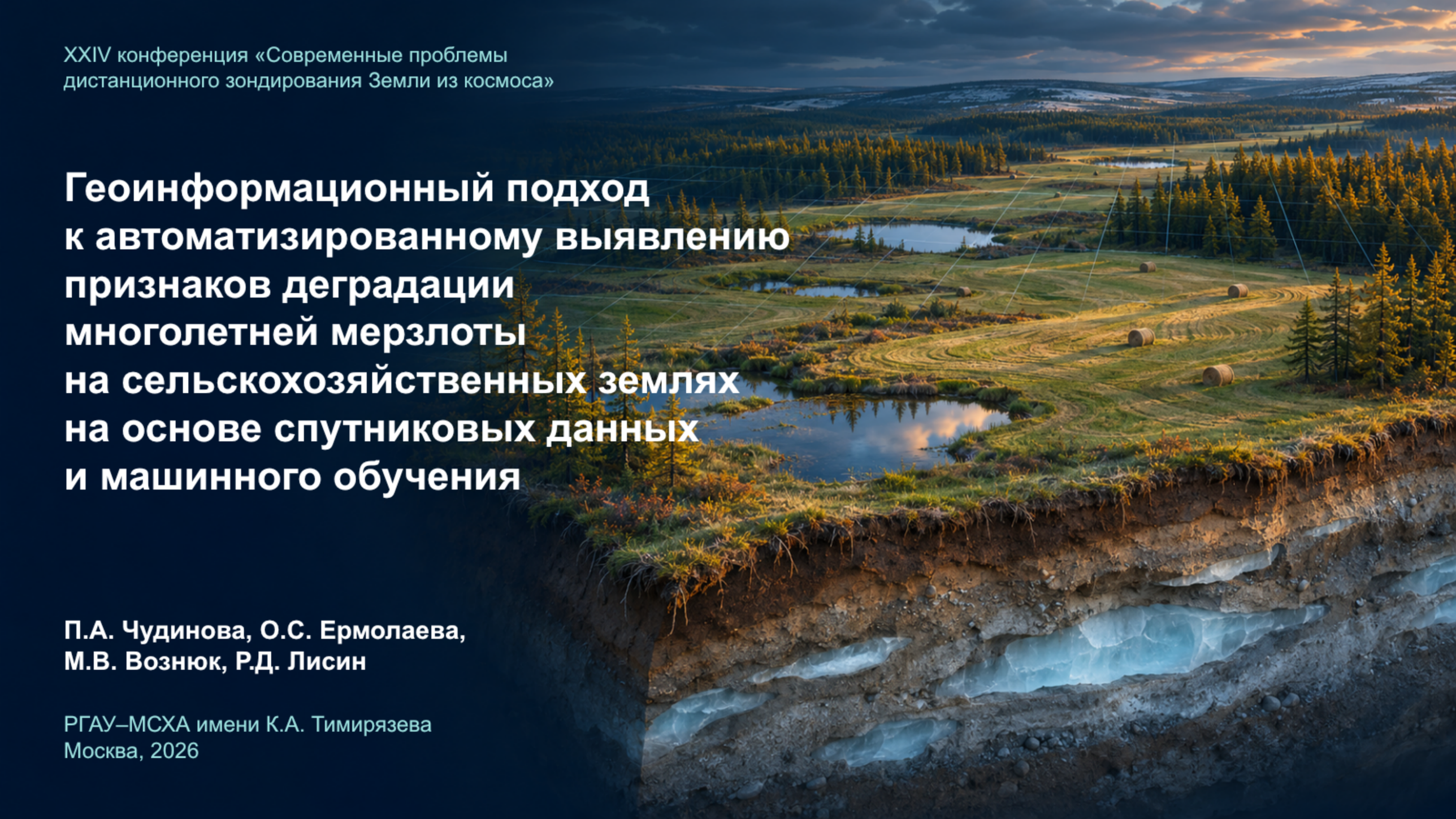
XXIV конференция «Современные проблемы
дистанционного зондирования Земли из космоса»



Геоинформационный подход к автоматизированному выявлению признаков деградации многолетней мерзлоты на сельскохозяйственных землях на основе спутниковых данных и машинного обучения

