



БОТАНИЧЕСКИЙ САД-ИНСТИТУТ
Дальневосточного отделения Российской академии наук

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ КРОН ДЕРЕВЬЕВ РАЗНЫХ ВИДОВ И УЧАСТКОВ ПОВРЕЖДЕННЫХ ДРЕВОСТОЕВ НА СПУТНИКОВЫХ RGB-ИЗОБРАЖЕНИЯХ СВЕРХВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Докладчик: Кирилл Корзников;

Содокладчики: Дмитрий Кислов, Татьяна Петренко;

Ботанический сад-институт ДВО РАН

ИКИ РАН

2021

Почему нейронные сети?

Возможность распознавания паттернов изображений объектов-классификация композиций, а не отдельных пикселей.

Основная цель: использование свёрточных нейронных сетей (convolutional neural networks, CNNs) для целей распознавания объектов лесного покрова (и/или других объектов растительного покрова).

Область применения: инвентаризация ресурсов, охрана природных комплексов, научные дисциплины.

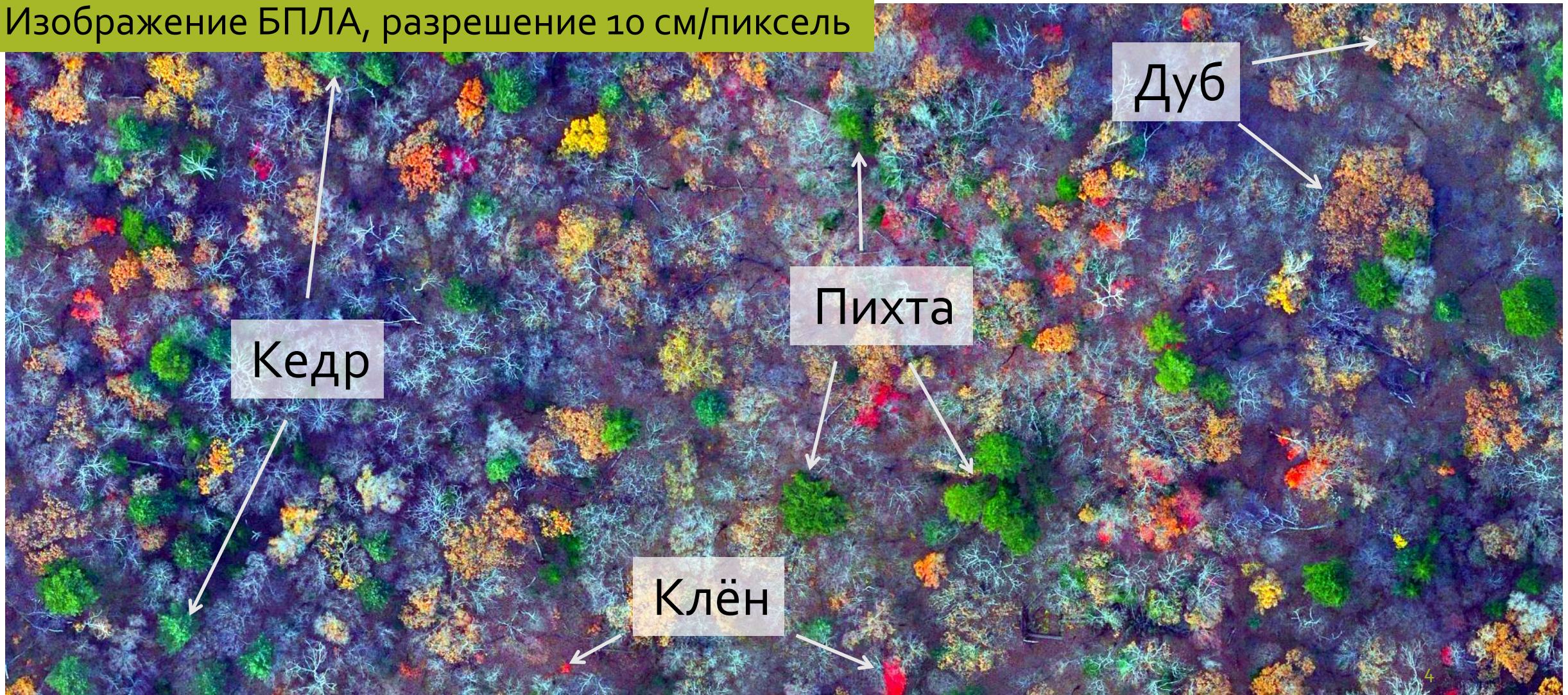


Места выполнения работ



Задача – распознавание растительных объектов

Изображение БПЛА, разрешение 10 см/пиксель



Задача – распознавание растительных объектов

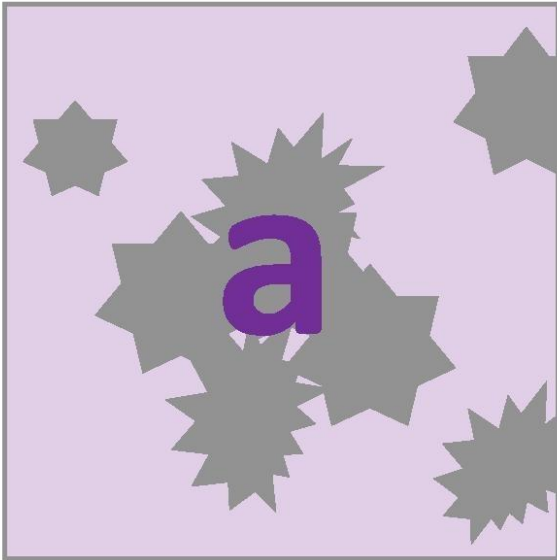
Изображение БПЛА, разрешение 10 см/пиксель



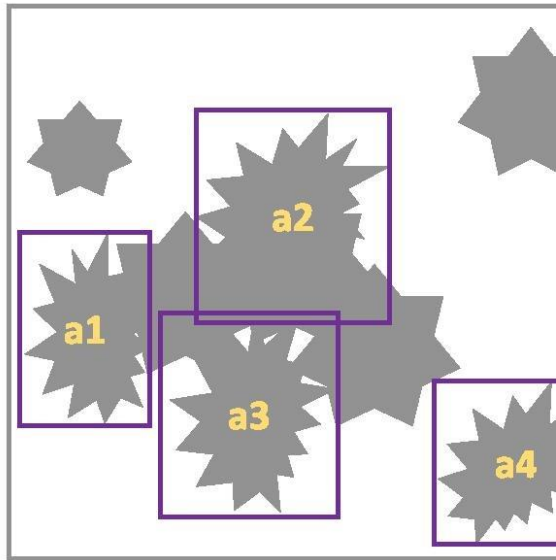
Пихта

Возможные варианты решения

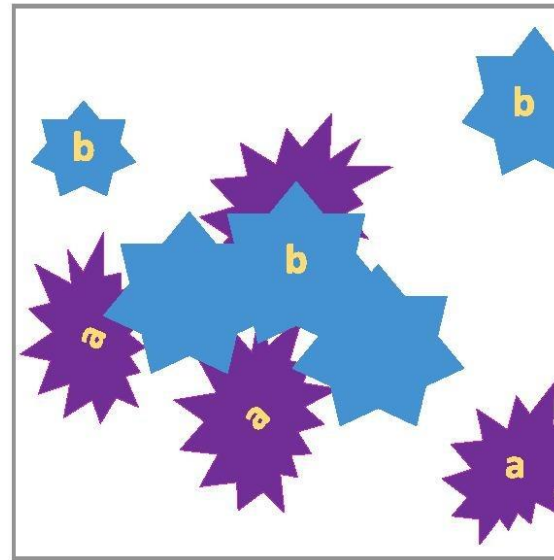
a) Image classification



b) Object detection



c) Semantic segmentation



d) Instance segmentation

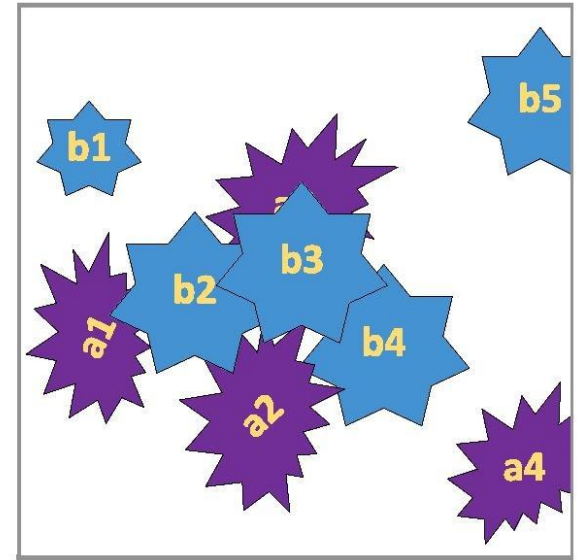
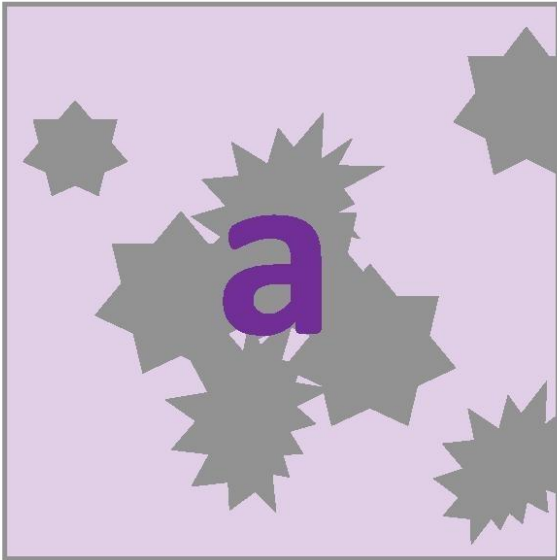


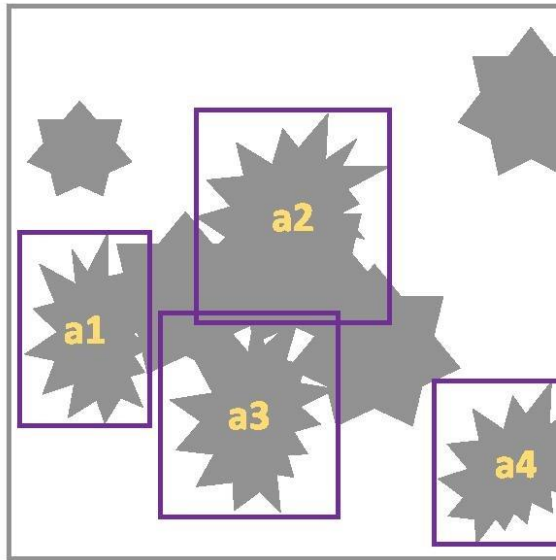
image source: Katternborn et al., 2021; 10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010

Возможные варианты решения

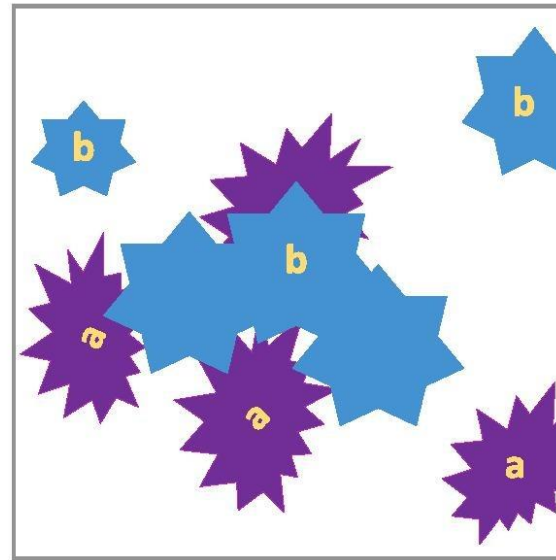
a) Image classification



b) Object detection



c) Semantic segmentation



d) Instance segmentation

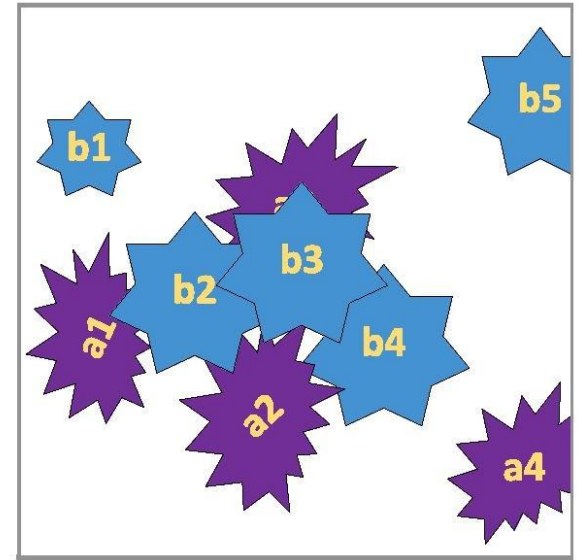


image source: Katternborn et al., 2021; 10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010

