



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ТИПОВ ЛЕСОВ ПО ДАНЫМ ДЗЗ ТЕРРИТОРИИ ГОРНОПРОМЫШЛЕННЫХ РАБОТ

Орлов С.А., Авершин А.А., Смагин С.И.
Вычислительный Центр ДВО РАН

Актуальность



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Существует проблема анализа влияния техногенных загрязнений, сопутствующих горным работам, на прилегающую растительность. По спутниковым данным можно оценивать состояние растительности лишь с помощью различных вегетационных индексов.

Однако для хвойных и лиственных деревьев значения индексов будет различно, а именно для хвойных в летний период будет меньше (в зимний период наоборот больше). Следовательно, для корректной оценки растительности нужно предварительно составить карту типов лесов на территории.

Для определения карты произрастающих типов лесов на исследуемой территории предлагается использовать методы машинного обучения на основе искусственных нейронных сетей.

Цели и задачи



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Целью данной работы является автоматическое построение карты произрастающих типов лесов по данным дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), используя методы машинного обучения на основе нейронных сетей.

Задачи:

- 1) Подобрать оптимальное соотношение каналов для формирования датасета с целью получения лучшего результата.
- 2) Обучить 2 модели нейронной сети U-Net и SegFormer на различных вариантах входных данных.
- 3) Сравнить полученные модели и выбрать оптимальные.



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Данные



В качестве исходных данных использовались спутниковые снимки Sentinel-2 за летний период (с 15.07 по 15.09) и за период ранней зимы/поздней осени (с 15.10 по 15.11) на территории ДФО, а также данные Global Forest Canopy Height 2019.

Global Forest Canopy Height 2019 — это глобальная карта высоты лесного полога, созданная с использованием спутниковых данных. Она позволяет оценить высоту деревьев в лесах по всему миру на основе измерений, проведенных в 2019 году.

Для формирования дополнительных каналов датасета использовались данные рассчитанные методом Tasseled Cap Transformation (ТСТ).

Для апробации моделей машинного обучения использовались данные с территории ДФО.



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Tasseled Cap Transformation

"Tasseled Cap Transformation" – это методика в дистанционном зондировании, которая используется для преобразования многоспектральных данных, чтобы упростить их анализ и интерпретацию. Этот подход выделяет ключевые компоненты, такие как яркость, зеленая растительность и влажность, что облегчает изучение различных характеристик поверхности Земли.

Метод "tasseled cap" выделяет три основных компонента: Brightness (яркость), Greenness (зелень / интенсивность растительности) и Wetness (влажность). Эти компоненты помогают исследователям более эффективно анализировать и интерпретировать данные, полученные от спутников, таких как Landsat, Sentinel и другие. Преобразование улучшает возможность мониторинга экосистем и сельскохозяйственных угодий, а также анализа изменений в окружающей среде.

| | BLUE | GREEN | RED | NIR | SWIR-1 | SWIR-2 |
|------------|---------|---------|---------|--------|---------|---------|
| Brightness | 0,3510 | 0,3813 | 0,3437 | 0,7196 | 0,2396 | 0,1949 |
| Greenness | -0,3599 | -0,3533 | -0,4734 | 0,6633 | 0,0087 | -0,2856 |
| Wetness | 0,2578 | 0,2305 | 0,0883 | 0,1071 | -0,7611 | -0,5308 |

Таблица коэффициентов Tasseled Cap Transformation для данных со спутника Sentinel-2

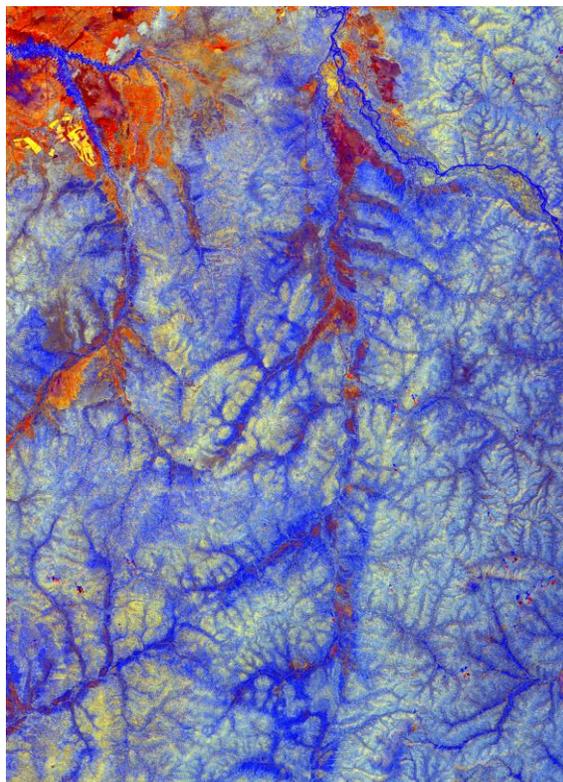
Пример данных рассчитанных методом Tasseled Cap Transformation