**П.А. Чудинова, О.С. Ермолаева,
М.В. Вознюк, Р.Д. Лисин**

РГАУ–МСХА имени К.А. Тимирязева
Москва, 2026

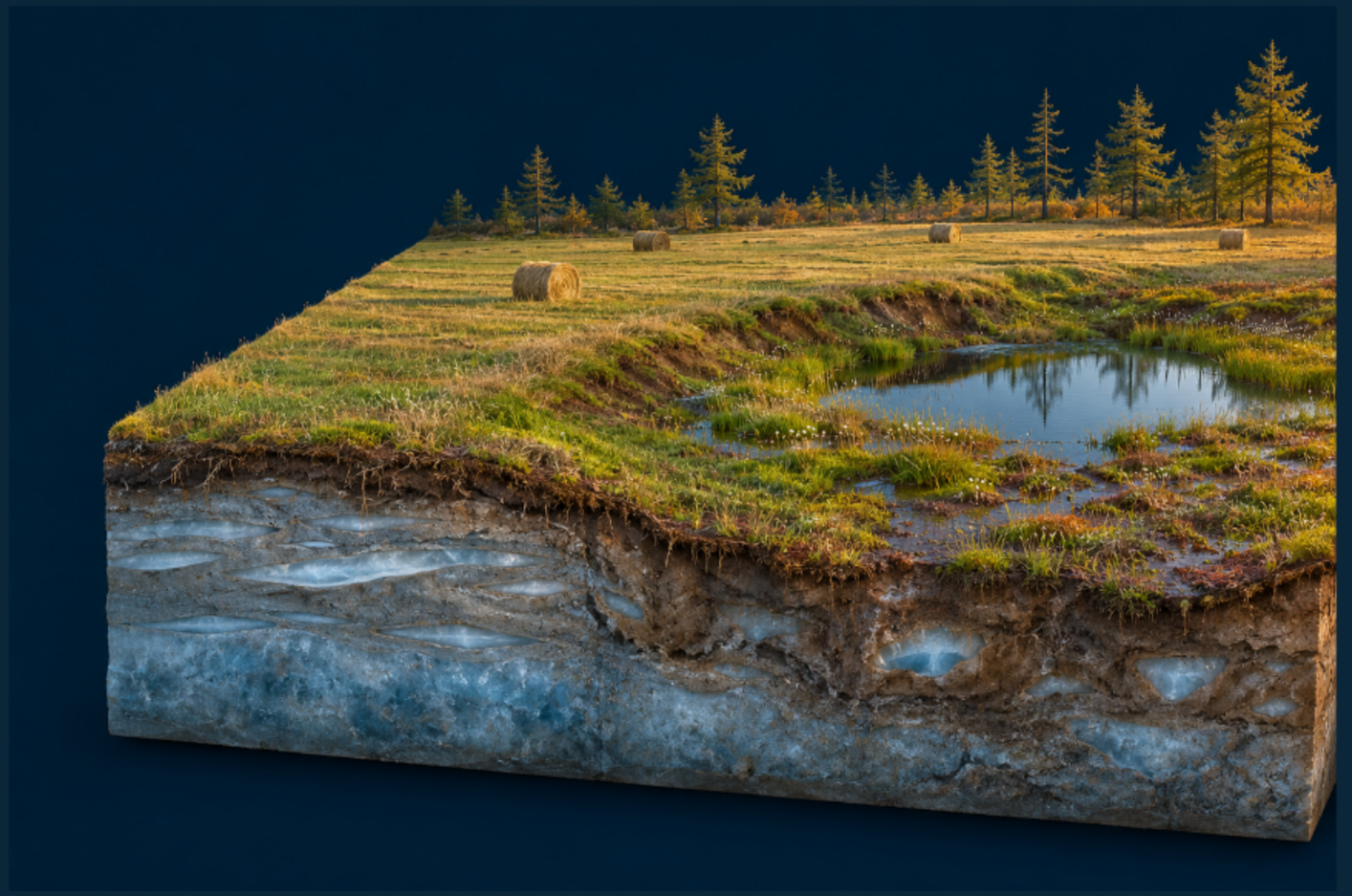
Поверхностные признаки и задача скрининга

Просадки и изменение водного режима

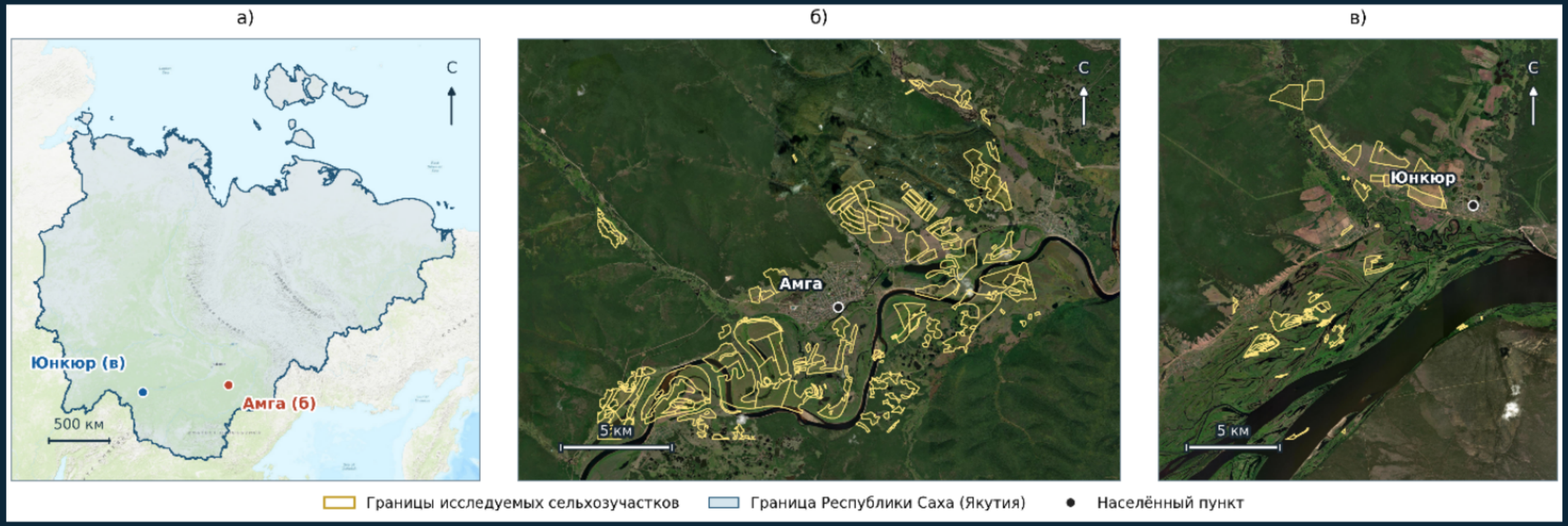
Переувлажнение и изменение растительности могут ограничивать использование угодий.

