Сравнение архитектур полносвёрточных нейронных сетей в задачах дешифрирования породного состава лесов на примере национального парка «Смоленское Поозерье»

Агапова Е.Р., Карпачевский А.М.

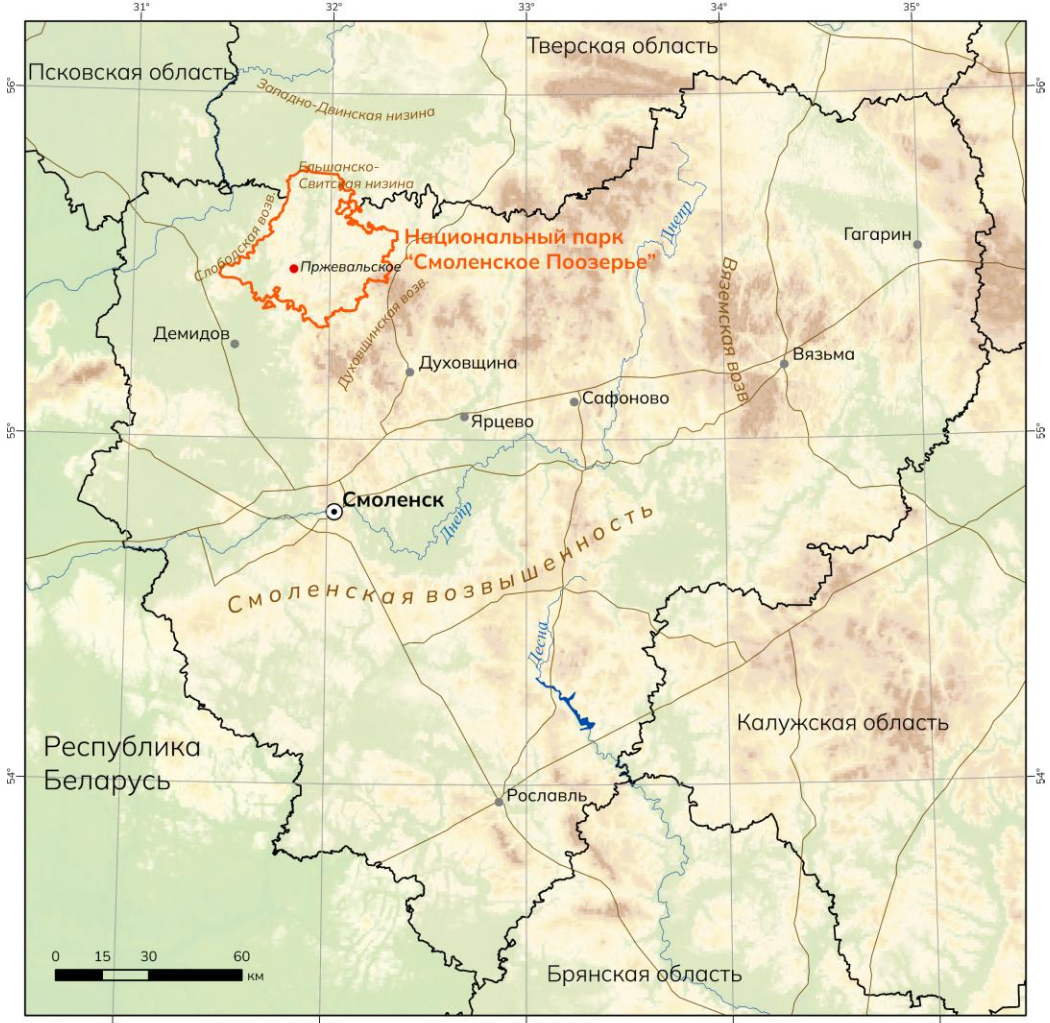
МГУ имени М.В. Ломоносова, кафедра картографии и геоинформатики, 2026

Объект исследования

Породный состав лесов национального парка «Смоленское Поозерье»

Актуальность

- Территория относится к биому широколиственно-хвойных лесов — леса занимают 74% площади парка (лесистость земель ООПТ — 94%)
- Высокая антропогенная нагрузка вплоть до второй половины XX века — экосистемы динамичны, идет восстановление коренных фитоценозов
- Разнообразие лесов с преобладанием мелколиственных пород (как вторичные, так и коренные леса) — **необходимость выделить наибольшее число классов при дешифрировании**







Существующие подходы к дешифрированию

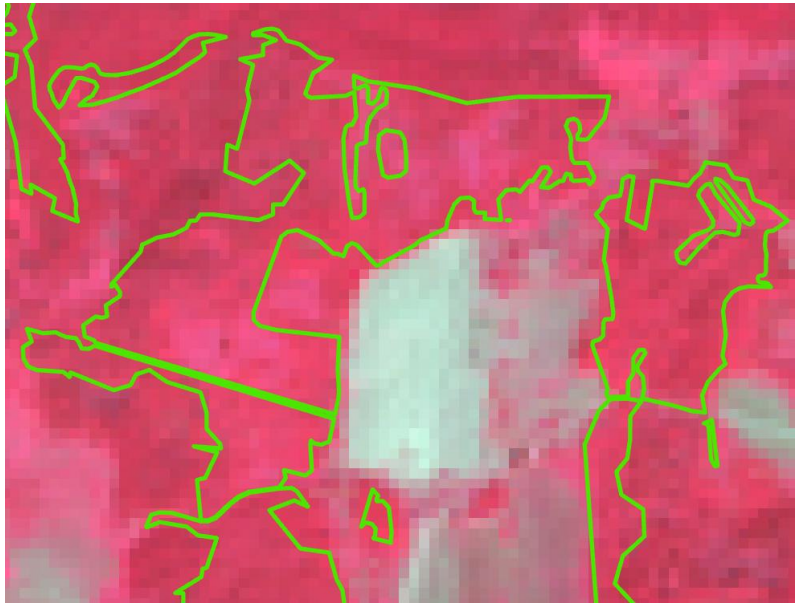
Активное использование мультиспектральных снимков

Проблема — учет множества факторов, формирующих спектральный образ растительных сообществ (рельеф, плотность и возраст насаждений, подлесок, фенология и т.д.)

Методы:

- Кластеризация — чувствительность к однородности внутри класса
- Классификация с обучением — **необходимы эталоны**
- Применение метода опорных векторов, ансамблевые методы (случайный лес) и т.д.

-> Нейронные сети — учет структурных и прочих высокоуровневых признаков



Пример неоднородности спектральных характеристик внутри таксационной выделов с одной преобладающей породой (ольха серая)



Исходные данные

Информация о породном составе лесов:

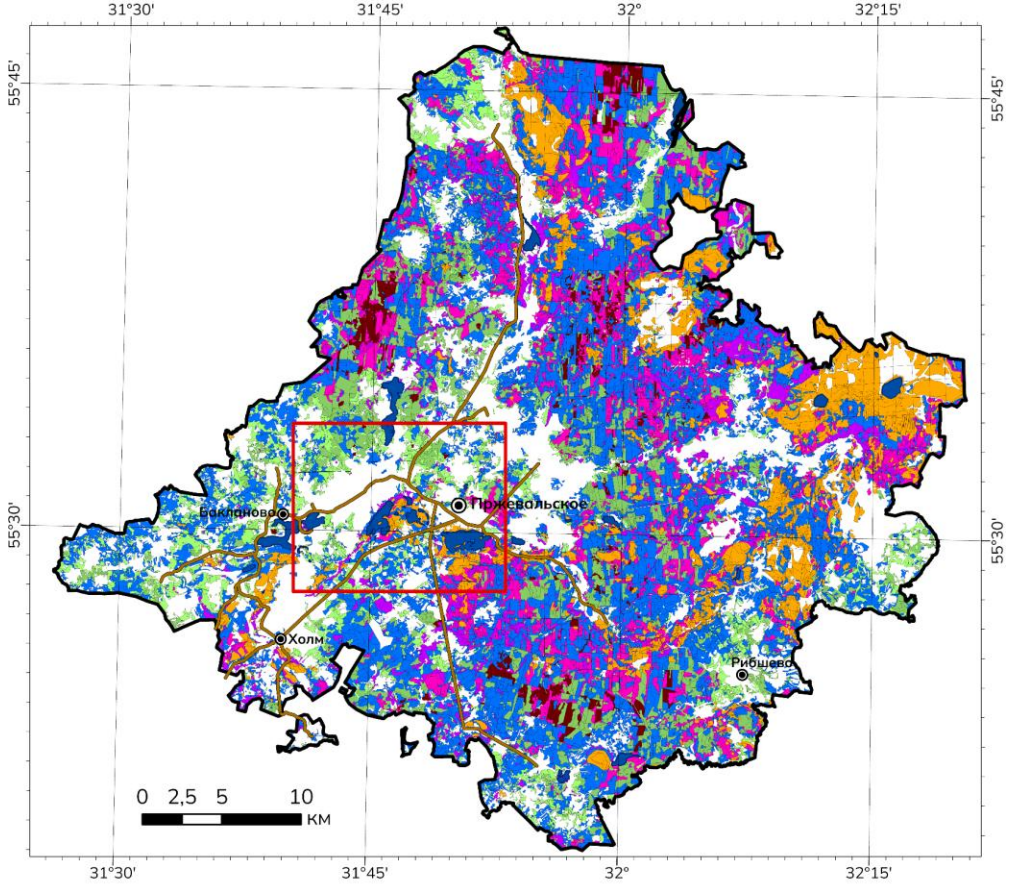
- ❖ База геоботанических описаний ЦЭПЛ РАН; база маршрутных описаний А.В. Титовец (2002–2025; наибольшее количество — 2006–2014)