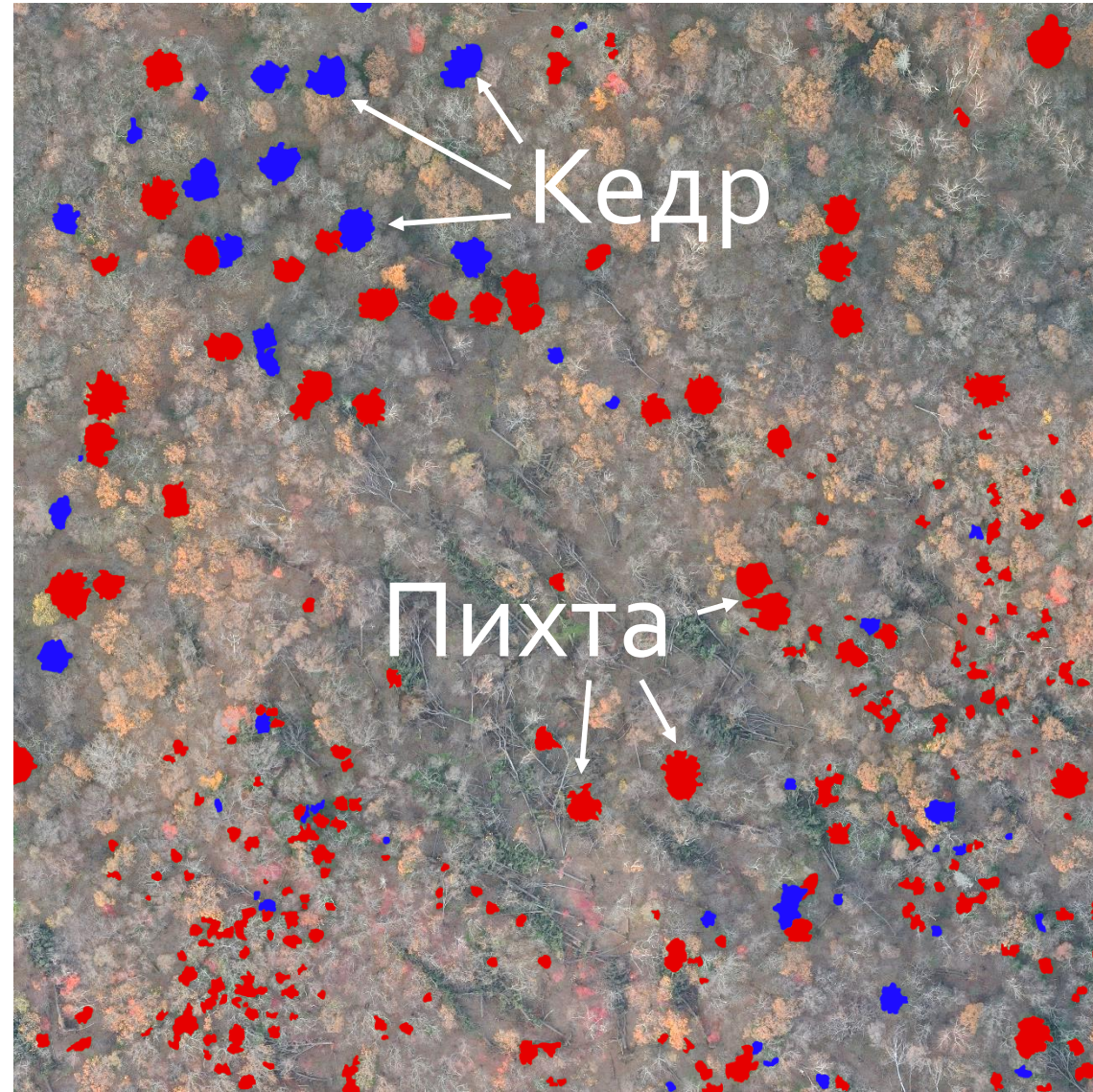
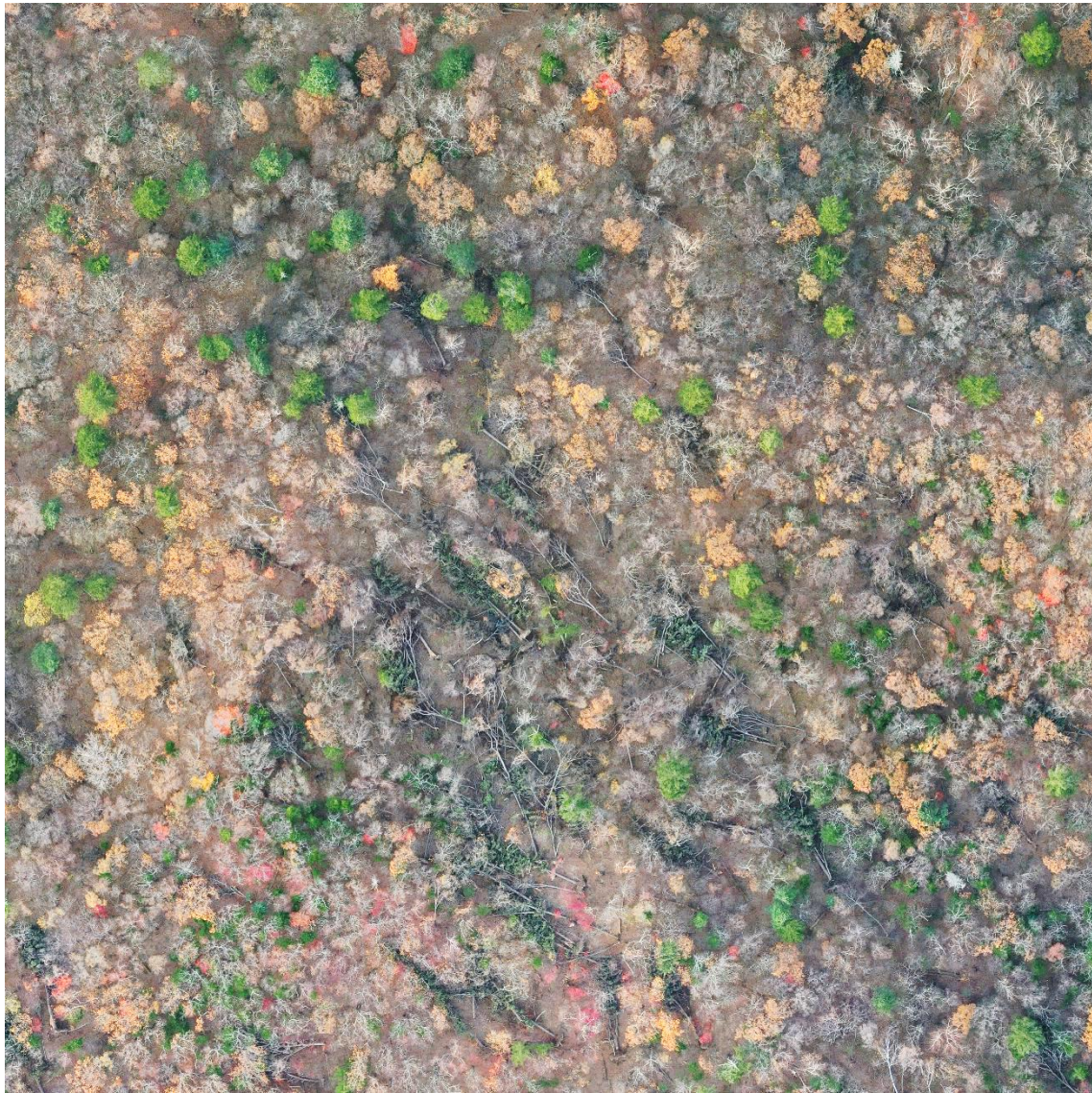
Методология

Обучение нейросети

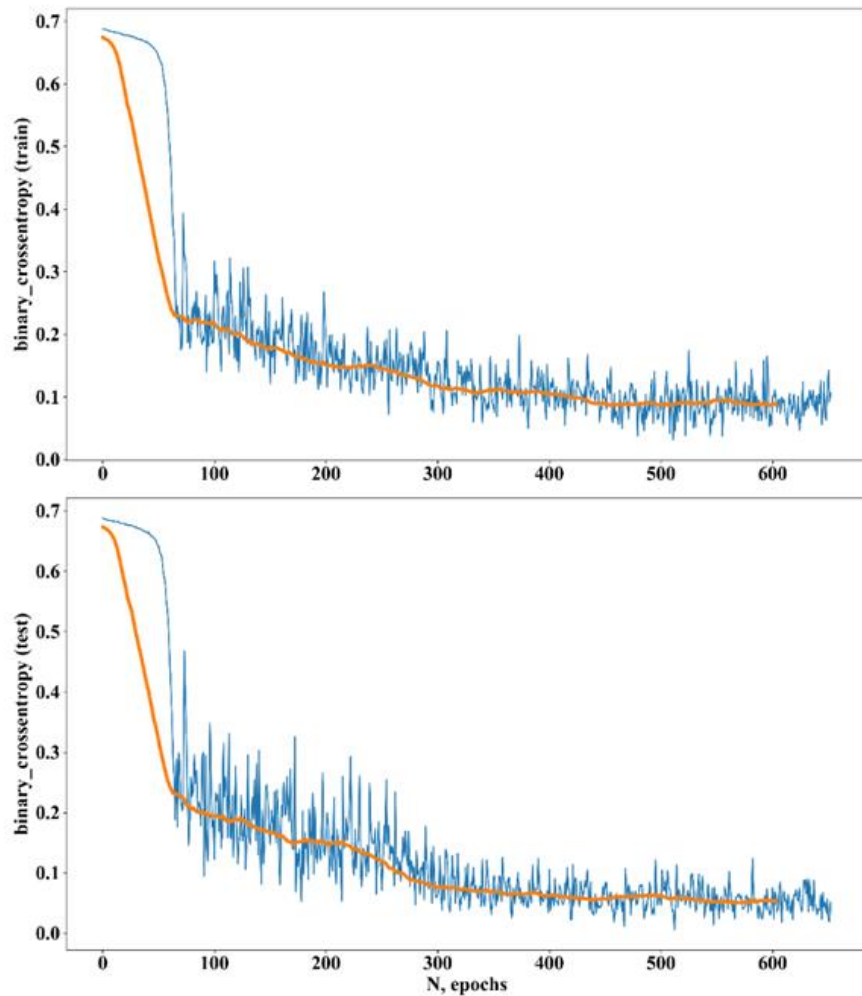
Источники данных: RGB-изображения Pleiades-1, WorldView-3, GeoEye-1



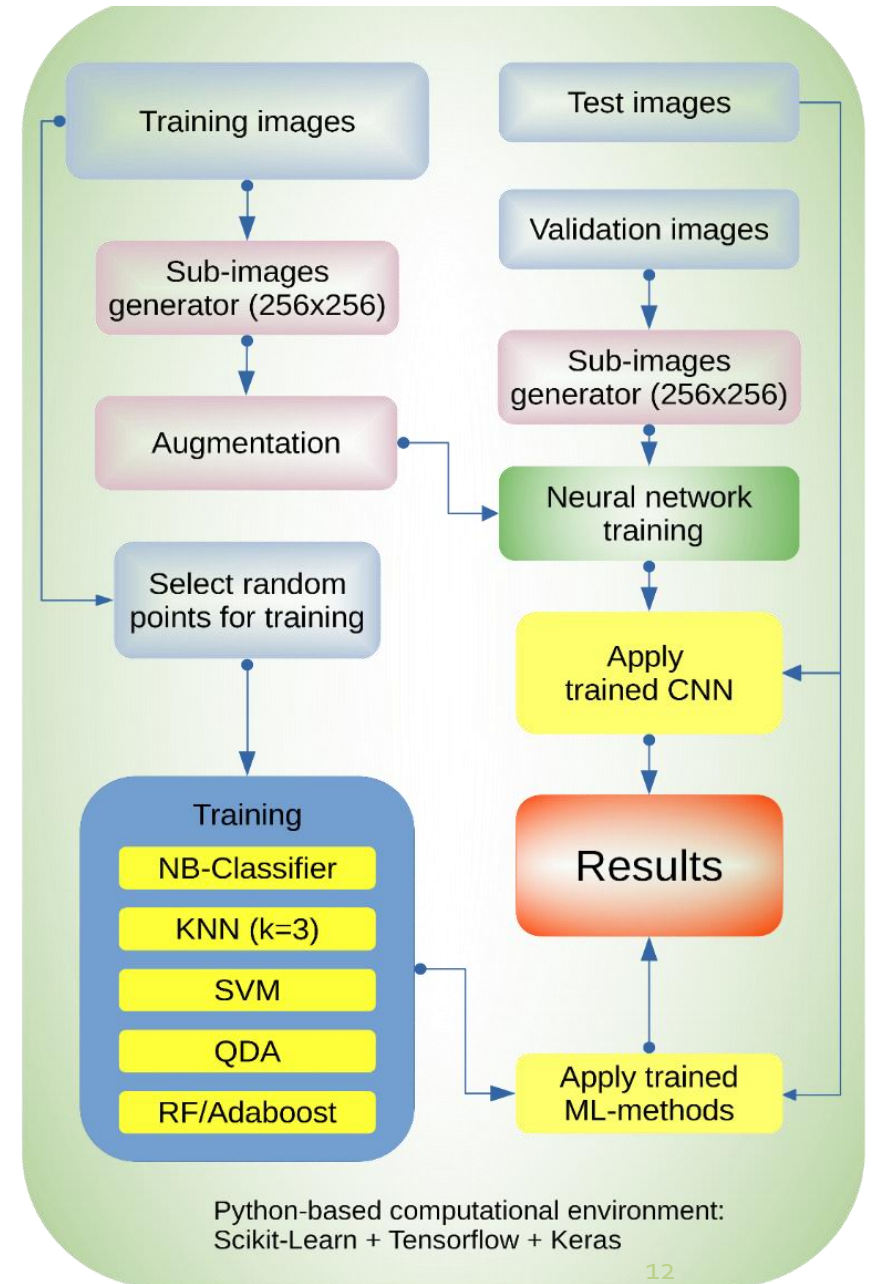
Создание масок обучающей, валидационной и тестовой выборки



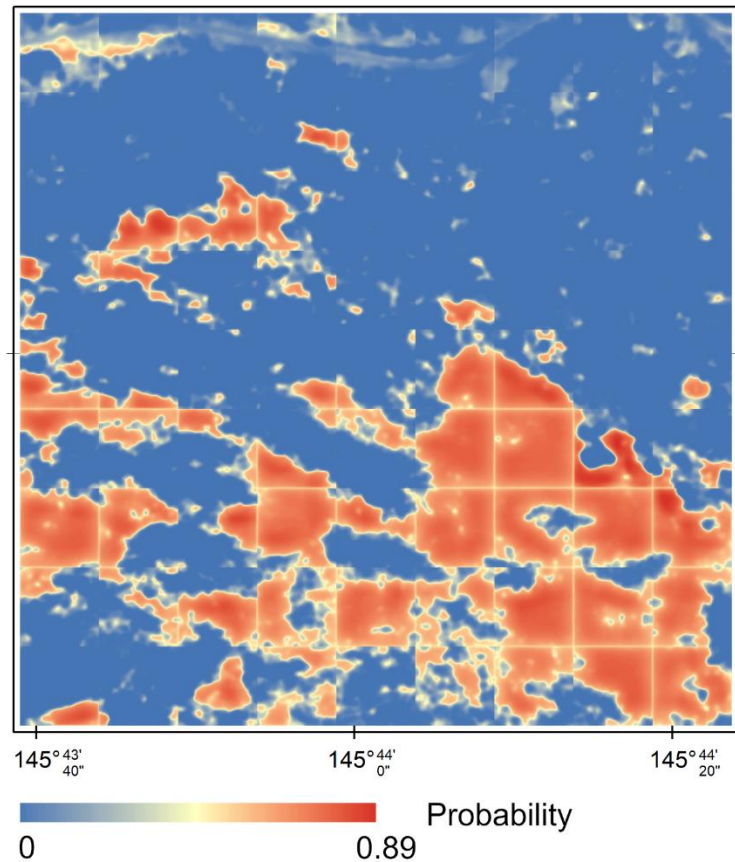
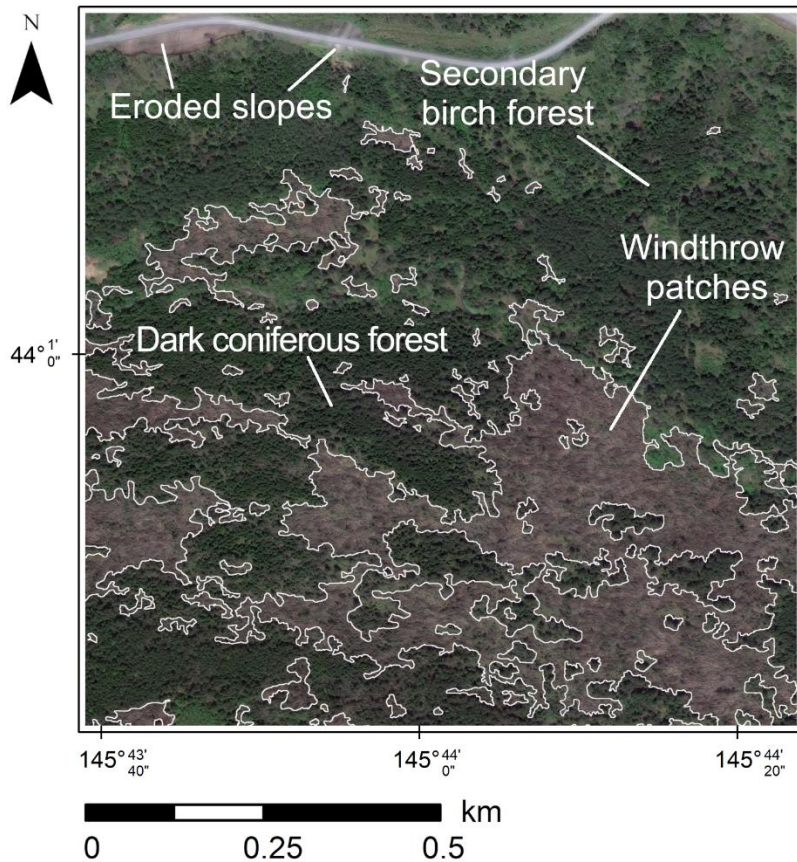
Обучение нейросети