Цель исследования

Ранжировать участки для очерёдности полевых обследований.



Две территории Якутии, 188 сельхозучастков



136

Амга
Амгинский район

52

Юнкюр
Олёкминский район

Временной охват спутниковых наблюдений

16

сцен «Канопус-В» L2
из 137 записей инвентаризации

188

участков после отбора
по реальному покрытию сцен

920

записей
«участок–год»



Число записей в аналитическом массиве. 2020 г. не включён. В Юнкюре по одной сцене на 2021 и 2023 гг., поэтому внутрисезонная устойчивость не оценивается.

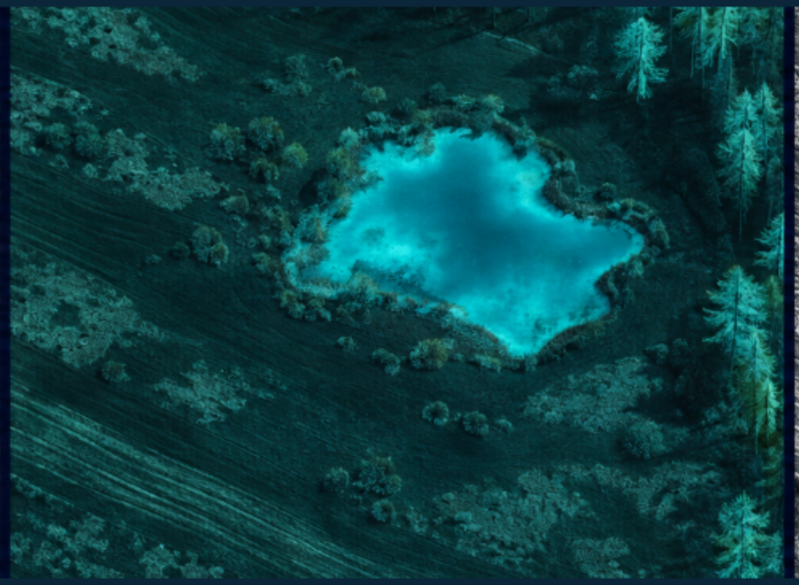
Что измеряют спутниковые признаки



Растительность

NDVI и OSAVI

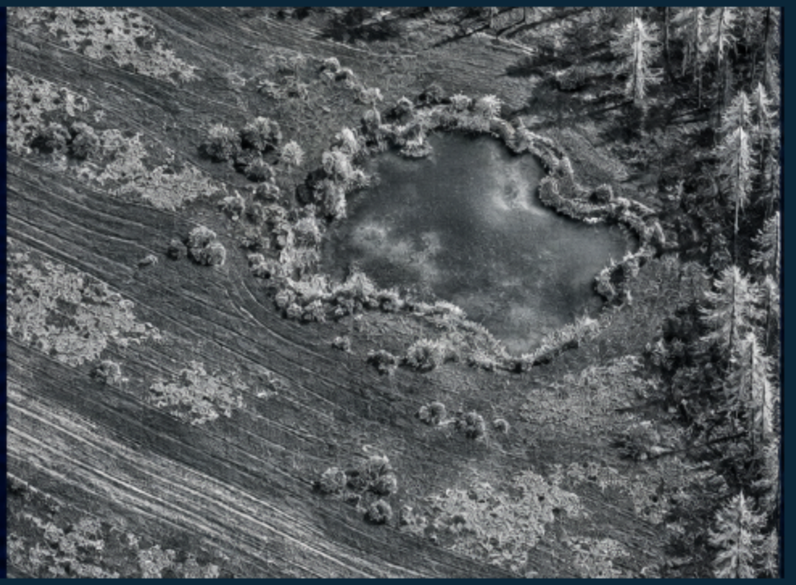
Состояние растительного покрова.
OSAVI учитывает почвенный фон.



Открытая вода

NDWI = (GREEN − NIR) / (GREEN + NIR)

Водная маска: порог Отсу.
Прямо влажность почвы не измеряет.