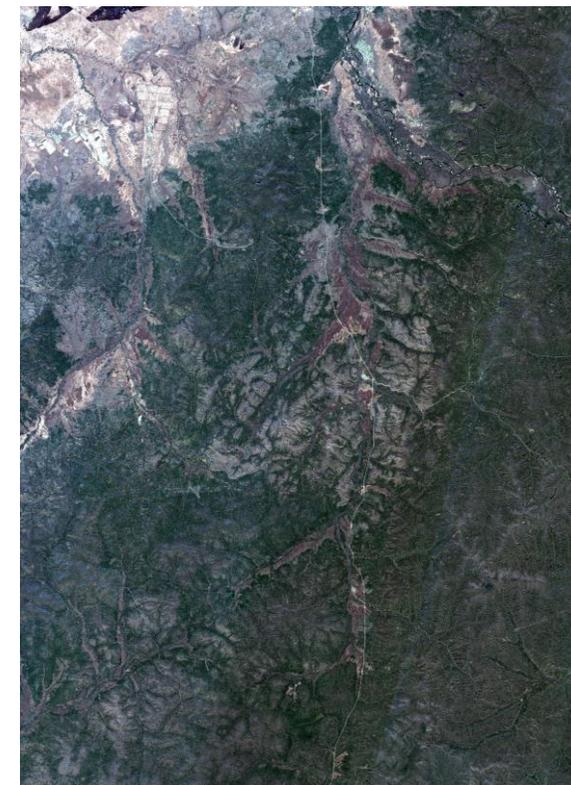
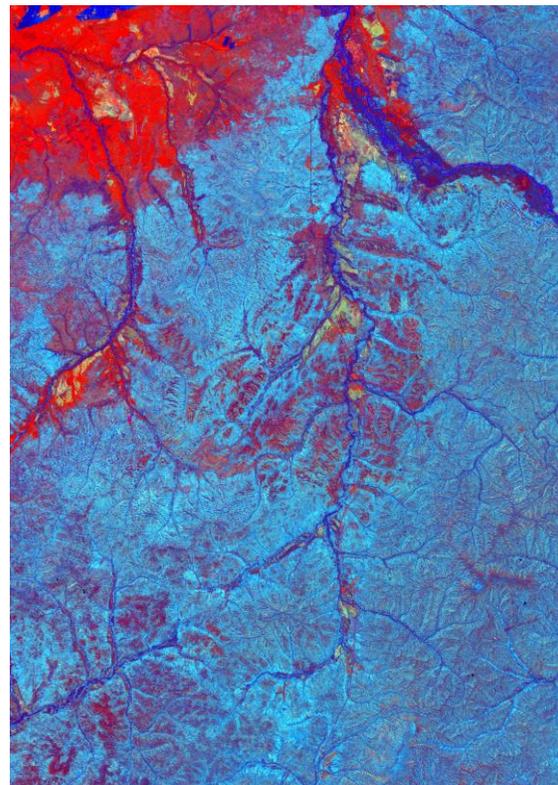
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Летний снимок



Зимний снимок



Красный канал – Brightness (яркость), зеленый канал – Greenness (зелень)
и синий канал – Wetness (влажность)



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

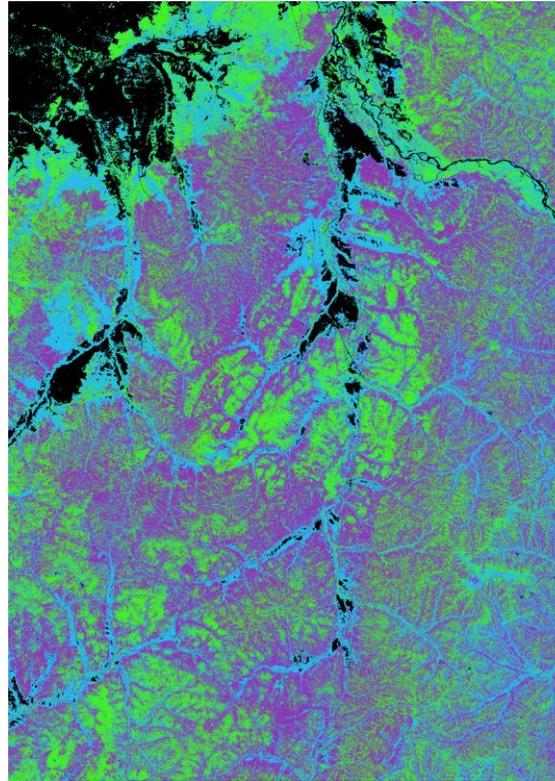
Пример карты произрастающих ТИПОВ ЛЕСОВ



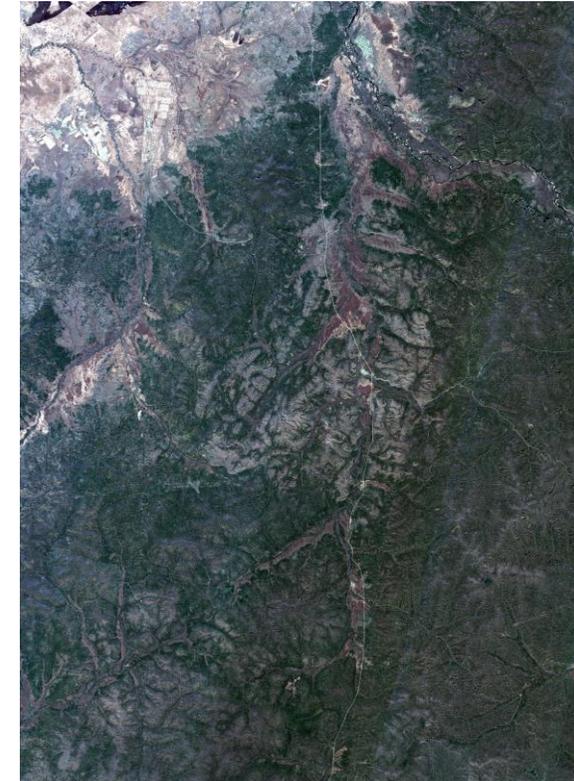
Летний снимок



Карта типов лесов



Зимний снимок



- НЕ ЛЕС
- ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ХВОЙНЫЙ ЛЕС
- СМЕШАННЫЙ ЛЕС
- ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ЛИСТВЕННЫЙ ЛЕС



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Расчёт индексов для различных типов леса



На зимнем снимке

На летнем снимке

| Область расчета | NDVI | EVI | ARVI |
|--------------------|----------|----------|----------|
| Хвойный лес | 0,677113 | 0,24933 | 0,73723 |
| Смешанный лес | 0,507995 | 0,159684 | 0,598468 |
| Лиственный лес | 0,498446 | 0,170264 | 0,590116 |
| Весь снимок | 0,560074 | 0,197767 | 0,641086 |
| Область всего леса | 0,576212 | 0,200358 | 0,654289 |

| Область расчета | NDVI | EVI | ARVI |
|--------------------|----------|----------|----------|
| Хвойный лес | 0,86322 | 0,496988 | 0,863419 |
| Смешанный лес | 0,842412 | 0,449908 | 0,845486 |
| Лиственный лес | 0,880851 | 0,57495 | 0,880896 |
| Весь снимок | 0,850634 | 0,500479 | 0,853825 |
| Область всего леса | 0,862234 | 0,505745 | 0,86323 |

