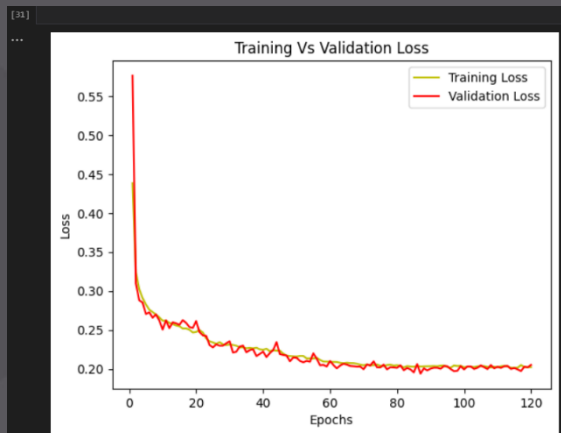
Результаты обучения

Люди



Test loss: 0.19353455058332346
Test accuracy: 0.78014579945389595

Дороги



Test loss: 0.20348656177520752
Test accuracy: 0.6930459141731262

Работа с геометкой

- Считывание геопозиции в GPS формате
- Преобразование к широте и долготе
- Получение списка ближайших населенных пунктов

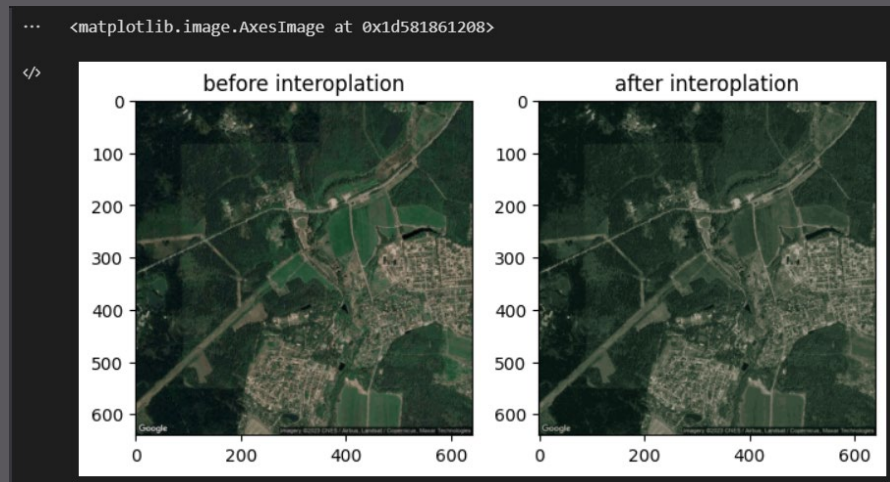
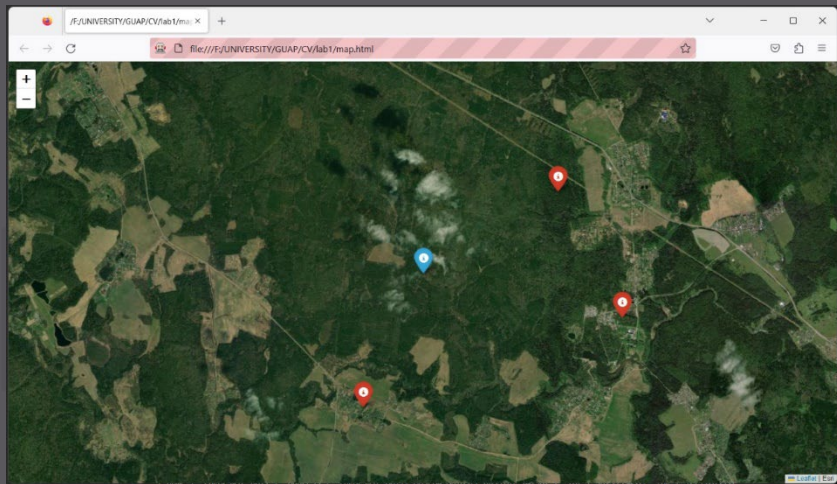
```
GPS_cord_lat = , (56.0, 1.0, 5.0185) lat_ref = N  
GPS_cord_lon = , (37.0, 56.0, 21.7463) lon_ref = E  
Latitude: 56.01806069444444, Longitude: 37.93937397222222
```

```
Found 3 nearby cities and villages.
```

```
{'name': 'Zagorskie Dali', 'address': 'Zagorskie Dali, Moscow Oblast, Russia, 141367', 'lat': 56.3935451, 'lng': 37.9920535}  
{'name': 'Zagorskiye Dali', 'address': '141367, Сергиев Посад, Moskovskaya oblast', Russia, 141367", 'lat': 56.41197990000001, 'lng': 37.9751161}  
{'name': "Alfer'ev", 'address': "Alfer'ev", Moscow Oblast, Russia, 141355", 'lat': 56.3804189, 'lng': 37.9233798}
```


