

**УВИДЕТЬ ЛЕС ЗА
ДЕРЕВЬЯМИ**

**Классификация лесных массивов
на спутниковых снимках с
помощью нейронных сетей без
учителя**

Альберт Мацейко, ИЯИ

Иван Харук, ИЯИ

Василий Батмаев, МФТИ

Елена Федотова, Институт леса СО РАН

ЗАЧЕМ СЕГМЕНТИРОВАТЬ ЛЕСА НА СНИМКАХ?

- Инвентаризация лесного фонда (порода деревьев, возраст, экономическая ценность)
- Оценка биомассы и запасов углерода в лесах
- Отслеживание изменений лесного покрова, потоков углерода
- Задачи в рамках государственного мониторинга лесов

КАК ЭТУ ЗАДАЧУ РЕШАЮТ СЕЙЧАС

- Вручную (визуальное дешифрование)
- Tasseled cap transformation – не учитывает соседние пиксели
- Метод максимального правдоподобия – неустойчивый при малой выборке
- Обучение на размеченных данных (Global Forest Watch)
- ISODATA, k-means – кластеры каждый раз разные

ПОДХОДЫ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧ

Наш подход:

- Использование **неразмеченных** спутниковых снимков
- Обучение **нейронной сети** для сегментации
- Функция потерь – из **метода максимизации взаимной информации**

АЛГОРИТМ БРИТАНСКИХ УЧЁНЫХ

Invariant Information Clustering for Unsupervised Image Classification and Segmentation

Xu Ji
University of Oxford
xuji@robots.ox.ac.uk

João F. Henriques
University of Oxford
joao@robots.ox.ac.uk

Andrea Vedaldi
University of Oxford
vedaldi@robots.ox.ac.uk

Представлен успешный **метод обучения нейросети** на изображениях **без разметки** (без учителя) для классификации и **сегментации**

Статья вышла в 2018 году
и имеет 602 цитирования

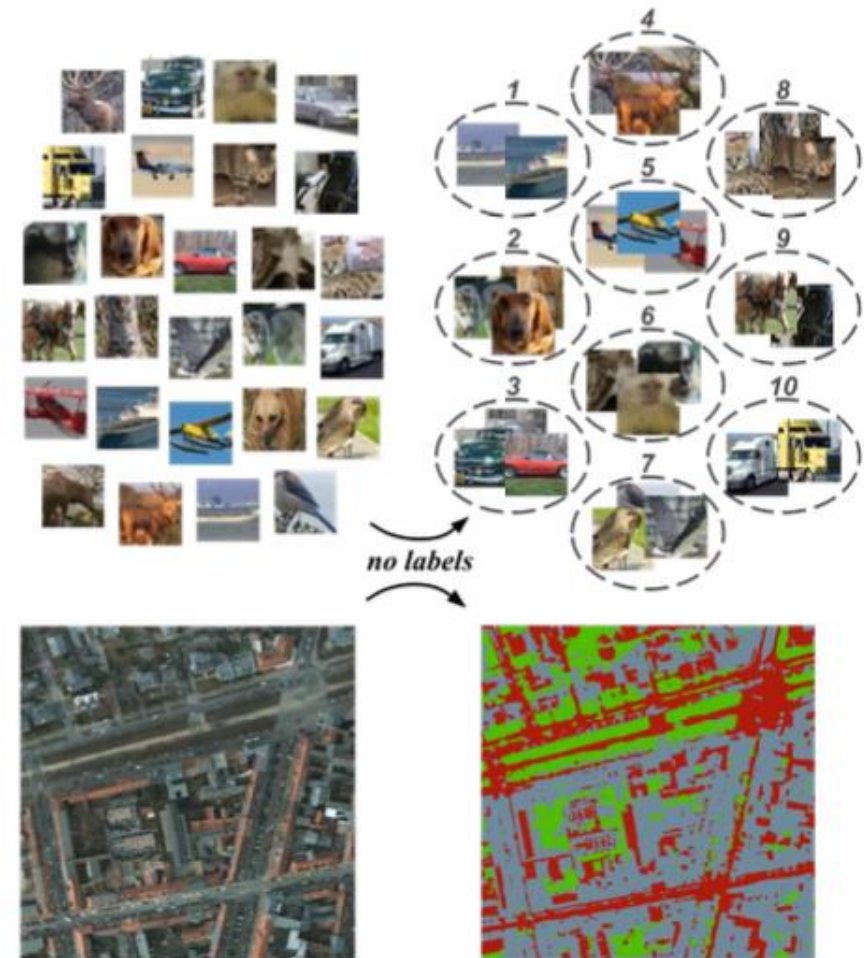
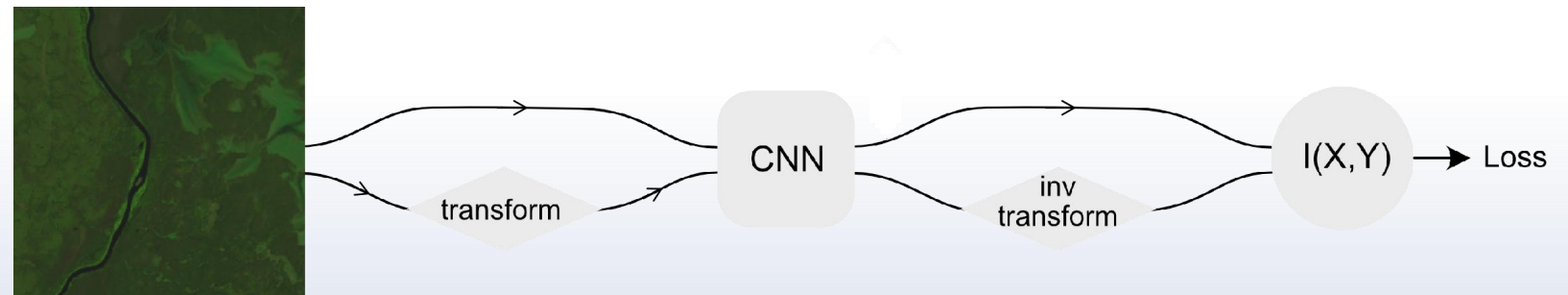