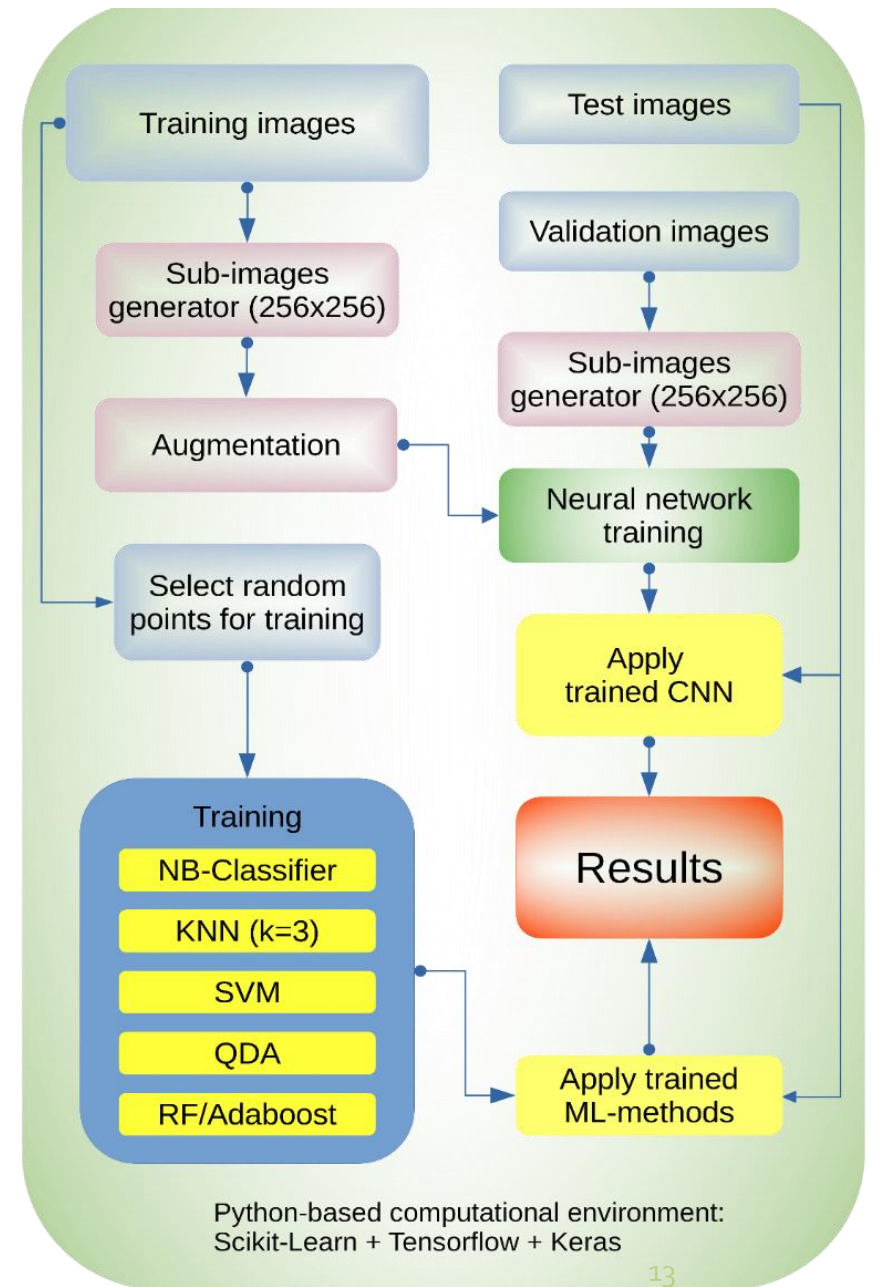
Убывание функции потерь в ходе обучения



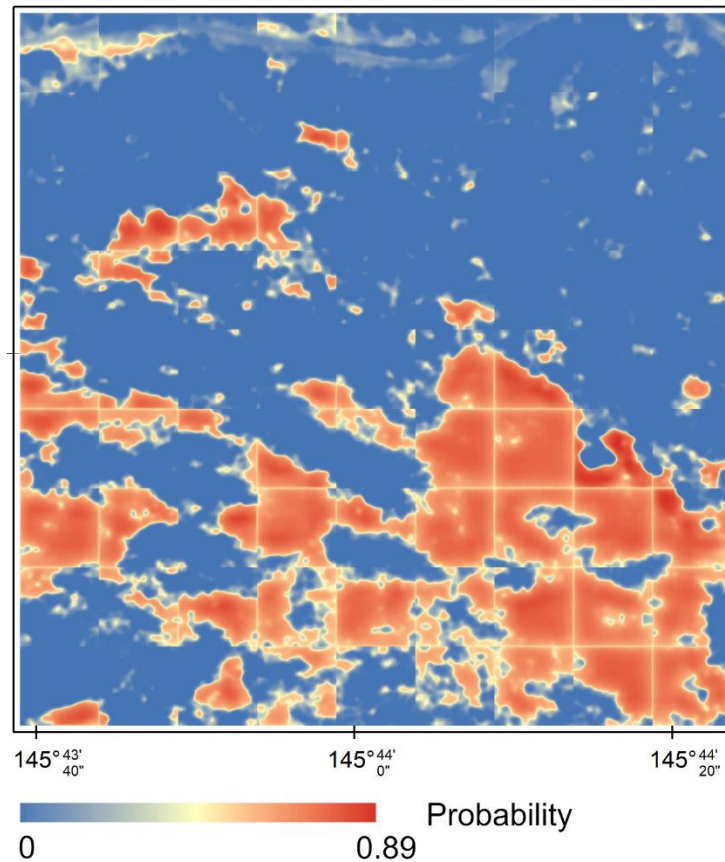
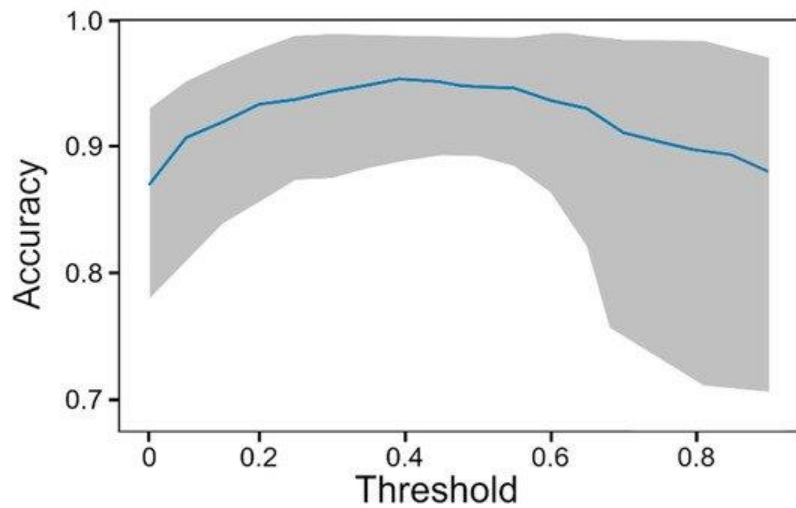
Обучение нейросети



