

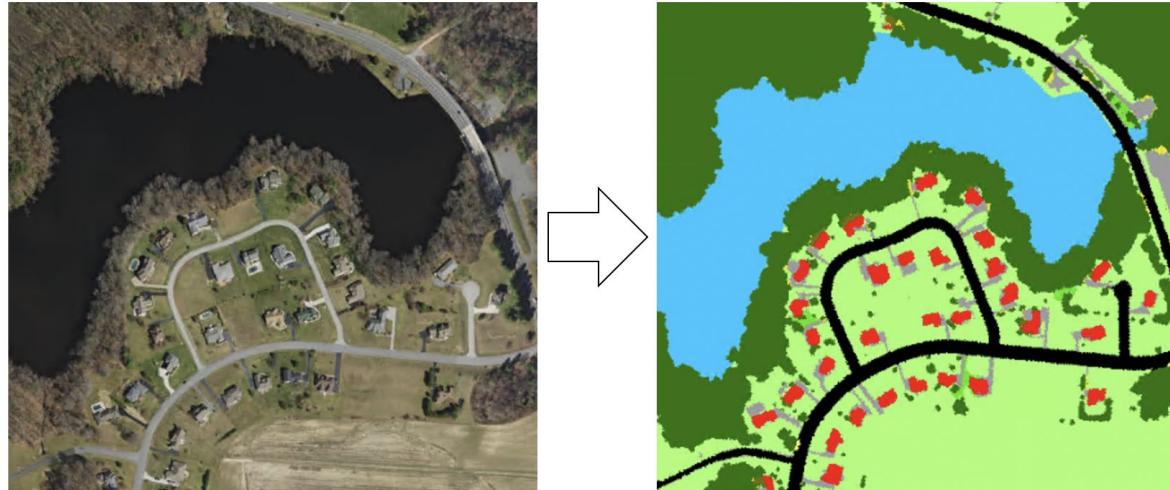


Нейросетевое детектирование границ сельскохозяйственных полей России по данным спутников группировки Sentinel-2

Агата Епифанова, Александр Мещеряков, Александр Кашницкий, Ксения Трошко

Распознавание объектов на спутниковых данных

Задача детектирования с/х полей на изображении в общем является задачей **сегментации**, то есть получения по изображению маски сегментации.



Детектирование границ полей

- Мониторинг состояния посевов
- Планирование полевых работ
- Оценка урожайности
- Мониторинг изменений в землепользовании
- Системы точного земледелия



Актуальность машинного обучения:

Разметка сельскохозяйственных полей на снимках вручную является трудоемкой задачей. Для автоматизации этого процесса предлагается использовать возможности машинного обучения, как хорошо себя зарекомендовавшие в сфере интеллектуального анализа изображений.

Постановка задачи

Исследование и разработка нейросетевых методов для автоматического детектирования границ сельскохозяйственных полей по данным дистанционного зондирования Земли на территории России.

Подзадачи:

- 1) Исследование спутниковых данных Sentinel-2 на территории России и моделей распознавания границ полей
- 2) Исследование и применение моделей сегментации площаади полей на базе U-Net на разных областях России
- 3) Исследование и применение многозадачной трансформерной модели HBGNet для распознавания полей в Калининградской области