Figure 1: Models trained with IIC on entirely unlabelled data learn to cluster images (top, STL10) and patches (bottom, Potsdam-3). The raw clusters found directly correspond to semantic classes (dogs, cats, trucks, roads, vegetation etc.) with state-of-the-art accuracy. Training is end-to-end and randomly initialised, with no heuristics used at any stage.

INVARIANT INFORMATION CLUSTERING

Требование – **инвариантность классов объектов относительно трансформаций** снимка:
повороты, отражения, контраст ...

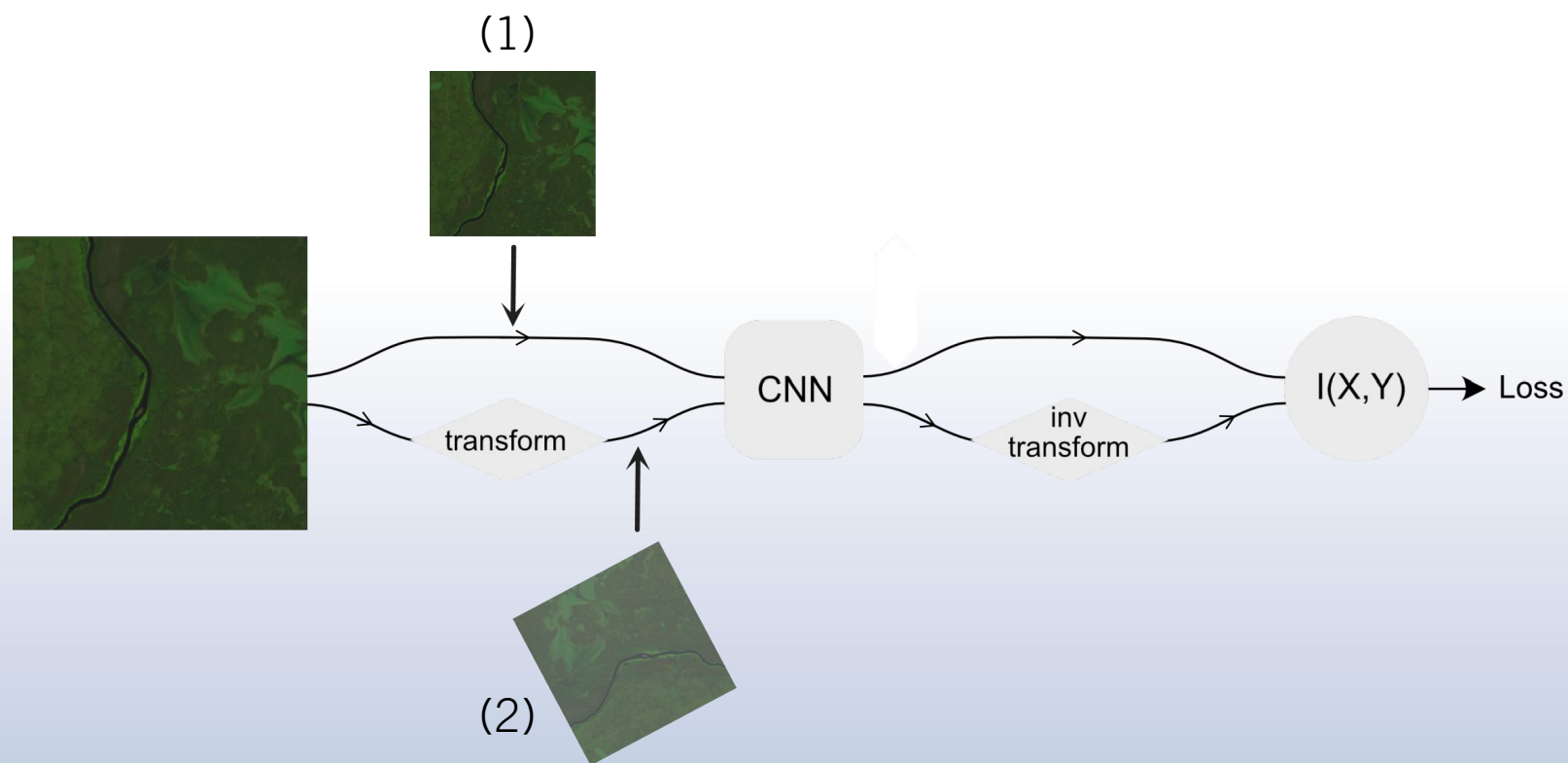
Алгоритм:



INVARIANT INFORMATION CLUSTERING

Алгоритм

- а. Получаем 2 изображения:
- оригинал (1)
 - **трансформированное** (2)

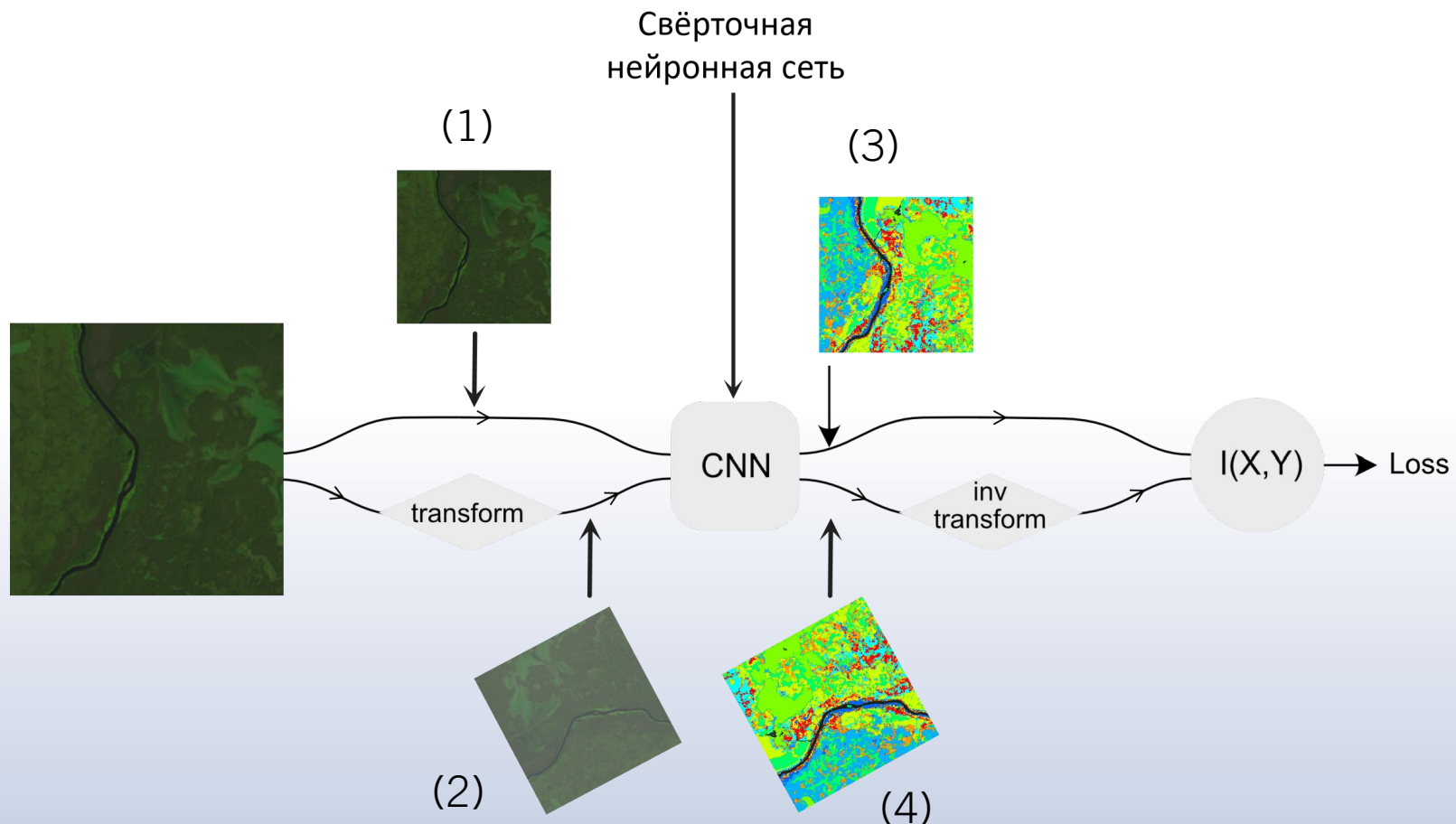


INVARIANT INFORMATION CLUSTERING

Алгоритм

- а. Получаем 2 изображения:
- оригинал (1)
- **трансформированное** (2)

- б. Получаем для (1) и (2)
предсказания (3) и (4) **нейросети**.
(вероятности классов)



INVARIANT INFORMATION CLUSTERING

Алгоритм

a. Получаем 2 изображения:

- оригинал (1)
- **трансформированное** (2)