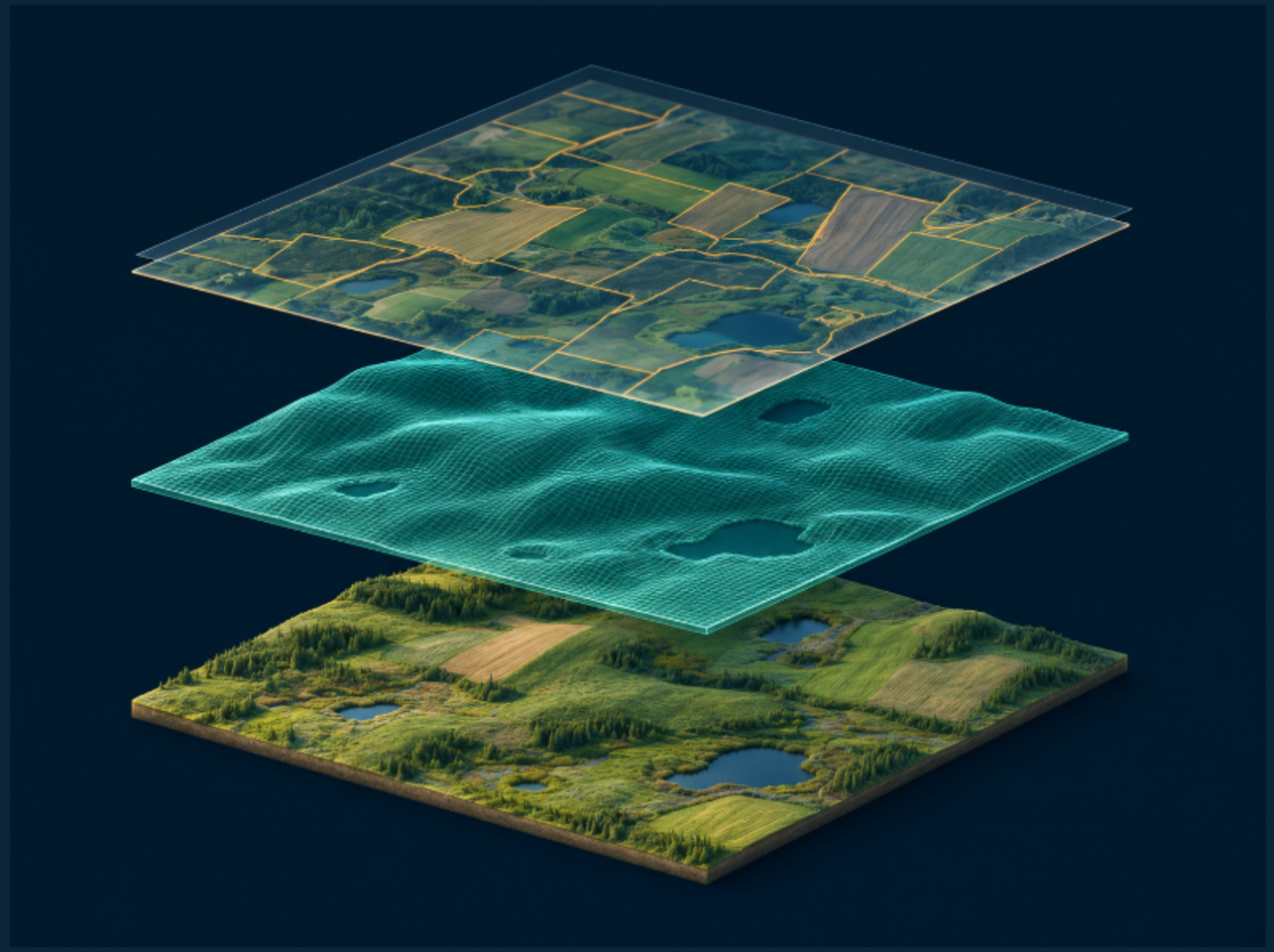


Неоднородность

Текстура и GLCM

Разброс яркости и структура соседних пикселей выявляют локальные аномалии.

Рельеф и динамика в границах каждого участка



ArcticDEM Mosaic V4.1

Высота, уклон, экспозиция, кривизна, TPI, шероховатость и TRI.

Модель поверхности учитывает растительность и объекты. Сетка 12 м согласует данные и не задаёт исходную точность.

Межгодовая динамика

ΔNDVI, ΔNDWI, изменения воды и поверхности. Скользящее среднее по двум доступным наблюдениям.

Агрегация по кадастру: среднее, разброс, экстремумы, P90/P95. Устойчивое водное покрытие: накопленная частота ≥ 0,6.