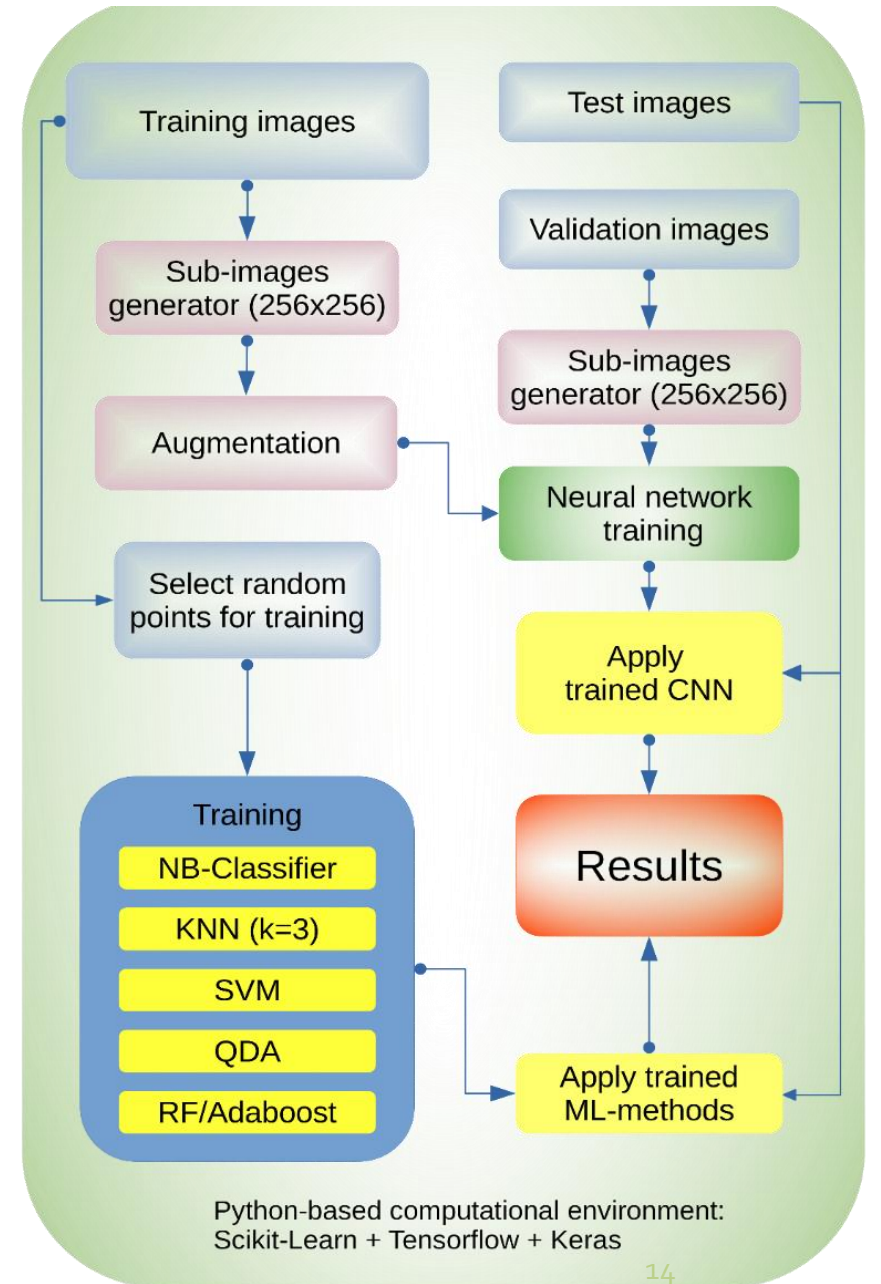
Выбор оптимального порога



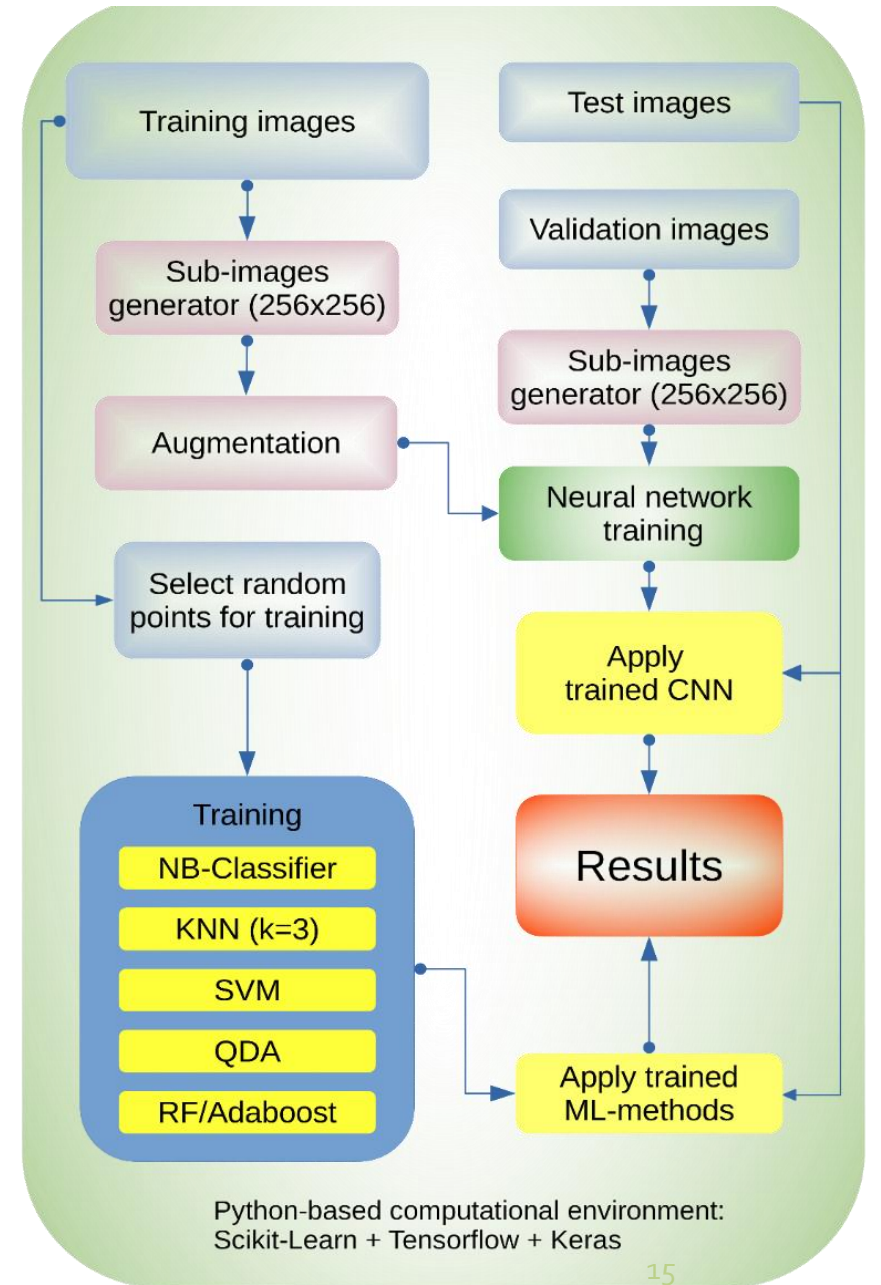
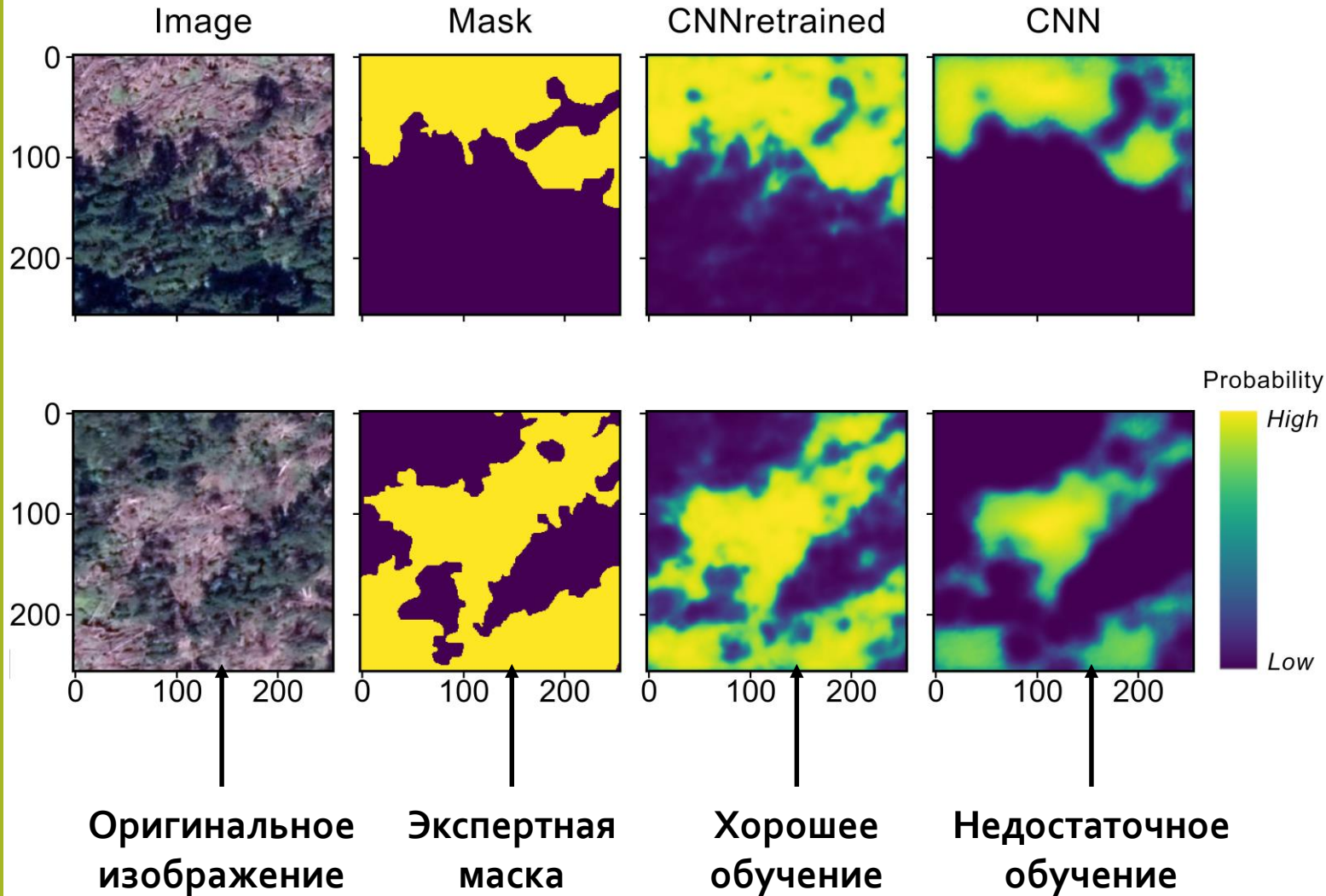
Обучение нейросети



Выбор оптимального порога



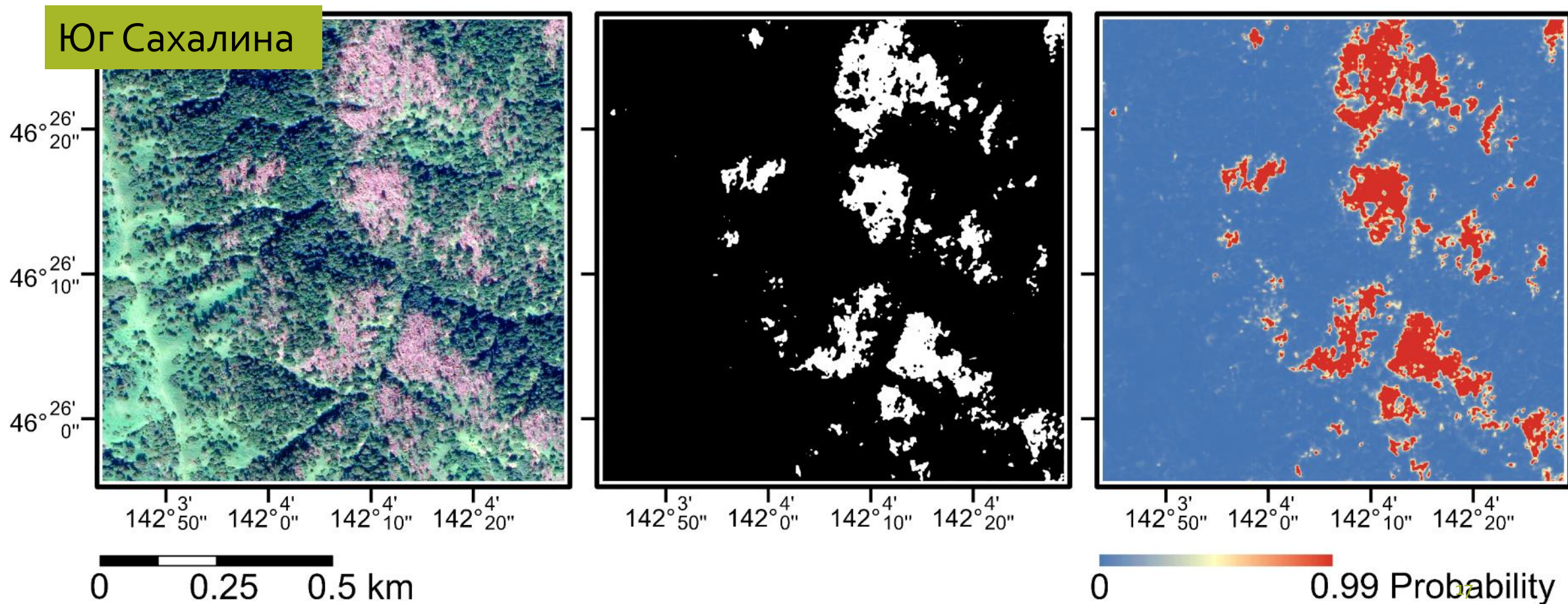
Обучение нейросети



Результаты

Распознавание ветровалов

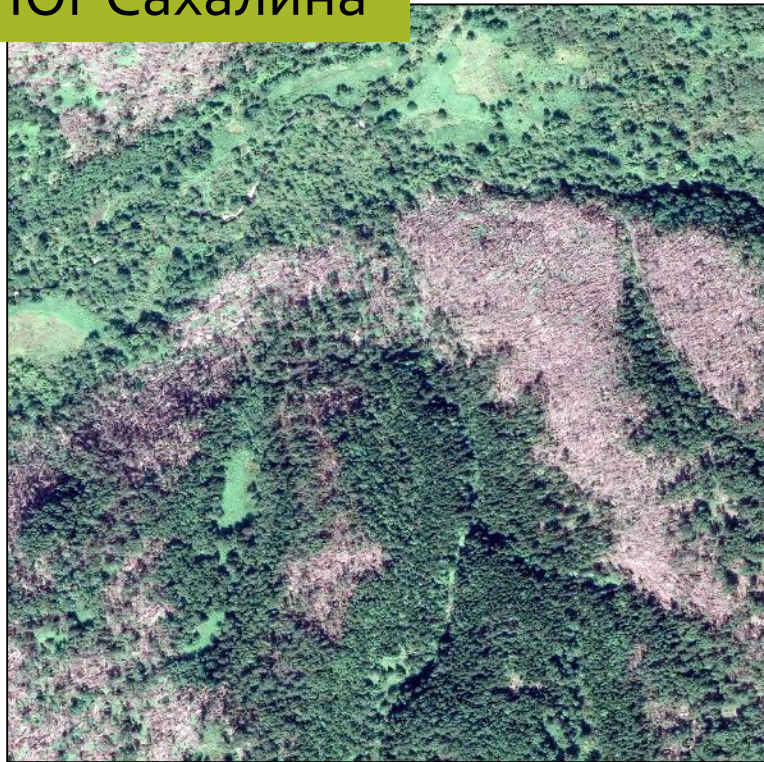
Изображение WorldView-3, 40 см/пиксель, июль 2018 г.



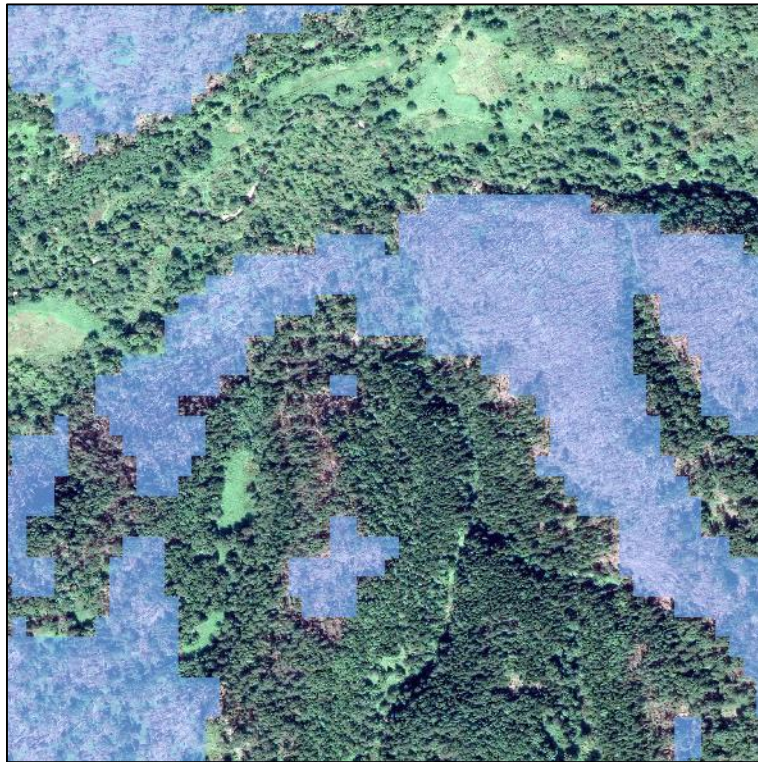
Распознавание ветровалов

Сравнение результатов Landsat (30 м/пиксел) и свёрточной нейронной сети на изображениях WorldView-3 (40 см/пиксел)

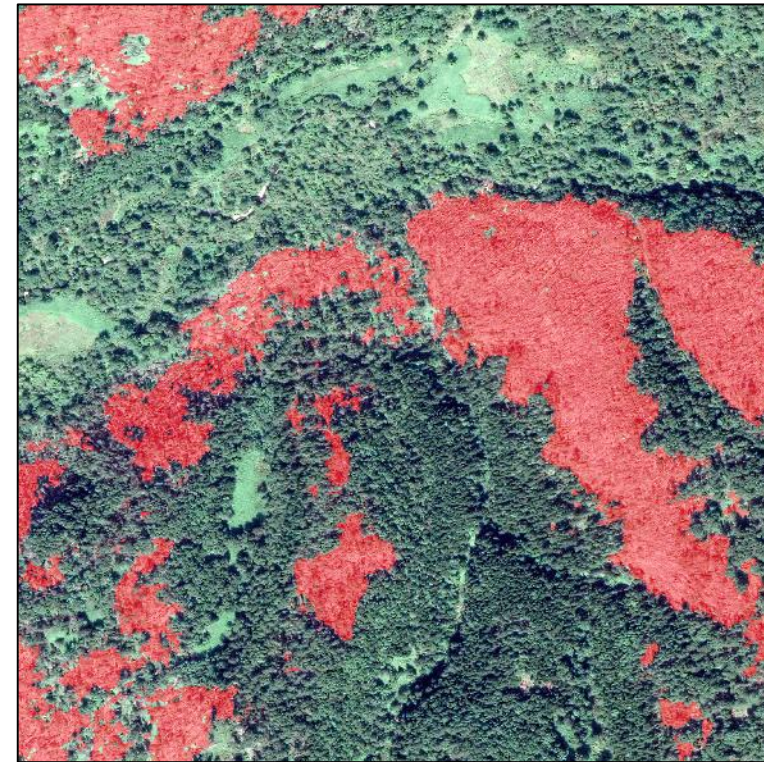
Юг Сахалина



Оригинальное изображение



Ветровалы Landsat

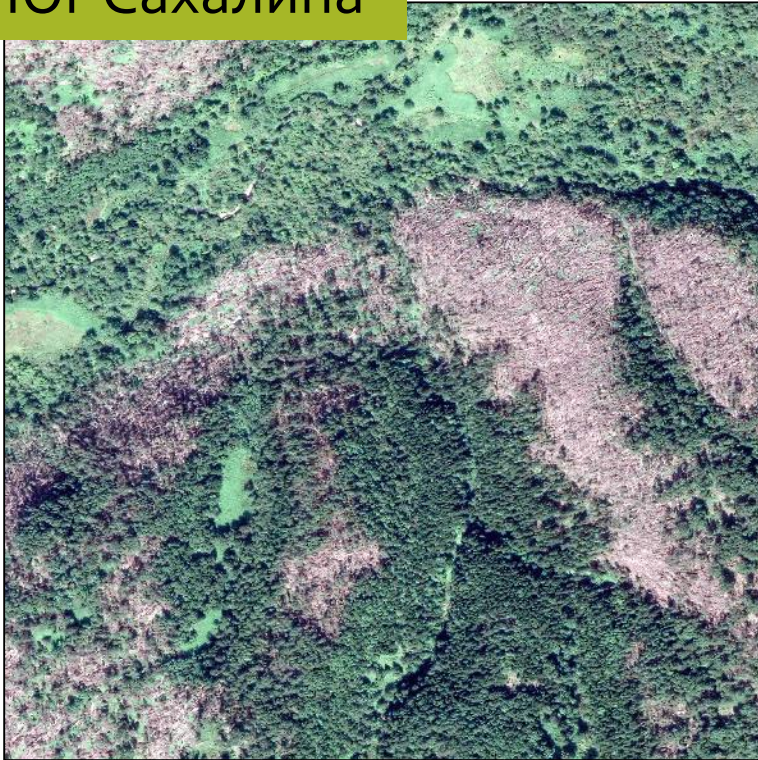


Ветровалы CNN

Распознавание ветровалов

Сравнение результатов Landsat (30 м/пиксел) и свёрточной нейронной сети на изображениях WorldView-3 (40 см/пиксел)

