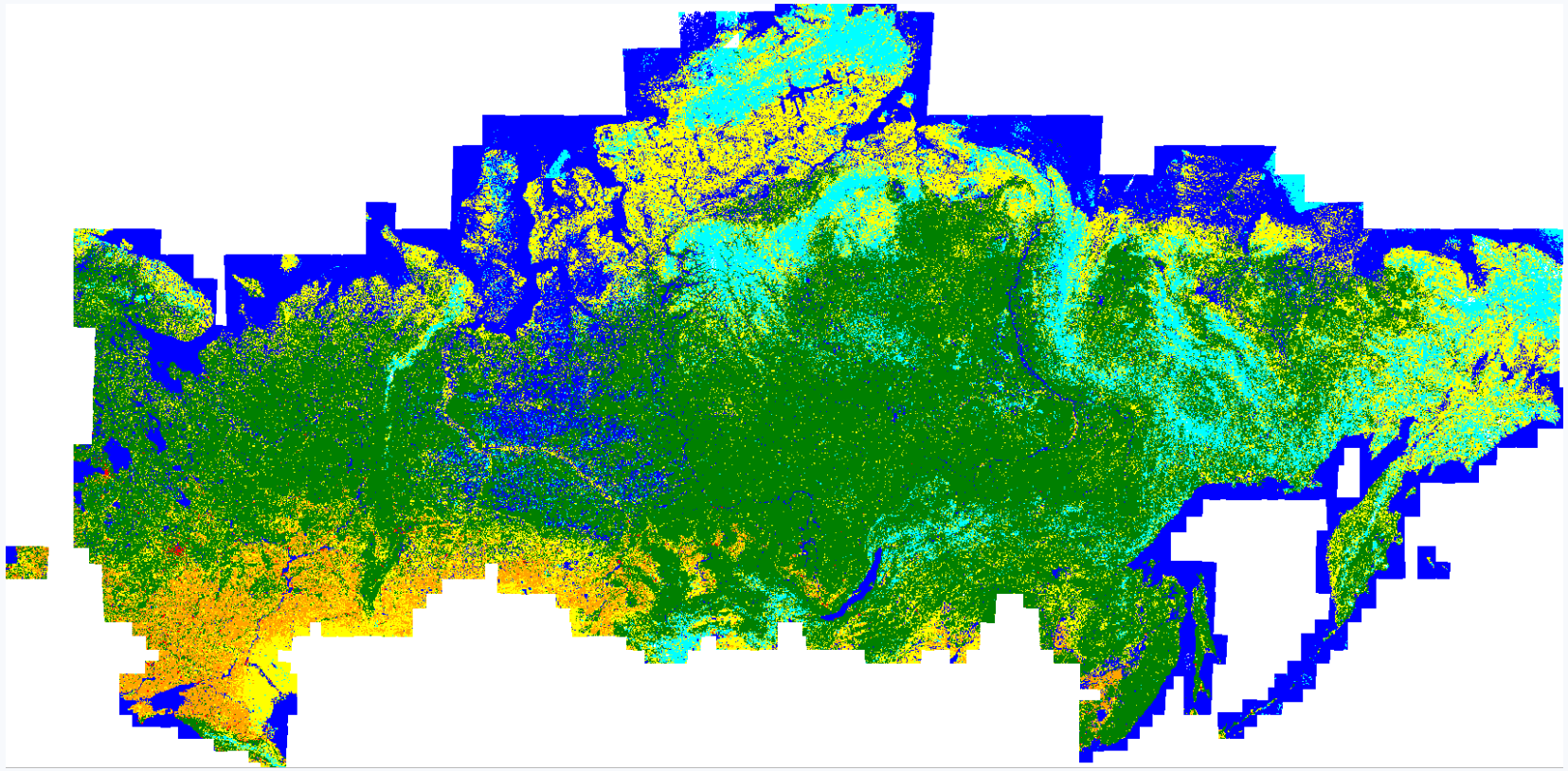
# Создание нейросетевой карты категорий землепользования России по данным Sentinel-2



ИКИ
ИНСТИТУТ КОСМИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ РАН

Аспирант ИКИ РАН Леонов В.
к.т.н. Кашницкий А.
к.ф.-м.н. Мещеряков А.

# Обзор

# Введение и актуальность

### AFOLU

Категории IPCC-6 (Intergovernmental Panel on Climate Change) нужны для расчётов в секторе землепользования и его изменений.

### Сопоставимость

Одна легенда и единое разрешение позволяют сравнивать регионы, годы и исходные продукты.

### Национальный масштаб

Ручная сплошная разметка всей России практически невозможна; нужны воспроизводимые алгоритмы.

### Импортонезависимость

Открытые спутниковые данные и собственный конвейер обработки уменьшают зависимость от готовых внешних карт.

### Новизна

Развитие методов, опирающихся на нейросети.

# Постановка задачи – получение карты 6 классов

### Вход

6 спектральных каналов Sentinel-2 2021: B2, B3, B4, B8, B11, B12
сезонные медианные композиты

### Разметка

Разметка из существующих 10-м продуктов: Dynamic World, ESA WorldCover, ESRI LULC

### Модель U-Net

Семантическая сегментация:
каждый пиксель получает один из 6 классов IPCC-6

### Выход

Растровая карта 10 м:
Московский регион → вся Россия

### Критерий успеха

Независимая точечная валидация: 1740 экспертных точек Московской области + сравнение с исходниками.

# Pipeline

**1. Sentinel-2**

собрать 6 каналов и сезонные композиты

**2. Source maps**

привести DW / WC / ESRI к IPCC-6

**3. pseudo-labels**

создать all_match и wc_cor с весами

**4. обучение**

обучить U-Net

**5. inference**

скользящее окно, сшивка тайлов

**6. validation**

1740 точек, карты, контуры полей

# Почему нельзя взять одну готовую карту как ground truth

### Проблема

Глобальные 10-м продукты похожи по разрешению, но отличаются источниками, моделью, легендой, периодом агрегации и ошибками.

### Решение

Использовать не один продукт как истину, а согласие нескольких продуктов как высокодоверенную псевдоразметку.

# ESA WorldCover

### Что это

Глобальная 10-м карта ESA WorldCover 2021, построенная по Sentinel-1/2 и временным признакам.

### Как формируется

В производственном workflow используются CatBoost gradient-boosted trees, temporal features, постобработка и экспертные правила.