Из пяти компонентов складывается базовый индекс



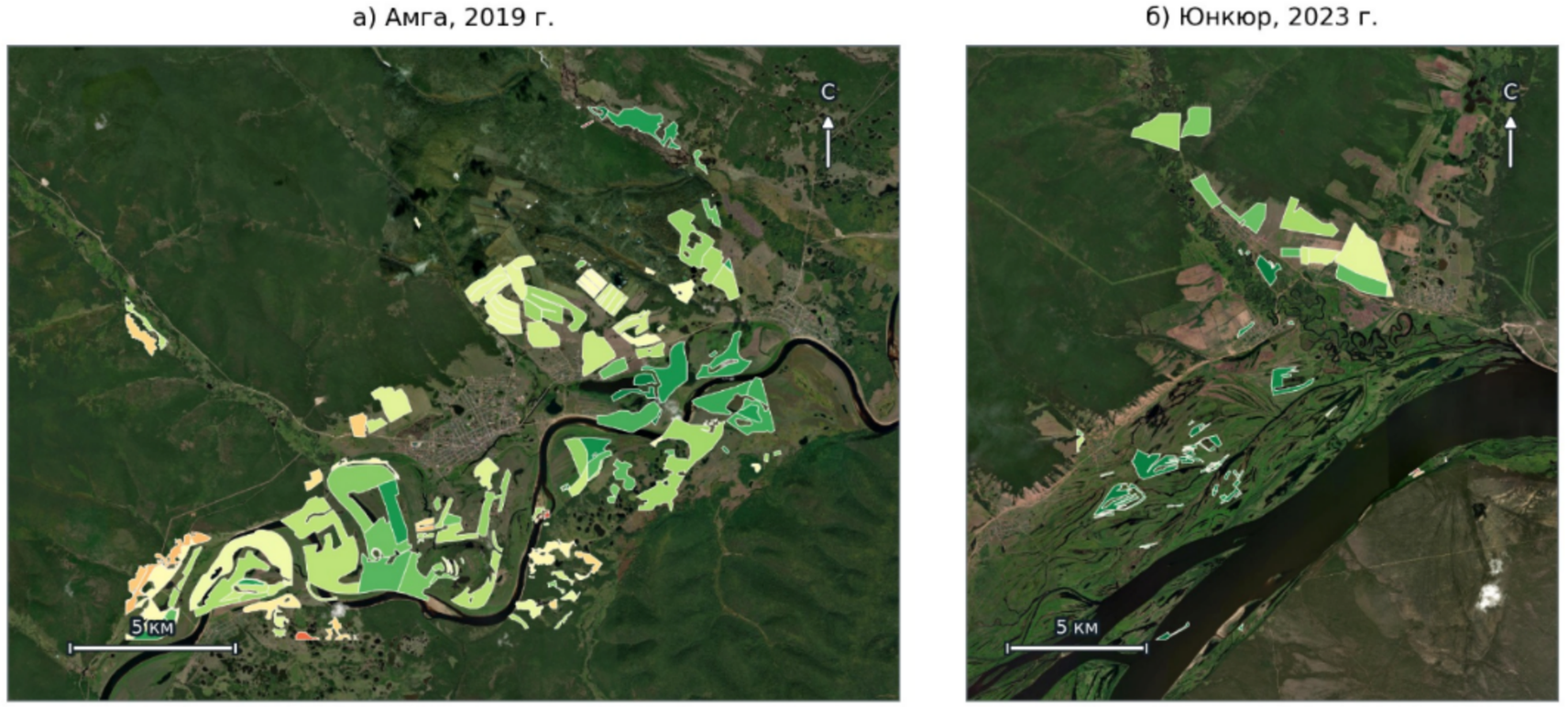
25%	Рост водного покрытия
20%	Потеря растительности
20%	Текстурная аномальность
15%	Рельефная предрасположенность
20%	Временная нестабильность

$$R = \sum w_i z_i$$

z_i: нормирование по P5/P95, диапазон 0–1
w_i: эмпирический вес компонента

Индекс служит базой сравнения с моделями. При пропусках веса пересчитываются. В первом срезе отсутствуют межгодовые разности.

Карта показывает относительную выраженность признаков



P90

Порог зон повышенного внимания

Отдельно для каждой территории и года

На карте — средние значения индекса по кадастровым участкам. Выделенные зоны не являются подтверждёнными границами термокарста.

Как формируется выборка со слабой разметкой



172 **Положительные**

Не менее 3 из 6 условий.
Текущая аномальность и динамика.

108 **Отрицательные**

Стабильность, ≥ 2 наблюдений.
Центроид вне литературной маски.

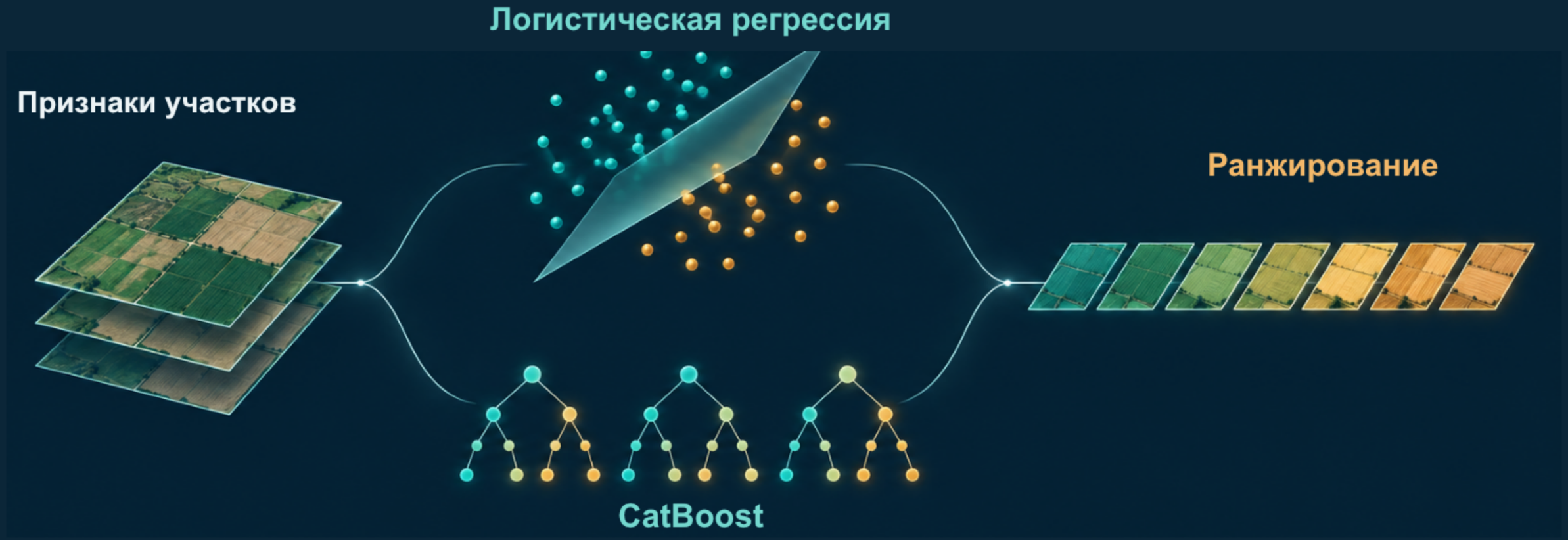
640 **Неопределённые**

Не включены в обучающую выборку.