Работа с картой

- Получение карты с помощью Folium
- Опциональная расстановка маркеров объектов
- Открытие карты и получение скриншота с помощью Selenium
- Сглаживание карты для распознавания при помощи k-means

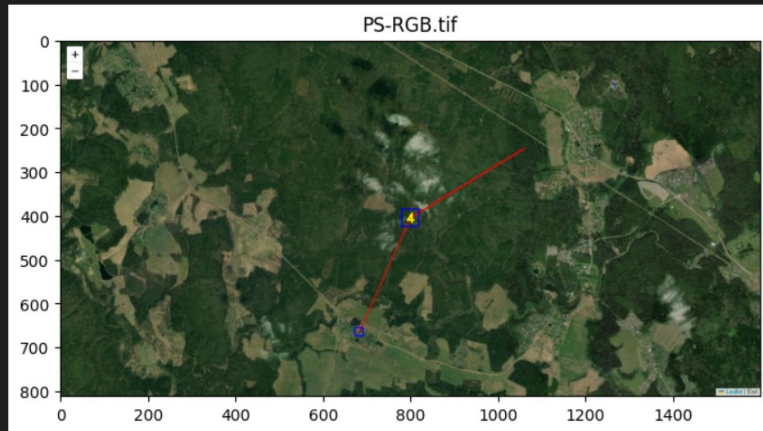


Обработка карты и маски

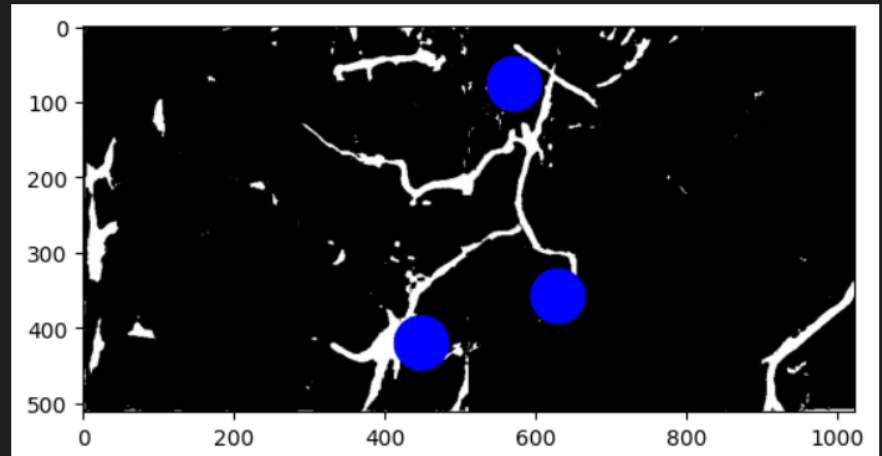
- Получение координат на изображении по широте и долготе (расчет коэффициентов преобразования)
- Расстановка маркеров
- Выделение населенных пунктов

```
coords = 56.3804189 37.9233798  
pixels = 666 683
```

```
<matplotlib.image.AxesImage at 0x1db94794088>
```