  Всего — 2967 точек
- ❖ Данные лесоустройства 2014–2015 в векторном формате

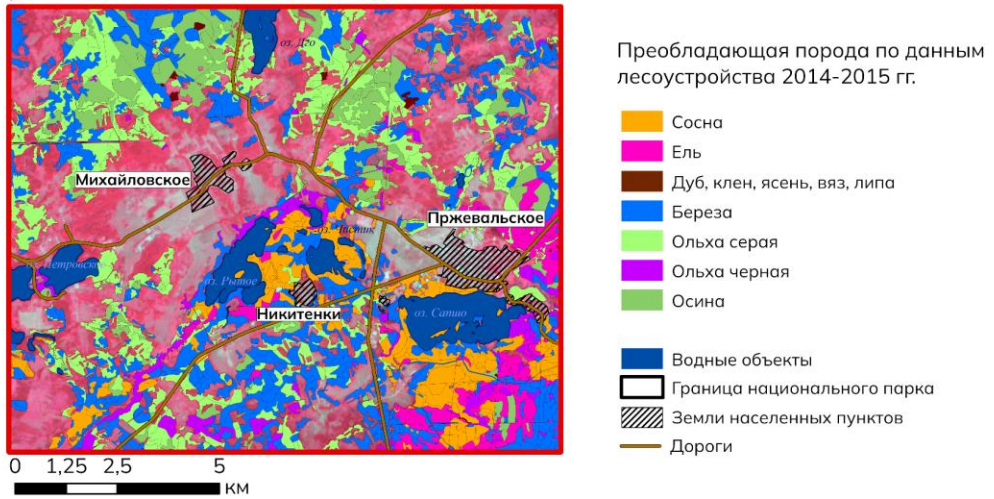
Спутниковые данные

Landsat 8 OLI (каналы 2–7) — разновременной композит индексов NDVI/EVI/NDMI

Обучающий набор данных: Landsat 8 Collection 2 Level 2 за 2014 год: 26.04.2014, 31.07.2014 и 3.10.2014



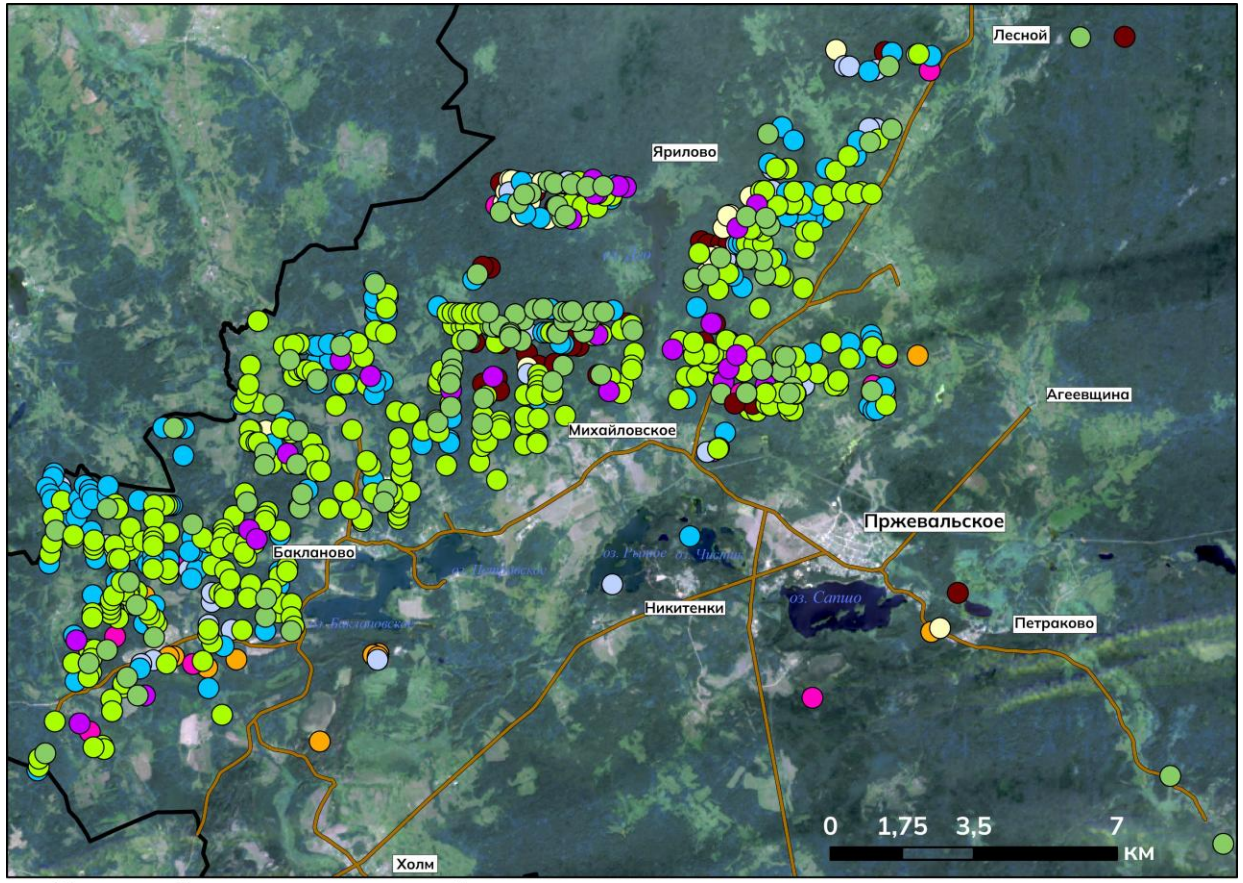
Фрагмент (часть Баклановского и Куров-Борского участкового лесничества)



Исходные данные

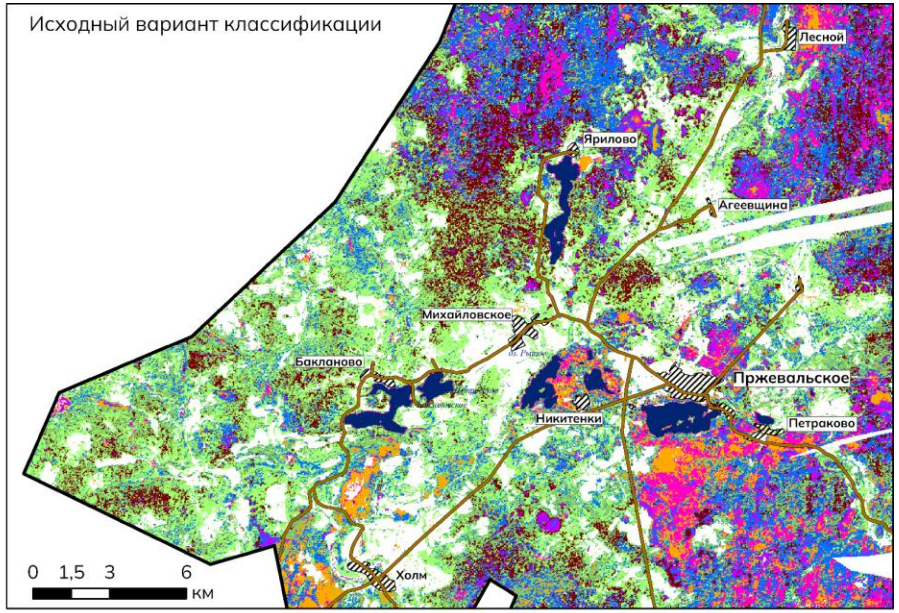
Основа маски — классификация композита методом SVM; уточнено по данным полевых наблюдений и таксации