В обучение: 280 (30,4%)

Метки задают экспертные правила. Частично общие дистанционные показатели связывают слабую разметку и предикторы моделей.

Два классификатора и средний вероятностный прогноз



HDBSCAN

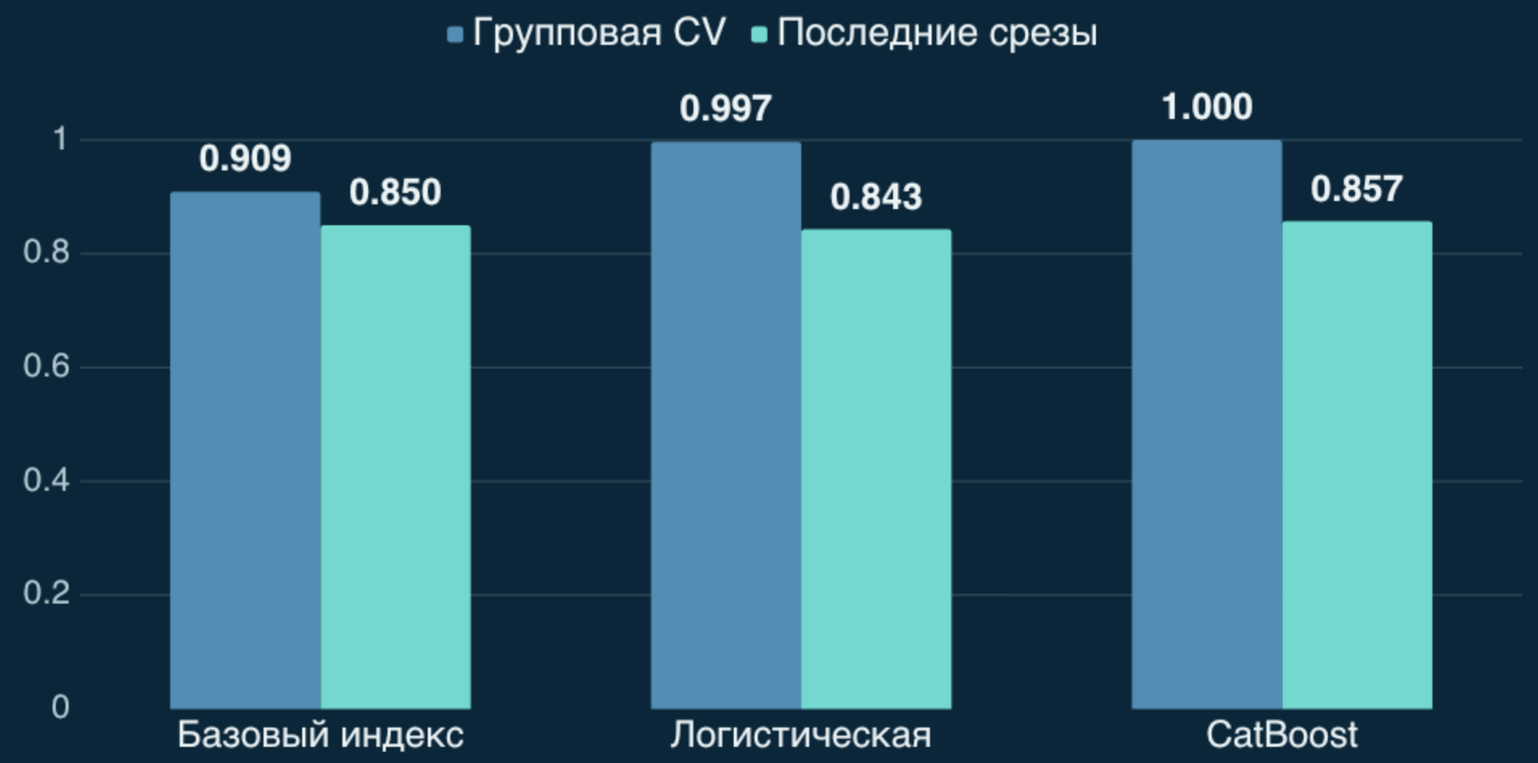
Кластер, вероятность принадлежности и выброс дополняют признаки. Метки не определяются, наблюдения не удаляются. Расчёт по 1 504 записям до пространственного отбора 920 наблюдений.

p = (pLR + pCB) / 2

В ArcticLens опубликована логистическая модель.