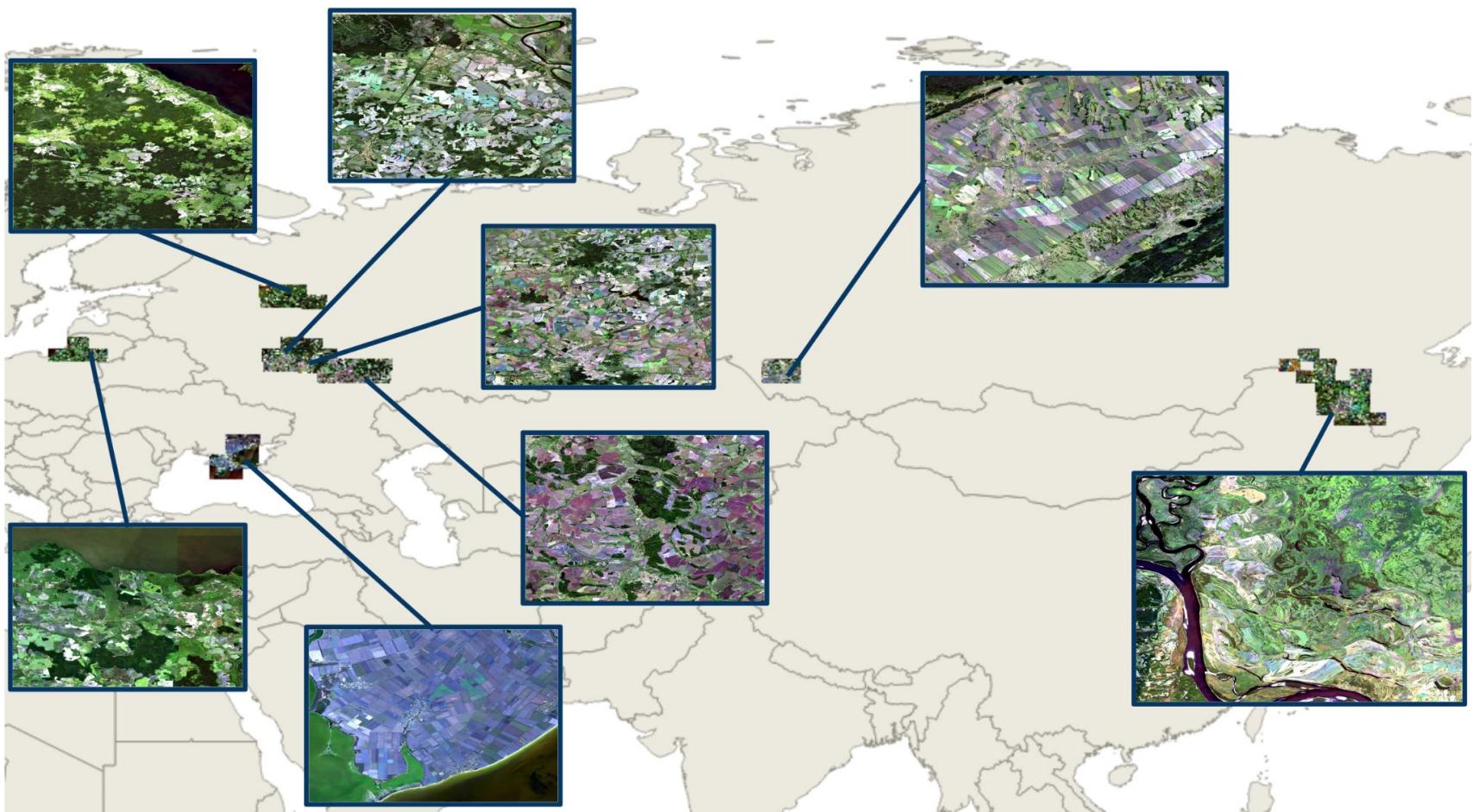
Данные

- Безоблачные сезонные композитные изображения 8 областей России по данным спутников серии Sentinel-2 (см. Кашницкий А.В., Бурцев М. А., Прошин А.А. // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2022. Т. 19. № 5. С. 76-85.)
- Ручная разметка векторных границ с/х полей по регионам

Рассматривались различные нейросетевые модели распознавания полей:

- U-Net (классическая нейросетевая модель для сегментации полей)
- HBGNet (многозадачное обучение, трансформер)

Данные: 8 областей России



Данные: 8 областей России

Название	Область	Разметка	Даты
sample4	Алтайский край	Векторные полигоны полей	2023-2024 гг.
sample5	Пензенская область	Векторные полигоны полей	2022-2024 гг.
sample6	Московская область	Векторные полигоны полей	2022-2024 гг.
sample7	Калининградская область	Векторные полигоны полей	2019-2021 гг.
sample8	Вологодская область	Векторные полигоны полей	2021-2024 гг.
sample9	Рязанская область	Векторные полигоны полей	2023 г.
sample10	Запорожская область	Векторные полигоны полей	2024 г.
sample11	Амурская область	Векторные полигоны полей	2024 г.

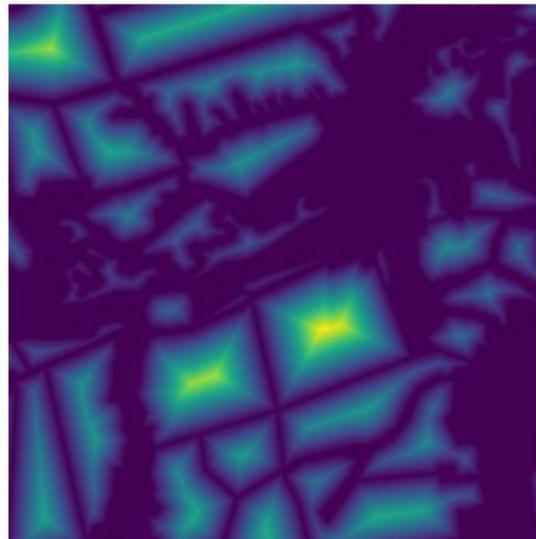
От сегментации площади полей к многозадачному обучению

В современных статьях частой практикой является использование многозадачных моделей (multitask learning), генерирующих несколько карт признаков.