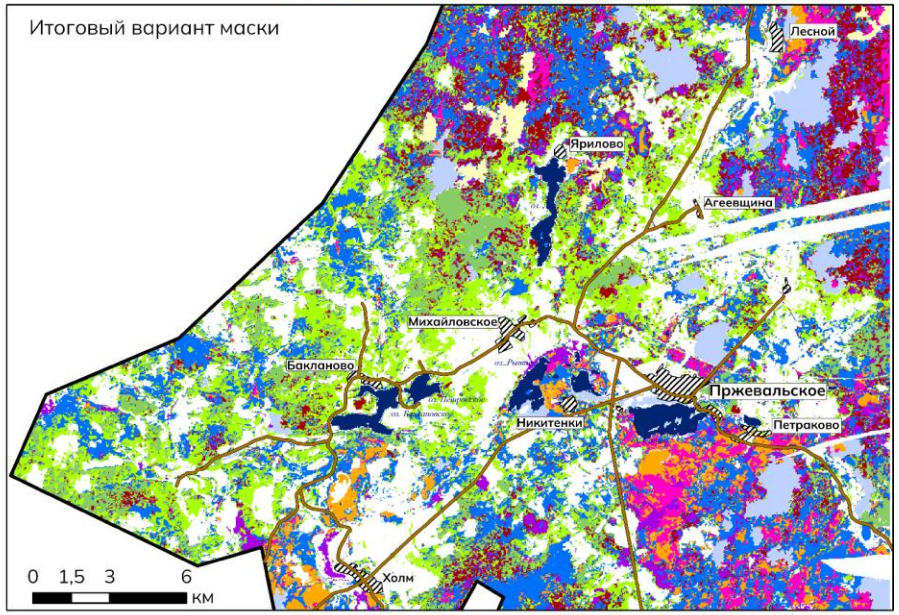
Точки геоботанических описаний (до 2015 года)



Точки геоботанических описаний — классы

- Сосняки
- Ельники
- Широколиственные леса
- Хвойно-широколиственные леса
- Хвойно-мелколиственные леса
- Березняки
- Сероольшаники
- Черноольшаники
- Осинники
- Граница национального парка
- Дороги





Породный состав лесов (по данным таксации и полевым наблюдениям) на 2014 год

Западная часть НП

- Сосняки
- Ельники
- Широколиственные леса
- Хвойно-широколиственные леса
- Хвойно-мелколиственные леса
- Березняки
- Сероольшаники
- Черноольшаники
- Осинники
- Водные объекты
- Безлесные территории
- Граница маски
- Земли населенных пунктов
- Дороги

Методика дешифрирования

Используемые архитектуры нейронных сетей:

❖ Полносверточная нейронная сеть (FCN)

Потенциальные проблемы с точностью границ

❖ U-Net — модификация FCN с прямыми связями (skip connections)

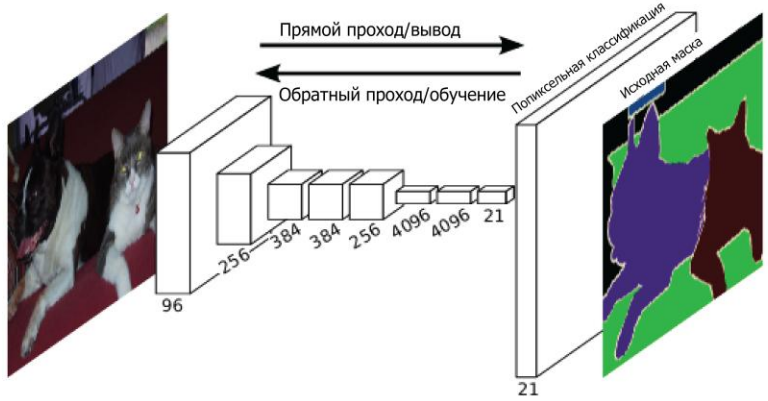
Потенциальные проблемы с выделением сложных текстур, но лучше ведет себя с границами

❖ Пирамидальная сверточная сеть (PAN)

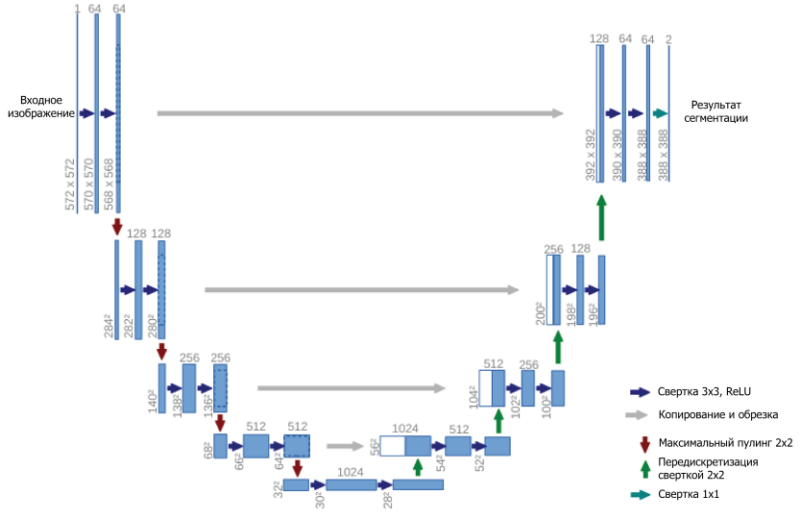
Использование глобального контекста

Менее исследованная (для целей ДЗЗ) модель

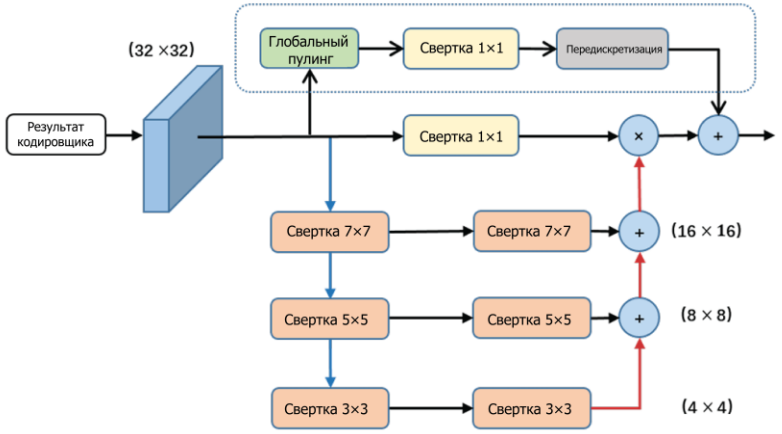
Основа для кодировщика — ResNet34 (предобучена на ImageNet)