### Как использовано

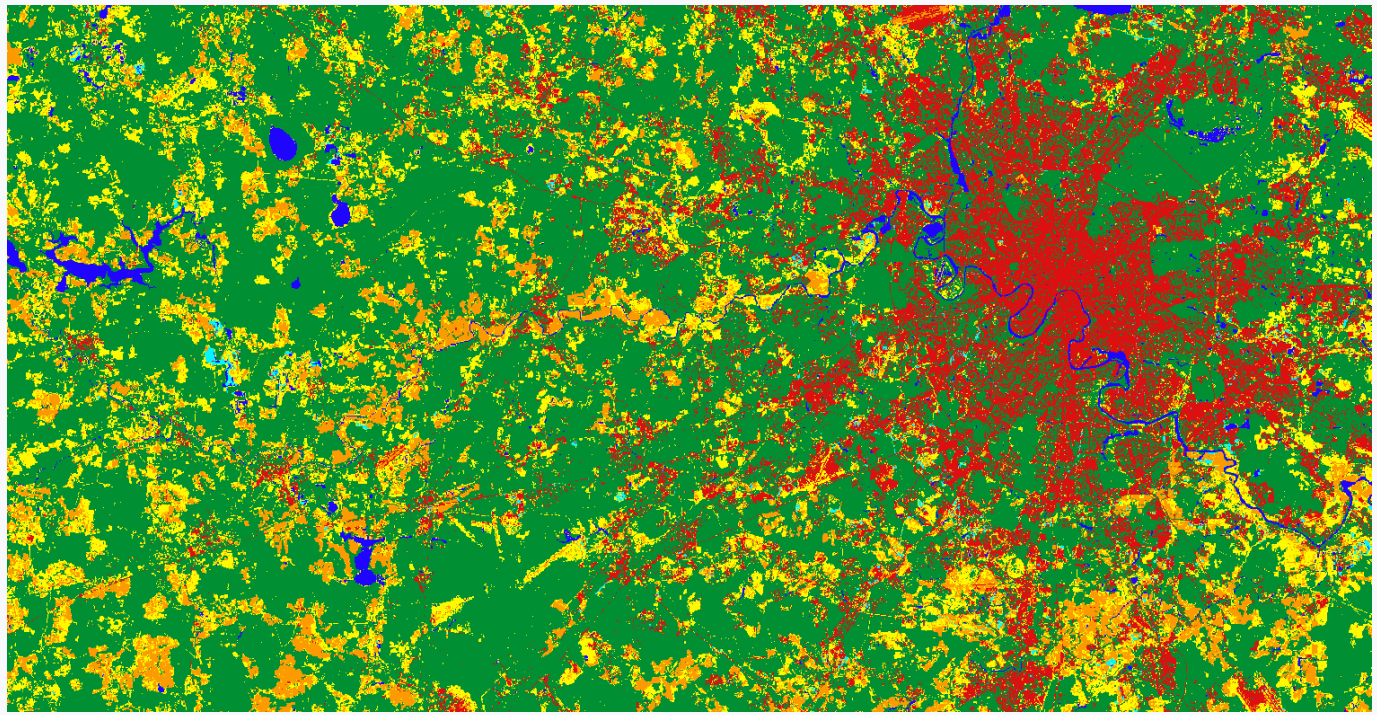
1) как один из трёх источников для all_match;
2) как плотный слой wc_cor с пониженным весом 0.6.

### Почему не ground truth

WorldCover имеет полное покрытие, но это один источник: его систематические ошибки не должны полностью задавать обучение.

### Почему полезен

wc_cor заполняет зоны, где all_match отсутствует: границы объектов, переходные зоны, неоднородные участки.



# Dynamic World: источник с вероятностями классов

### Что это

Глобальный 10-м продукт по наблюдениям Sentinel-2: для каждого наблюдения доступны вероятности классов и итоговая метка.

### Как использовано

Для 2021 года строилась snow-free медианная сводка: карта переводилась к годовому слою и затем к IPCC-6.

### Ограничение

Отдельные наблюдения могут шуметь; класс Grass / shrub / bare неоднозначен при приведении к IPCC-6.

### Как формируется

Fully convolutional neural network; near real-time обработка; исходная легенда шире, чем IPCC-6.

### Сильная сторона

Есть вероятностные оценки и высокая частота обновления.

# ESRI / Impact Observatory LULC

### Что это

Глобальная ежегодная карта LULC 10 м на основе Sentinel-2.

### Как формируется

U-Net-type / fully convolutional deep learning; обучение на большой глобальной human-labeled выборке.

### Как использовано

Третий независимый источник при построении all_match и отдельный baseline в точечной валидации.

### Сильная сторона

Может хорошо выделять антропогенные классы и крупные типы земного покрова.

### Ограничение

Отличия в исходной легенде и обучающих данных приводят к региональным смещениям

# Приведение разных легенд к IPCC-6

| IPCC-6 | ESA WorldCover | ESRI LULC | Dynamic World | Комментарий |
|---|---|---|---|---|
| **Forest** | Tree cover | Trees | Trees | устойчивый класс |
| **Cropland** | Cropland | Crops | Crops | сезонность важна |
| **Grassland** | Grassland | Rangeland | Grass | часть переходных зон |
| **Wetlands** | Water; Herbaceous wetland | Water; Flooded vegetation | Water; Flooded vegetation | водно-болотные и водные фрагменты |
| **Settlements** | Built-up | Built area | Built-up area | застройка и дороги |
| **Other** | Shrubland; Bare; Snow/Ice; Moss/lichen | Bare ground; Snow/Ice | Shrub/Scrub; Bare; Snow/Ice | самый неоднородный класс |

ИСХОДНЫЕ КАРТЫ

# Как создавался all_match

**WC**

WorldCover
10 м

**ESRI**

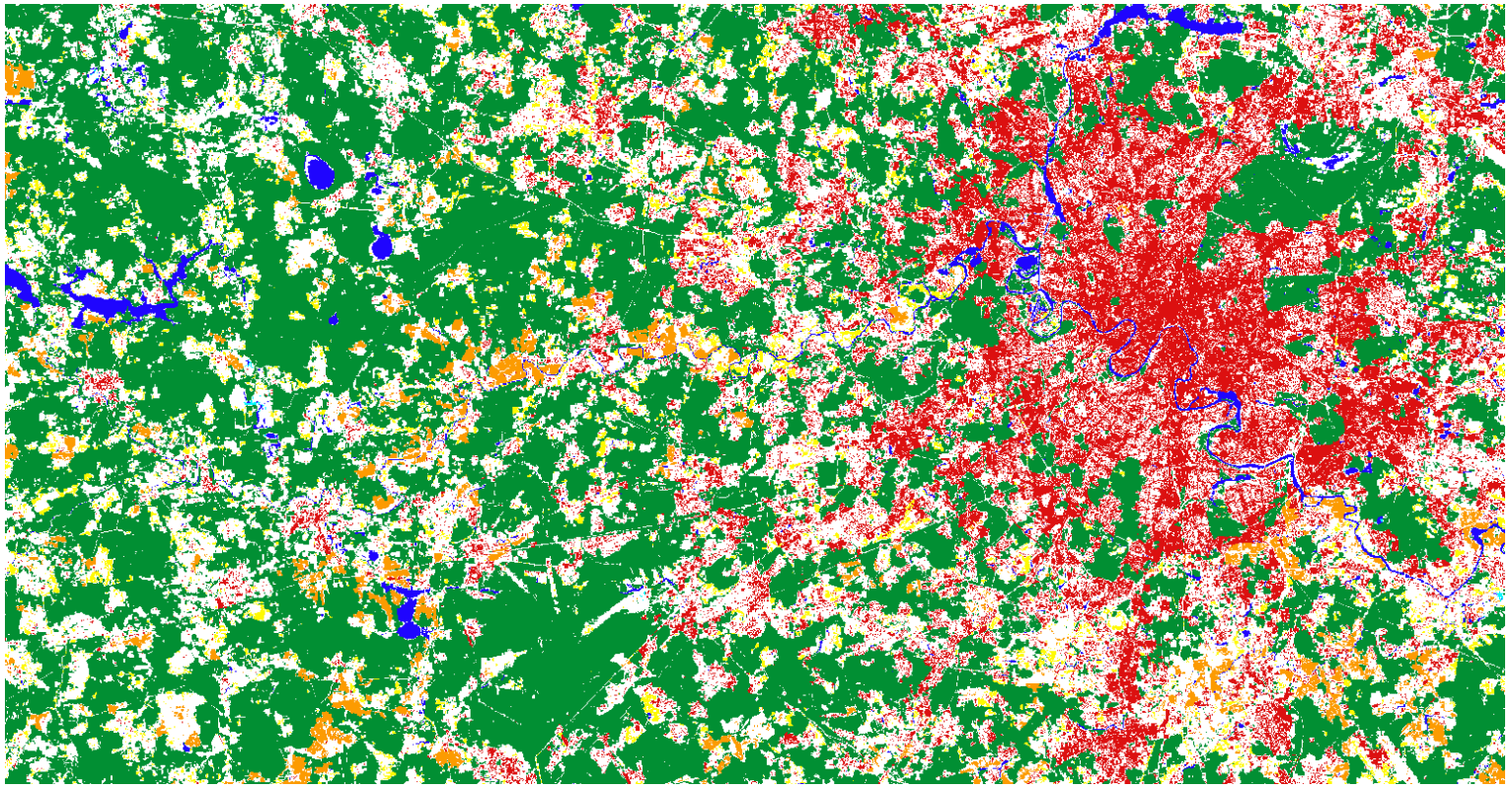
ESRI LULC
10 м

**DW**

Dynamic World
10 м

**all_match**

пиксель сохраняется только если
WC = ESRI = DW



all_match — высоконадежная, но неполная зона согласия источников

# Sentinel-2: входные признаки модели

### B2, B3, B4

Видимый диапазон: цвет, вода, почвы, визуальные текстуры объектов.