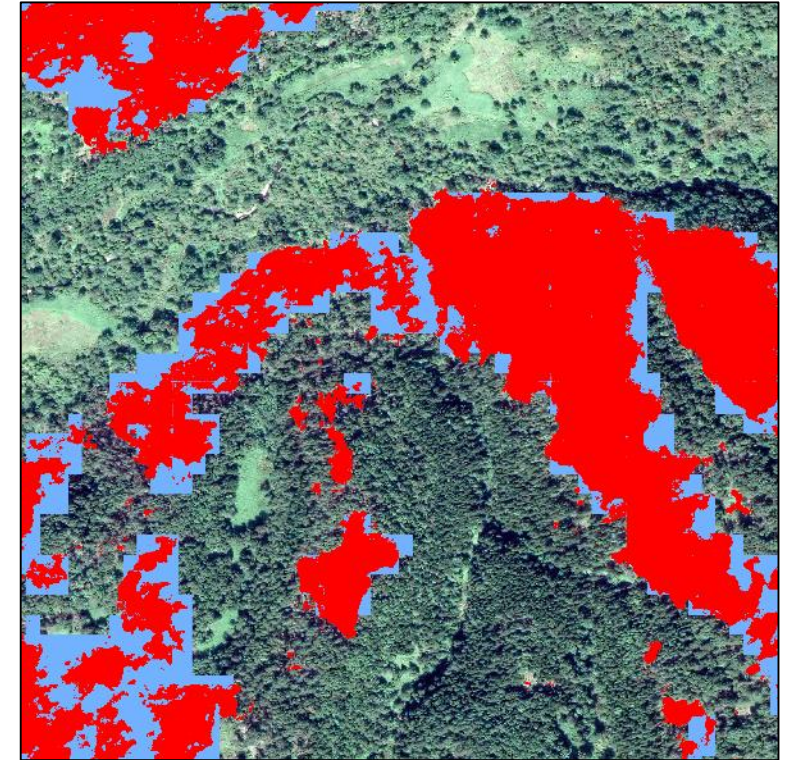
Юг Сахалина



Оригинальное изображение



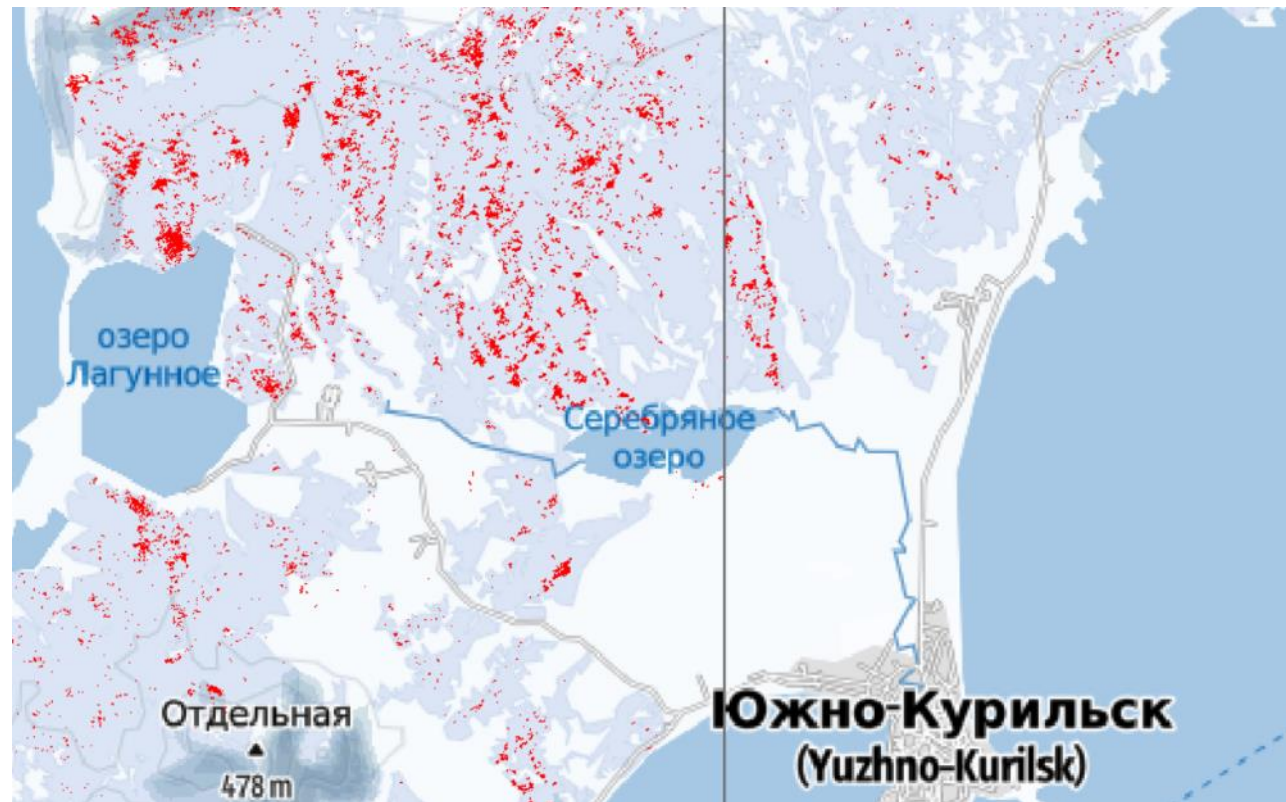
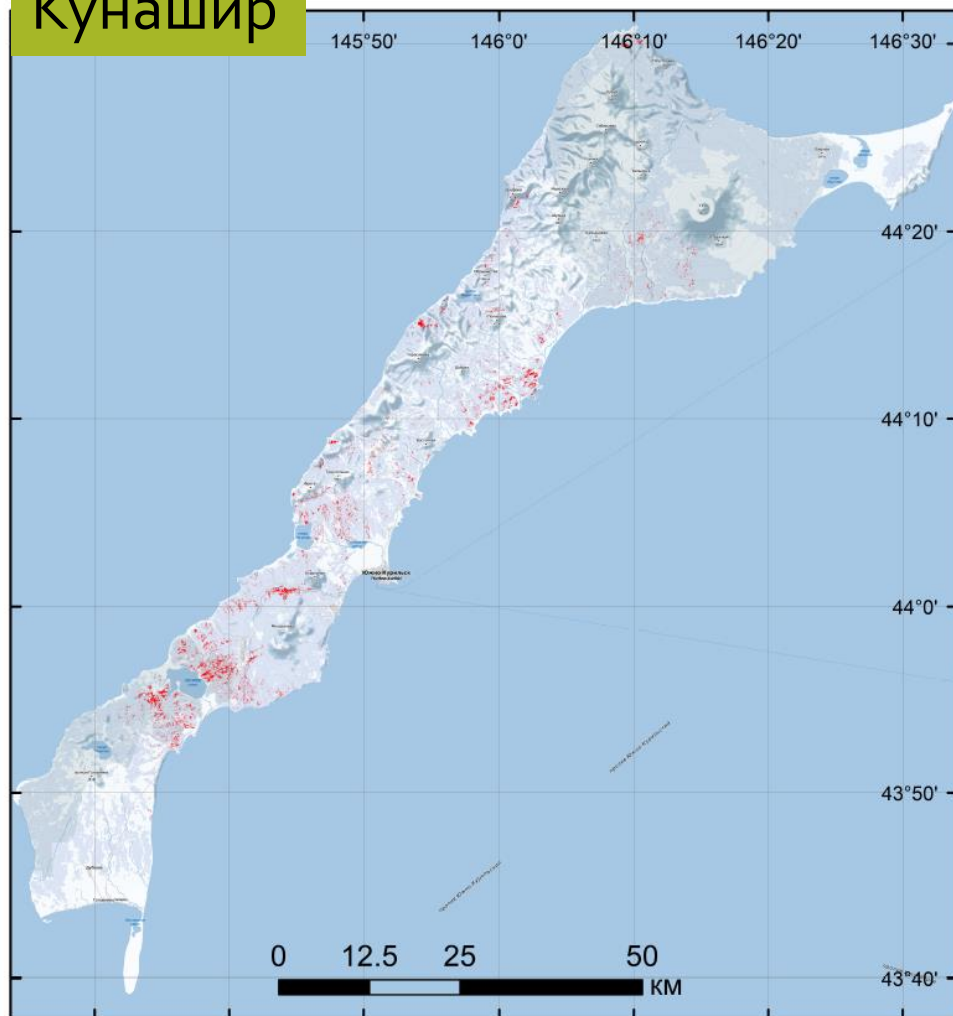
Ветровалы Landsat



Ветровалы CNN

Распознавание ветровалов

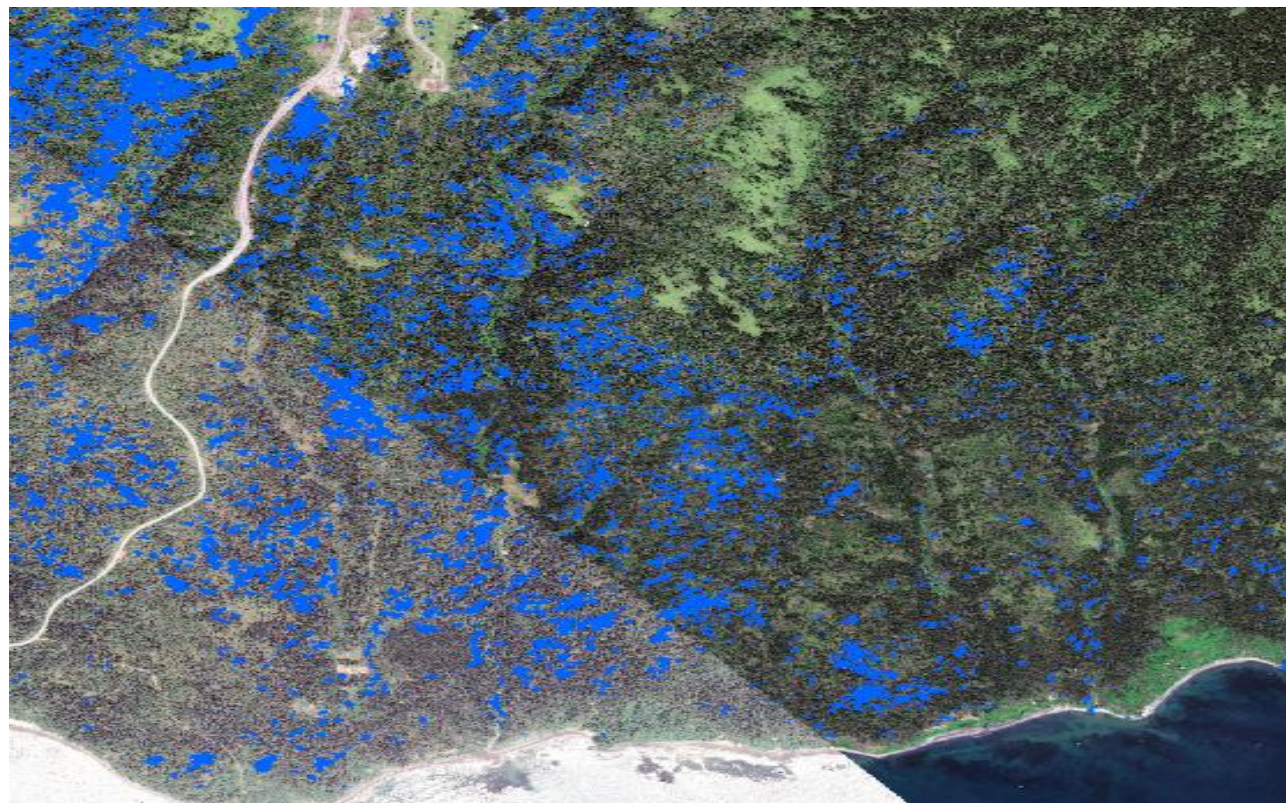
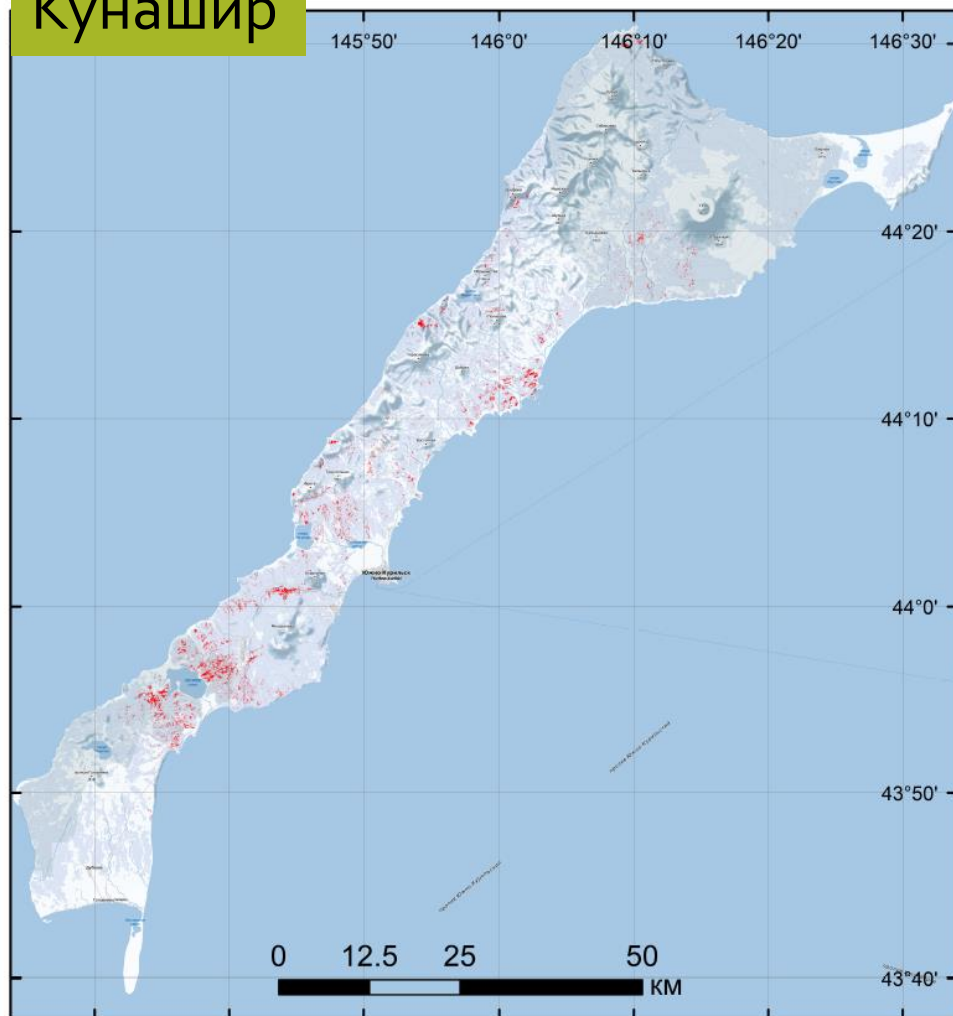
Кунашир