Long, Schelhamer, Darrell, 2015



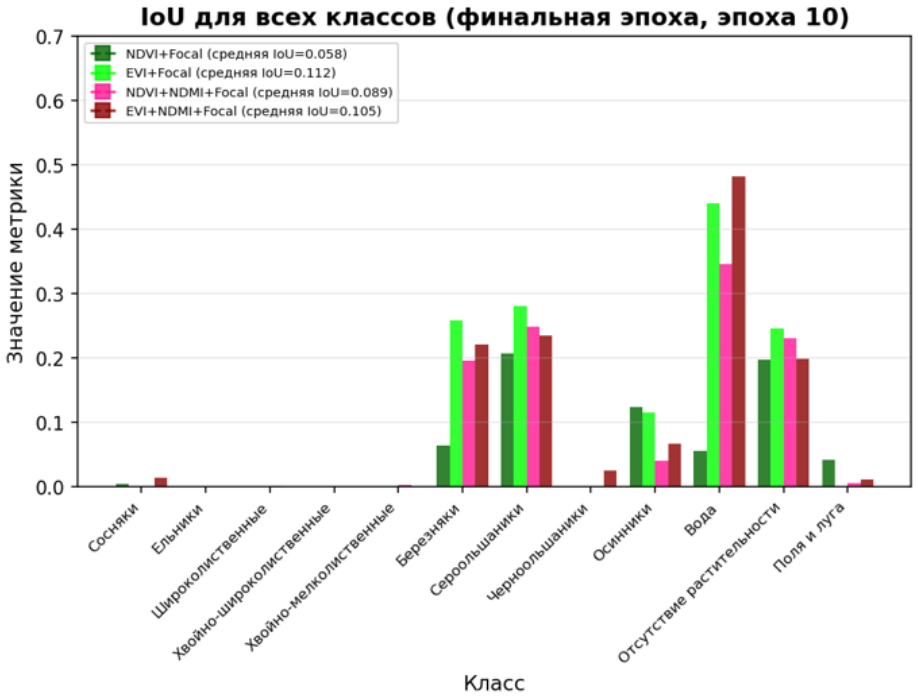
Ronneberger, Fischer, Brox, 2015



Lee, Xiong, An et al., 2018

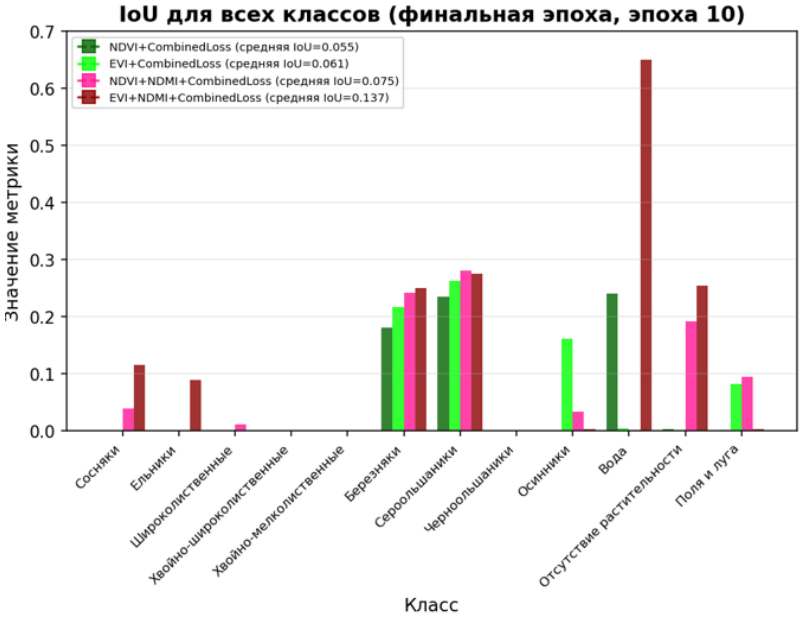
Выбор индексных изображений и функций потерь

Фокальная кросс-энтропия



Функция Дайса





Были апробированы функции потерь Дайса и фокальная кросс-энтропия, а также их комбинация, применимо к различным комбинациям индексных данных.

Наилучшим сочетанием для U-Net признано использование функции Дайса + NDVI/NDMI

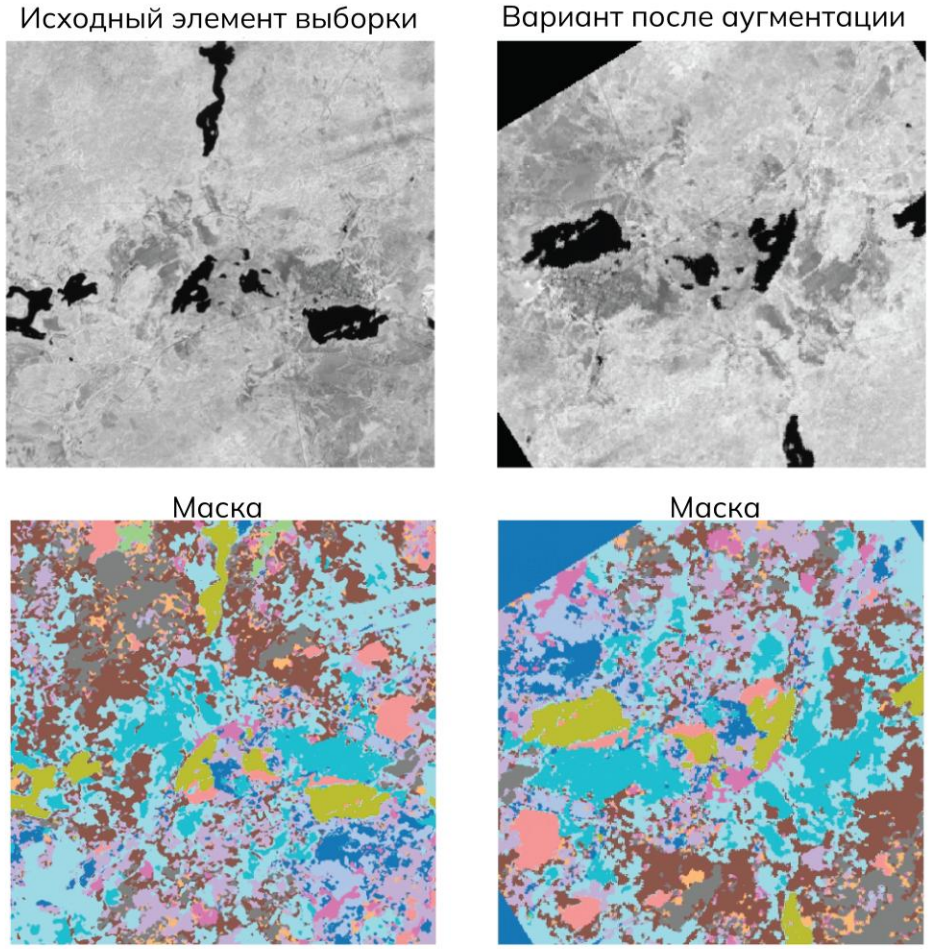
Методика дешифрирования

Проблема несбалансированности классов

Предполагаемый путь решения: подбор функций потерь, использование аугментаций данных

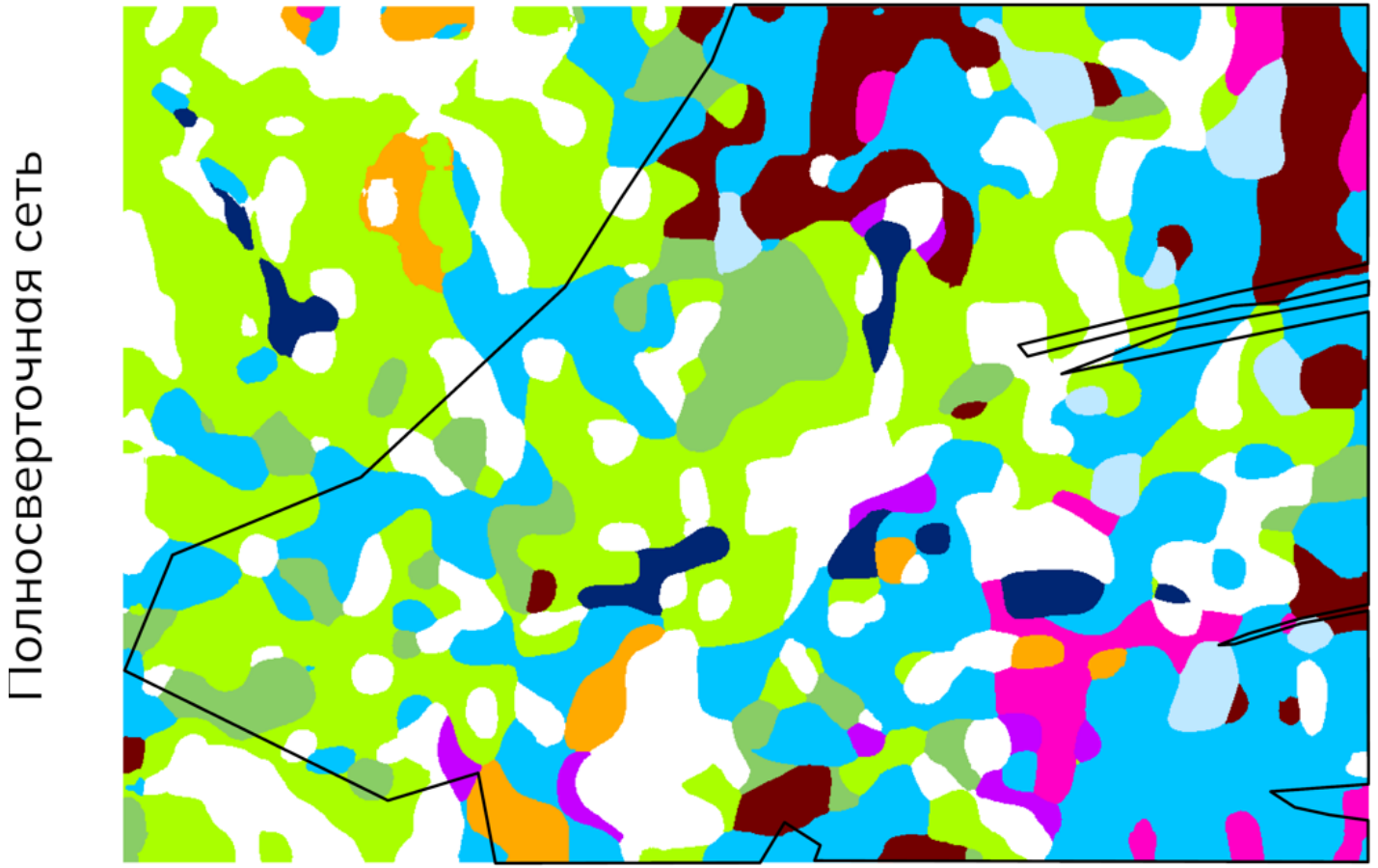
Число пикселей в маске (% от всего)