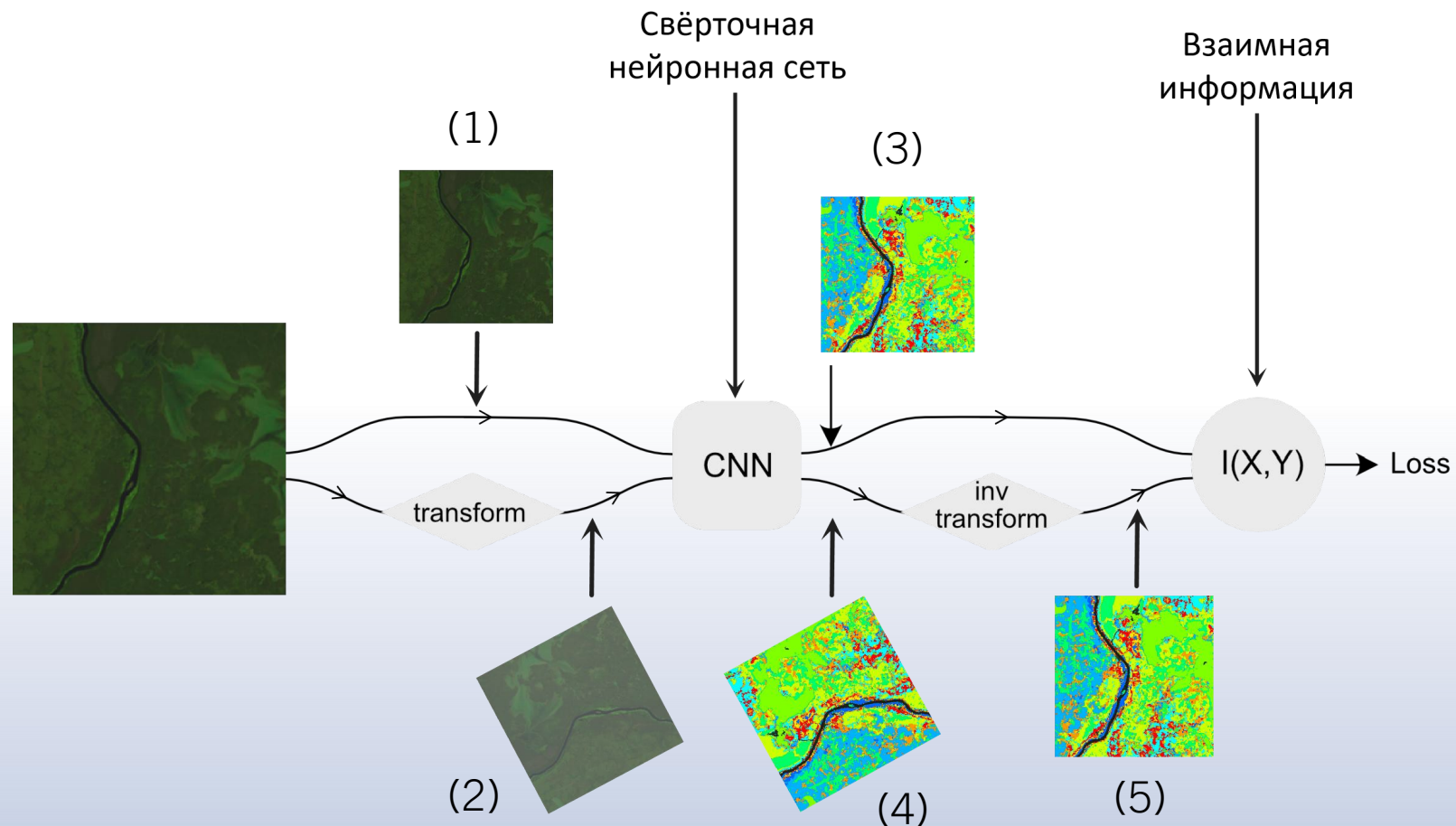
b. Получаем для (1) и (2)

предсказания (3) и (4) **нейросети**.
(вероятности классов)

c. Делаем **обратную трансформацию** (4),
получаем (5)

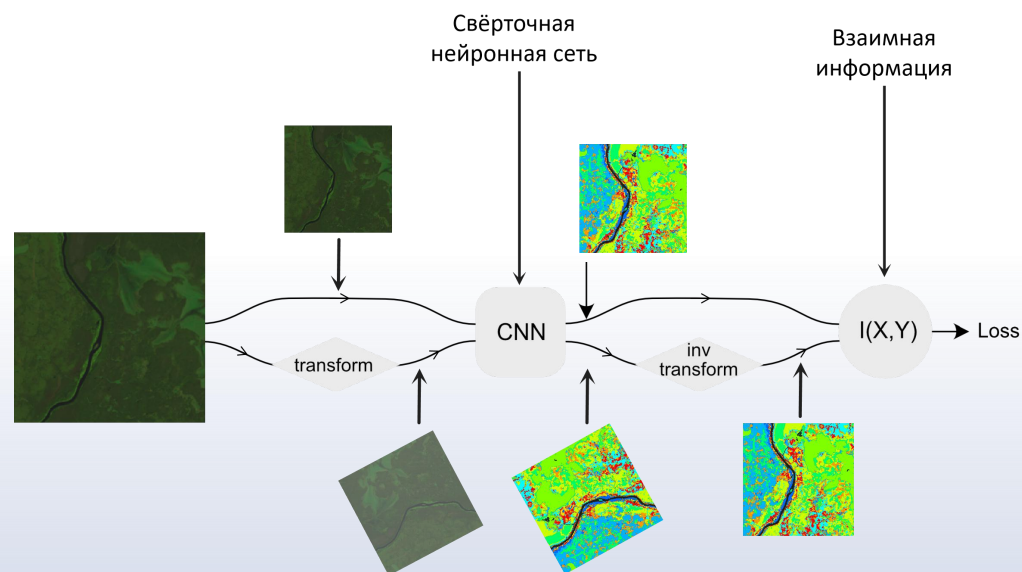
d. Считаем **взаимную информацию**
между (3) и (5).