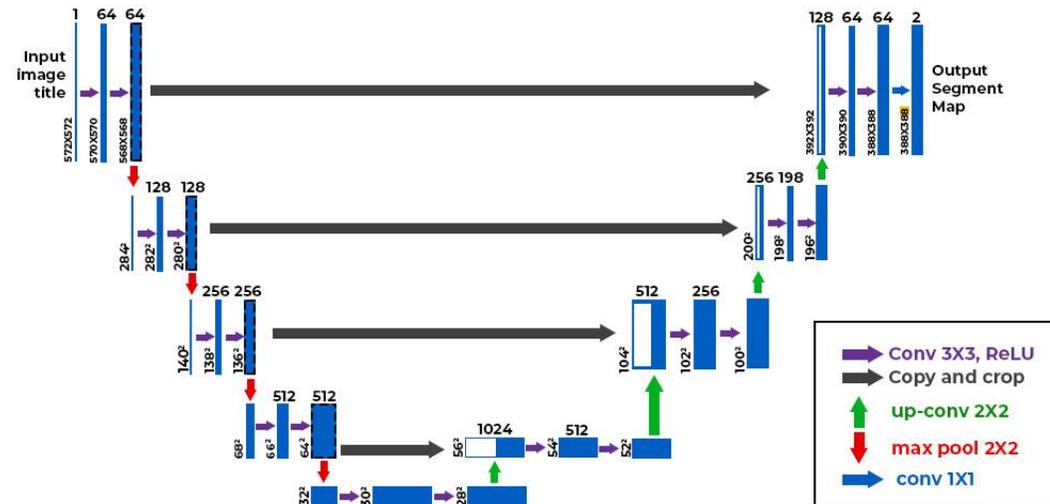


ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Использованные модели нейронных сетей

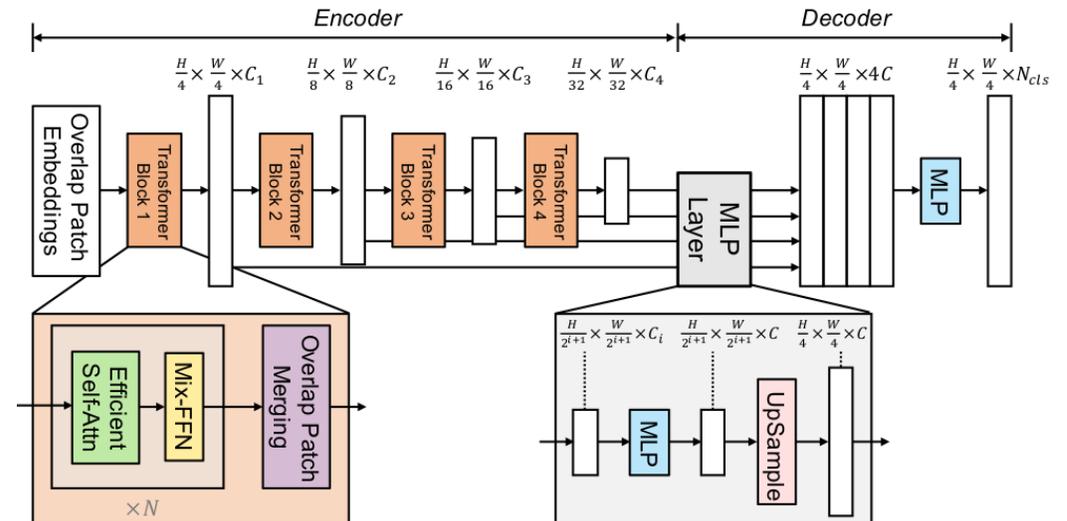


U-Net



U-Net – это архитектура нейронной сети, специально разработанная для задач семантической сегментации. Она состоит из двух основных частей: кодировщика (или контекстуальной сети) и декодировщика. U-Net использует соединения между соответствующими уровнями кодировщика и декодировщика для передачи информации, что увеличивает точность сегментации и позволяет сети эффективно учиться на малом количестве размеченных данных.

SegFormer



SegFormer – это более современная архитектура, основанная на трансформерах, которая также предназначена для семантической сегментации. В отличие от U-Net, SegFormer использует подход на основе внимания (определяет, на какие элементы данных следует обратить внимание при обработке каждого отдельного элемента), что позволяет сети захватывать глобальные зависимости в изображении более эффективно. Её структура обеспечивает высокую гибкость и адаптивность к различным видам данных и позволяет SegFormer достигать отличных результатов на больших наборах данных.



Аргументы в пользу выбора этих архитектур сетей



Обе архитектуры, U-Net и SegFormer, проявляют высокую эффективность в задаче многоклассовой семантической сегментации изображений благодаря следующим особенностям:

- 1. Контекстуальная информация:** U-Net благодаря своим кодировщикам и декодировщикам хорошо захватывает локальные и глобальные контексты, что важно для точной классификации пикселей.
- 2. Гибкость и выразительность:** SegFormer, используя механизмы внимания, может лучше справляться с сложными изображениями, позволяя сети акцентировать внимание на важных участках и улучшать качество сегментации.
- 3. Работа с ограниченными данными:** U-Net особенно подходит для работы с ограниченными размеченными данными, что часто встречается в практиках медицинской визуализации.
- 4. Эффективность на больших данных:** SegFormer демонстрирует высокую производительность и эффективность при работе с большими наборами данных благодаря своему масштабируемому и модульному дизайну.

Таким образом, обе сети обеспечивают высокое качество сегментации, что делает их популярным выбором для задач, связанных с многоклассовой сегментацией изображений.