Area



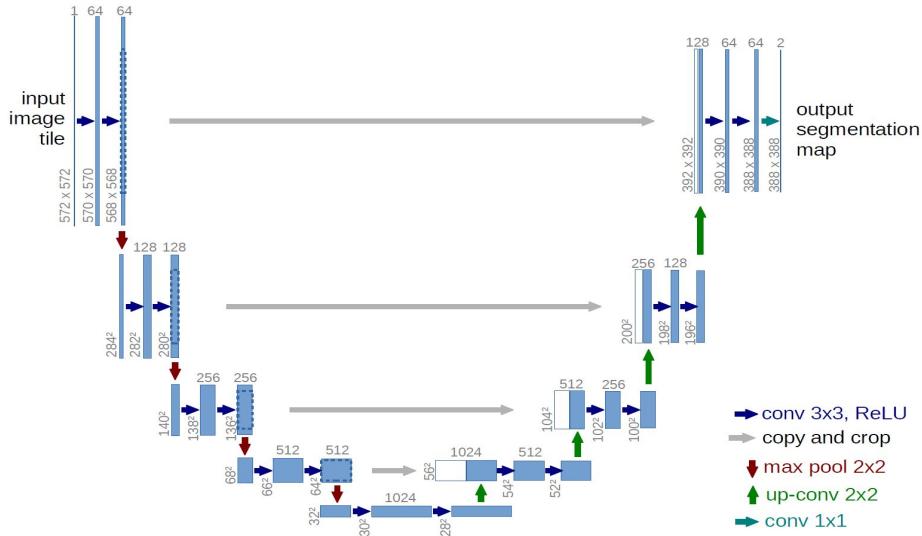
Distance



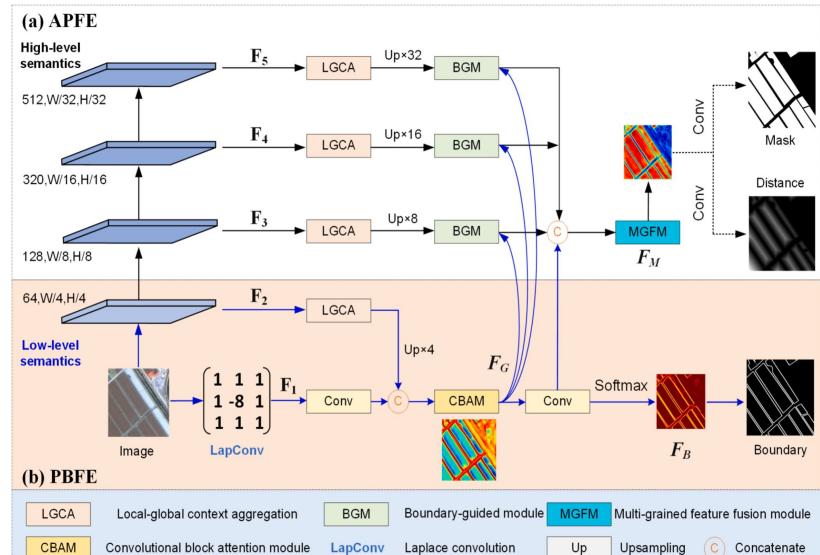
Edge



Модели: U-Net , HBGnet



U-Net:
сегментация площади полей

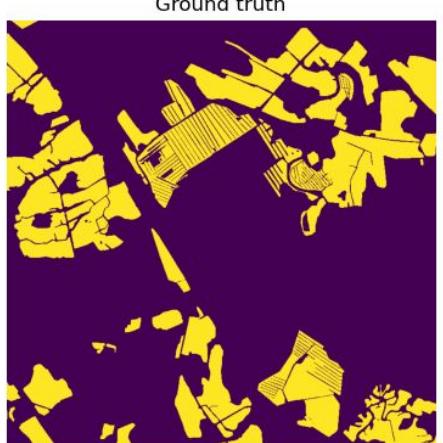
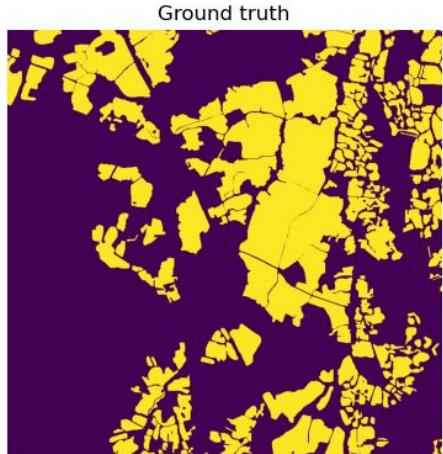
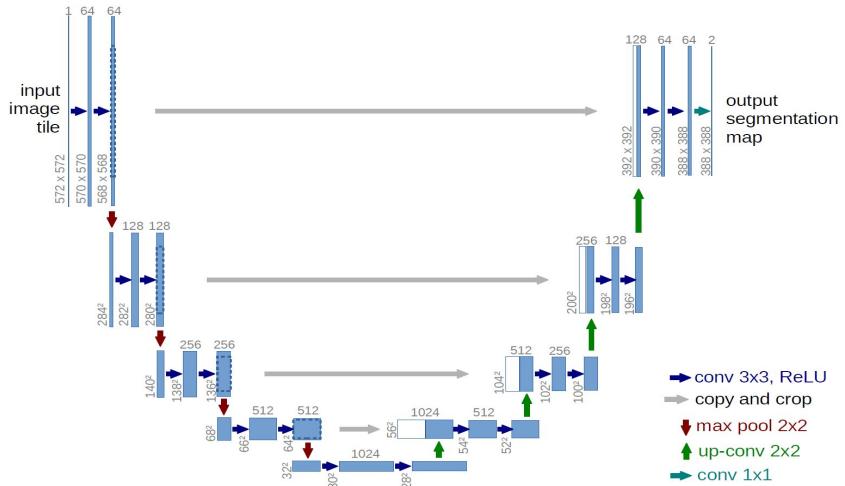


HBGNet: Сегментация площади,
карт расстояний и границ полей



Эксперименты с U-Net моделями сегментации полей