Цель – **максимизировать**.



INVARIANT INFORMATION CLUSTERING

Считаем **взаимную информацию** между (3) и (5).
Цель – **максимизировать** её.



Взаимная информация

$$I(X, Y) = H(X) - H(X|Y)$$

Первое слагаемое – энтропия классов на (3). Чем разнообразнее классы, тем больше.

Второе – условная энтропия между (3) и (5). Новая информация о (3), если мы “увидели” (5). Хотим занулить.

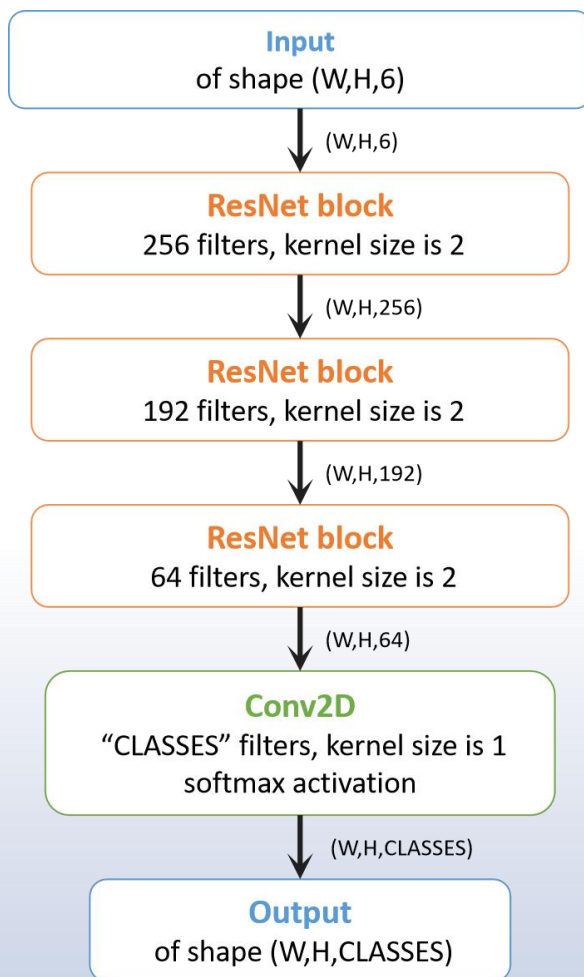
ДАТАСЕТ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ

- Миссия Landsat 8,9, L2
- Снимки республики Коми
- 64 сцены 180x180 км, ~50 GB
- Пространственное разрешение – 30 м
- 3 видимых и 3 инфракрасных канала (B2 – B7)

Нарезали большие снимки 6000×6000 на
маленькие 256×256

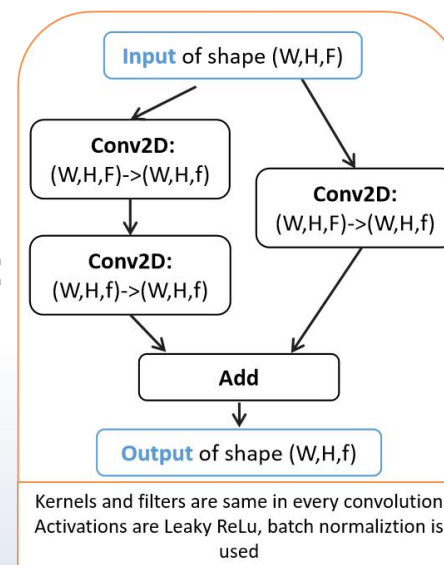


СЕТЬ: АРХИТЕКТУРА



ResNet block
"f" filters, kernel size is "k"

=



Особенности:

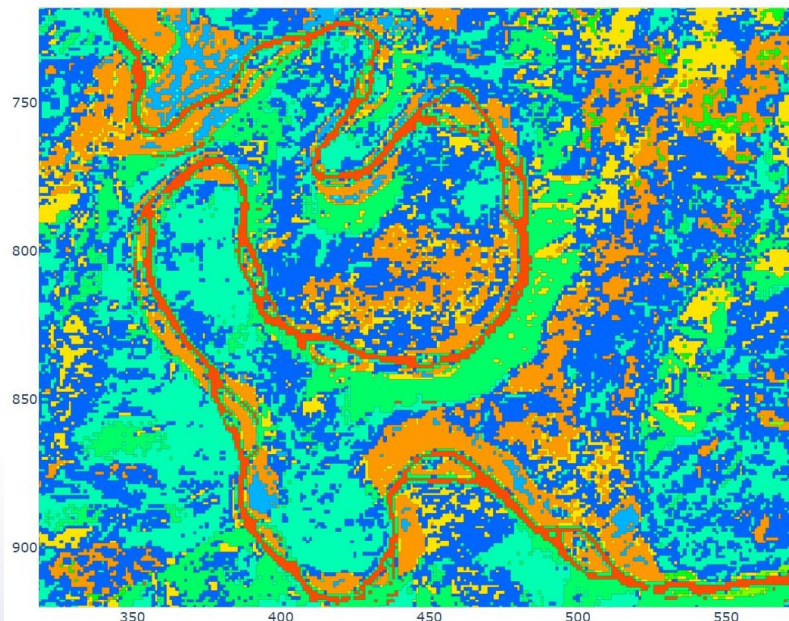
- Любой размер входного изображения (W, H).
- произвольное (но заданное до обучения) число классов "CLASSES"