### B8

Ближний ИК: растительность, контраст леса / пашни / лугов.

### B11, B12

SWIR: влажность, болота, открытые почвы, застройка, пожары и сухая растительность.

### Композиты

Использованы безоблачные сезонные медианные композиты 2021 года с маскированием облаков, теней, снега и выбросов.

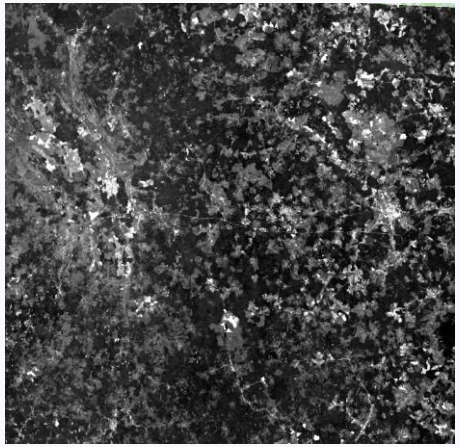
### Геометрия

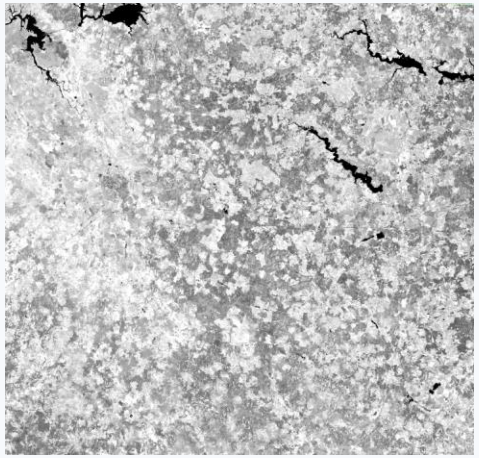
Каналы 10 м и 20 м приводятся к общей сетке; обработка организована по тайлам Sentinel-2.

### Почему не RGB

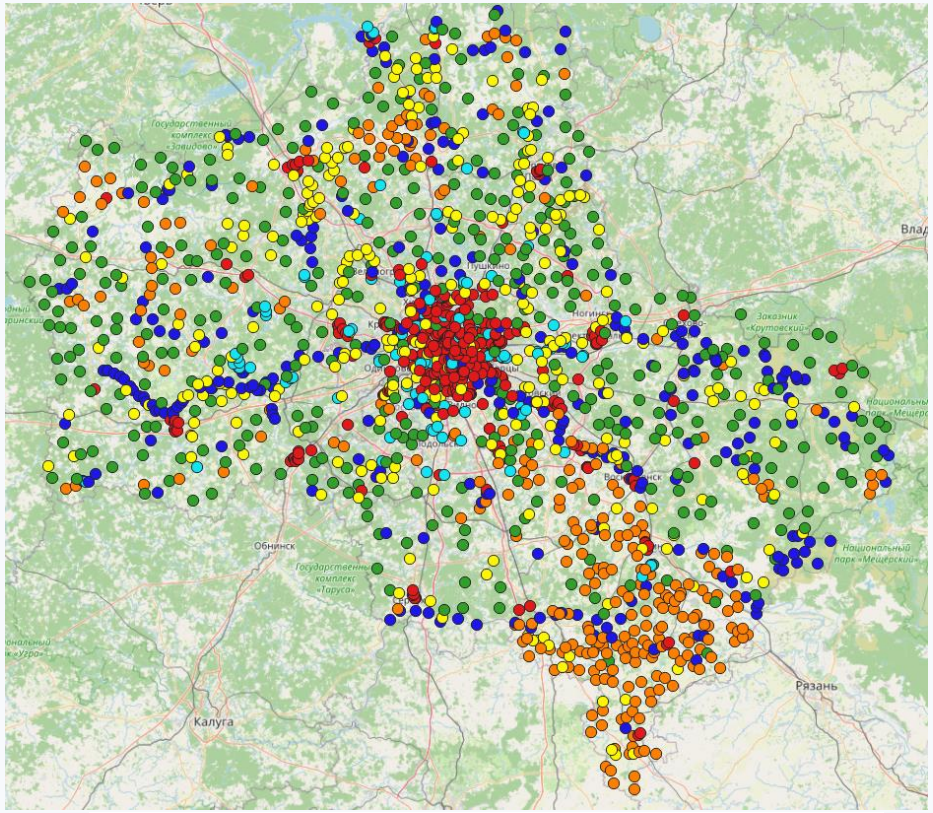
NIR и SWIR дают признаки, которых нет в видимом диапазоне: влажность, структура растительности и материал поверхности.





# Экспертная разметка: 1740 точек Московской области




### Источник

Экспертная выборка: А.А. Мятлев, МГУ
aamyat@mail.ru

### Классы

6 категорий IPCC-6: лес, пашня, луга, водно-болотные угодья, поселения, прочее.

### Почему Москва

Сложный регион: крупный город, леса, сельхозземли, водные объекты, болота и переходные зоны.

**Распределение точек по классам: лес — 400, пашня — 300, луга — 300, ВБУ — 300, поселения — 340, прочие земли — 100.**

# Метод

# Подготовка обучающих патчей

### Индекс сцен

Для каждого тайла ищутся сцены с полным набором шести каналов. Неполные сцены исключаются.

### Целевой растр

Для каждой сцены создаётся двухканальный target: класс IPCC-6 + вес доверия.

### Порядок меток

Сначала записываются strong all_match, затем medium wc_cor заполняет только NoData.

### Патчи

Обучение на 512×512 пикселей; фильтрация пустых и нерелевантных областей.