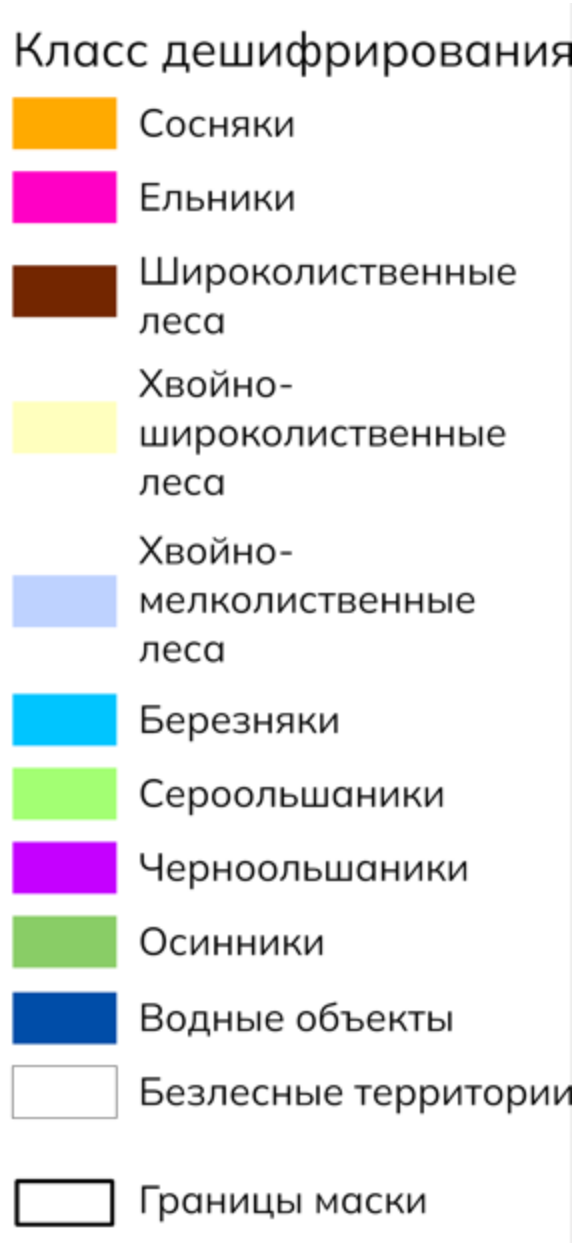
Сосняки	0	8,029,635	3.60%
Ельники	1	4,140,230	1.86%
Широколиств.	2	11,511,129	5.16%
Хв.-широколиств.	3	2,572,950	1.15%
Хв.-мелколиств.	4	6,489,960	2.91%
Березняки	5	39,610,226	17.76%
Сероольш.	6	58,097,616	26.05%
Черноольш.	7	6,871,487	3.08%
Осинники	8	27,576,248	12.36%
Вода	9	7,915,665	3.55%
Не-лесные классы		50,245,028	22.53%



Результаты

Модель *Значение метрики*	FCN	U-Net	PAN
Общая точность (OA)	0,586	0,816	0,493
Точность, осредненная по классам (mAcc)	0,485	0,705	0,395
F-мера, осредненная по классам (mF1)	0,498	0,735	0,325
Мера Жаккара, осредненная по классам (mIoU)	0,356	0,602	0,25

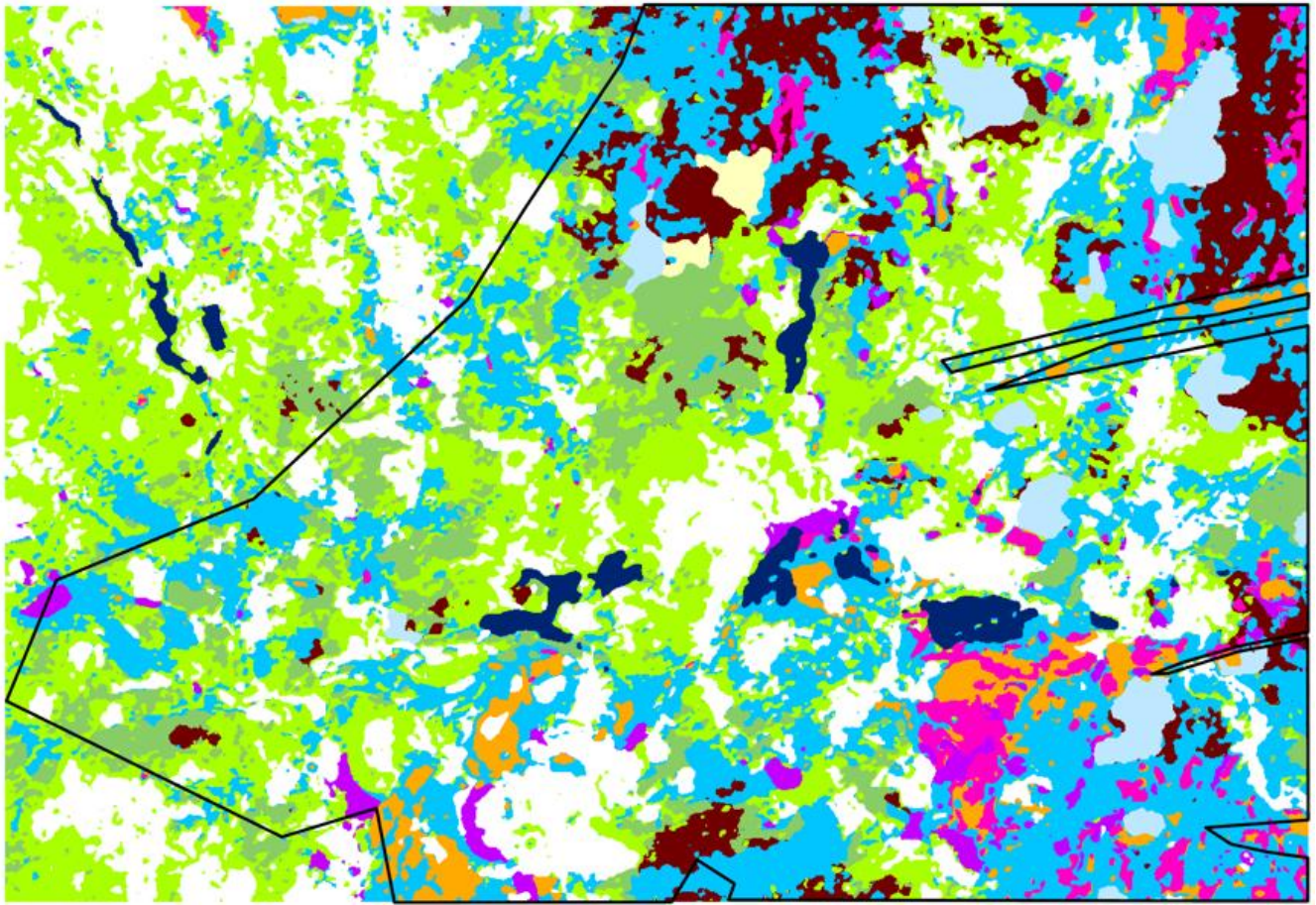




Результаты

Модель *Значение метрики*	FCN	U-Net	PAN
Общая точность (OA)	0,586	0,816	0,493
Точность, осредненная по классам (mAcc)	0,485	0,705	0,395
F-мера, осредненная по классам (mF1)	0,498	0,735	0,325
Мера Жаккара, осредненная по классам (mIoU)	0,356	0,602	0,25