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Образование имен исследуемых моделей



| временной период | каналы ТСТ и Sentinel-2 | только каналы Sentinel-2 | только каналы ТСТ | каналы ТСТ и Sentinel-2 без данных Canopy | только каналы Sentinel-2 без данных Canopy | только каналы ТСТ без данных Canopy |
|------------------|-------------------------|--------------------------|-------------------|---|--|-------------------------------------|
| WS | @_WS_ALL | @_WS_SENT | @_WS_TCT | @_WS_ALL_no_Canopy | @_WS_SENT_no_Canopy | @_WS_TCT_no_Canopy |
| W | @_W_ALL | @_W_SENT | @_W_TCT | @_W_ALL_no_Canopy | @_W_SENT_no_Canopy | @_W_TCT_no_Canopy |
| S | @_S_ALL | @_S_SENT | @_S_TCT | @_S_ALL_no_Canopy | @_S_SENT_no_Canopy | @_S_TCT_no_Canopy |

@ – обозначение используемой нейронной сети: U-Net (U) или SegFormer (Seg).

Временного период используемых спутниковых снимков:

- W – снимки за период ранней зимы (поздней осени) с 15.10 по 15.11;
- S – снимки за летний период с 15.07 по 15.09;
- WS – комбинация снимков за оба обозначенных выше периода.

Данные Canopy – это данные Global Forest Canopy Height 2019.



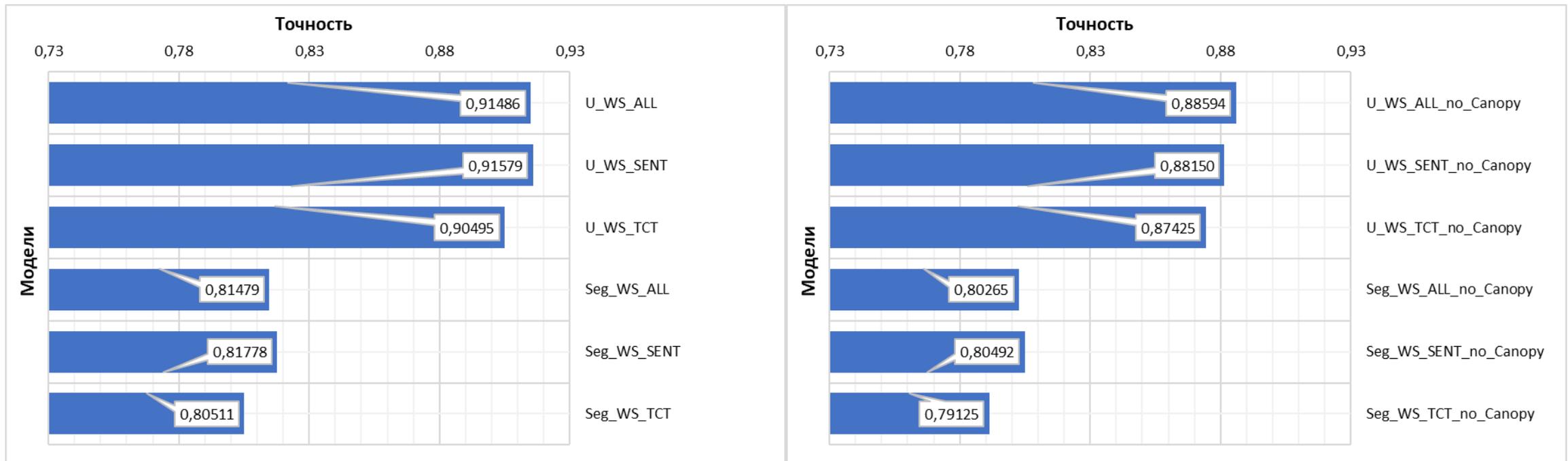
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Результаты обучения моделей U_WS и Seg_WS



с данными Global Forest Canopy Height 2019

без данных Global Forest Canopy Height 2019



Перспективными являются модели: U_WS_SENT/Seg_WS_SENT и
U_WS_SENT_no_Canopy/Seg_WS_SENT_no_Canopy.



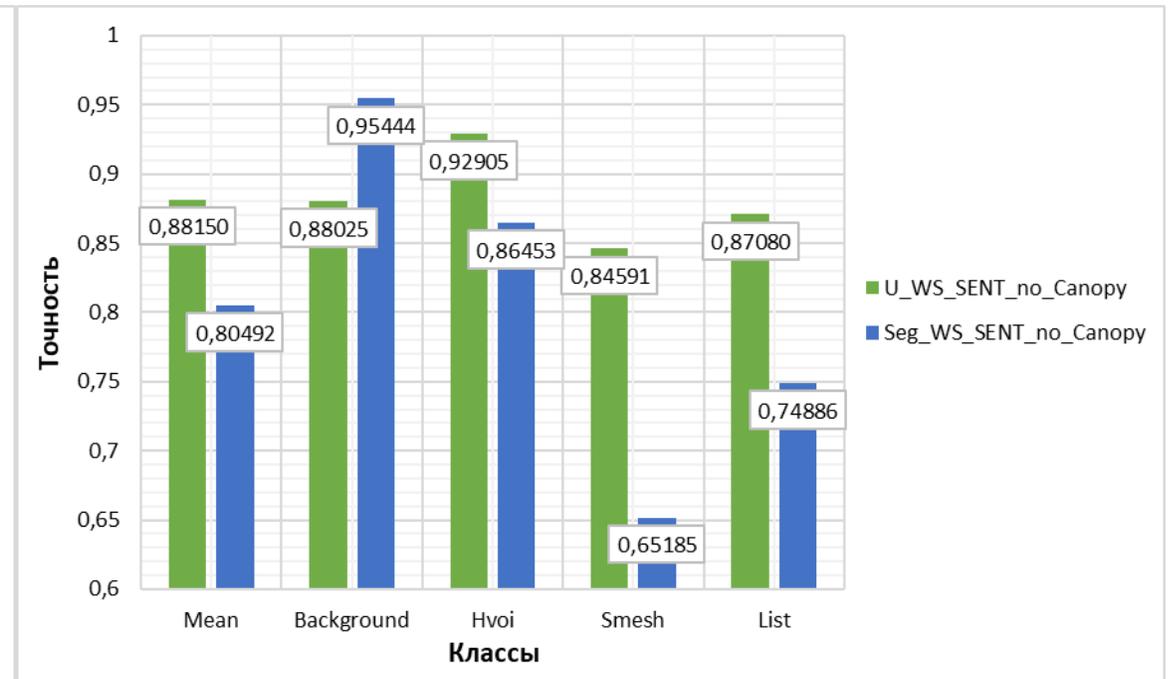
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Сравнение моделей U_WS и Seg_WS