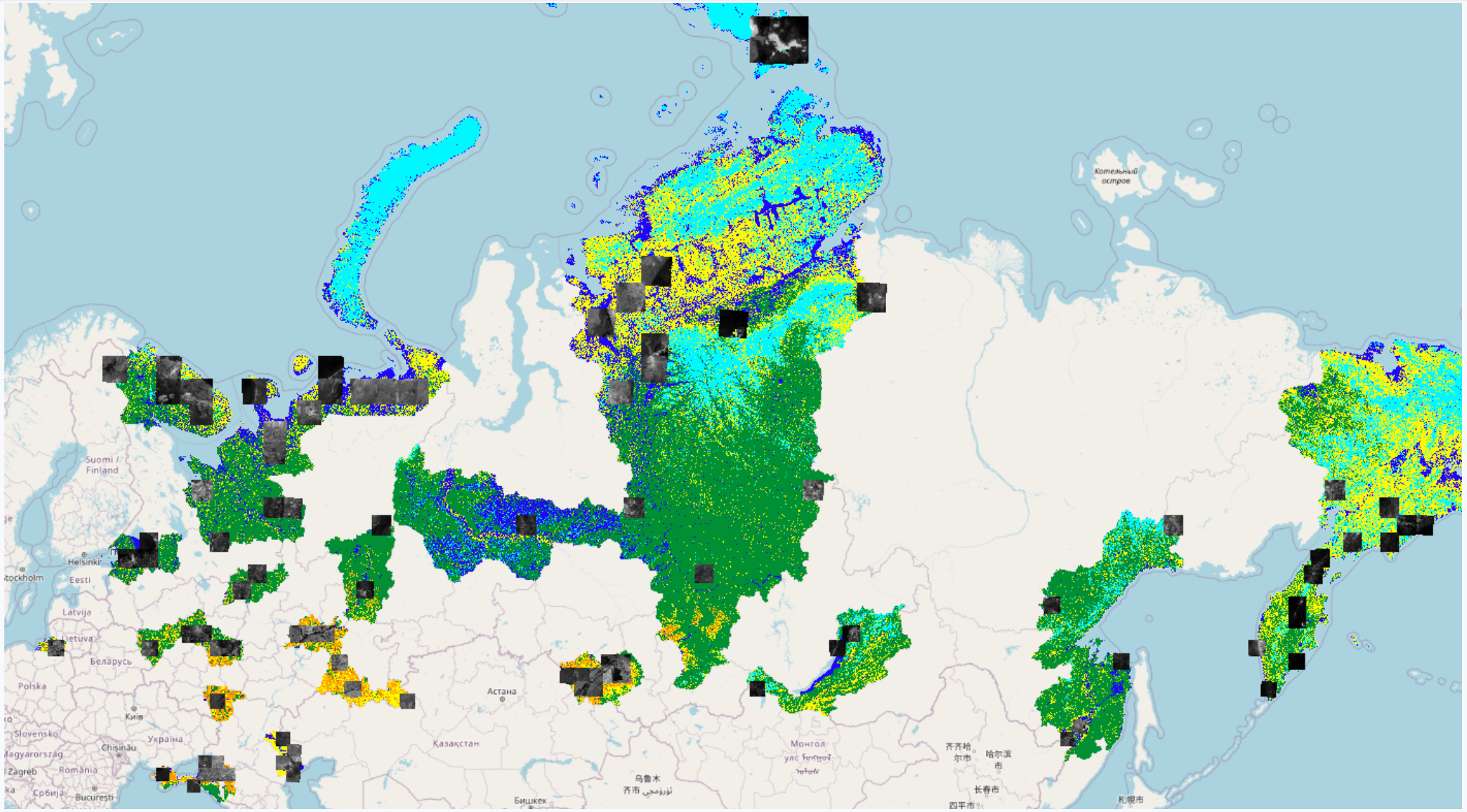
### Train / validation

Тайлы разделяются между обучением и валидацией, чтобы снизить утечки соседних пикселей.

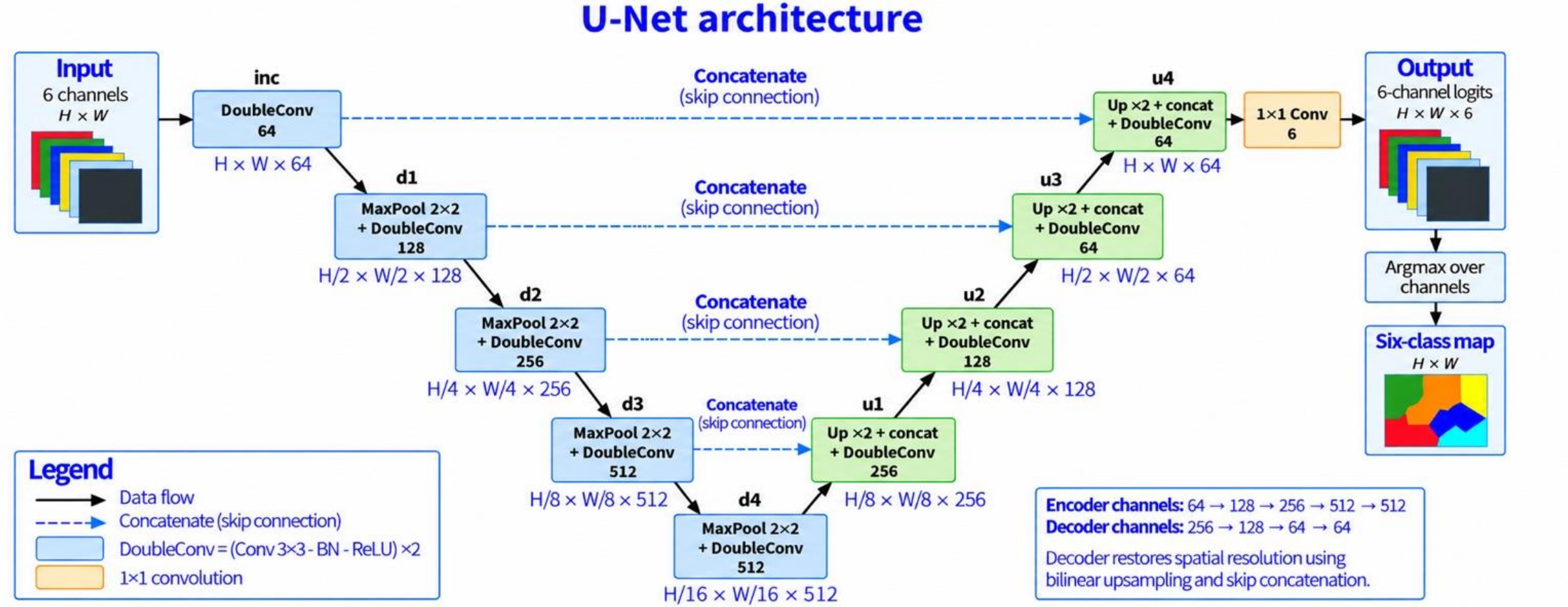
### Масштабирование

Тот же формат данных используется для регионального и национального инференса.

# Регионы для обучения нейросети



# Архитектура U-Net



# Оценка качества

### 1. Экспертные точки

1740 точек Московской области, 6 классов IPCC-6. Один и тот же набор для модели и всех исходных карт.

### 2. Сравнение с исходниками

U-Net, ESA WorldCover, ESRI LULC, Dynamic World и IKI-72 сравниваются на одинаковых точках.

### 3. all_match

Используется как обучающая strong-псевдоразметка и дополнительная проверка, но не как полная карта.

### 4. Визуальный анализ

QGIS-сравнение карт на локальных участках показывает типичные ошибки и пространственную связность.

### 5. Контуры полей

Дополнительная проверка класса Cropland по VEGA-Science векторным контурам.

# Как считаются метрики

**Для каждого класса i считаются $TP_i$, $FP_i$, $FN_i$. Затем метрики усредняются либо одинаково по классам, либо с весом класса.**

### $Precision_i$

$TP_i / (TP_i + FP_i)$
сколько предсказаний класса i оказалось верными

### $Recall_i$

$TP_i / (TP_i + FN_i)$
какая доля точек класса i найдена

### $F1_i$

$2 \cdot Precision_i \cdot Recall_i / (Precision_i + Recall_i)$
баланс точности и полноты