построенных на данных разных областей России

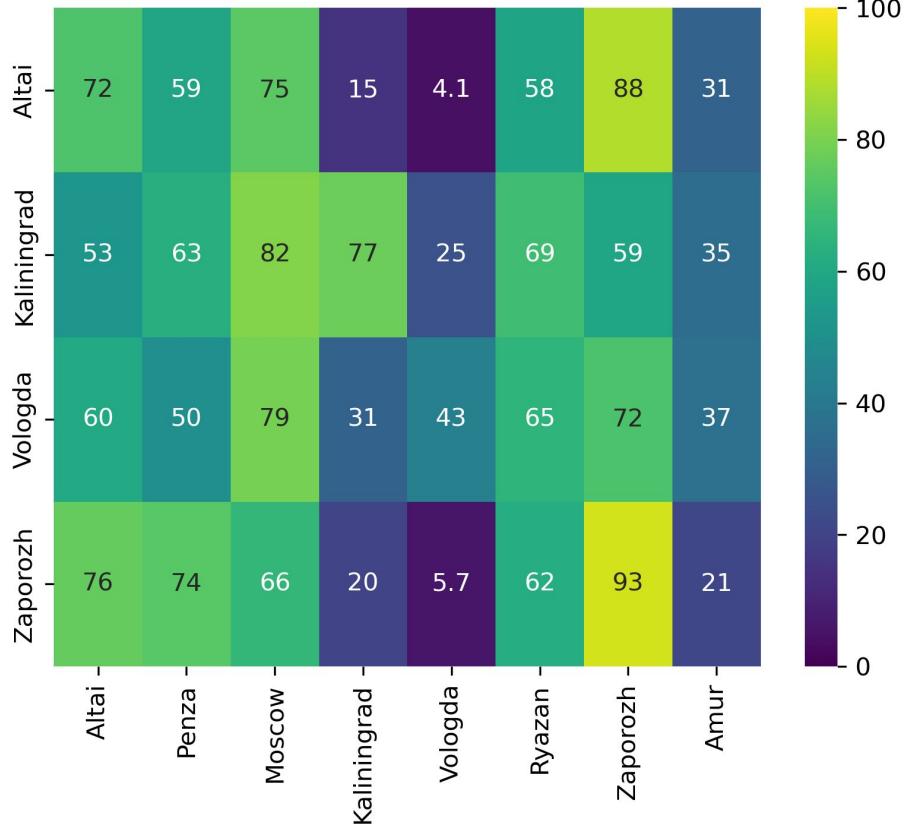
U-Net модели сегментации полей



Loss:

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N y_i \cdot \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i)$$

Результаты U-Net на полях 8 регионов России



Было проведено исследование применимости модели, обученной на паттернах полей одного региона на данных другого региона.

