

СРАВНЕНИЕ ИСТОЧНИКОВ СПУТНИКОВЫХ ДАННЫХ ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ НАЗЕМНОГО ПОКРОВА И МОНИТОРИНГЕ ГОРОДСКИХ ЗЕЛЕННЫХ ПРОСТРАНСТВ (НА ПРИМЕРЕ ТХЮЙНГУЕНА, Г. ХАЙФОН, ВЬЕТНАМ)

Фам Данг Хиен

Московский государственный университет геодезии и картографии, 105064, Москва, Россия

e-mail: lopmaybay@mail.ru

Городские зеленые пространства выполняют важные средообразующие функции, однако в быстро урбанизирующихся районах стремительно сокращаются, что требует регулярного и объективного контроля средствами космической съемки. В работе на облачной платформе Google Earth Engine выполнено картографирование наземного покрова муниципального образования Тхюйнгуен – формируемого административного центра города Хайфон (Вьетнам) – за 2017-2025 гг., а также сопоставлена точность классификации при разных источниках входных данных. Один и тот же классификатор – случайный лес (Random Forest) – обучался на идентичной выборке, но с различными наборами признаков: спектральные каналы, спектральные индексы, статистики за год, главные компоненты, а также готовые эмбединги AlphaEarth; сравнивались снимки Sentinel-2 (10 м), Landsat 8/9 (30 м) и эмбединги AlphaEarth (10 м). Наилучший результат получен для Sentinel-2 с расширенным набором из 43 признаков – общая точность 98.6%, каппа 0.976; эмбединги AlphaEarth (64 канала) дали 97.1% без ручного конструирования признаков, тогда как для Landsat из-за более грубого разрешения точность не превысила 92%. По картам 2017-2025 гг. доля зелено-водных пространств снизилась с 73.3 до 52.6%, застроенные территории выросли примерно на 733 га. Пиксельная регрессия NDVI по восьми парам лет показала наибольшее сокращение растительности в 2017-2018 и 2023-2024 гг. Сопоставление трендов NDVI с ходом освоения территории и погодными событиями позволило выделить характерные этапы трансформации, связанные со строительством нового административного центра и индустриального парка VSIP, ограничениями периода COVID-19 и последствиями супертайфуна «Яги» и последовавшего лесного пожара (2024 г.). Предложенная схема воспроизводима и применима для оперативного мониторинга на муниципальном уровне.

Ключевые слова: дистанционное зондирование; классификация наземного покрова; случайный лес; Sentinel-2; Landsat; AlphaEarth; NDVI; городские зелёные пространства; Google Earth Engine; Тхюйнгуен.

COMPARISON OF SATELLITE DATA SOURCES FOR LAND-COVER CLASSIFICATION AND MONITORING OF URBAN GREEN SPACES: A CASE STUDY OF THUY NGUYEN, HAI PHONG CITY, VIETNAM

Pham Dang Hien

Moscow State University of Geodesy and Cartography, 105064, Moscow, Russia

Urban green spaces provide vital environmental services but shrink rapidly under urbanization, which calls for regular and objective satellite-based monitoring. Using Google Earth Engine, we mapped land cover of the Thuy Nguyen municipality – the emerging administrative centre of Hai Phong, Vietnam – for 2017-2025 and compared classification accuracy across different input data. The same Random Forest classifier was trained on an identical sample but with various feature sets – spectral bands, spectral indices, annual statistics, principal components and ready-made AlphaEarth embeddings – for Sentinel-2 (10 m), Landsat 8/9 (30 m) and AlphaEarth (10 m). The best result was obtained for Sentinel-2 with an extended 43-feature set (overall accuracy 98.6%, kappa 0.976); the 64-band AlphaEarth embedding reached 97.1% without manual feature engineering, whereas the coarser Landsat data did not exceed 92%. Over 2017-2025 the share of green-and-water surfaces fell from 73.3% to 52.6%, and built-up land grew by about 733 ha. Per-pixel NDVI regression over eight year-pairs identified 2017-2018 and 2023-2024 as periods of the greatest vegetation loss. Comparison of the NDVI trends with land development and weather events revealed distinct transformation stages linked to construction of the new administrative centre and the VSIP industrial park, COVID-19 restrictions and the impact of super typhoon Yagi and a subsequent forest fire (2024). The proposed workflow is reproducible and suitable for operational municipal-scale monitoring.