### $IoU_i$

$TP_i / (TP_i + FP_i + FN_i)$
пересечение / объединение для класса

### mF1 и mIoU

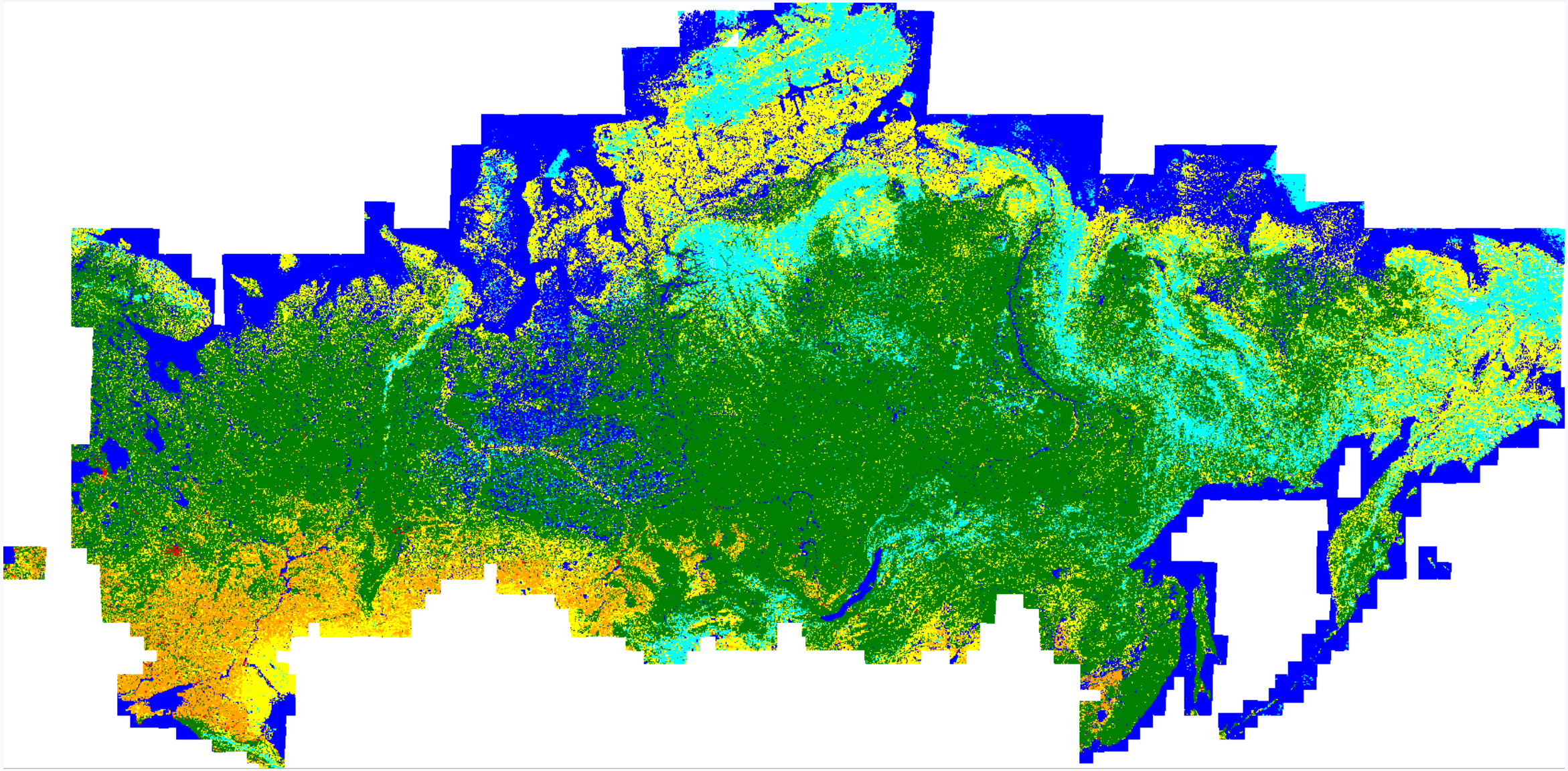
m = macro average: простое среднее по K классам
$mF1 = (1/K) \Sigma F1_i$
$mIoU = (1/K) \Sigma IoU_i$
Каждый класс весит одинаково, поэтому редкие классы важны.

### wF1 и wIoU

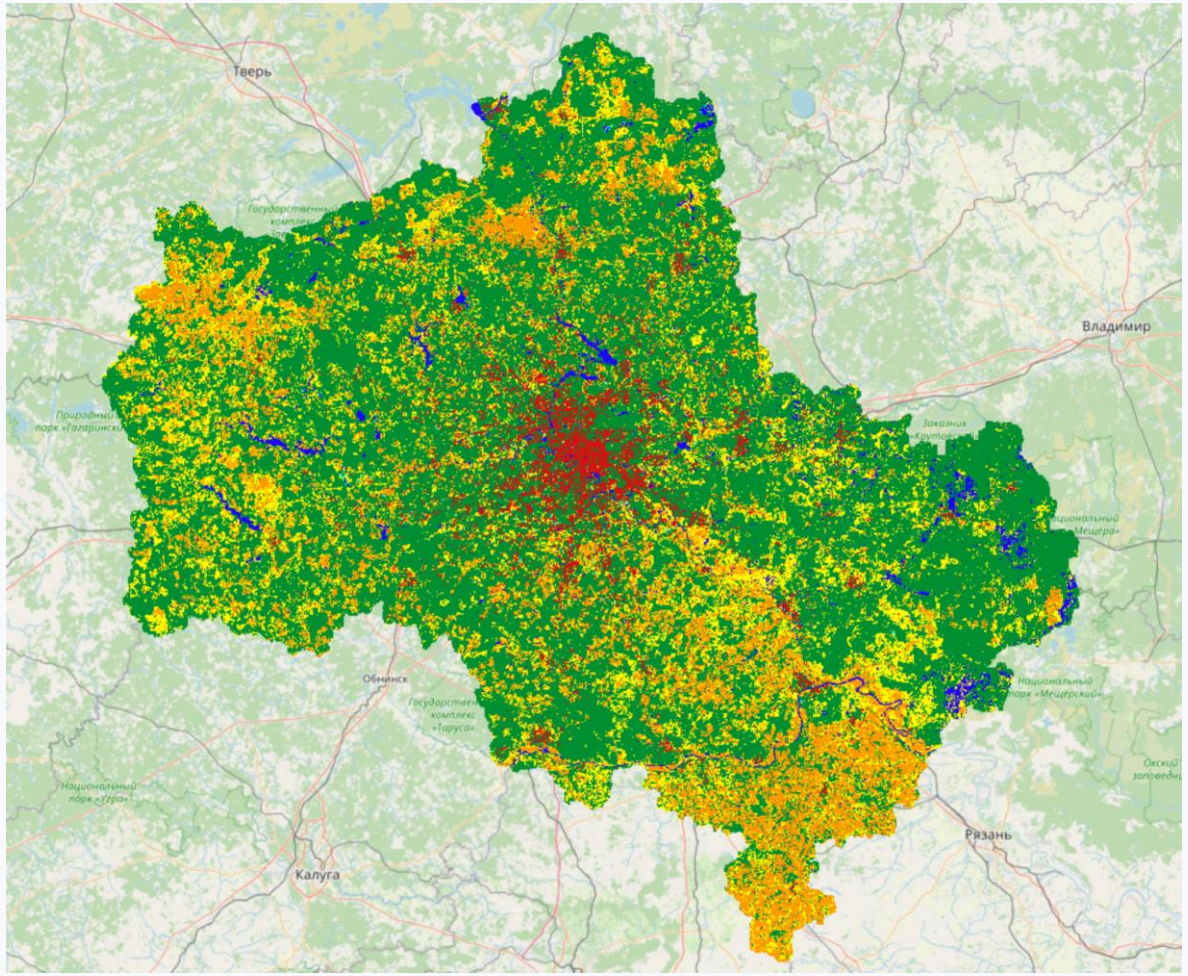
w = weighted average: вес класса $n_i / N$
$wF1 = \Sigma (n_i/N) \cdot F1_i$
$wIoU = \Sigma (n_i/N) \cdot IoU_i$
Крупные классы сильнее влияют на итоговую оценку.

# Результаты

# Разметка России



# Карта Московского региона для валидации

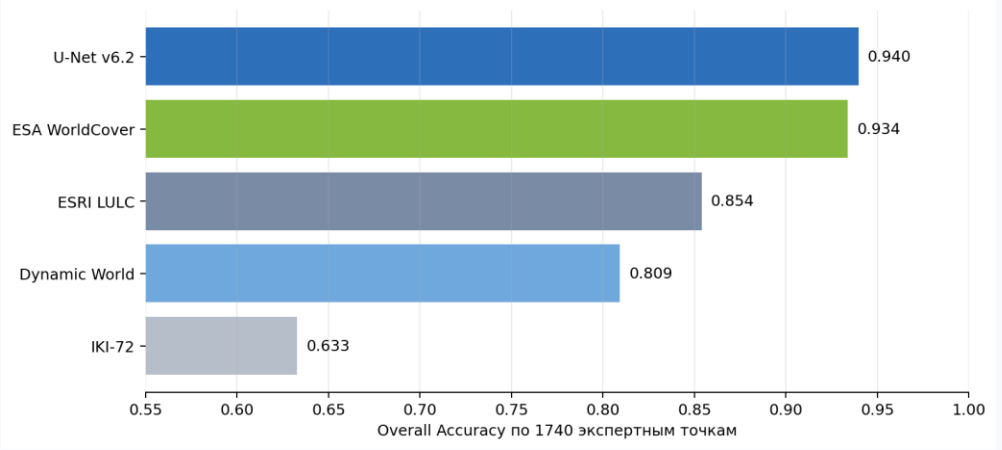



**Почему регион выбран для пилота**

Одновременно представлены мегаполис, лесной пояс, сельхозземли, болотистые участки и мелкие переходные зоны.