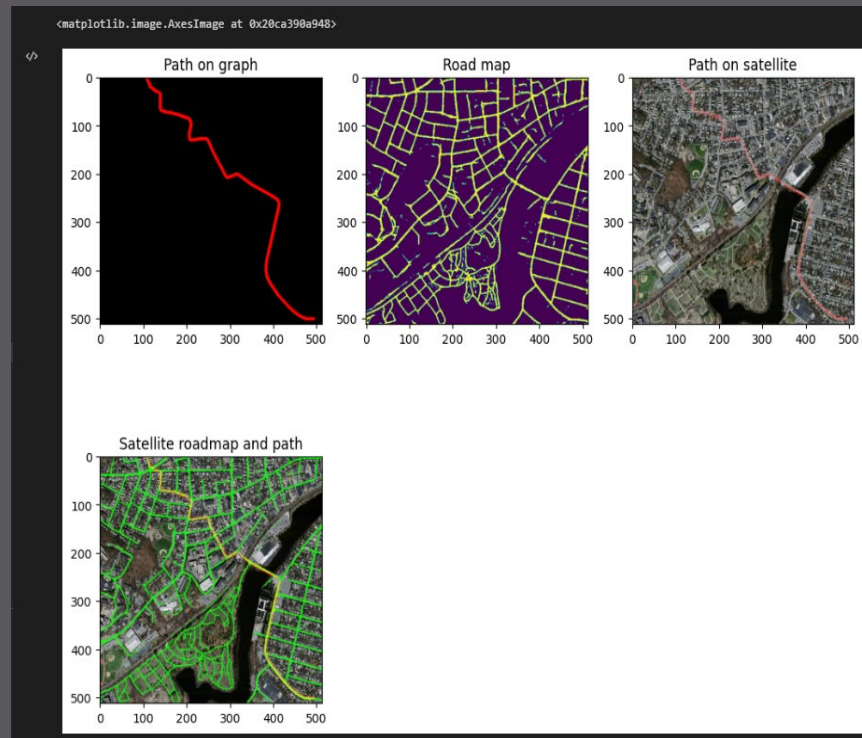
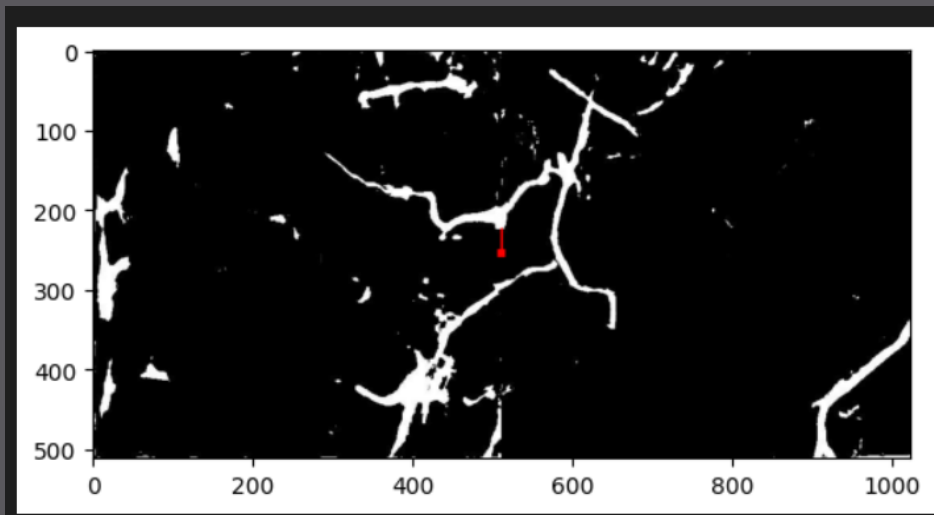


```
<matplotlib.image.AxesImage at 0x1da520f0208>
```



Нахождение путей

- Нахождение кратчайшего пути до ближайшей дороги – вычисление всех расстояний и выбор минимального
- Нахождение кратчайшего пути между точками – по графу с помощью Дейкстры, для создания ребра допустимы небольшие разрывы