Keywords: remote sensing; land-cover classification; random forest; Sentinel-2; Landsat; AlphaEarth; NDVI; urban green spaces; Google Earth Engine; Thuy Nguyen.

Введение

Зеленые насаждения и водные объекты формируют средообразующий каркас города: они сглаживают температурный режим приземного слоя, задерживают сток, служат местами обитания и определяют комфортность городской среды. При интенсивном строительстве проницаемые поверхности сменяются непроницаемыми, и перечис-

ленные функции ослабевают [1]. В периферийных районах крупных городов такие изменения идут особенно быстро и неравномерно, поэтому данные официального учета запаздывают, а космическая съемка становится основным источником объективной и сопоставимой во времени информации [2].

Развитие облачных вычислений заметно упростило подобные исследования. Платформа Google

Earth Engine предоставляет прямой доступ к многолетним архивам и позволяет обрабатывать их совместно с алгоритмами машинного обучения без загрузки снимков на компьютер пользователя [3]; российский опыт эксплуатации систем архивации и анализа спутниковых данных подтверждает практическую ценность такого подхода для мониторинга растительного покрова [4,5]. Для наблюдения за городской растительностью обычно применяют снимки Sentinel-2 с разрешением 10-20 м [6] и вегетационные индексы, прежде всего NDVI [7,8]. В последние годы к традиционным спектральным признакам добавились обучаемые представления: модель AlphaEarth кодирует каждый пиксель 64-мерным вектором, устойчивым к облачности и различиям освещенности [9].

При таком разнообразии источников возникает прикладной вопрос: какие именно входные данные обеспечивают наилучшую классификацию наземного покрова на конкретной территории и насколько выигрыш оправдывает усложнение обработки. Систематических сопоставлений для условий быстро растущих вьетнамских городов пока немного. Мы выбрали в качестве полигона Тхюингуен – территорию, где 1 января 2025 г. на месте одноименного уезда образован город в составе Хайфона, а с 1 июля 2025 г. сформирован новый район (фьонг) Тхюингуен; здесь создается новый административно-политический центр Хайфона, что сопровождается масштабным строительством. Цель работы – сопоставить точность классификации наземного покрова при разных источниках спутниковых данных (Sentinel-2, Landsat 8/9, AlphaEarth) и наборах признаков, а затем на выбранной схеме оценить дина-

мику зеленых пространств за 2017-2025 гг. и тренды NDVI.

Материалы и методы

Район исследования. Тхюингуен расположен в северной части Хайфона, на левом берегу р. Кам, и представляет собой мозаику жилой и промышленной застройки, сельскохозяйственных угодий, рек и прудов аквакультуры. Площадь анализируемого контура составляет около 35.5 км² (≈3545.5 га по результатам классификации). Единый контур границы применялся ко всем годам ряда, поэтому изменения площадей отражают динамику покрова, а не границ (рис. 1). Общая последовательность обработки спутниковых данных и анализа приведена на рис. 2.

Исходные данные. Использованы три источника (табл. 1): снимки Sentinel-2 уровня поверхностного отражения с маскированием облачности по Cloud Score+ [10]; снимки Landsat 8/9 (Collection 2, уровень 2); годовые эмбединги AlphaEarth (64 канала). Для контроля и подбора эталонов привлекались базовые слои Google Satellite и разновременные снимки Google Earth. Все расчеты выполнены в Google Earth Engine.

Классификация. Наземный покров разделен на три класса – водные объекты, растительность и застройка и открытый грунт. При анализе динамики первые два класса объединялись в показатель зелено-водных пространств как проницаемые поверхности с близкими средообразующими функциями [1], но их площади приводятся и по отдельности. Классификатор – случайный лес (Random Forest) из 100 деревьев [11,12]. Эталонные отбирались стратифицированно по трем классам с визуальной проверкой на снимках высокого разрешения; обучающая выборка