# Сравнение по 1740 экспертным точкам

| Источник | Coverage | Correct | OA | mF1 | mIoU | wF1 (гэп) | wIoU |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **U-Net v6.2** | **1.000** | **1635** | **0.940** | **0.924** | **0.863** | **0.940** | **0.889** |
| **ESA WorldCover** | 1.000 | 1625 | 0.934 | 0.926 | 0.864 | 0.934 (−0.7%) | 0.878 |
| **ESRI LULC** | 1.000 | 1486 | 0.854 | 0.744 | 0.661 | 0.834 (−11.3%) | 0.748 |
| **Dynamic World** | 1.000 | 1408 | 0.809 | 0.777 | 0.652 | 0.802 (−14.7%) | 0.684 |
| **IKI-72** | 1.000 | 1101 | 0.633 | 0.563 | 0.428 | 0.631 (−32.9%) | 0.485 |
| **all_match*** | 0.756 | 1296/1315 | 0.986 | 0.931 | 0.891 | 0.985 (+4.8%, valid) | 0.971 |

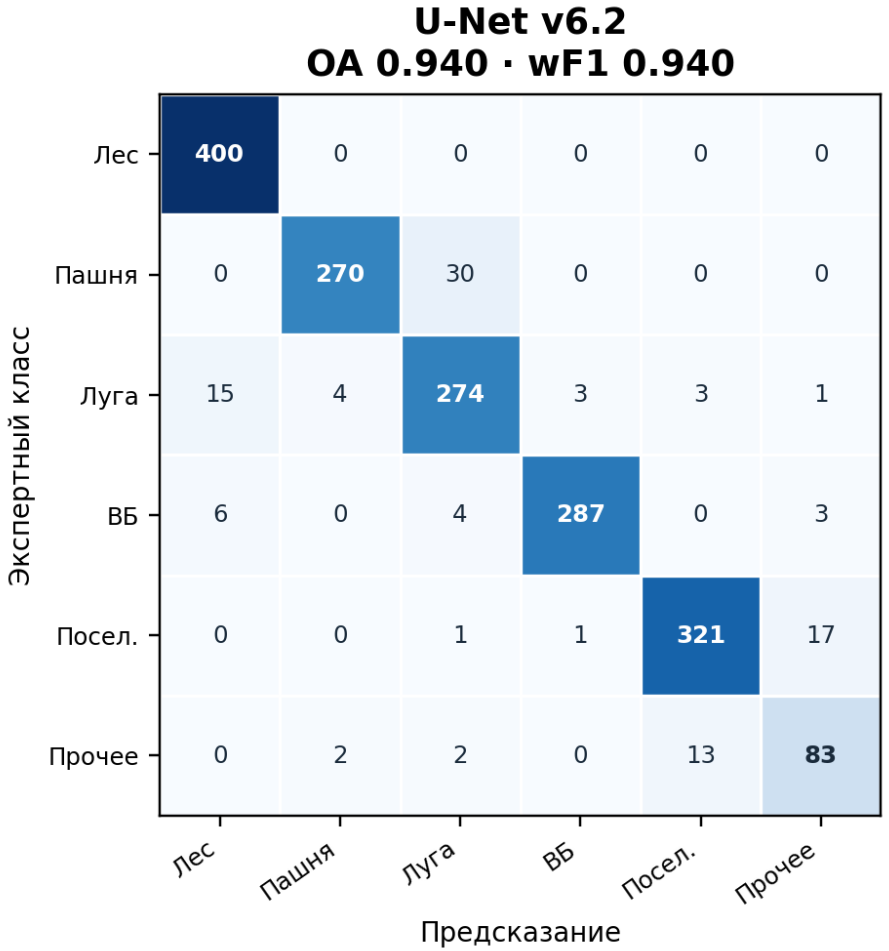


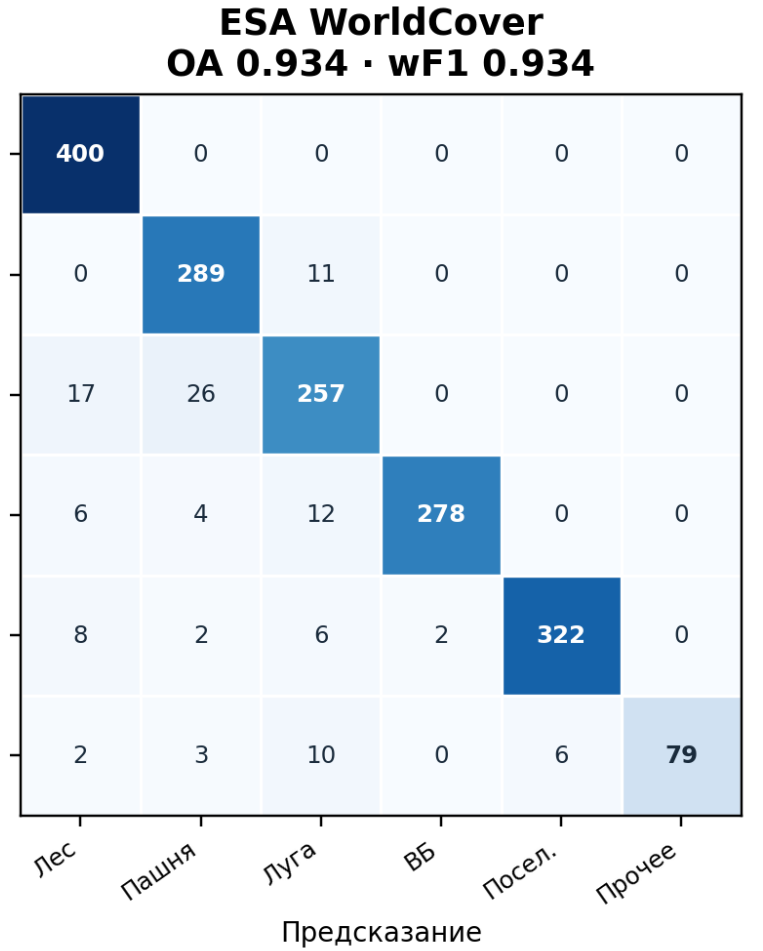

**Главный вывод**

Среди карт с полным покрытием U-Net даёт лучшие OA, wF1 и wIoU. По mF1/mIoU WorldCover практически на том же уровне.

* all_match имеет высокий score только на покрытых 1315 точках и не является полной картой. Gap в wF1 показан относительно U-Net; для all_match он valid-only.

# Матрицы ошибок: U-Net и ESA WorldCover



# Что видно из ошибок по классам

### Лес

На экспертной выборке лес классифицирован без ошибок: 400 / 400.

### Пашня ↔ луга

Главная путаница: 30 точек Cropland → Grassland. Причина — сезонность.

### Вывод

Ошибки в основном семантические: классы Cropland / Grassland / Other имеют размытые границы.

### Поселения

321 / 340; часть поселений уходит в Other из-за дорог, открытого грунта, мелкой застройки и теней.