Модель (архитектуры U-net) обучалась на данных одного из 4-х выбранных регионов (строки таблицы), после чего тестиировалось, как она показывает себя в применении к данным 8 регионов (столбцы таблицы) по метрике IoU.

$IoU > 80\%$ - хорошее качество распознавания полей

$IoU = 40-80\%$ - среднее качество

$IoU < 25\%$ - модель не справилась

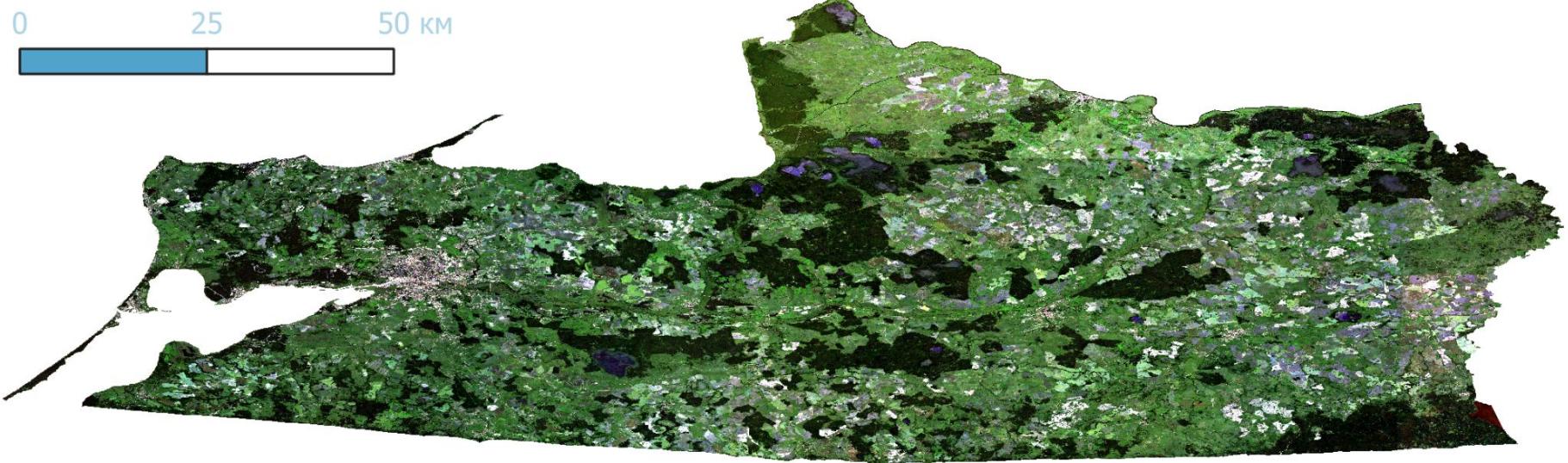
Выводы по результатам на 8 регионах России

- Модель распознавания полей, обученная на выбранном регионе, не переносится автоматически на другие регионы. Например, для Амурской области не подходят модели обученные на данных других регионов.
- Ряд регионов имеют схожую структуру полей (например, Московская и Калининградская область), поэтому для них модели имеют неплохую переносимость (>70-80%)
- Модель для полей Вологодской области обладает низкой точностью, что мы связываем с недостаточным качеством ручной разметки полей данного региона (которая использовалась в обучении).



Эксперимент с многозадачной моделью распознавания полей Калининградской области

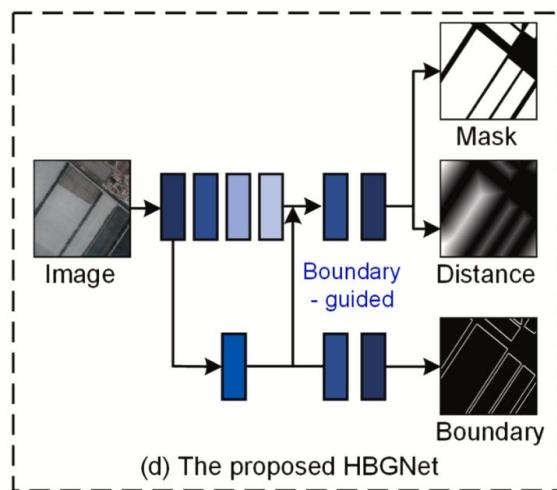
Данные: Калининградская область



HBGNet

Современная иерархическая семантическая нейросеть на базе Pyramid Vision Transformer (PVT-V2) для распознавания с/х полей.