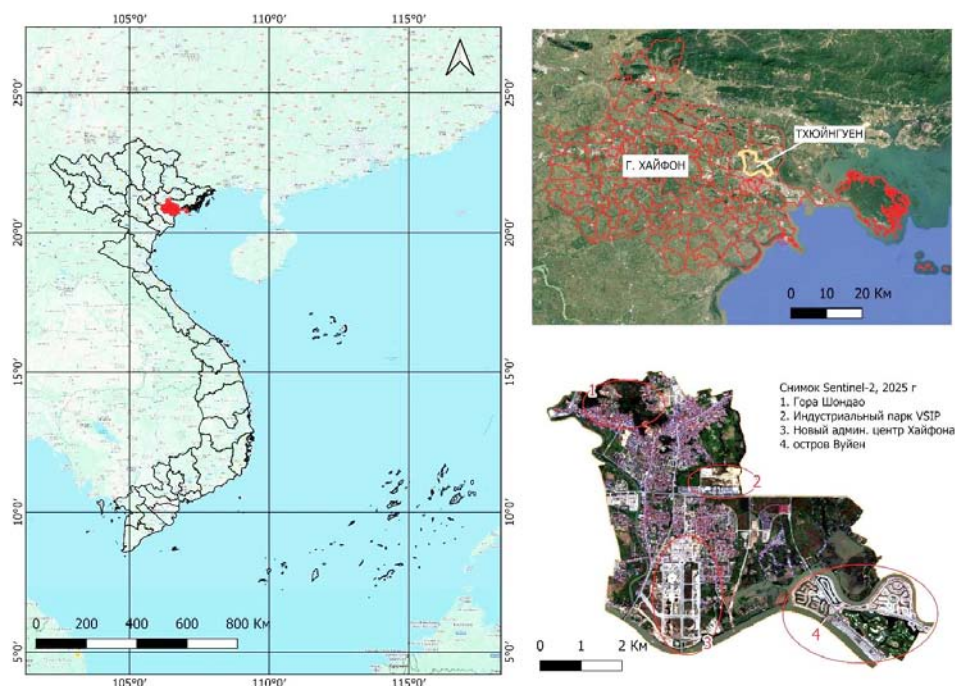


Рис. 1. Местоположение и границы района исследования (Тхюингуен, г. Хайфон)



Рис. 2. Общая методическая схема исследования (обработка спутниковых данных в Google Earth Engine)

Таблица 1

Использованные спутниковые данные

Набор данных	Поставщик	Разрешение	Период	Роль в работе
Sentinel-2 SR Harmonized	ESA/Copernicus	10-20 м	2017-2025	Классификация, NDVI
Landsat 8/9 (C2 L2)	USGS	30 м	2024	Сравнение источников
AlphaEarth Satellite Embedding	Google DeepMind	10 м	2017-2025	Классификация (осн. карты)
Cloud Score+	Google	10 м	2017-2025	Маска облаков и теней
Google Satellite / Earth	Google	—	разные даты	Контроль, отбор эталонов

насчитывала около 1760 точек (70% от набора в 2520 точек с распределением по классам 711/402/1407), а для независимого контроля использовался отдельный набор из 6486 точек (для Landsat из-за огрубления до 30 м – 720 точек) (см. рис. 3).

Сравнение источников данных. Чтобы оценить влияние входных данных, один и тот же алгоритм (случайный лес, 100 деревьев) и одну и ту же обучающую/контрольную выборку применяли к разным

наборам признаков. Для Sentinel-2 рассматривались: четыре канала (синий, зеленый, красный, ближний ИК); шесть каналов (с добавлением двух каналов SWIR); те же четыре канала совместно с NDVI; три индекса (NDVI, NDWI, NDBI); расширенный набор из 43 признаков (спектральные каналы и «красный край», индексы, годовые максимумы и минимумы, а также первые главные компоненты); наборы из первых трех и четырех главных компонент.



Рис. 3. Схема размещения наборов точек для обучения (левый) и оценки точности (правый)

Для Landsat 8/9 испытаны сопоставимые наборы (4 и 6 каналов, три индекса, главные компоненты, расширенный набор из 31 признака). Для AlphaEarth использованы полный 64-мерный эмбединг, его усечение до 17 каналов и шесть главных компонент. Точность каждого варианта оценивалась по контрольной выборке.