### Other

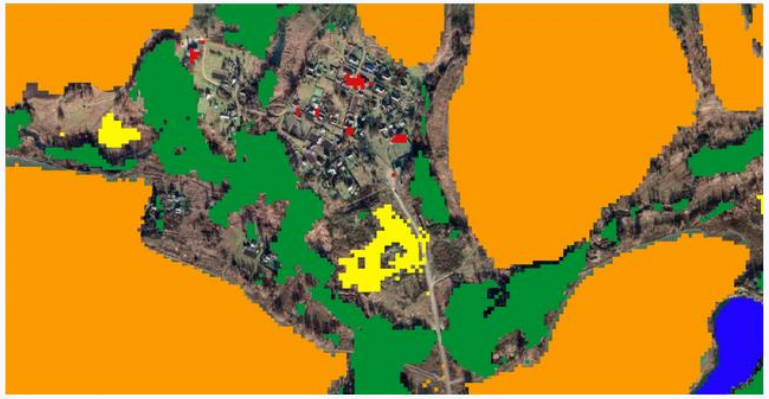
Самый сложный класс: неоднородная смесь открытого грунта, кустарников, пустошей, редких объектов.

# Качественное сравнение на локальном участке

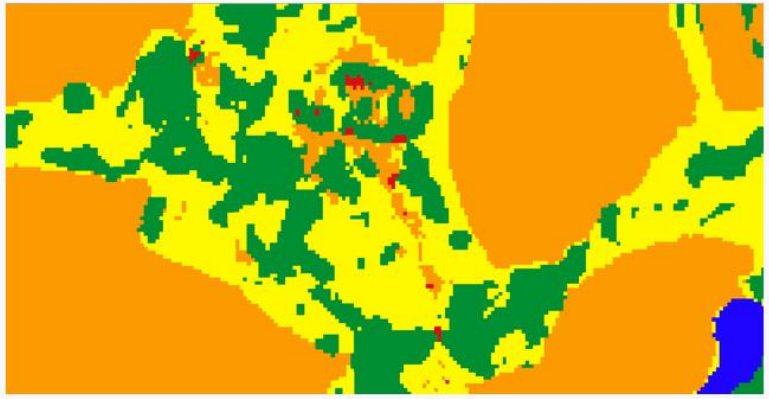
RGB контекст



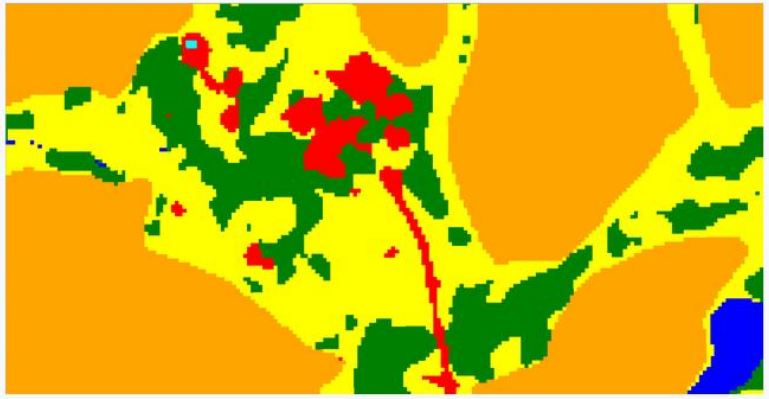
all_match



ESA WorldCover



U-Net prediction



### Зачем смотреть визуально

Не каждое отличие от all_match — ошибка модели: all_match часто отсутствует на границах и спорных объектах.

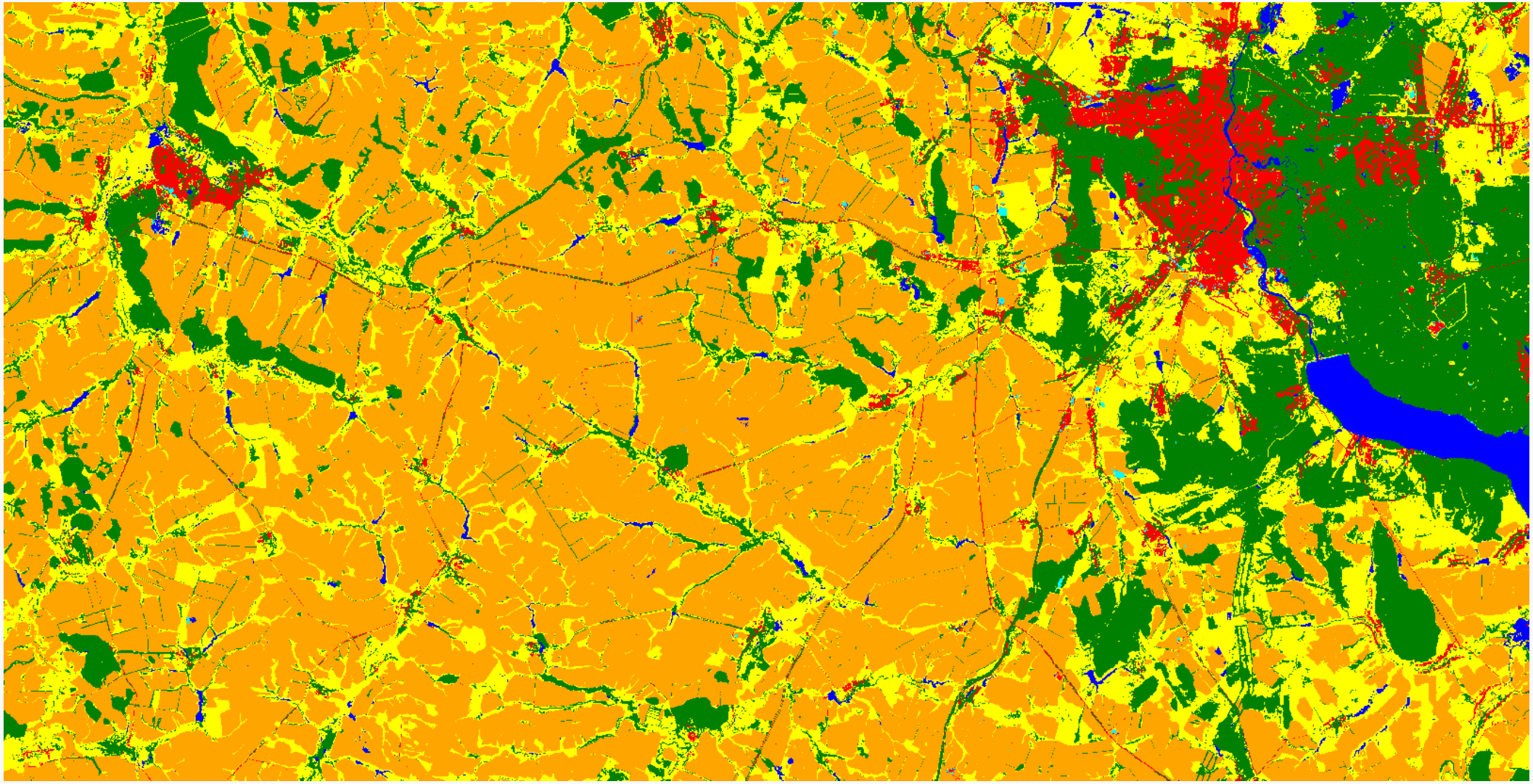
### Что видно

U-Net определяет более связные объекты и мелкие фрагменты воды/поселений, чем all_match.