U-Net



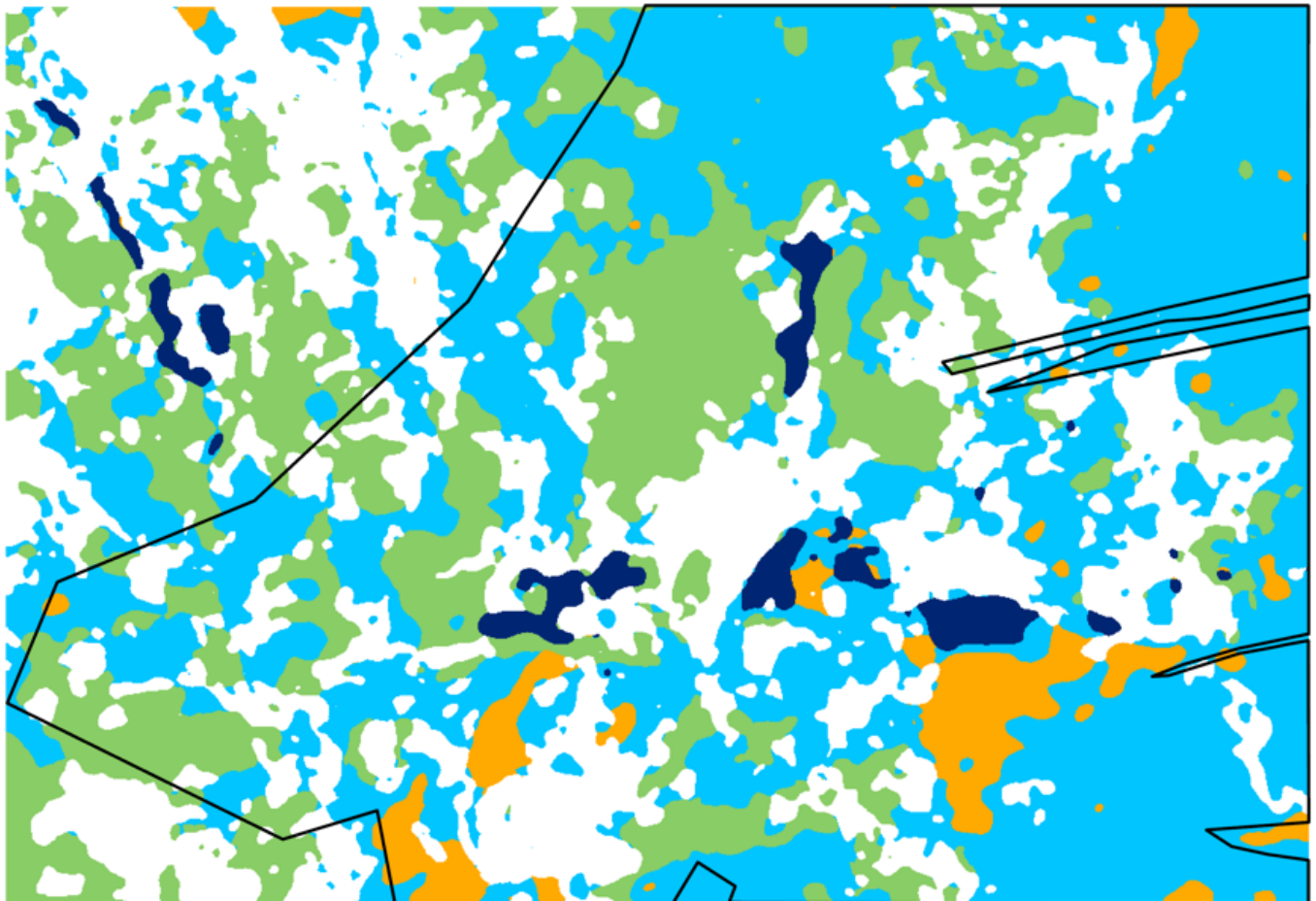
Класс дешифрирования

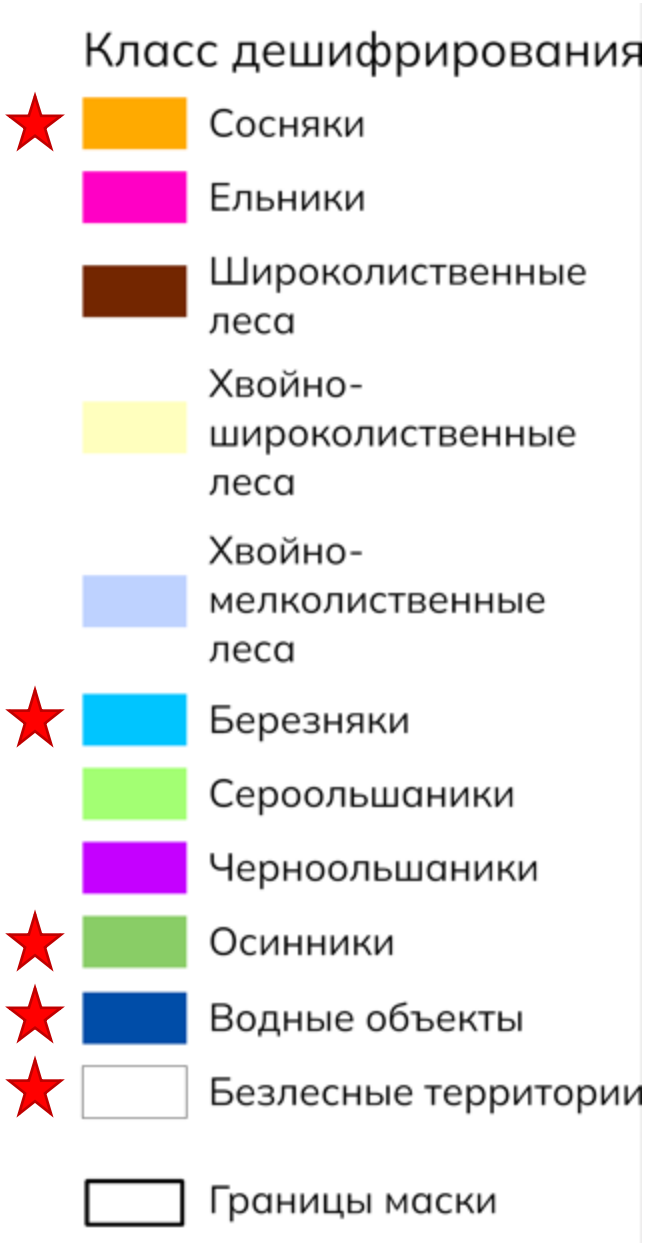
- Сосняки
- Ельники
- Широколиственные леса
- Хвойно-широколиственные леса
- Хвойно-мелколиственные леса
- Березняки
- Сероольшаники
- Черноольшаники
- Осинники
- Водные объекты
- Безлесные территории
- Границы маски

Результаты

Модель *Значение метрики*	FCN	U-Net	PAN
Общая точность (OA)	0,586	0,816	0,493
Точность, осредненная по классам (mAcc)	0,485	0,705	0,395
F-мера, осредненная по классам (mF1)	0,498	0,735	0,325
Мера Жаккара, осредненная по классам (mIoU)	0,356	0,602	0,25