Спектральные индексы вычислялись как нормализованные разности отражательной способности ρ в соответствующих каналах: NDVI [8] – формула (1); NDWI для выделения воды [13] – (2); NDBI для застройки [14] – (3):

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (1)$$

$$NDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}} \quad (2)$$

$$NDBI = \frac{\rho_{SWIR1} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR1} + \rho_{NIR}} \quad (3)$$

где ρ_{NIR} , ρ_{Red} , ρ_{Green} , ρ_{SWIR1} – отражательная способность в ближнем инфракрасном, красном, зеленом и коротковолновом инфракрасном (SWIR1) каналах соответственно. Точность оценивалась по матрице ошибок: общая точность OA как доля верно классифицированных объектов (4) и коэффициент каппа Коэна с поправкой на случайное совпадение (5) [15,16]:

$$OA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k n_{ii} \quad (4)$$

$$\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (5)$$

где n_{ii} – число верно отнесенных объектов класса i (диагональ матрицы ошибок), k – число классов, N – общий объем контрольной выборки, p_o – наблюдаемая доля совпадений (равная OA), p_e – ожидаемая при случайном отнесении доля совпадений. Дополнительно для каждого класса рассчитывались точность производителя (PA) и точность пользователя (UA).

Регрессия NDVI. Тренды растительности оценивались по методу наименьших квадратов: для каждого пикселя коэффициент наклона a линейной зависимости NDVI от времени рассчитывался по всем безоблачным снимкам Sentinel-2 внутри рассматриваемого интервала, а не по двум крайним датам. Для ряда из n наблюдений (t_i , NDVI $_i$), где t_i – момент съемки в долях года, коэффициенты определялись по (6), а согласованность модели – коэффициентом детерминации R^2 (7):

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n t_i NDVI_i - (\sum_{i=1}^n t_i)(\sum_{i=1}^n NDVI_i)}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - (\sum_{i=1}^n t_i)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (NDVI_i - at_i - b)^2}{\sum_{i=1}^n (NDVI_i - \mu)^2} \quad (7)$$

здесь b – свободный член, μ – среднее NDVI ряда, $at_i + b$ – модельное значение. Поскольку время выражено в годах, a имеет размерность NDVI/год. Знак и величина a использовались для градации трендов по пяти уровням с учетом знака a (сильное и умеренное снижение, стабильно, умеренный и сильный рост): $|a| \leq 0.1$ – стабильно; $0.1 < |a| \leq 0.2$ – умеренное изменение; $|a| > 0.2$ – сильное изменение. Пороги 0.1 и 0.2 подобраны эмпирически по распределению годовых изменений NDVI на территории и применимы к анализу по смежным парам лет; для многолетних интервалов величина наклона закономерно сглаживается и пороги требуют пересмотра [17]. Выбор линейной регрессии (МНК) обусловлен ее устойчивостью к сезонным колебаниям при достаточно равномерном распределении наблюдений и наглядной интерпретируемостью долговременных тенденций «озеленения – деградации»; такой подход широко применяется при анализе многолетних рядов NDVI [18,19] и поддержан штатными средствами построения линейных трендов Google Earth Engine. Для контроля устойчивости оценок в инструменте предусмотрен также робастный вариант – оценка наклона по методу Тейла-Сена с проверкой значимости по критерию Манна-Кендалла.

Доступность кода. Все вычисления выполнены в облачной среде Google Earth Engine; исходный код обработки (классификация и регрессия NDVI) доступен по ссылке: <https://code.earthengine.google.com/095cb0d90397cba2a752f9d2bbc8421c>.

Результаты и обсуждение

Сравнение источников данных. Результаты 16 вариантов классификации сведены в табл. 2 и на рис. 4. Наиболее точным оказался Sentinel-2 с расширенным набором из 43 признаков: общая точность 98.6%, каппа 0.976. Близкий результат дали эмбединги AlphaEarth (64 канала) – 97.1% при каппа 0.951, причем без ручного конструирования признаков, что подтверждает высокую информативность обучаемого представления. Показательно, что даже минимальный набор Sentinel-2 из четырех спектральных каналов обеспечил 97.4%: на разрешении 10 м спектральной информации уже достаточно для устойчивого разделения трех классов, а добавление NDVI к этим каналам практически не изменило результат (96.9%). Снижение размерности сказывалось заметнее: три индекса (NDVI, NDWI, NDBI) дали лишь 93.8%, а усечение эмбединга до 17 каналов – 88.5%.