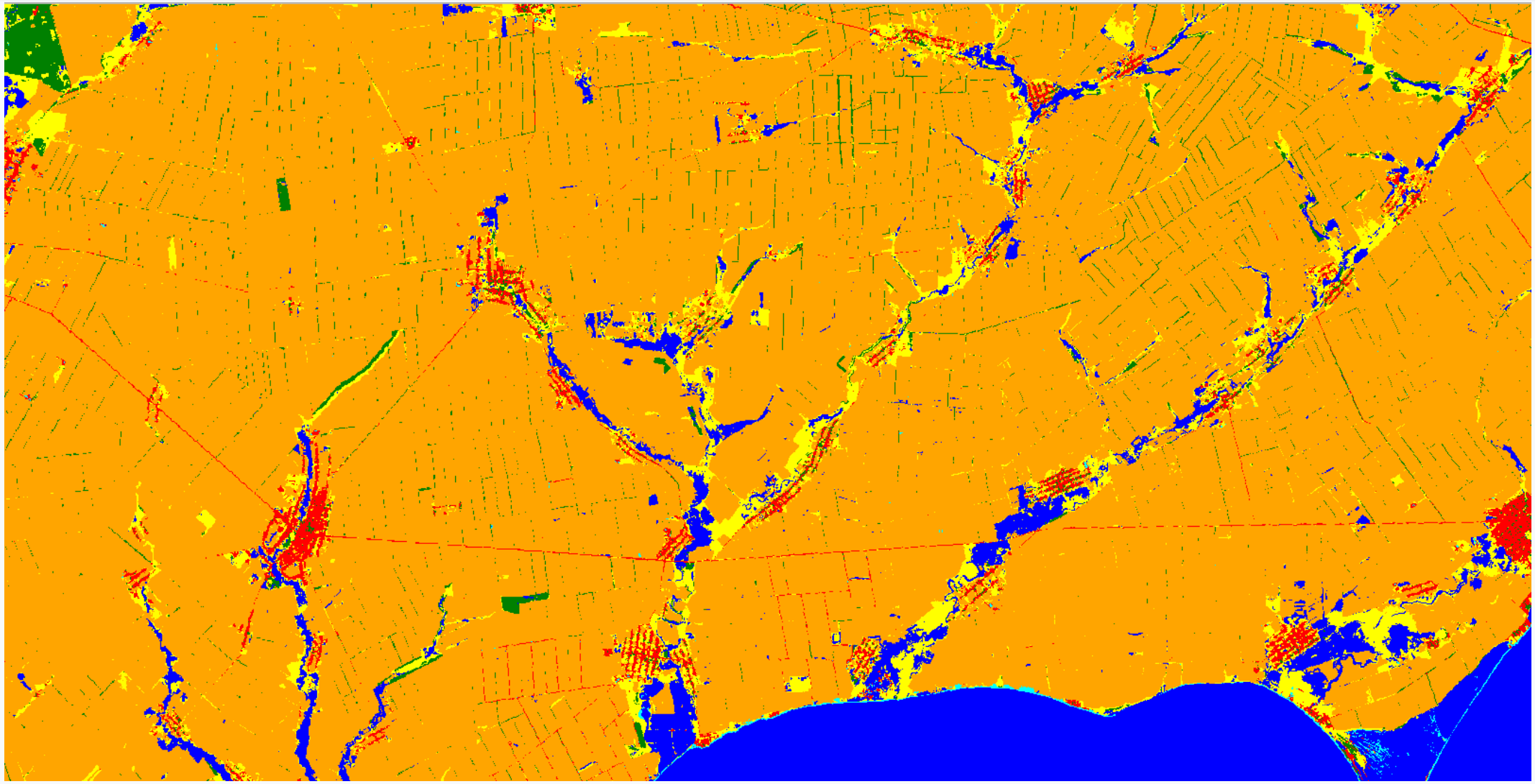
### Ограничение

Качественная проверка не заменяет точечные метрики, но помогает объяснить характер ошибок.

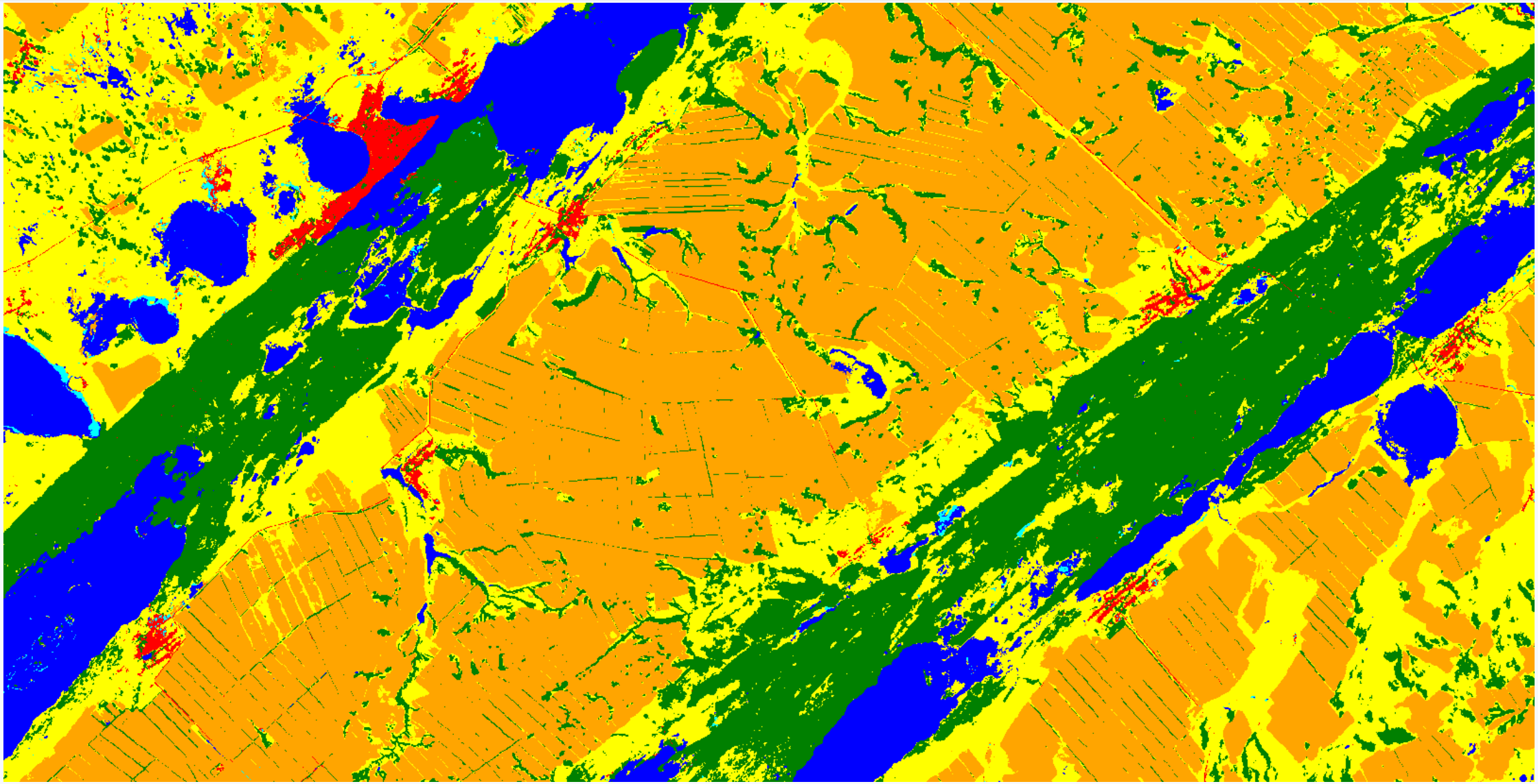
# Разметка России: Пенза



# Разметка России: Запорожье



# Разметка России: Алтай



# Выводы

### 1. Метод

Создан workflow для IPCC-6 карты на основе Sentinel-2 и существующих 10-м source maps.

### 2. Разметка

Построены all_match и wc_cor: strong agreement + плотный WorldCover-derived слой.

### 3. Модель

Обучена U-Net для 6 входных каналов Sentinel-2 и 6 выходных классов IPCC-6.

### 4. Валидация

Проведено сравнение на 1740 экспертных точках Московской области; U-Net лидирует среди полных карт по главным агрегатным метрикам OA, wF1 и wIoU.

### 5. Масштаб

Получена карта для всей России.

### 6. Практический вклад

Конвейер можно перезапускать, масштабировать, валидировать и расширять новыми источниками данных.

Работа выполнена в рамках темы ИКИ РАН «Мониторинг» (государственная регистрация 126031818938-6) с использованием инфраструктуры Центра коллективного пользования «ИКИ-Мониторинг»

# Спасибо!