Качество ранжирования зависит от схемы проверки

ROC-AUC



204 / 76

обучение / проверка

Последние срезы:
Амга, 2025
Юнкюр, 2023

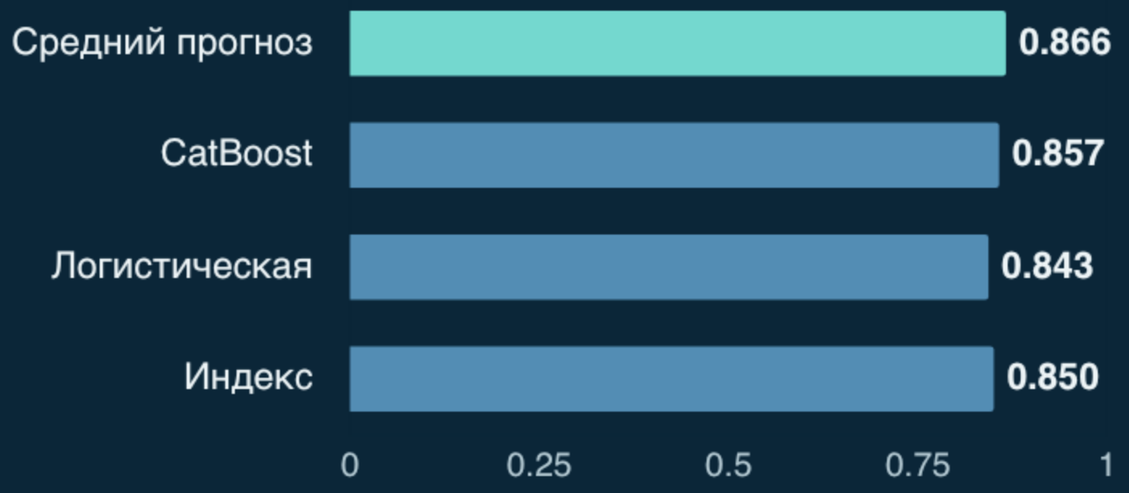
CV: пять разбиений
по идентификатору участка

SD групповой CV: 0,064 / 0,002 / 0,001 соответственно. CatBoost 1,000 — округление.

Сравнение моделей на последних временных срезах

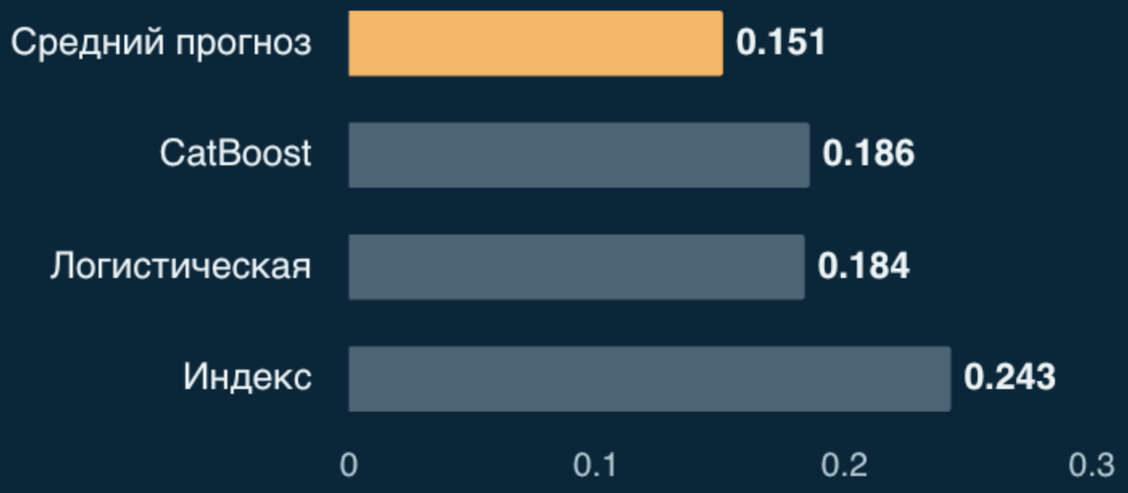
ROC-AUC

Выше — лучше ранжирование



Показатель Бриера

Ниже — меньше отклонение от слабых меток



AP	Индекс	Логистическая	CatBoost	Средний прогноз
Average Precision	0,884	0,884	0,885	0,896

Средний прогноз: ROC-AUC 0,866, Бриер 0,151. Прирост AUC к индексу 0,016, неопределённость различий не оценена. Это согласованность со слабой разметкой.