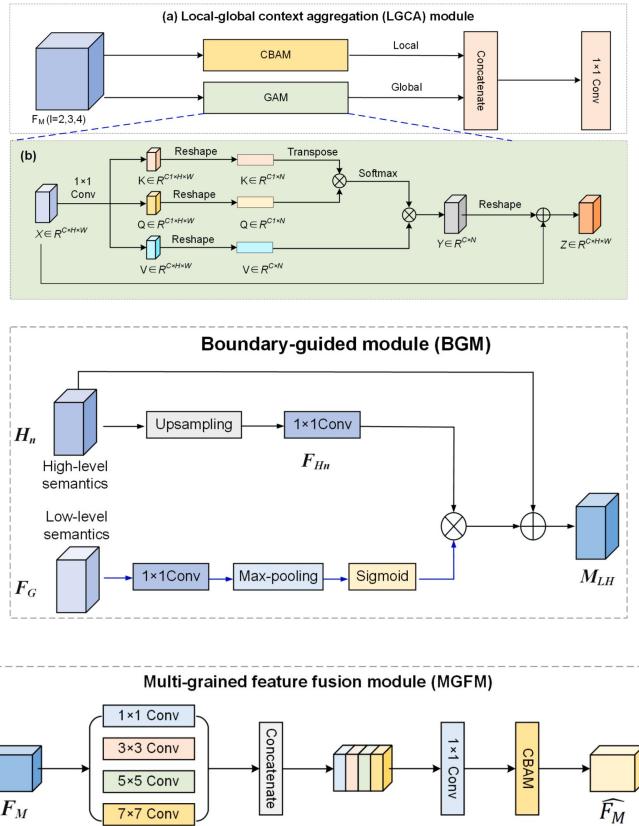
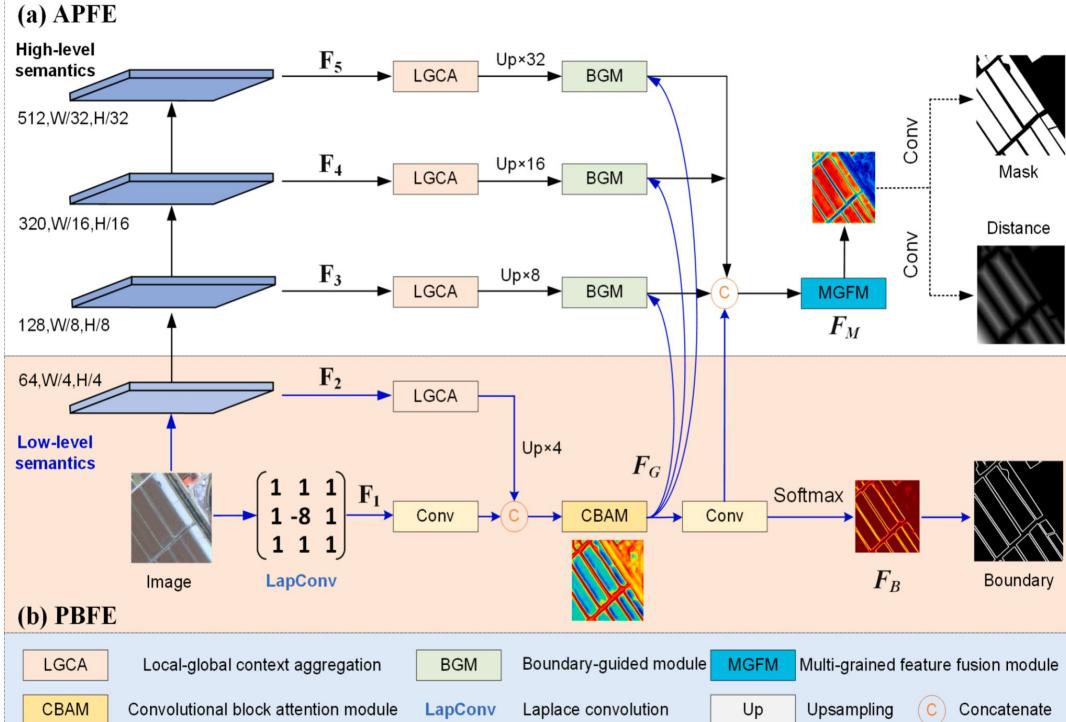
Архитектура нейросетевой модели объединяет в себе две ветви: основную для сегментации площади полей и вспомогательную ветвь для распознавания границ объектов.