Общая площадь распознанных ветровалов с помощью CNN – **4 100** га (3.4% лесопокрытой территории); по данным Landsat – **1 100** га (0.92%)

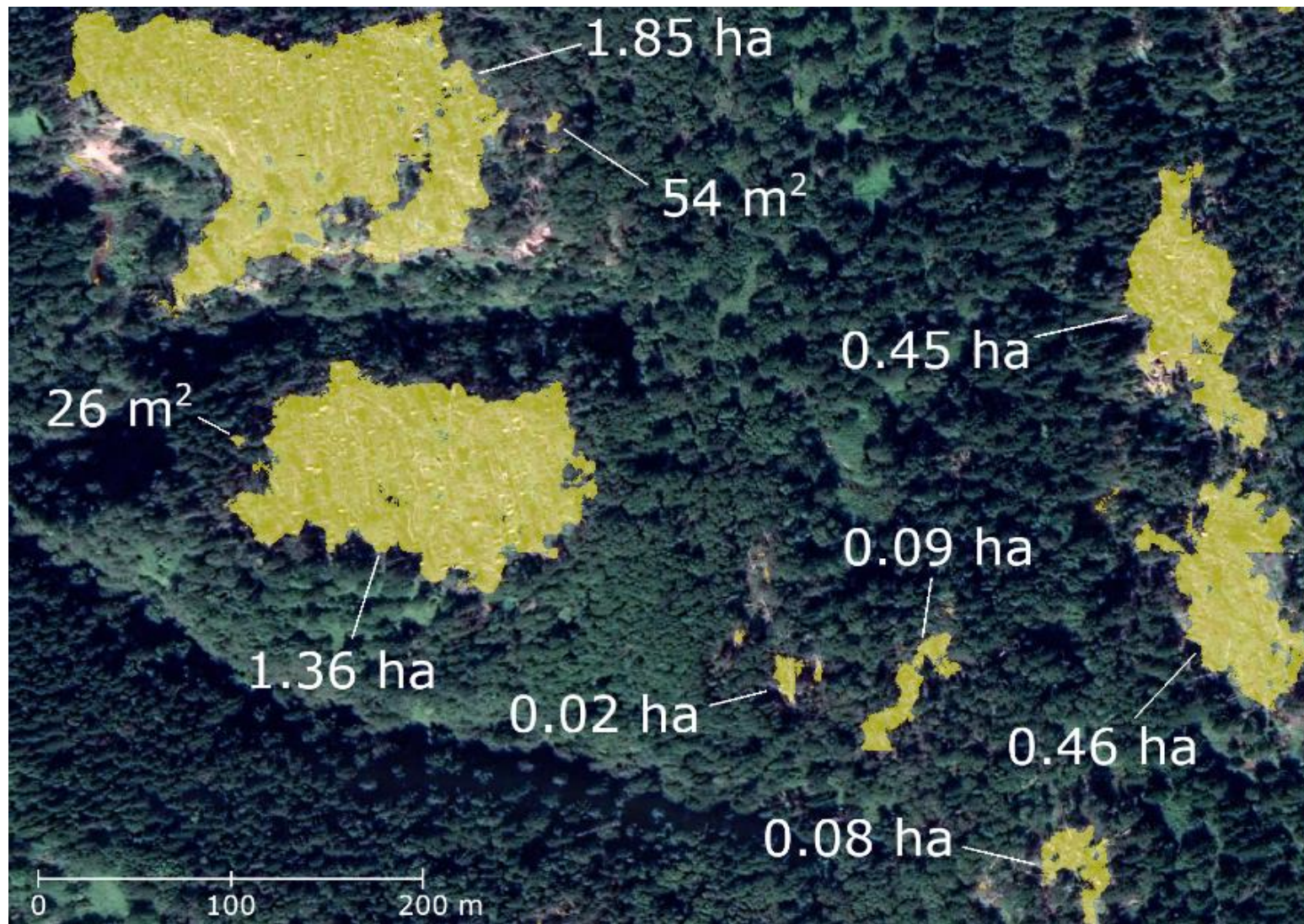
Распознавание ветровалов

Кунашир

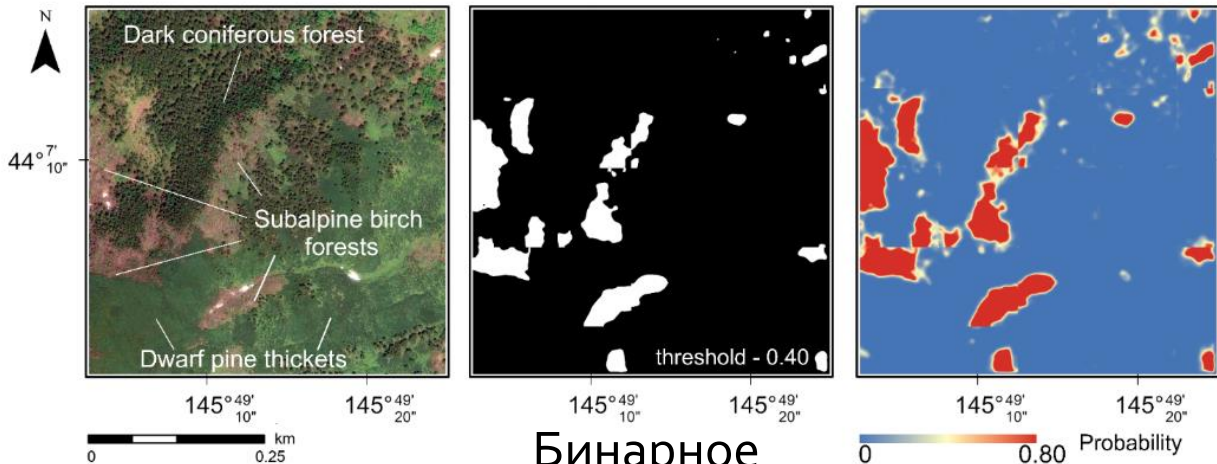
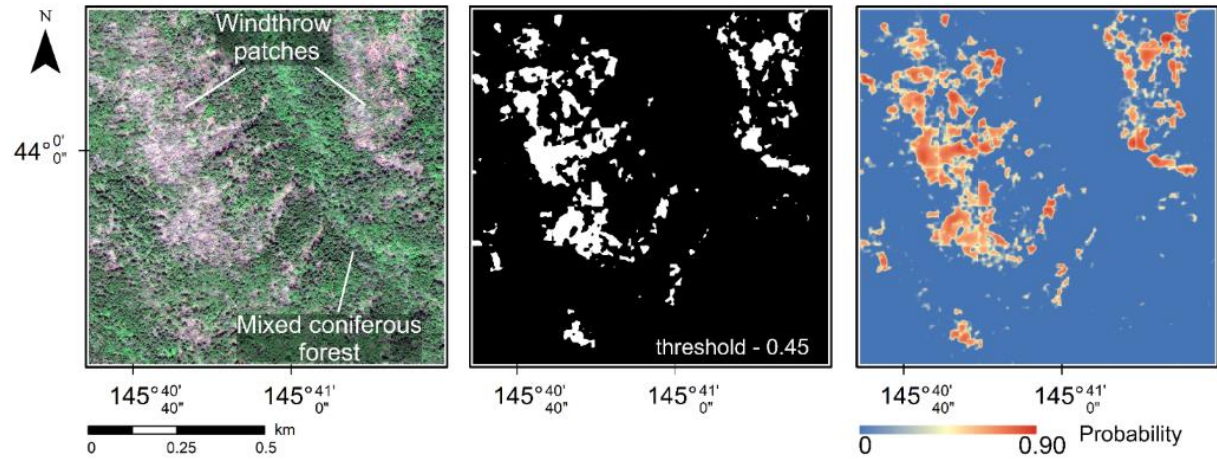


Общая площадь распознанных ветровалов с помощью CNN – **4 100** га (3.4% лесопокрытой территории); по данным Landsat – **1 100** га (0.92%)

Распознавание ветровалов



Распознавание ветровалов: ловушки интерпретации



Корректный результат распознавания – не только правильно обученный машинного обучения, но и знание ландшафтного контекста и биологических свойств распознаваемых объектов

Леса из каменной березы (*Betula ermanii*) в субальпийском высотном поясе в безлистном состоянии неотличимы от ветровалов

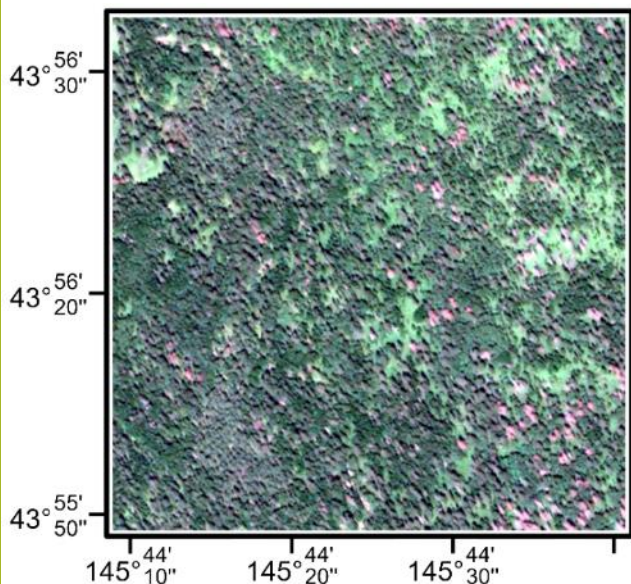
Изображение

Бинарное решение

Градиент вероятности

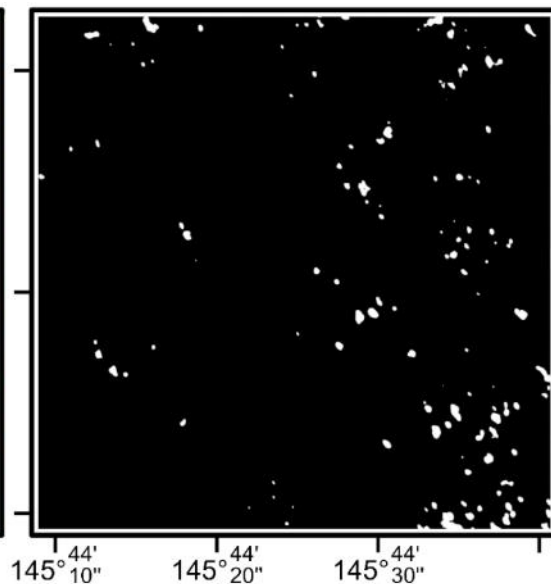
Распознавание деревьев, поврежденных короедом-типографом

Изображение WorldView-2, 50 см/пиксель, июль 2018 г.