с данными Global Forest Canopy Height 2019

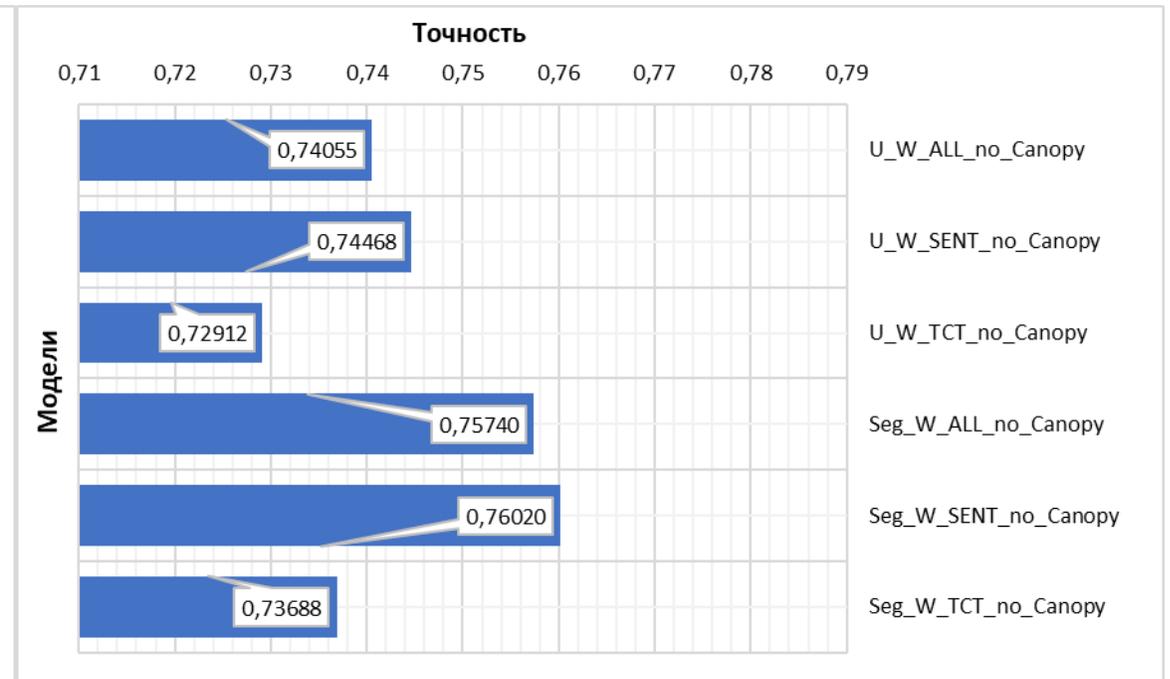
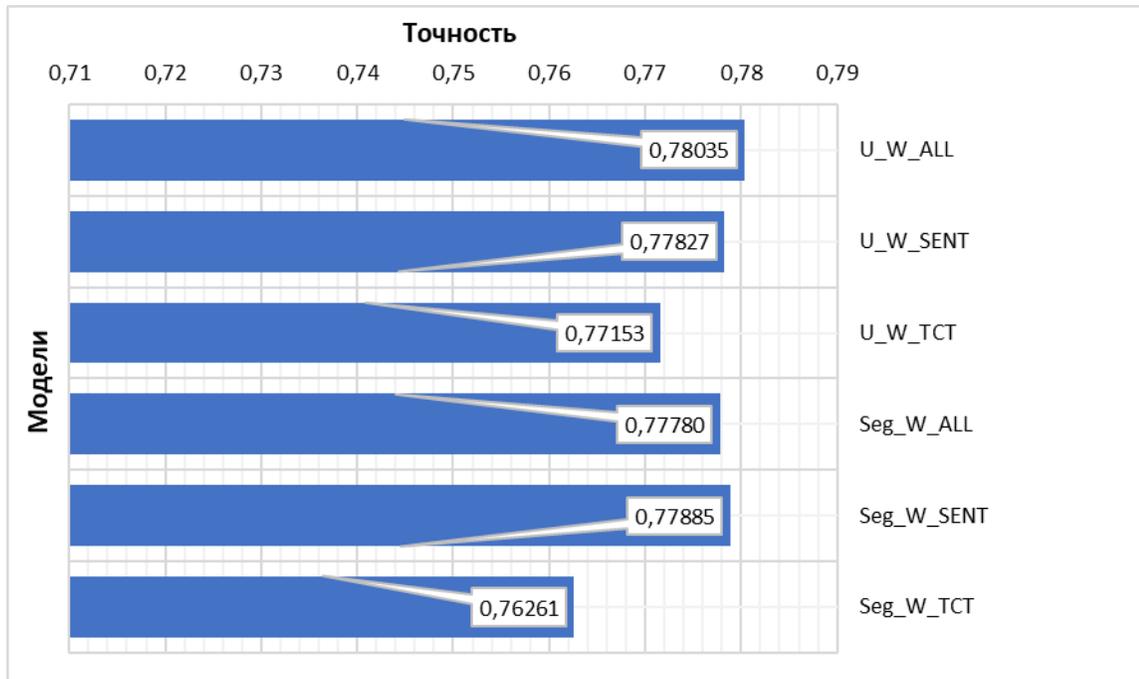
без данных Global Forest Canopy Height 2019



Результаты обучения моделей U_W и Seg_W

с данными Global Forest Canopy Height 2019

без данных Global Forest Canopy Height 2019



Перспективными являются модели: U_W_SENT/Seg_W_SENT и U_W_SENT_no_Canopy/Seg_W_SENT_no_Canopy.