PAN



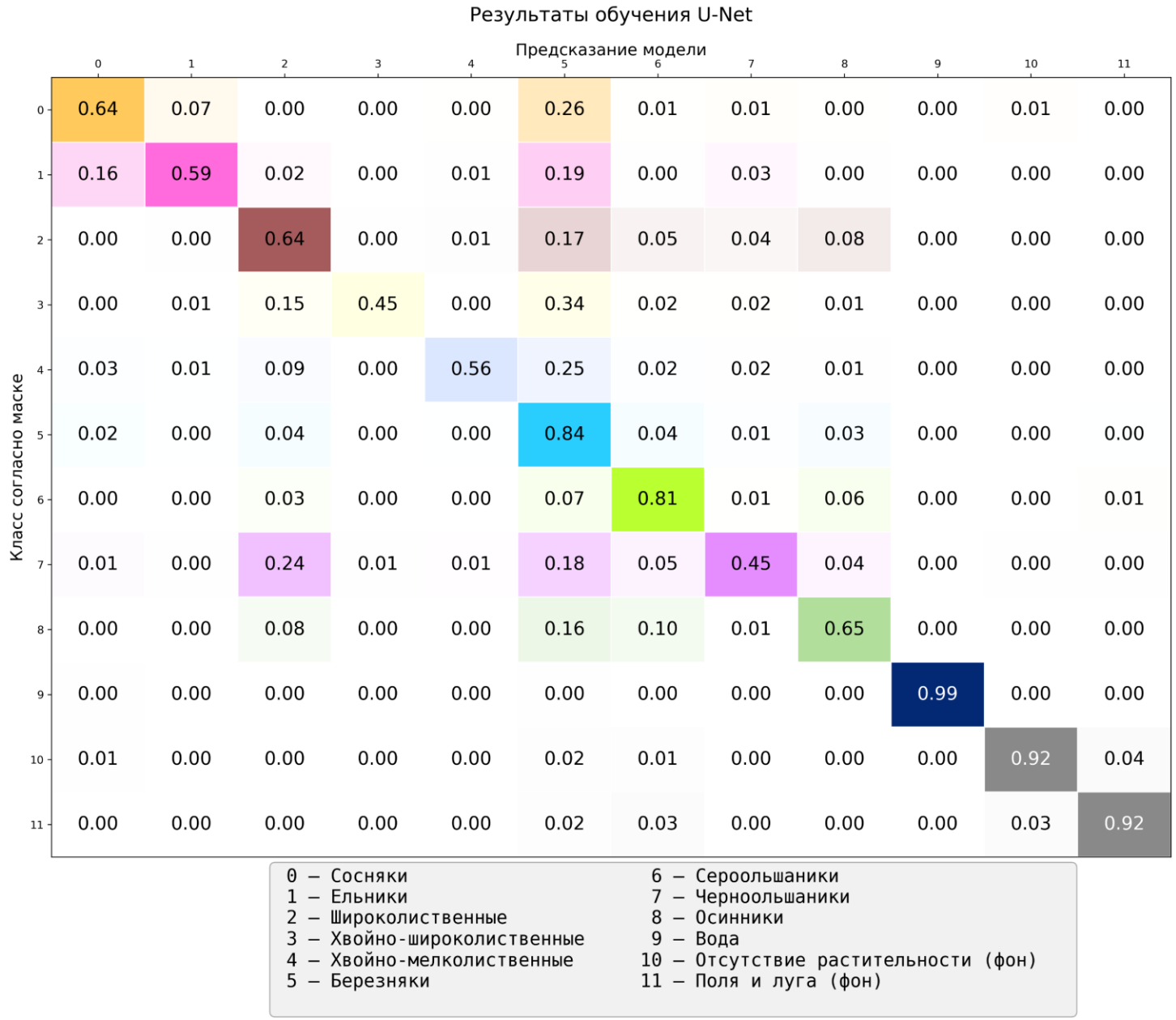


Результаты

Лучшая полнота выделения характерна для мелколиственных — береза > серая ольха > осина.

Березовые древостои — большинство ложноотрицательных предсказаний модели (хвойно-широколиственные, хвойные древостои) — *высокая доля участия березы в древостоях национального парка в целом?*

Самая низкая полнота — черноольшаники; ложноотрицательные результаты не с березняками, а <u>широколиственными породами</u>

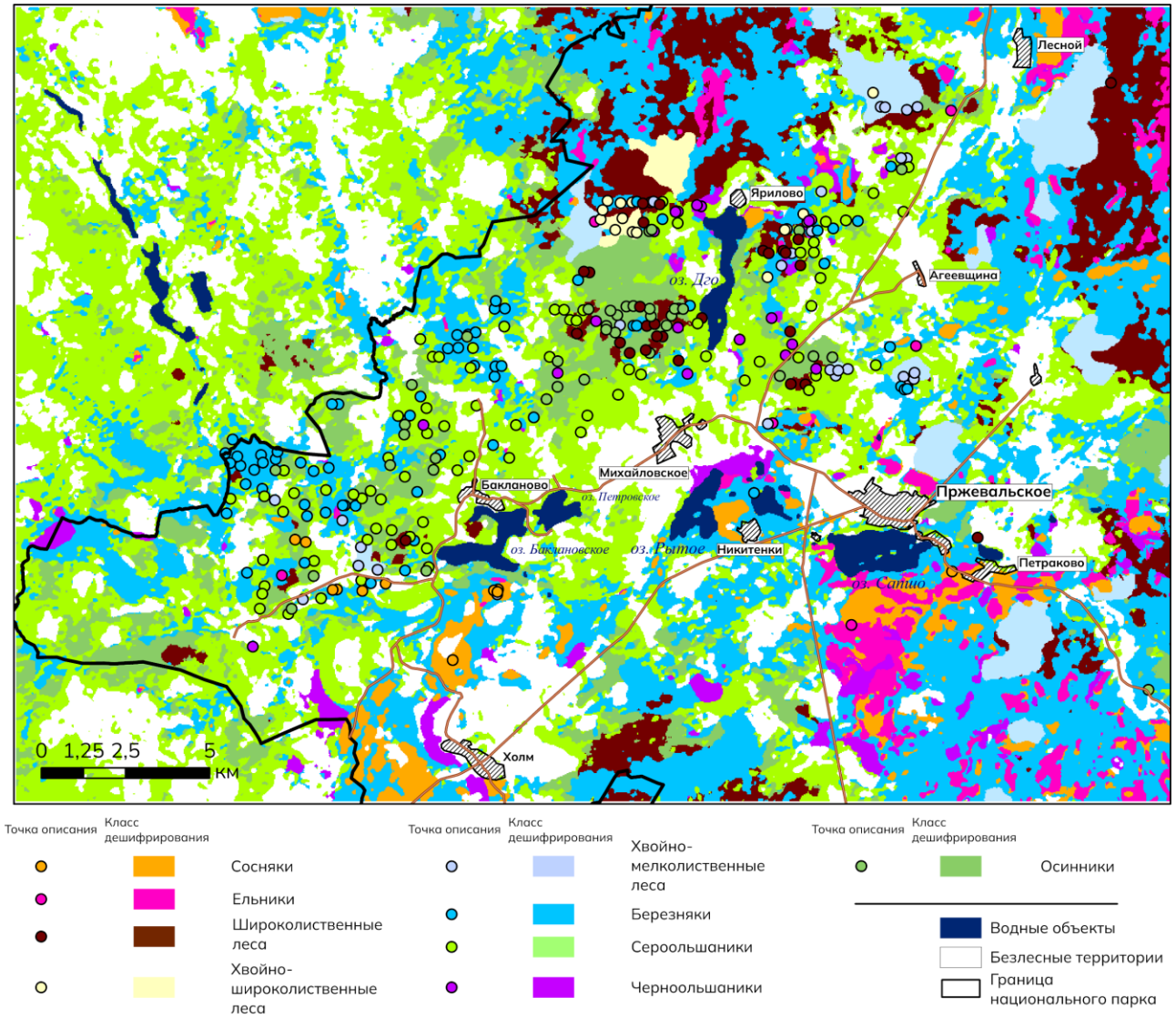


Результаты

Результаты оценки достоверности дешифрирования по 286 точкам наземных описаний

Классы		Наземные данные										
Данные ДЗЗ		С.	Ел.	Ш.	Хв-ш.	Хв-м.	Б.	Сероольш.	Черноольш.	Ос.	Σ	Точность пользователя, %
Результат дешифрирования	С.	5				1					6	83,33
	Ел.		2								2	100,00
	Ш.			15	1	2			1	1	20	75,00
	Хв.-ш.				5						5	100,00
	Хв.-м.		1		1	16					18	88,89
	Б.	4	3	3	8	4	43	2	2	4	73	58,90
	Сероольш.			3		3	9	68	7	5	95	71,58
	Черноольш.					1			3		4	75,00
	Ос.	2	1	8		2	12	5	5	28	63	44,44
	Σ	11	7	29	15	29	64	75	18	38	286	
	Точность производителя, %	45,45	28,57	51,72	33,33	55,17	67,19	90,67	16,67	73,68		64,69