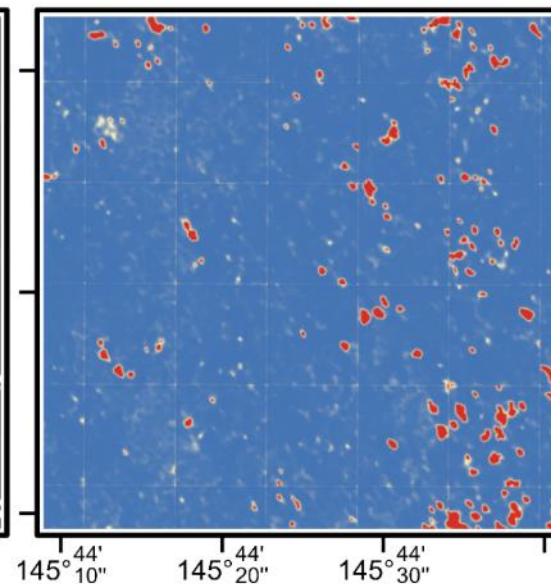


0 0.25 0.5 km

Изображение

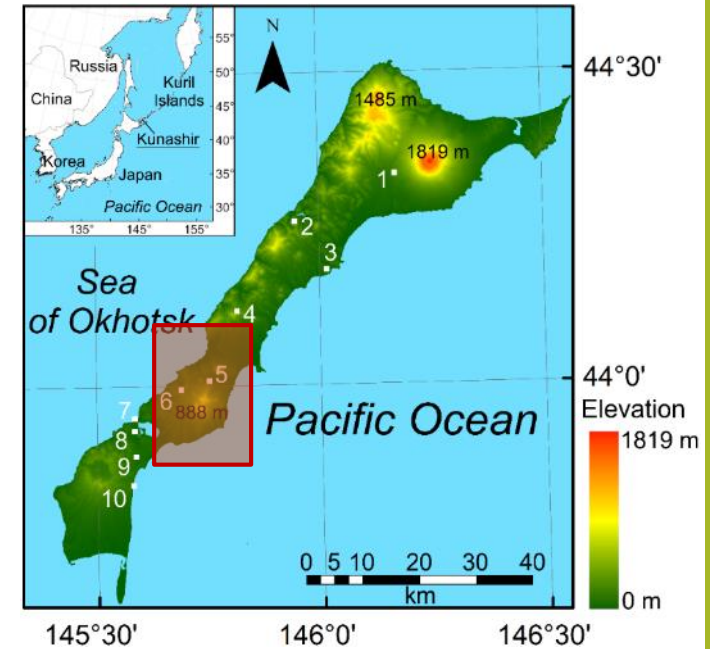


Бинарное
решение



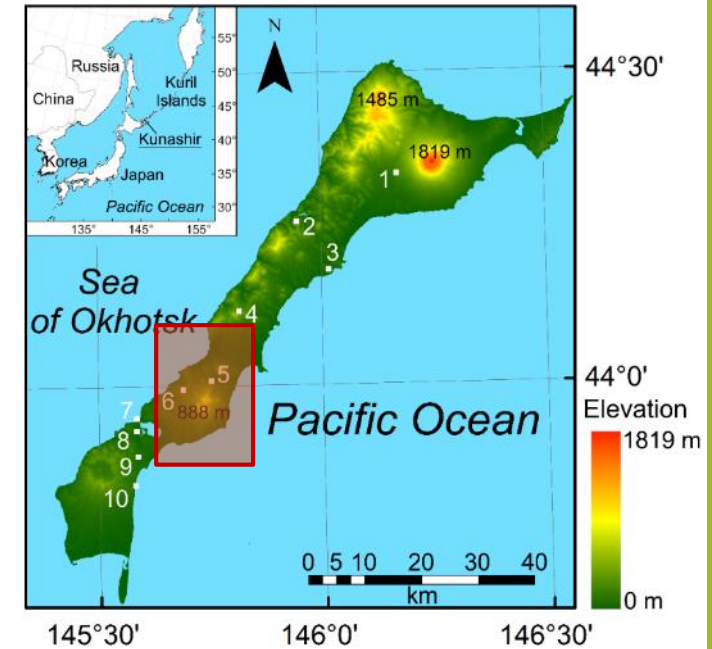
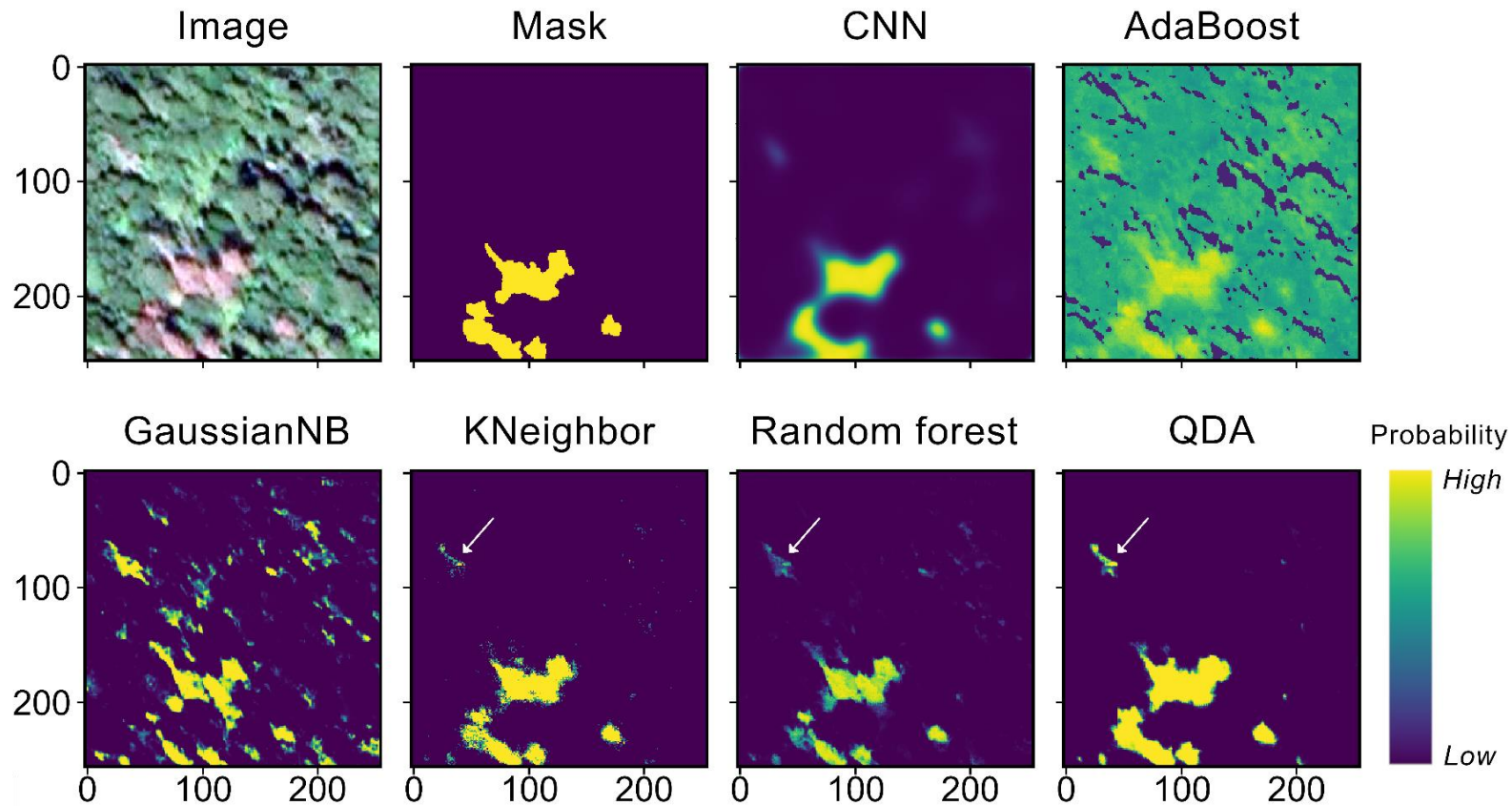
0 0.99 Probability

Градиент
вероятности

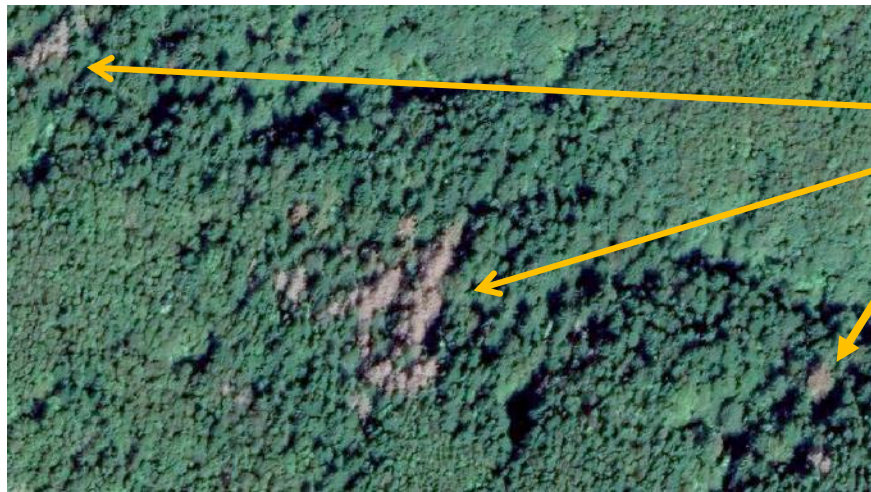


Распознавание деревьев, поврежденных короедом-типографом

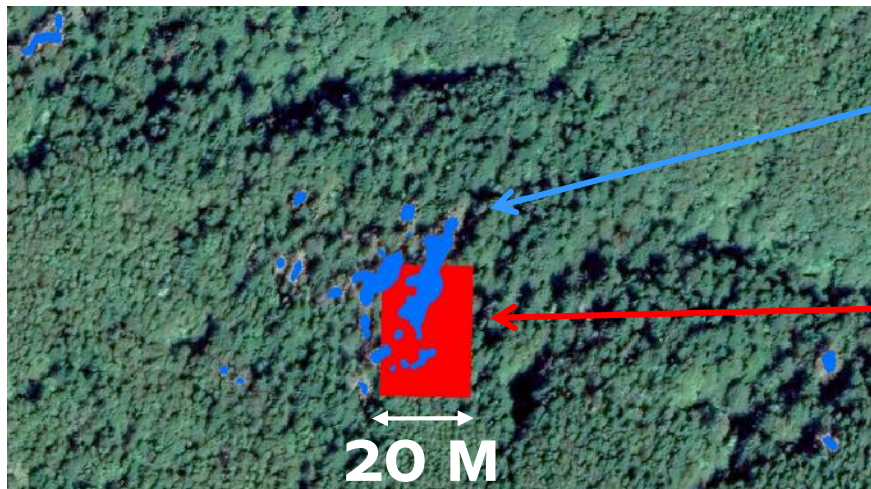
Сравнение CNN с «традиционными» алгоритмами



Распознавание деревьев, поврежденных короедом-типографом

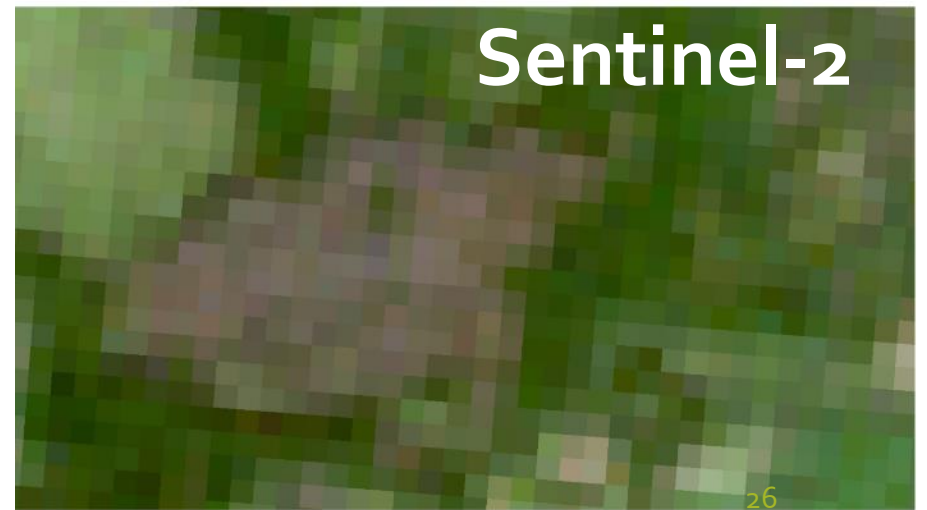


Усохшие
деревья
ели

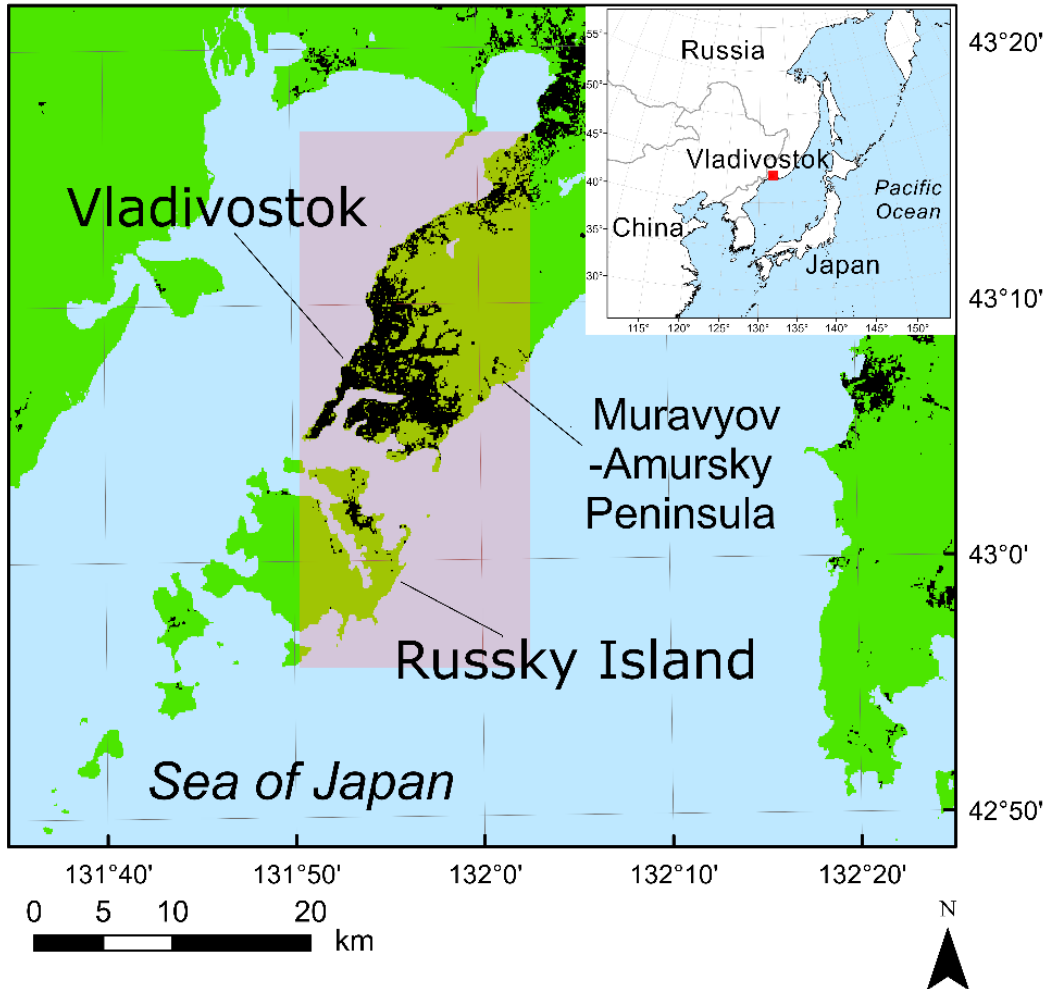


Распознавание
CNN, снимки
WorldView-3

Распознавание
RandomForest,
снимки Sentinel-2



Распознавание крон деревьев

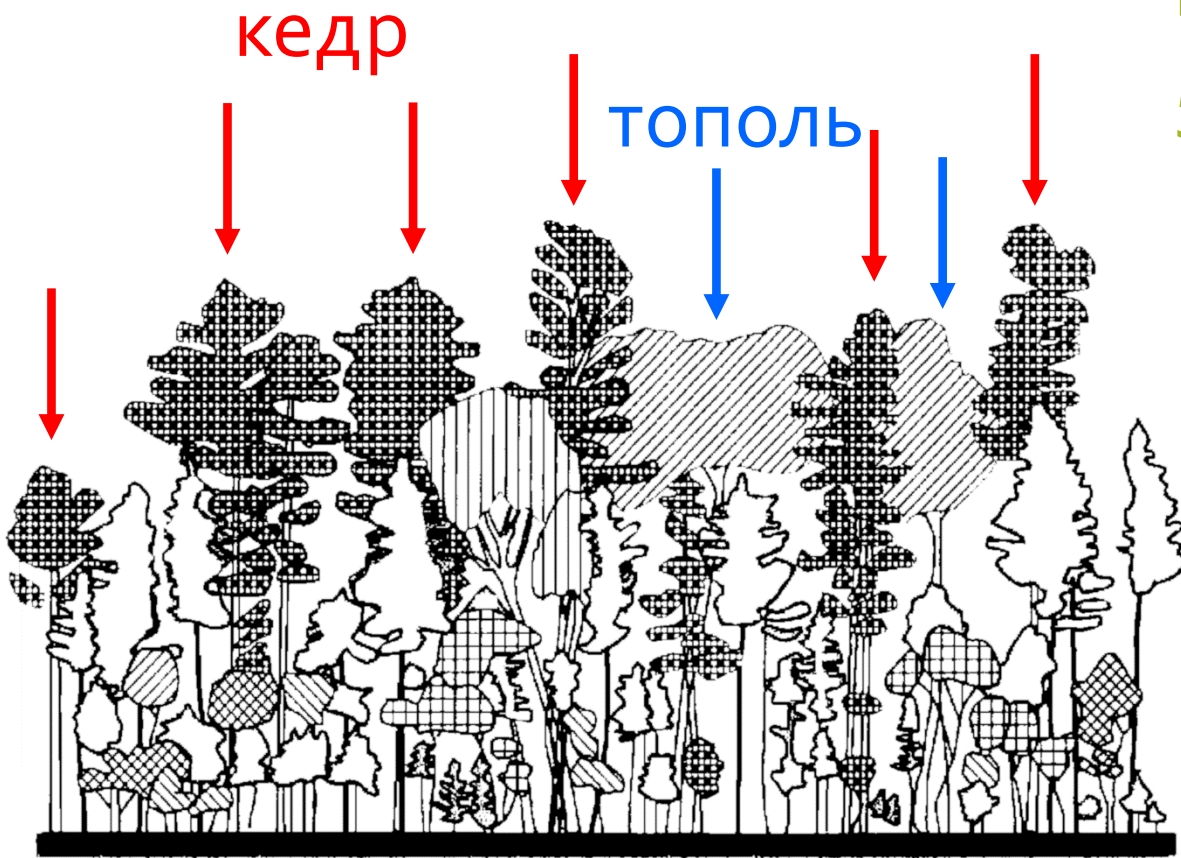


Изображение Pleiades-1A/1B,
50 см/пиксель, май 2019 г.