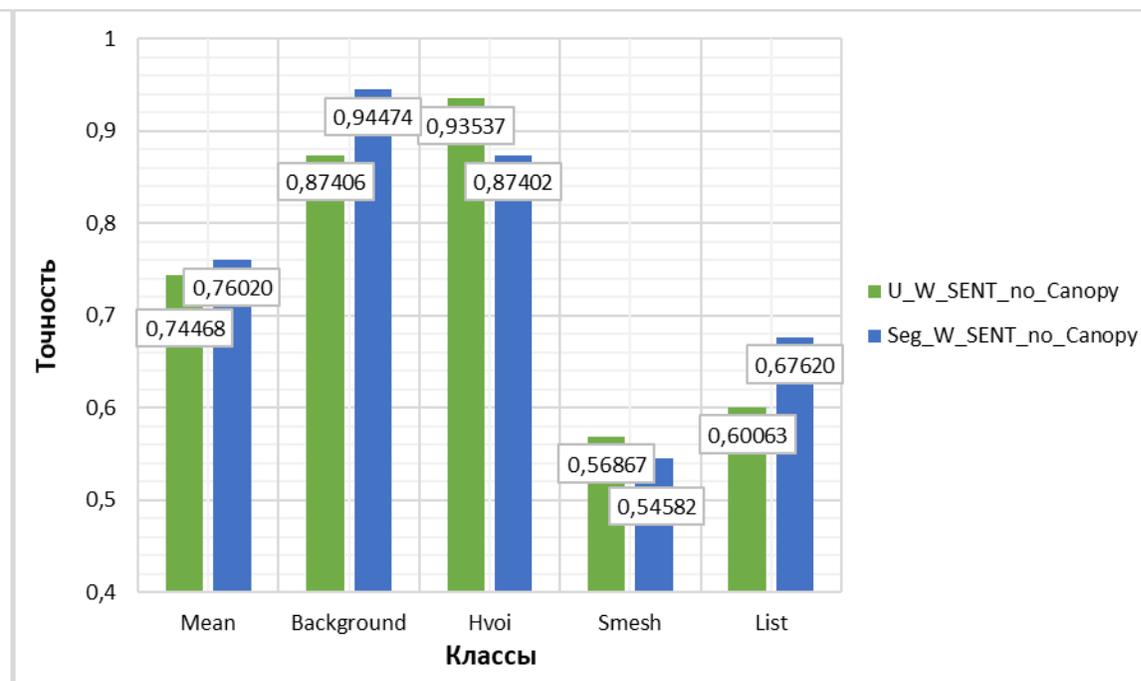
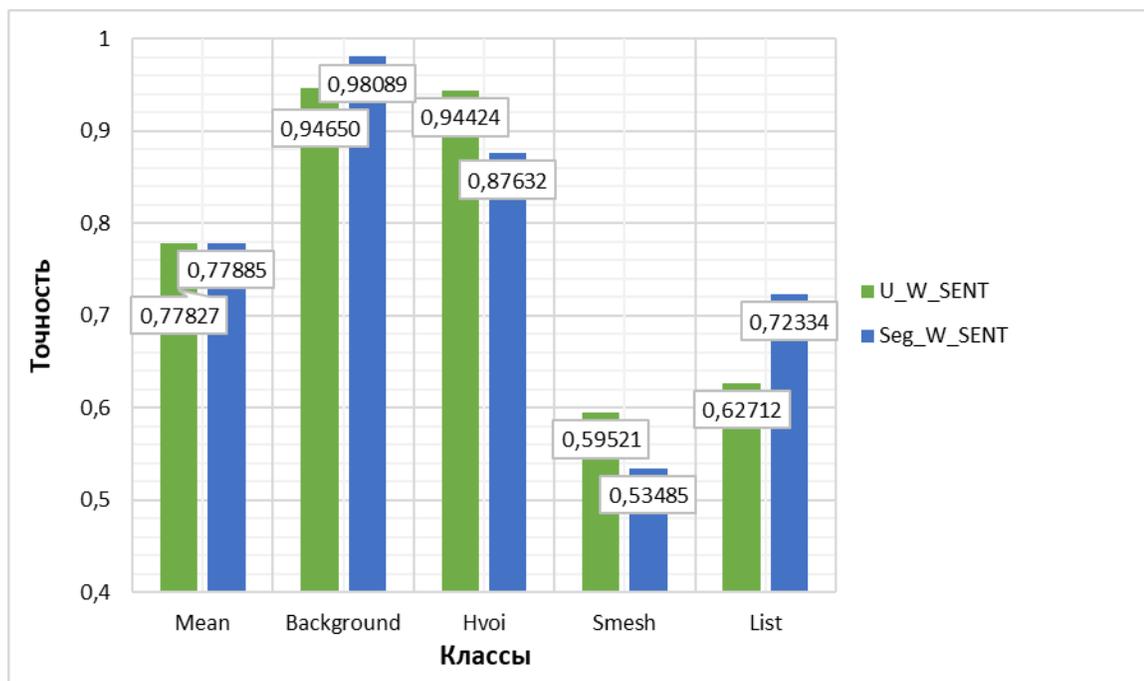
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Сравнение моделей U_W и Seg_W