Число параметров:

~1 000 000

РЕЗУЛЬТАТЫ

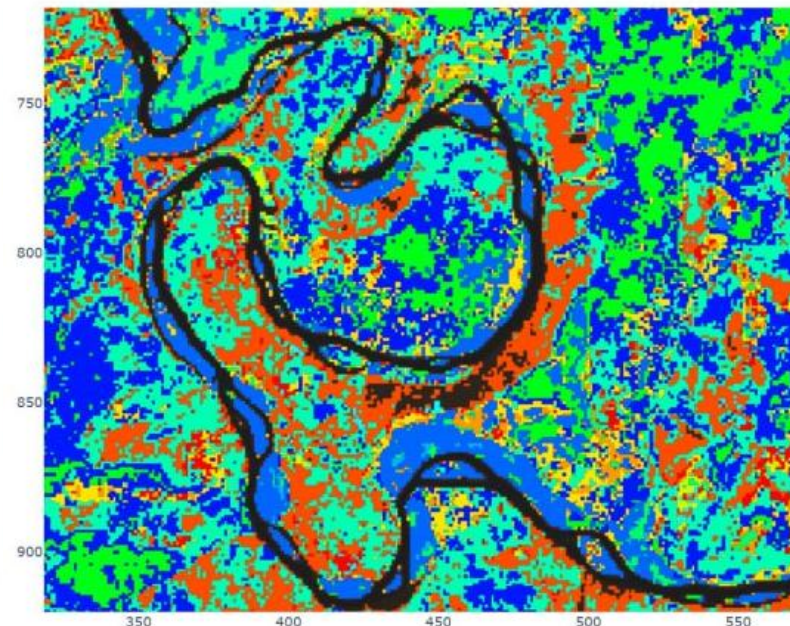
Обучались на снимках Коми. Проверка – р. Мана, Красноярский край. Переобучения не наблюдается.



Классификация методом
максимального правдоподобия,
выполненная в Институте Леса СО РАН



Исходное изображение, р. Мана
(Красноярский край) в каналах (R, G, B)
= (5, 6, 4)