Графическое приложение – распознавание и подсчет людей

Aerial human segmentation

Find humans

Satellite map and roads

Find localities

Please select source image



Find humans

Get satellite map

Image Info

Predicted humans

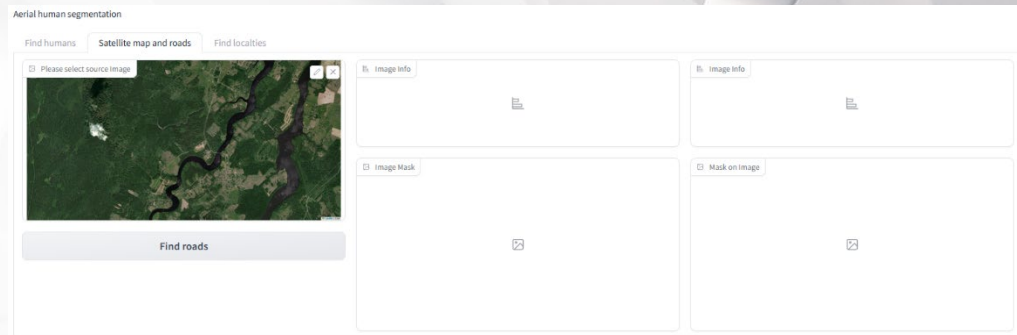
Image Mask



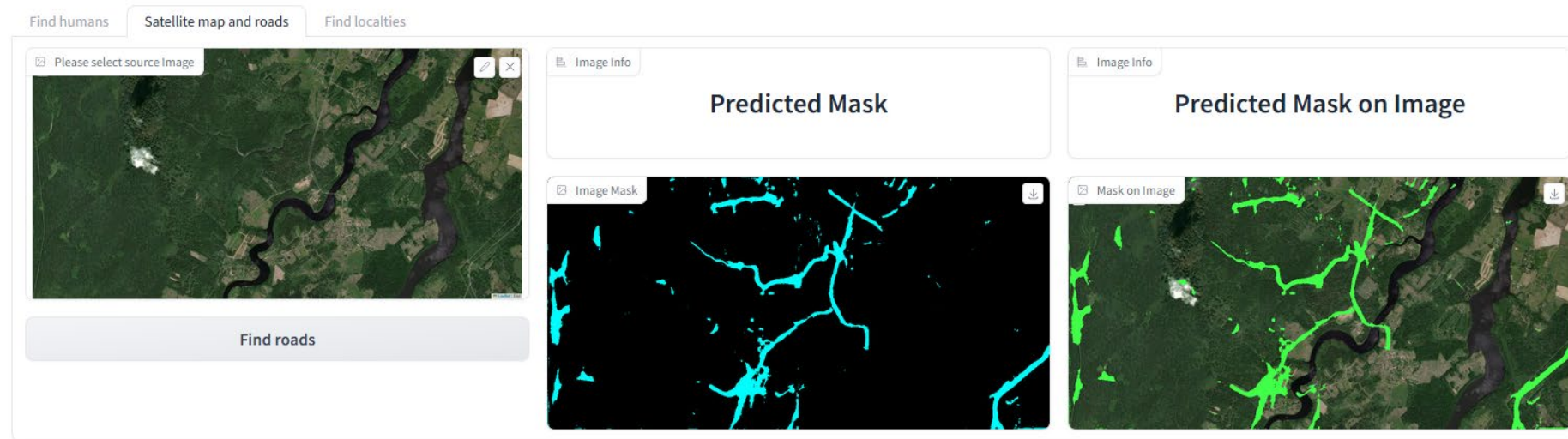
Number of humans

4 humans were found on image

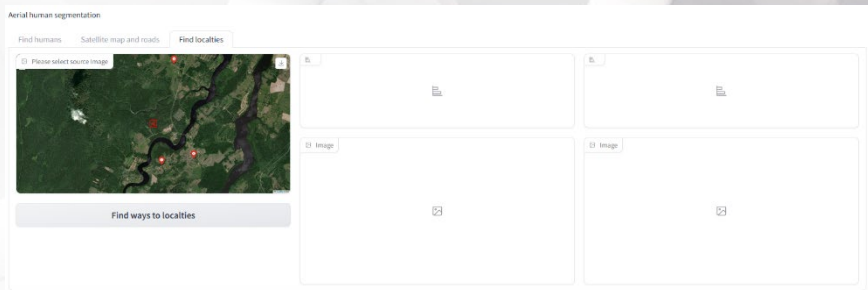
Графическое приложение – распознавание дорог



Aerial human segmentation

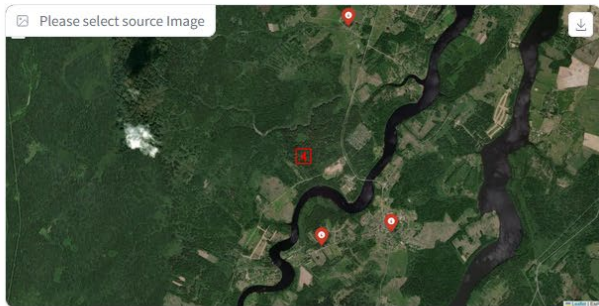


Графическое приложение – нахождение пути



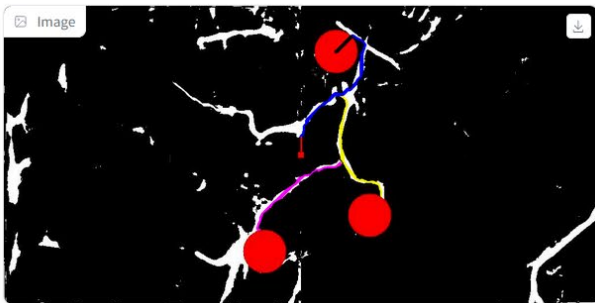
Aerial human segmentation

Find humans Satellite map and roads Find localities

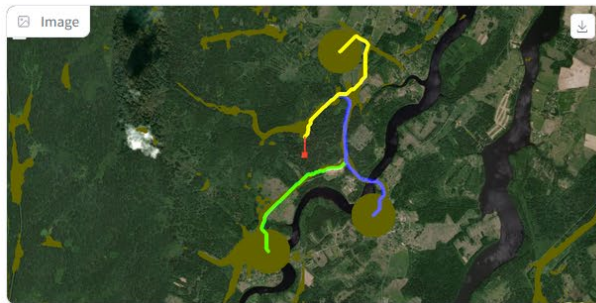


Find ways to localities

Path on graph



Satellite roadmap and path



Дополнительные примеры работы