с данными Global Forest Canopy Height 2019

без данных Global Forest Canopy Height 2019





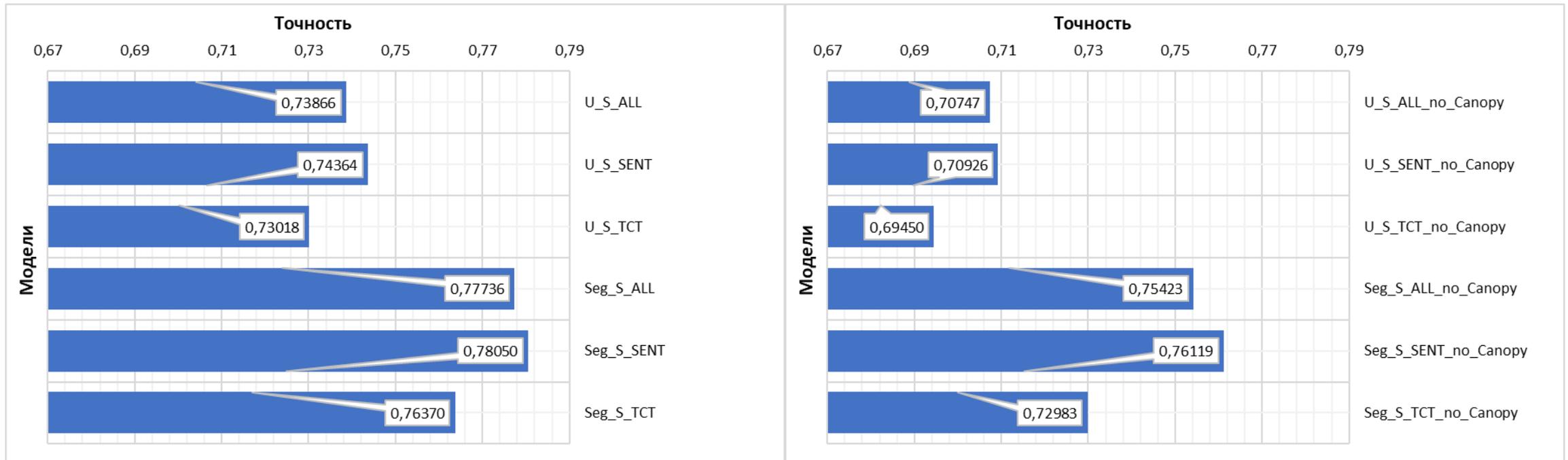
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Результаты обучения моделей U_S и Seg_S



с данными Global Forest Canopy Height 2019

без данных Global Forest Canopy Height 2019



Перспективными являются модели: U_S_SENT/Seg_S_SENT и
U_S_SENT_no_Canopy/Seg_S_SENT_no_Canopy.



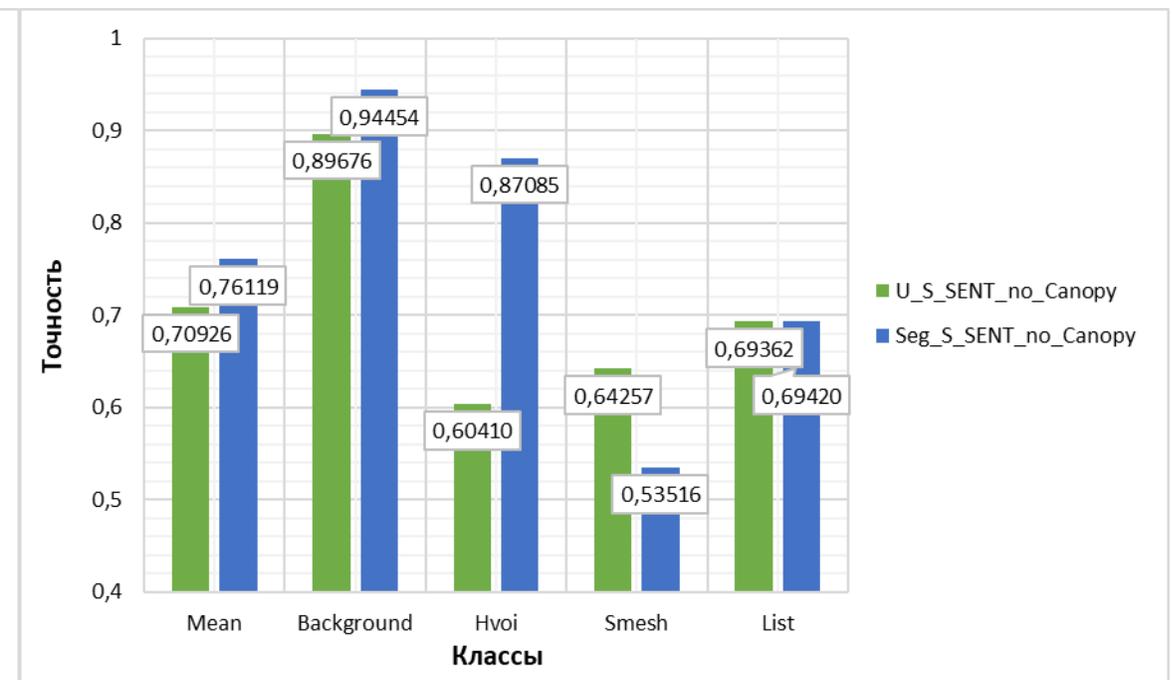
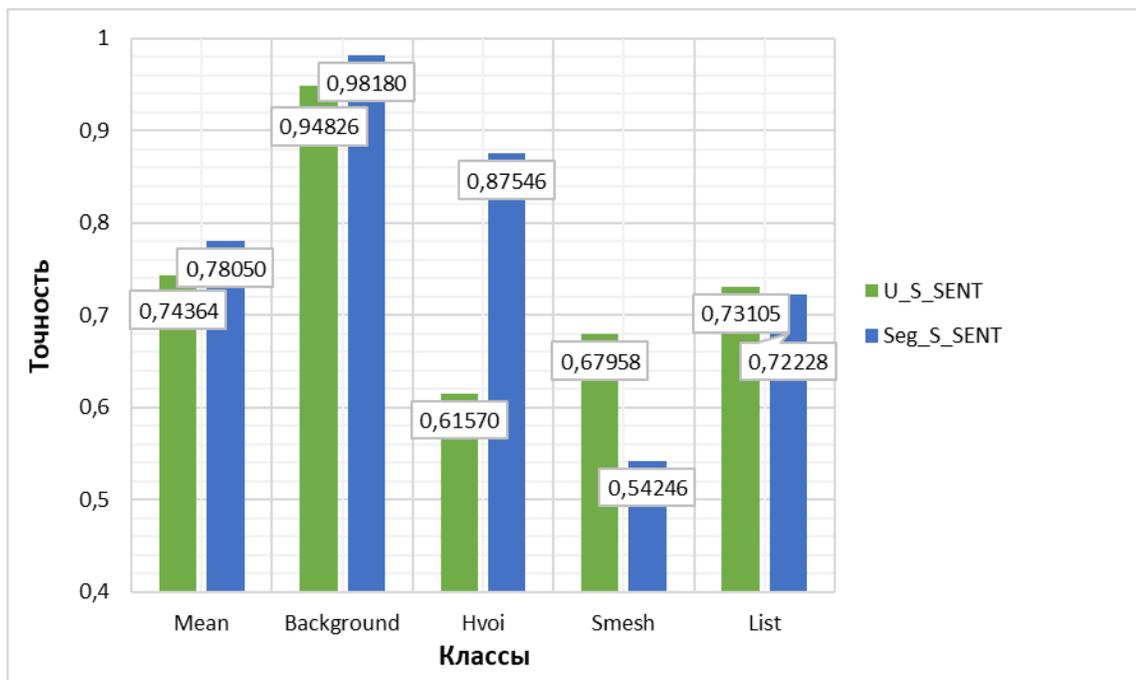
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