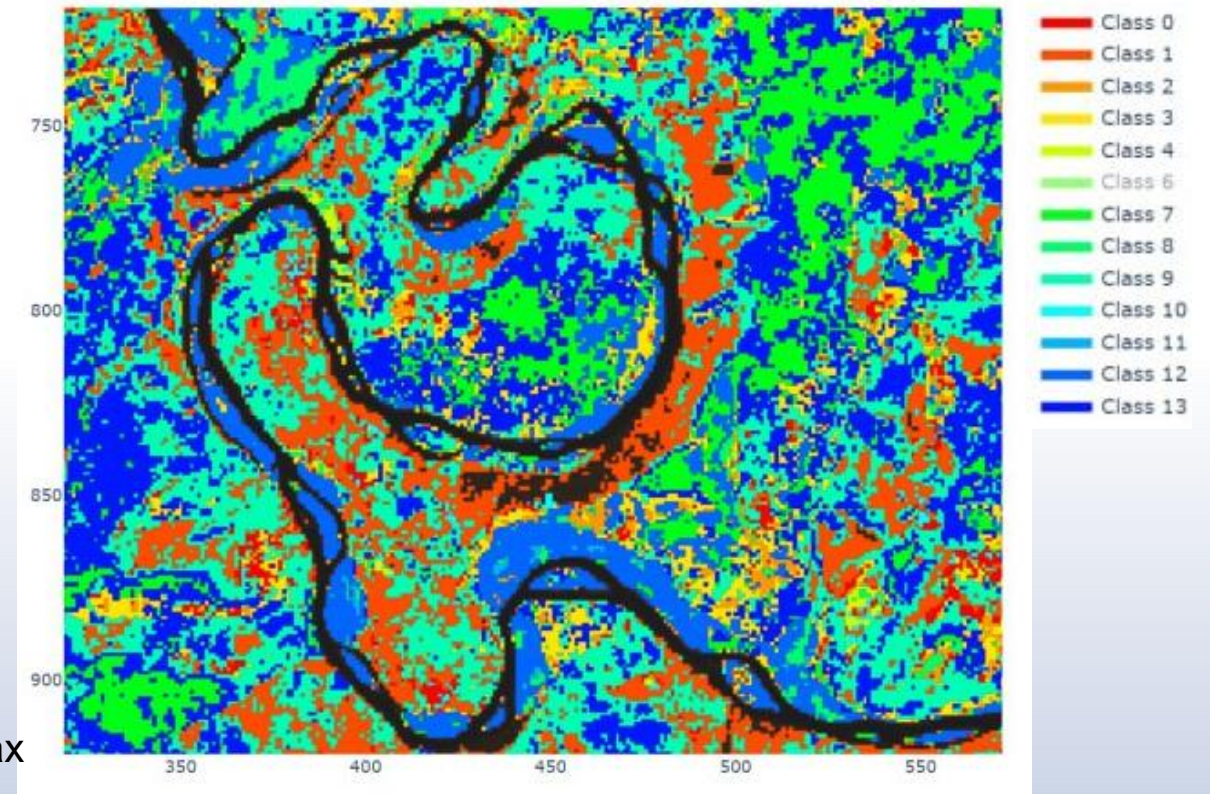


Результат работы нашей
нейросети

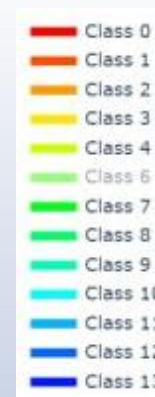
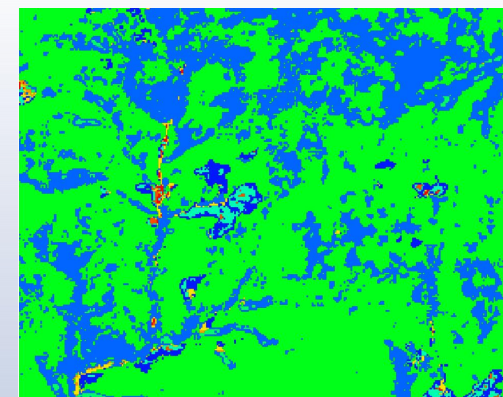
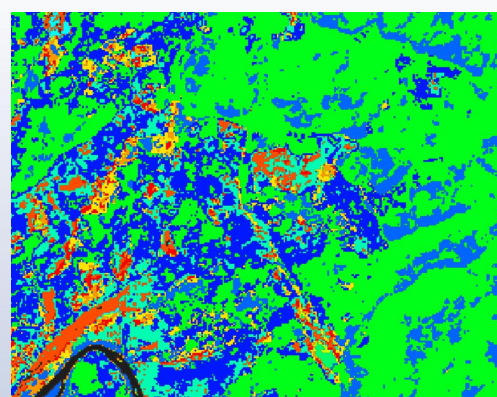
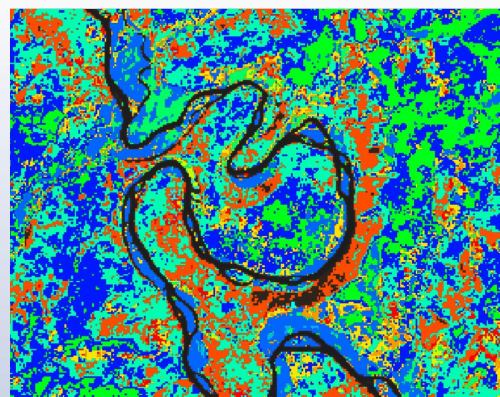
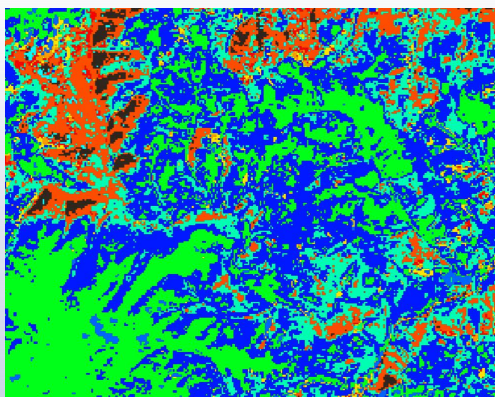
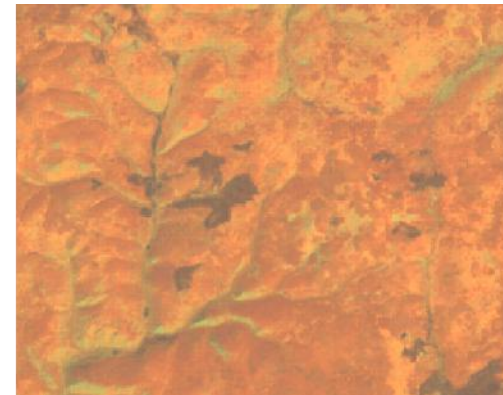
ИНТЕРПРЕТАЦИЯ КЛАССОВ

Получили **инвариантный** набор классов, который нужно интерпретировать только 1 раз:

- 0 – сомкнутые вечнозеленые леса
- 1 – вечнозеленые леса
- 2 - 4 – разреженная растительность склонов
- 6 – водные поверхности
(на картинке отключён для лучшего восприятия)
- 7 – лиственные леса
- 8 – вечнозеленые леса на равнинных участках, средней сомкнутости
- 9 - 10 – вечнозеленые леса
- 11 – травянистая растительность
- 12 – травянистая растительность на увлажненных почвах
- 13 – смешанные с преобладанием лиственных леса