Обучение модели построено по принципам многозадачного обучения — веса определяются путем одновременной оптимизации площади полей, их границ и карт расстояний до границы полей

$$l_{total} = w_1 \cdot l_{bce} + w_2 \cdot l_{nll} + w_3 \cdot l_{mse}$$

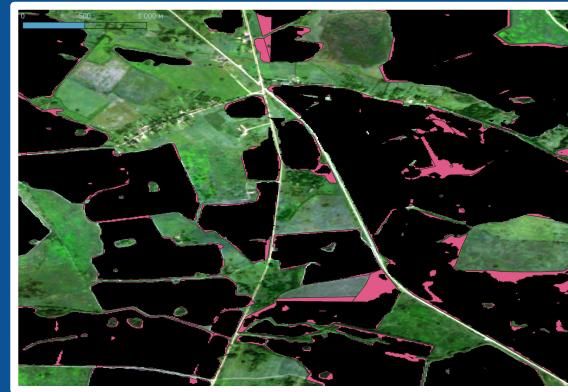
HBGNet : детали архитектуры



Сравнение результатов U-Net и HBGNet для Калининградской области

Метрика	U-Net	HBGNet
Precision	87.156%	95.432%
Recall	78.919%	93.573%
F1 мера	82.833%	94.493%
IOU	77.697%	89.561%

Примеры распознавания полей (1)



Проблемы в распознавании полей, разделенных проселочными дорогами (и неоднозначность обозначения этих дорог в ручной разметке): не находит часть полей, плохо заметных на композите

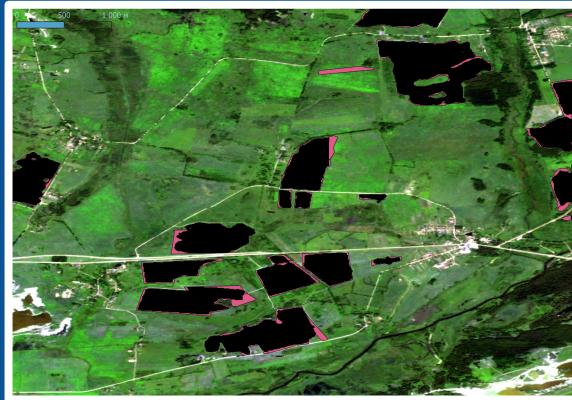
Рисунки: слева - композитное изображение; в центре - ручная разметка полей (розовым) поверх модели HBGNet (темная маска); справа показан результат модели HBGNet поверх ручной разметки полей

Примеры распознавания полей (2)



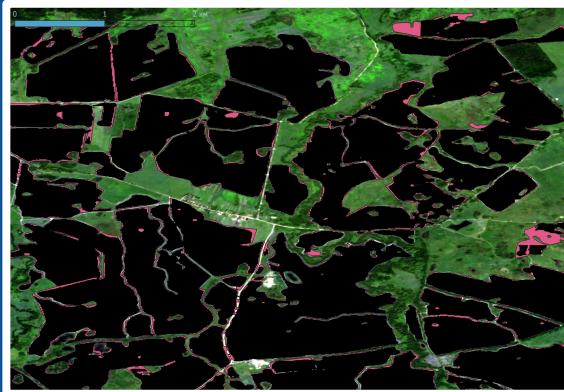
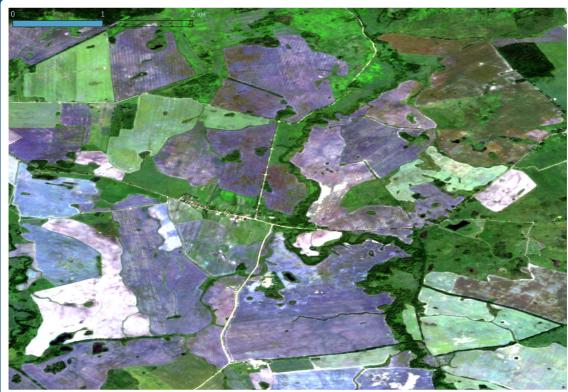
Модель HBGNet хорошо работает с разными видами ландшафта (город, лес) и разделяет поля, указанные в ручной разметке как одно

Примеры распознавания полей (3)



Модель не находит поля, трудно различимые на сезонном композите, иногда находит чуть больше/меньше указанных границ поля, выделяет дороги внутри полей

Примеры распознавания полей (4)