Сравнение моделей U_S и Seg_S



с данными Global Forest Canopy Height 2019

без данных Global Forest Canopy Height 2019





ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН

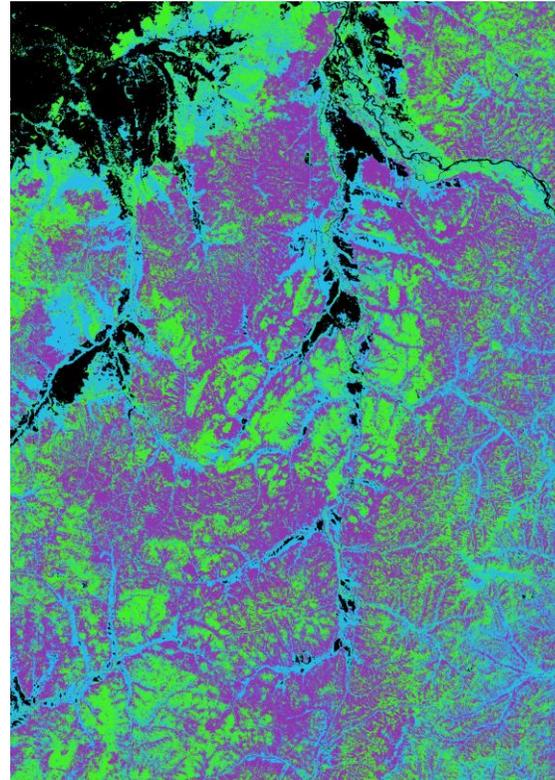
Пример работы нейронных сетей



Летний снимок

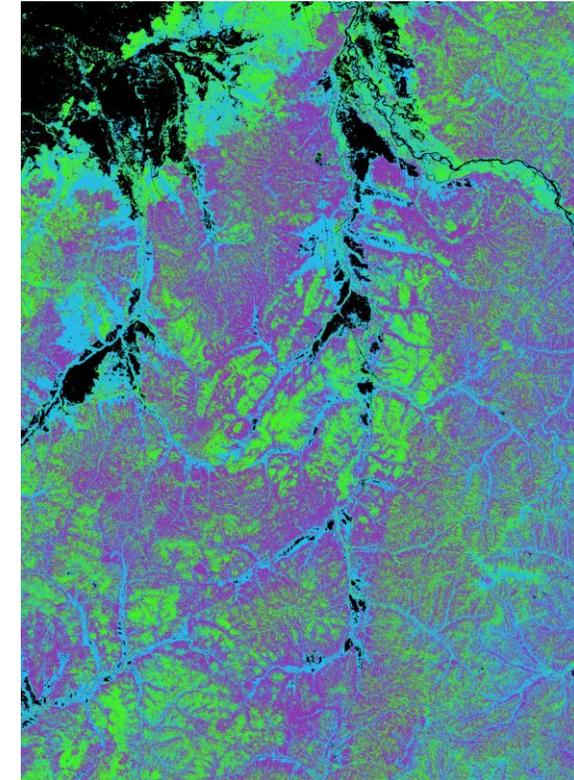


Результат работы модели
U_S_SENT_no Сапору



■ НЕ ЛЕС
■ ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ХВОЙНЫЙ ЛЕС
■ СМЕШАННЫЙ ЛЕС
■ ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ЛИСТВЕННЫЙ ЛЕС

Реальная карта типов лесов



■ НЕ ЛЕС
■ ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ХВОЙНЫЙ ЛЕС
■ СМЕШАННЫЙ ЛЕС
■ ПРЕИМУЩЕСТВЕННО ЛИСТВЕННЫЙ ЛЕС

Заключение



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Проведен анализ эффективности нейронных сетей U-Net и SegFormer для задачи классификации различных типов лесов на исследуемой территории и построения карты типов лесов.

Проведено сравнение различных комбинаций входных данных (каналы спутниковых снимков, данные, рассчитанных методом Tasseled Cap Transformation, и данные высоты лесного полога) для обучения нейронных сетей U-Net и SegFormer и выбраны оптимальные модели нейронных сетей для определения типов лесов на исследуемой территории: хвойный, лиственный или смешанный.

Лучший результат показали модели, имеющие в качестве входных данных каналы со спутника Sentinel-2 (BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR-1, SWIR-2) и данные высоты лесного полога (Global Forest Canopy Height 2019). Выбранные модели были апробированы на основе данных с территории ДФО.

Результатом проведенного исследования являются три модели нейронной сети U-Net и три модели нейронной сети SegFormer для определения типов лесов, обученные на спутниковых снимках за различные временные периоды: ранняя зима/поздняя осень, лето и два этих периода совместно. Точность определения типов леса моделями U-Net для этих периодов составила ~78%, ~74% и ~91% соответственно, а леса моделями SegFormer составила ~77%, ~78% и ~81% соответственно.



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



Для выполнения расчетов были использованы вычислительные ресурсы
ЦКП «Центр данных ДВО РАН»

Исследования выполнены при поддержке Российского научного фонда
(проект 24-11-20029)



ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР
ДВО РАН



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