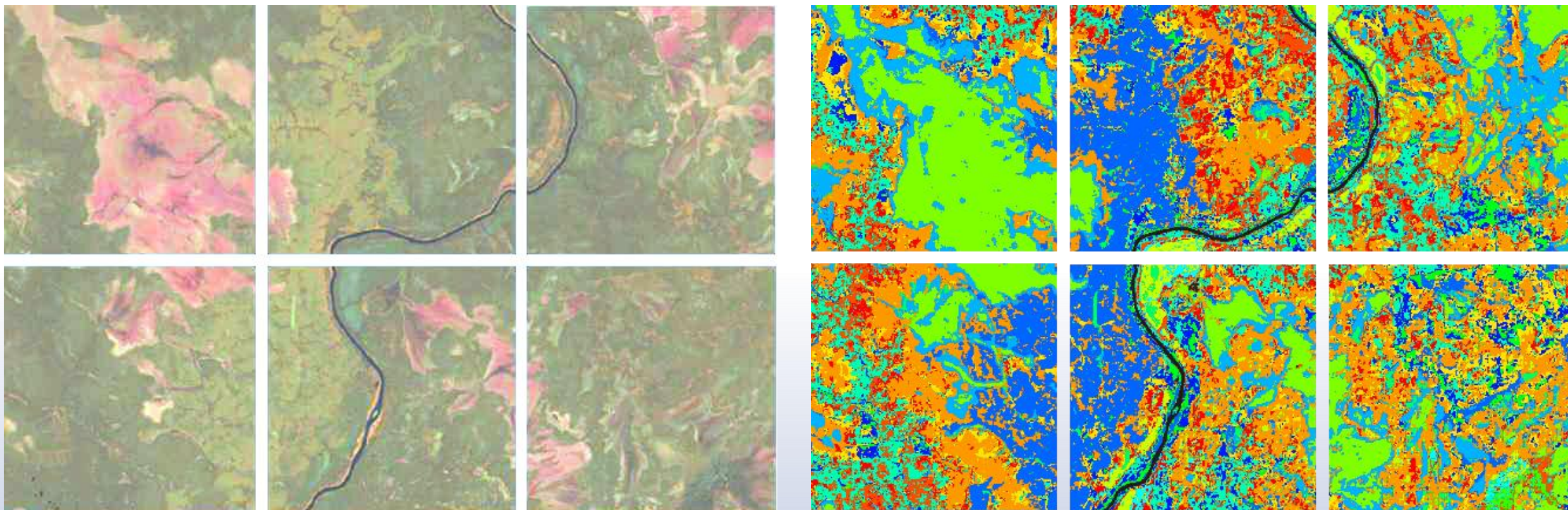


БОЛЬШЕ ПРИМЕРОВ (Р. МАНА)



БОЛЬШЕ ПРИМЕРОВ (КОМИ)

- Class 0
- Class 1
- Class 2
- Class 3
- Class 4
- Class 6
- Class 7
- Class 8
- Class 9
- Class 10
- Class 11
- Class 12
- Class 13



*координаты: 63.61, 51.47

ВОЗМОЖНОЕ ПРИМЕНЕНИЕ

- Экономическая и хозяйственная оценка лесных ресурсов (Рослесинфорг)
- Оценка масштабов экологических катастроф (Российский центр защиты леса, Гринпис*)
- Оценка углеродного бюджета лесов

* Нежелательная организация

ВЫВОДЫ

- Разработан нейросетевой алгоритм сегментации, **не требующий разметки данных** для обучения
- Можем обучиться на снимках **любых приборов**
- Можем обучить выдавать **произвольное число классов**
- После обучения сети:
 - **сегментируем** изображения (почти) **любого размера**
 - **интерпретация классов не меняется**
- Оценка результатов экспертом крайне положительна

(Э Т О Л И Ш Ъ Н А Ч А Л О)

ДАЛЬНЕЙШИЕ ПЛАНЫ

- Попробовать разные модификации функции потерь, архитектуры
- Исследовать устойчивость к уровню освещенности
- Получать результаты классификации с картографической привязкой
- Решать прикладные задачи

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!

Наши контакты

- **Мацейко А.В.**

matseiko.av@phystech.edu

t.me/AlbertMac280

- **Батмаев В.И.**

vbbatmaev@gmail.com

t.me/batmaev

- **Харук И.В.**

ivan.kharuk@phystech.edu

- **Федотова Е.В.**

elfed@ksc.krasn.ru

Ссылка на код

github.com/AlbertMatseiko/Remote_sensing-forests.git

ПРИЛОЖЕНИЕ

Каналы

Landsat 8/9 Operational Land Image (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS)		
Band	Wavelength	Useful for mapping
Band 1 - coastal aerosol	0.43-0.45	Coastal and aerosol studies
Band 2 - blue	0.45-0.51	Bathymetric mapping, distinguishing soil from vegetation and deciduous from coniferous vegetation
Band 3 - green	0.53-0.59	Emphasizes peak vegetation, which is useful for assessing plant vigor
Band 4 - red	0.64-0.67	Discriminates vegetation slopes
Band 5 - Near Infrared (NIR)	0.85-0.88	Emphasizes biomass content and shorelines
Band 6 - Short-wave Infrared (SWIR) 1	1.57-1.65	Discriminates moisture content of soil and vegetation; penetrates thin clouds
Band 7 - Short-wave Infrared (SWIR) 2	2.11-2.29	Improved moisture content of soil and vegetation; penetrates thin clouds
Band 8 - Panchromatic	0.50-0.68	15 meter resolution, sharper image definition
Band 9 - Cirrus	1.36-1.38	Improved detection of cirrus cloud contamination
Band 10 - TIRS 1	10.60-11.19	100 meter resolution, thermal mapping and estimated soil moisture
Band 11 - TIRS 2	11.50-12.51	100 meter resolution, improved thermal mapping and estimated soil moisture

ПРИЛОЖЕНИЕ

Стек разработки

- Python 3.9
- TensorFlow 2.11.0
- GDAL

Обучение

- NVIDIA GeForce 3080
- размер батча: 4
- число батчей в эпохе: 32362
- ~ 15 эпох
- 1 эпоха ~ 1 час обучения