Наиболее наглядно проявилась роль

пространственного разрешения. Все варианты Landsat 8/9 (30 м) уложились в диапазон 87-92% и уступили десятиметровым данным при сопоставимых наборах признаков: лучший результат Landsat – 91.9% (31 признак) – оказался ниже худшего варианта полноразмерного Sentinel-2. Причина понятна: при 30-метровом пикселе мелкие сады, узкие полосы застройки и небольшие водоемы попадают в смешанные пиксели, что особенно снижает полноту распознавания растительности. Практический вывод для рассматриваемого масштаба таков: связка «10-метровые данные + умеренно богатый набор признаков» предпочтительнее наращивания числа признаков на грубом разрешении, а готовые эмбединги AlphaEarth дают конкурентную точность при минимуме подготовительной работы. Чтобы оценить, какие различия в точности статистически

значимы, для общей точности рассчитаны 95%-е доверительные интервалы по методу Уилсона [16,20]. При объеме контрольной выборки 6486 точек интервалы узкие (порядка ± 0.3 – 0.4%): набор из 43 признаков Sentinel-2 (98.6%) значимо превосходит остальные схемы, тогда как эмбединги AlphaEarth (64 канала, 97.1%) статистически неотличимы от компактных наборов Sentinel-2 (четыре–шесть каналов, 97.3–97.4%) – их интервалы перекрываются. Лучший же вариант Landsat (91.9% при $n=720$, $\pm 2.0\%$) отделен от всех десятиметровых схем с большим запасом, что статистически подтверждает значимость эффекта пространственного разрешения.

Детальная точность выбранной схемы. Для многолетнего картографирования выбраны эмбединги AlphaEarth: они дают одну из наивысших точностей (97.1%) и удобны тем, что уже согласованы

Таблица 2

Общая точность (OA) и каппа при разных источниках данных и наборах признаков (Random Forest, 100 деревьев)

Источник	Разреш., м	Набор признаков (число)	OA, %	к
Sentinel-2	10	43 признака (каналы, «кр. край», индексы, макс/мин, ГК)	98.6	0.976
Sentinel-2	10	4 канала (B, G, R, NIR)	97.4	0.955
Sentinel-2	10	6 каналов (+ SWIR1, SWIR2)	97.4	0.955
Sentinel-2	10	4 канала + NDVI	96.9	0.947
Sentinel-2	10	Главные компоненты ГК1–ГК4	96.7	0.943
Sentinel-2	10	Главные компоненты ГК1–ГК3	95.4	0.922
Sentinel-2	10	3 индекса (NDVI, NDWI, NDBI)	93.8	0.894
AlphaEarth	10	64 канала (полный эмбединг)	97.1	0.951
AlphaEarth	10	Главные компоненты ГК1–ГК6	94.7	0.912
AlphaEarth	10	17 каналов (A00–A16)	88.5	0.814
Landsat 8/9	30	31 признак (каналы, индексы, макс/мин, ГК)	91.9	0.864
Landsat 8/9	30	Главные компоненты ГК1–ГК4	90.6	0.840
Landsat 8/9	30	6 каналов	89.6	0.823
Landsat 8/9	30	4 канала (B, G, R, NIR)	88.2	0.799
Landsat 8/9	30	Главные компоненты ГК1–ГК3	87.4	0.783
Landsat 8/9	30	3 индекса (NDVI, NDWI, NDBI)	87.2	0.786