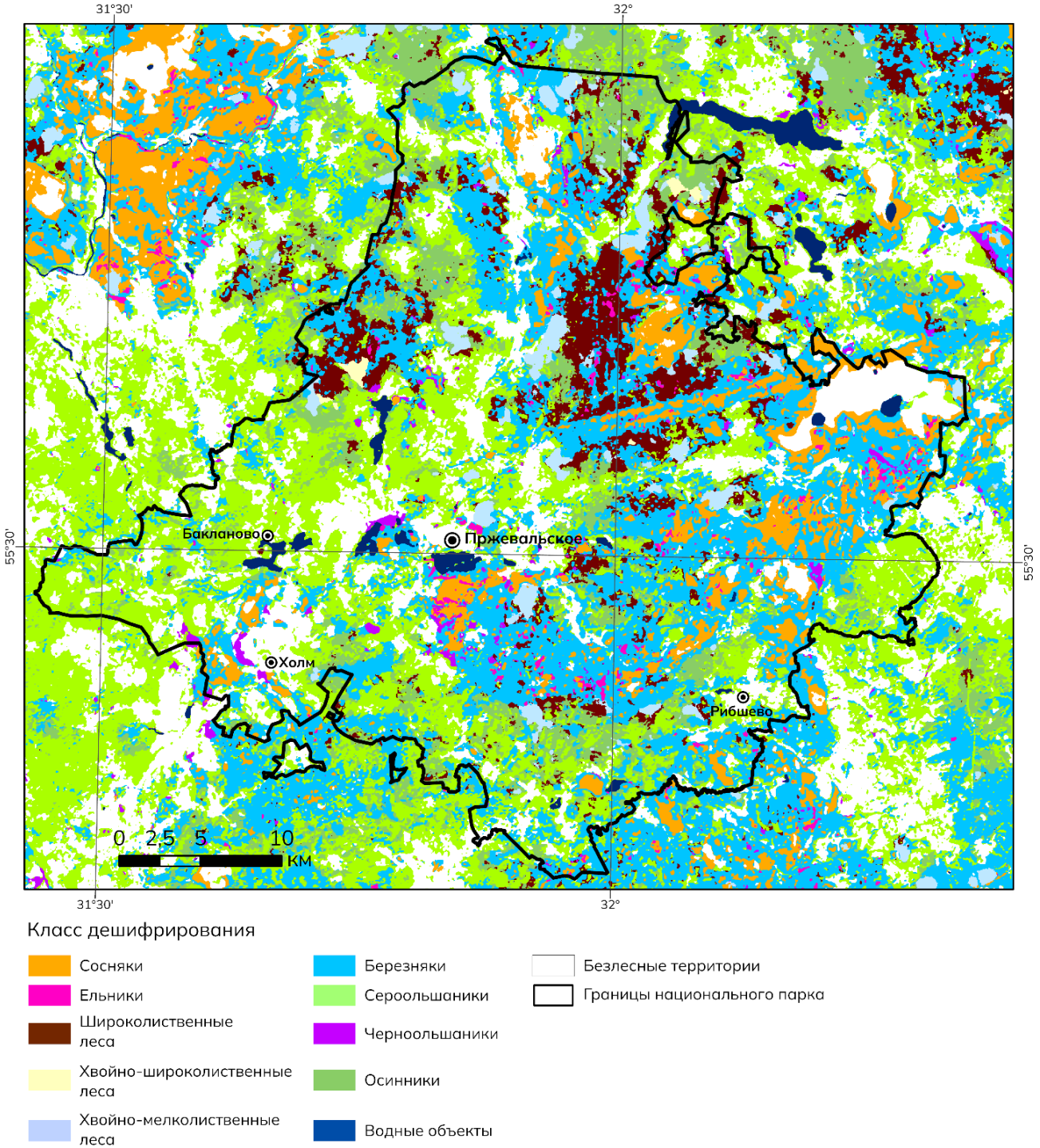
Общая точность дешифрирования эталонных точек составила 64,7%



Финальный результат дешифрирования с нанесенными точками для оценки достоверности

Результаты

Применение модели на весь национальный парк — по композиту 2014 года



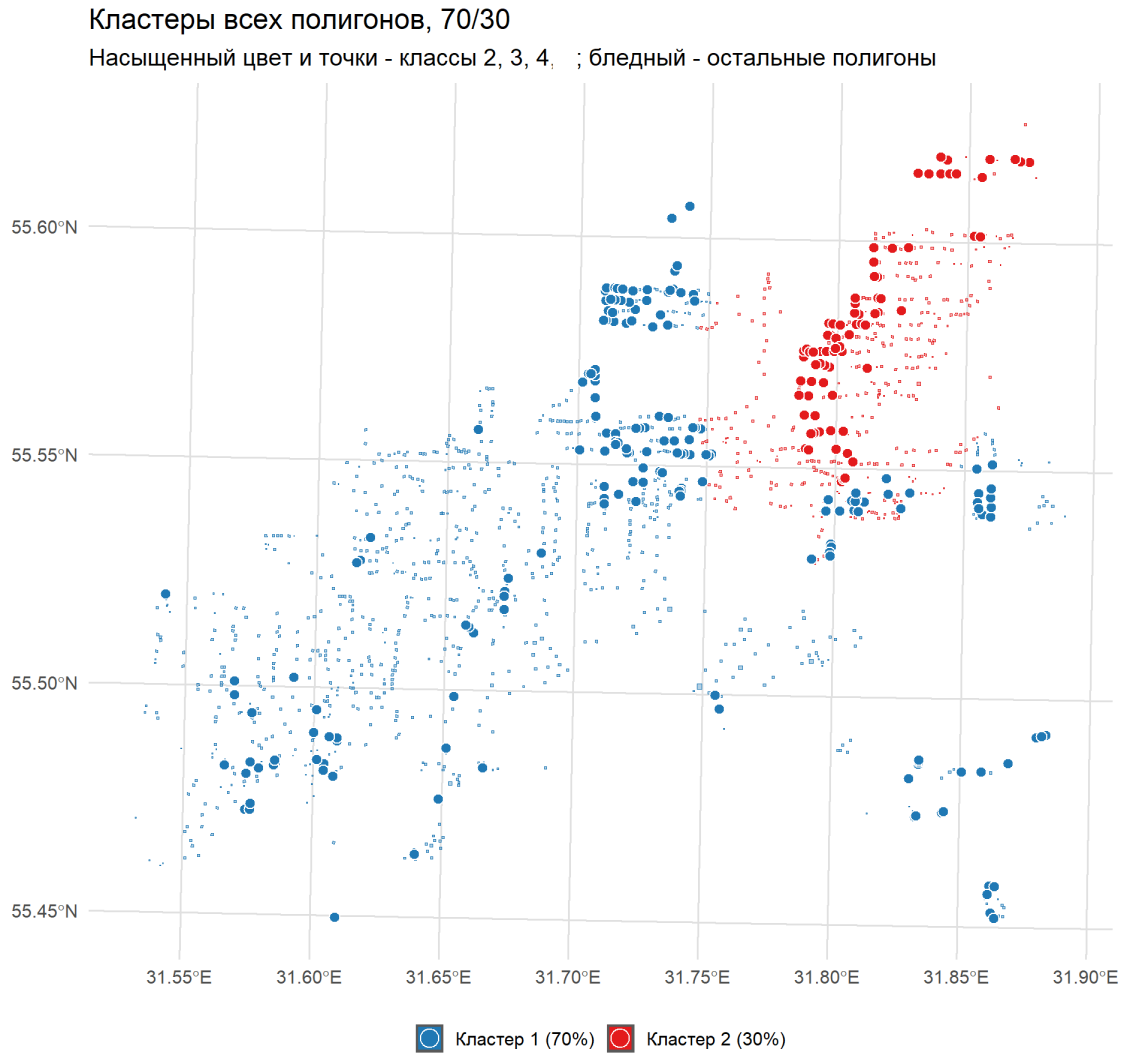
Выводы

- Цель работы достигнута — точность дешифрирования, оцененная по эталонам, составила **64,7%** для **9 выделяемых классов**.
- В работе сравнивались между собой три архитектуры сверточных нейронных сетей. Наилучшие результаты показала **архитектура U-Net**, метрики обучения которой демонстрируют достаточную **детальность** и **полноту** дешифрирования
- Обученная модель была апробирована на данных за другой временной период — спустя 10 лет -> необходимость поиска способов сведения влияния фенологического фактора к минимуму

-> Решением может стать дообучение готовых весов модели на новых данных полевых наблюдений. **Это является основной перспективой использования обученной в работе модели в дальнейшем**.

Перспективы

- Исследование других архитектур (UNetPlusPlus/DeeplabV3/…) и основ
- Апробация новых сочетаний индексов, а также отбор снимков по фенологическим характеристикам
- Изменение обучающего набора данных: разделение на пространственные кластеры «обучение» — «валидация/тест» по ключевым классам (смешанные леса)
- Возможное изменение набора классов как следствие анализа матрицы ошибок
- Дообучение на данных за 2020е годы







Спасибо за внимание!