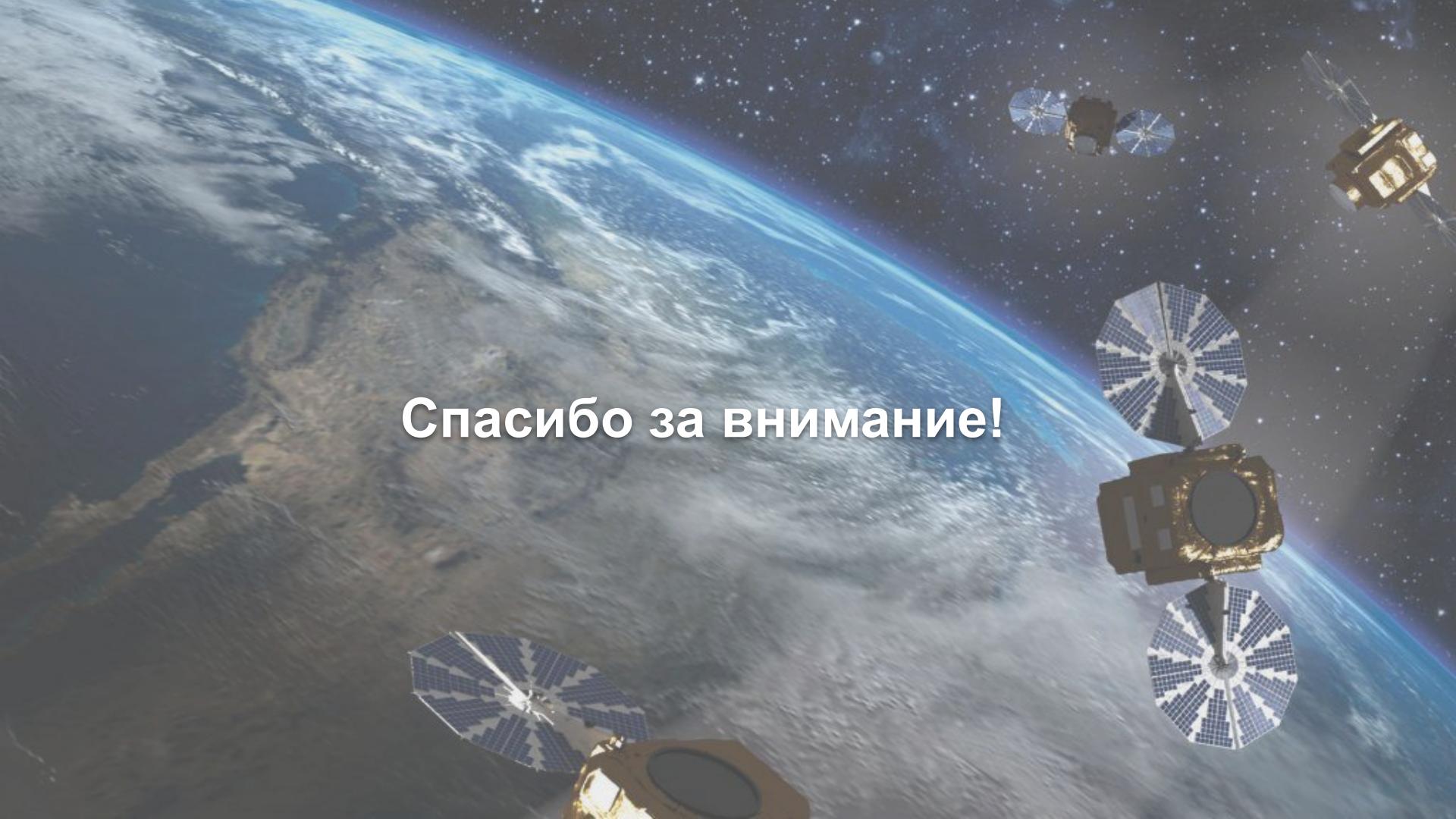
Модель хорошо выделяет общие очертания полей, однако хуже справляется с их разделением и склонна объединять несколько полей в одно (частично может быть связано с тем, что некоторые разделения в ручной разметке не имеют визуальных подтверждений на карте)

Выводы по результатам на Калининградской области

- Новая трансформерная модель многозадачного обучения HBGNet показывает существенное улучшение качества распознавания с/х полей Калининградской области по сравнению со стандартной сверточной моделью сегментации U-Net (+15% IoU)
- Модель HBGNet может встречать трудности в распознавании проселочных дорог, разделяющих поля, а также в распознавании полей, плохо заметных на сезонных композитных изображениях
- В ряде случаев точность нейросетевой модели ограничена качеством ручной разметки полей, выполненной человеком (на которой модель обучается)

Планы на будущее

- Обучение HBGNet и/или схожих моделей многозадачного обучения на данных разных регионов России позволит создать универсальную модель распознавания границ полей.
- Точность моделей предполагается улучшить за счет более качественной и однородной разметки полей.
- Использование месячных композитов (в дополнении к сезонным) позволит точнее выделять границы полей и рабочие участки.
- Векторизация границ полей на полученной карте сегментации позволит использовать данную модель для множества прикладных задач спутникового мониторинга с/х деятельности.



Спасибо за внимание!