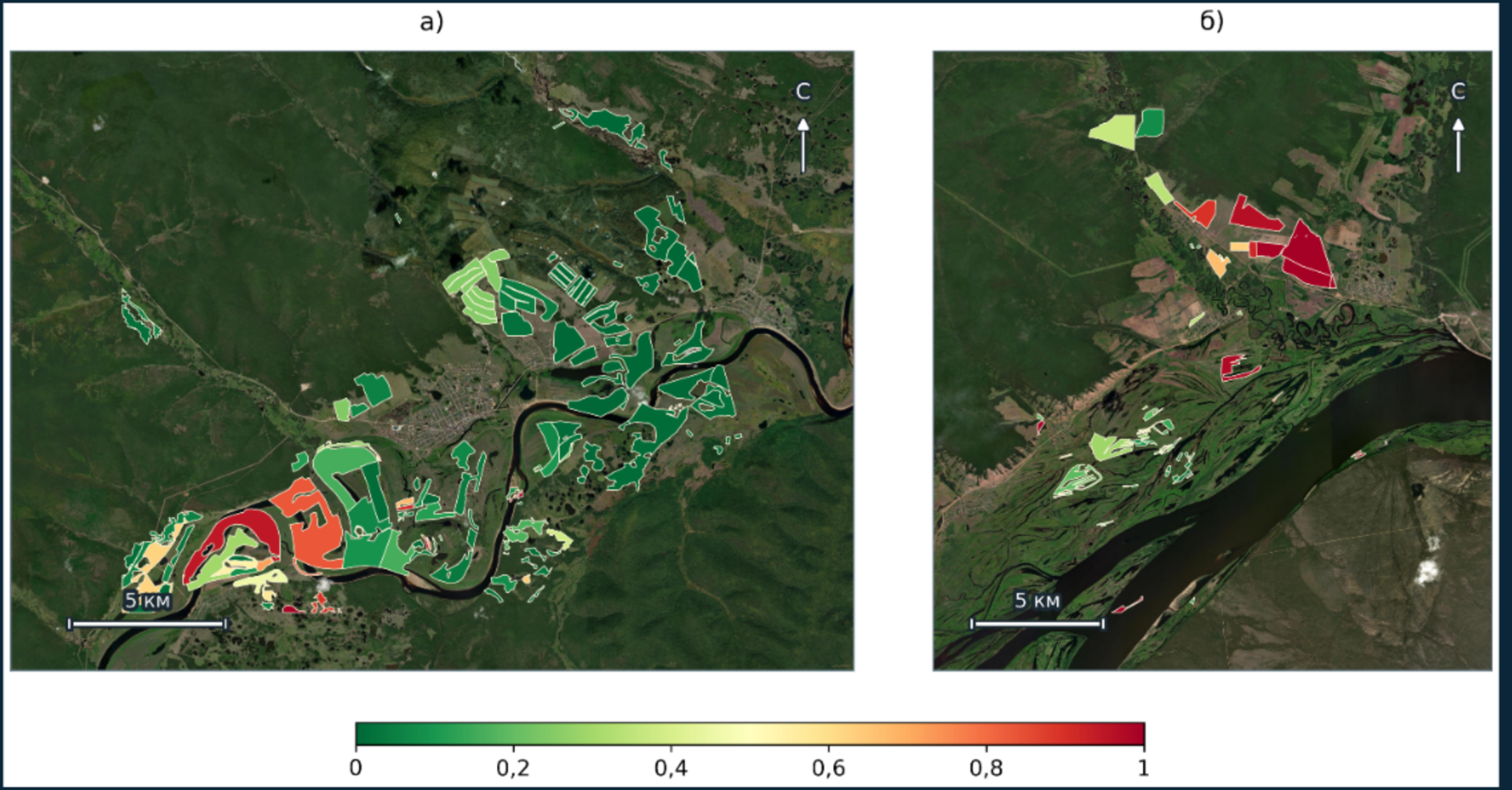
Вода и текстура сильнее влияют на прогноз CatBoost



PredictionValuesChange

Сумма важностей всех признаков равна 100. Это влияние на предсказания модели, а не физический вклад факторов в деградацию мерзлоты.

ArcticLens: оценка каждого кадастрового участка



0–1

Оценки логистической модели

Предварительная очерёдность полевых обследований

Амга, 2019 г. (а), Юнкюр, 2023 г. (б). Карты из статьи. Выход модели слабого обучения требует независимой проверки на местности.

Независимая проверка связывает сигналы с процессами

Неспецифичность признаков

Осадки, сезон съёмки и землепользование
также меняют поверхность. У Юнкюра два среза.

Литературные маски

Условные круги не воспроизводят термокарст
и участвовали в разметке. Пересечения:
Амга — 2 участка, Юнкюр — 0.
Независимой валидации это не даёт.

Полевые наблюдения и новые территории

Нужны геодезия и геокриология, раздельные
обучение/валидация/тест и проверка моделей с
временными признаками и без них.



Практическое назначение подхода

Предварительный отбор сельскохозяйственных участков для полевого обследования

188

участков

920

наблюдений «участок–год»

Следующий этап: независимая проверка связи дистанционных изменений с деградацией мерзлоты.

О.С. Ермолаева и соавторы ol_ermolaeva@rgau-msha.ru

Источники и воспроизводимость

Lytkin et al., 2021 Мерзлотные ландшафты и сельские территории Якутии. Land, 10, 101.

McFeeters, 1996 Выделение открытой воды с помощью NDWI. IJRS, 17, 1425–1432.

Porter et al., 2023 ArcticDEM — Mosaics, Version 4.1. Harvard Dataverse.

Ratner et al., 2017 Snorkel: Rapid Training Data Creation with Weak Supervision. PVLDB, 11.

Campello et al., 2015 Hierarchical Density Estimates for Data Clustering. ACM TKDD, 10.

Prokhorenkova et al., 2018 CatBoost: Unbiased Boosting with Categorical Features. NeurIPS 31.

Открытый код

Обработка данных
github.com/Lin-Lini/
GIS-ML_GIS_IT_2026

Интерфейс ArcticLens
github.com/
MikhailVoznyuk/ArcticLens