Окрестности Владивостока



Распознавание крон деревьев

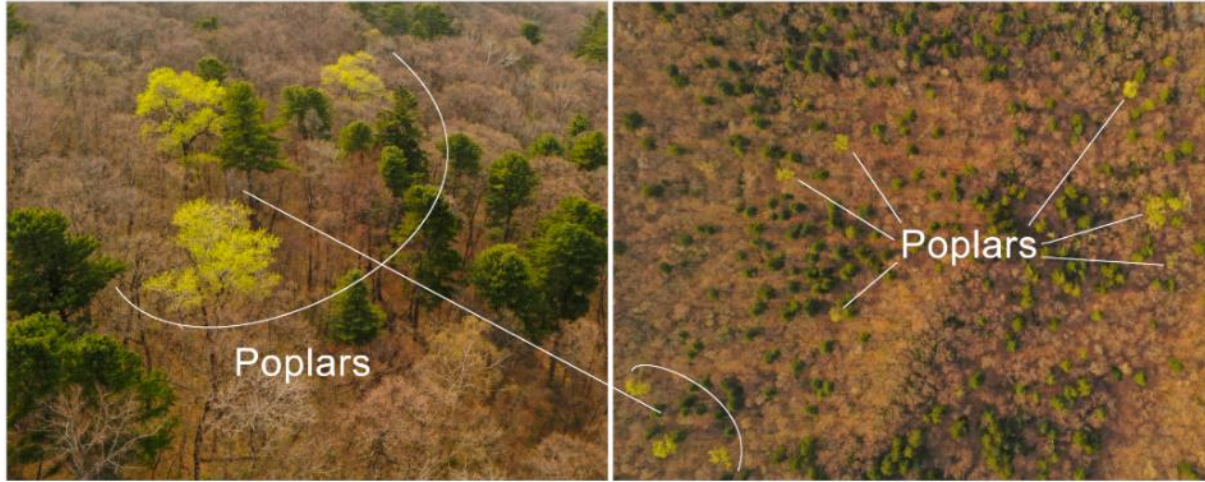


Изображение Pleiades-1A/1B,
50 см/пиксель, май 2019 г.

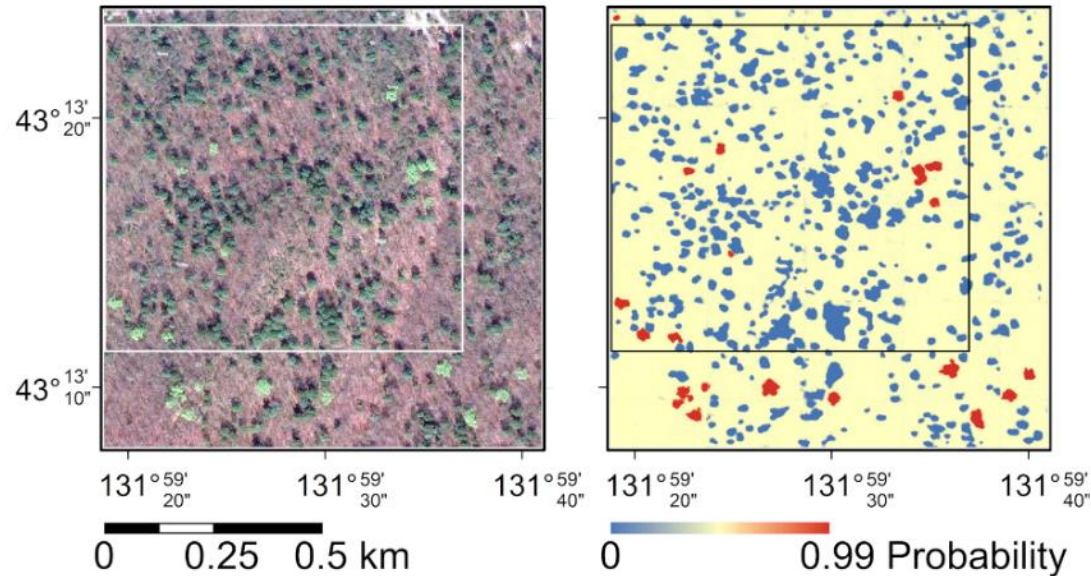
Окрестности Владивостока



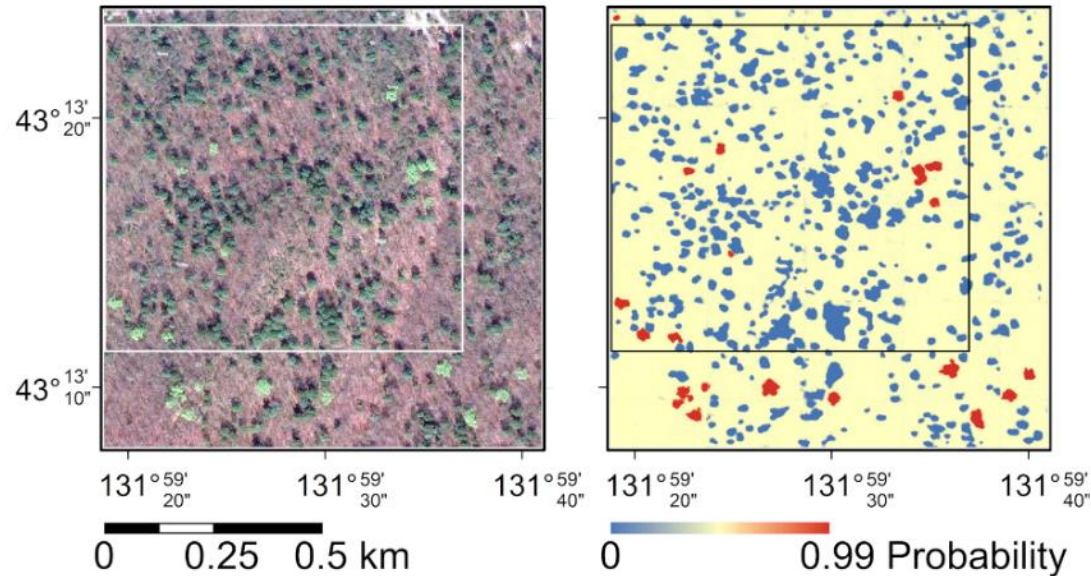
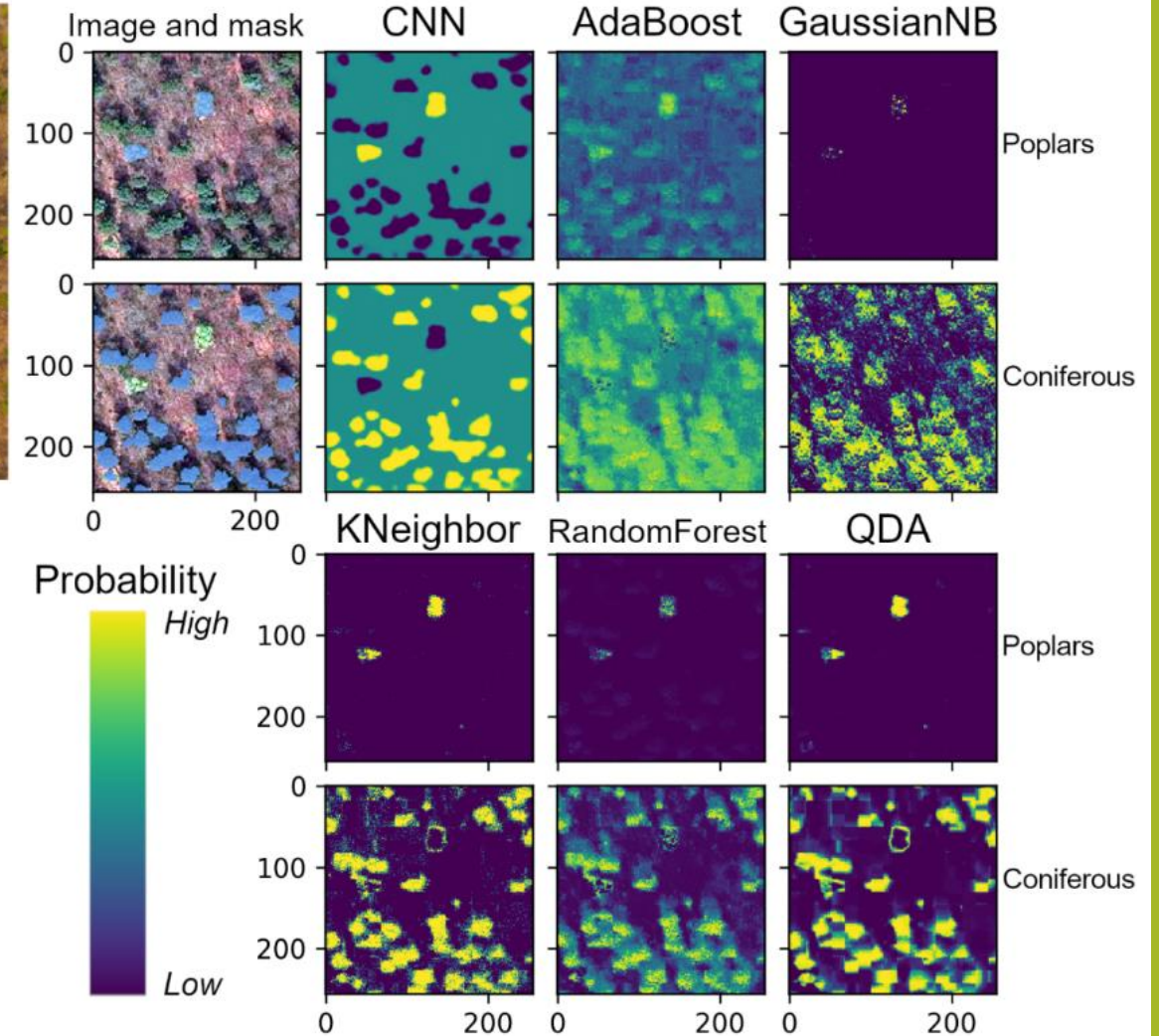
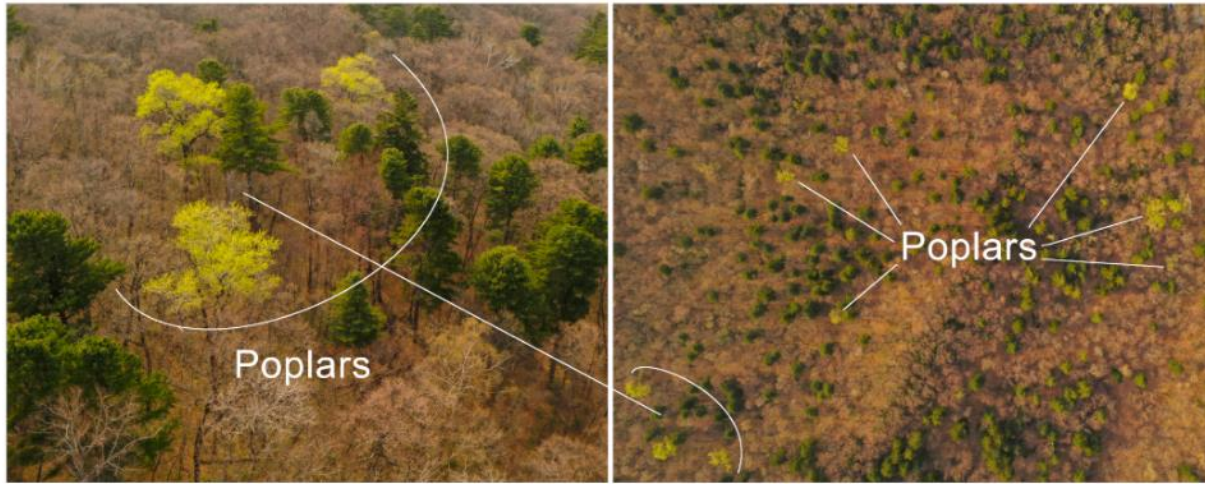
Распознавание крон деревьев



Результат
распознавание крон
тополей



Распознавание крон деревьев



Основные результаты

1. Имеющиеся массивы открытых к некоммерческому использованию RGB-изображений сверхвысокого разрешения можно использовать использованы для детального распознавания различных объектов растительного покрова при помощи свёрточных нейронных сетей.
2. Ложноположительные результаты распознавания возможны в случае появления на изображениях объектов со схожими паттернами и цветовыми композициями пикселей, что и у целевых объектов. Результаты распознавания нуждаются в тщательной экспертной оценке за пределами наборов тестовых изображений и матриц ошибок.

Искусственный интеллект – классификация низкоуровневных паттернов изображений, интеллект человека – **интерпретация** результата!

3. Перспективно создание библиотек изображений различных объектов распознавания (например, кроны основных доминантных/инвазивных видов,) и предобученных нейронных сетей.

Публикации по теме:

Kislov D.E., Korznikov K.A., Altman J., Vozmischcheva A.S., Krestov P.V. **2021**. Extending deep learning approaches for forest disturbance segmentation on very high-resolution satellite images. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 7(3) 355-368

Korznikov K.A., Kislov D.E., Altman J., Dolezal J., Vozmischcheva A.S., Krestov P. **2021**. Using U-Net-Like Deep Convolutional Neural Networks for Precise Tree Recognition in Very High Resolution RGB (Red, Green, Blue) Satellite Images. *Forests* 12(1) 66

Kislov D.E., Korznikov K.A. **2020**. Automatic windthrow detection using very-high-Resolution satellite imagery and deep learning. *Remote Sensing* 12(7) 1145

Korznikov K.A., Kislov D.E., Belyaeva N.G. 2019. The first record of catastrophic windthrow in boreal forests of South Sakhalin and the South Kurils (Russia) during October 2015 tropical cyclones. *Botanica Pacifica* 9(1) 31-38.

Часть работ выполнена в рамках реализации проекта РНФ № 20-74-00001 «Лесные плантации в условиях изменения климата на юге Дальнего Востока России: результаты и перспективы 90-летней лесокультурной практики».