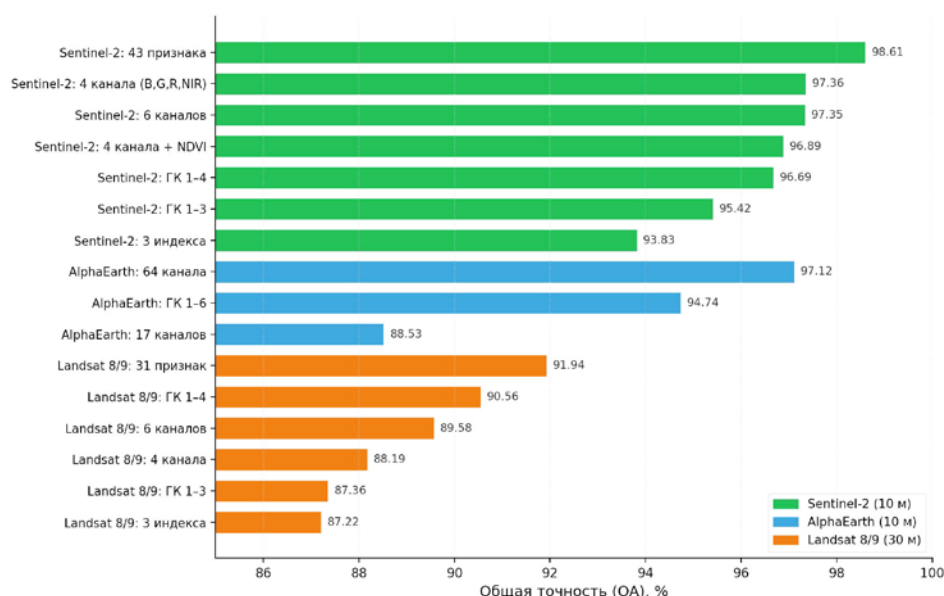


Рис. 4. Общая точность классификации при разных источниках данных и наборах признаков

между годами. Матрица ошибок этого варианта (табл. 3) показывает уверенное распознавание всех трех классов; основная доля ошибок приходится на разделение застройки и растительности. Точность пользователя составила 96.3% для воды, 94.5% для растительности и 98.6% для застройки; несколько пониженная величина у растительности объясняется сезонностью земледелия – убранные или недавно засеянные поля спектрально близки к открытому грунту. С учетом доверительных интервалов эмбединга AlphaEarth (97.1%) статистически неотличимы от компактных спектральных наборов Sentinel-2 и вместе с ними образуют верхнюю по точности группу, значительно превосходящую любой вариант Landsat. При статистически сопоставимой точности решающим становится операционное преимущество: 64-канальные эмбединги рассчитаны заранее, согласованы между годами и не требуют ежегодного подбора и конструирования признаков, что обеспечивает воспроизводимость и устойчивость

многолетнего картографирования 2017-2025 гг. Поэтому именно эта схема принята за основную.

Динамика наземного покрова, 2017-2025 гг. Ежегодные карты (табл. 4) и графики (рис. 5, 6) фиксируют устойчивое замещение зеленых и водных поверхностей застройкой. В 2017 г. растительность занимала 46.0% (1630.2 га), а вместе с водой зелено-водные пространства достигали 73.3%; к 2025 г. доля растительности снизилась до 31.7% (1123.3 га), суммарно зелено-водные пространства – до 52.6%, тогда как застройка и открытый грунт выросли с 26.7% (946.8 га) до 47.4% (1679.3 га) – примерно на 733 га. До 2021-2022 гг. растительность преобладала над застройкой, затем их соотношение сменилось на противоположное, а разрыв продолжил расти; заметные межгодовые колебания долей отчасти обусловлены сезонностью растительности и присущей ей неопределенностью распознавания. Сокращение воды с 27.3 до 21.0% указывает на продолжающееся засыпание прудов и мелких водоемов.

Таблица 3

Матрица ошибок выбранной схемы (AlphaEarth, 64 канала; Random Forest)

Факт \ Классиф.	Вода	Растит.	Застройка	РА, %
Вода	1133	7	12	98.4
Растительность	6	1630	38	97.4
Застройка и откр. грунт	37	87	3536	96.6
UA, %	96.3	94.5	98.6	–

Таблица 4

Площадь и структура классов наземного покрова, 2017–2025 гг. (AlphaEarth/Random Forest)

Год	Вода, га	Растит., га	Застр. и откр. грунт, га	Зел.+вода, %
2017	968.5 (27.3%)	1630.2 (46.0%)	946.8 (26.7%)	73.3
2018	998.3 (28.2%)	1434.5 (40.5%)	1112.7 (31.4%)	68.6
2019	912.7 (25.7%)	1386.7 (39.1%)	1246.1 (35.1%)	64.9
2020	944.5 (26.6%)	1446.6 (40.8%)	1154.5 (32.6%)	67.4
2021	922.7 (26.0%)	1408.6 (39.7%)	1214.2 (34.2%)	65.8
2022	863.4 (24.4%)	1223.0 (34.5%)	1459.1 (41.2%)	58.8
2023	847.0 (23.9%)	1139.3 (32.1%)	1559.2 (44.0%)	56.0
2024	755.6 (21.3%)	1173.1 (33.1%)	1616.9 (45.6%)	54.4
2025	743.0 (21.0%)	1123.3 (31.7%)	1679.3 (47.4%)	52.6

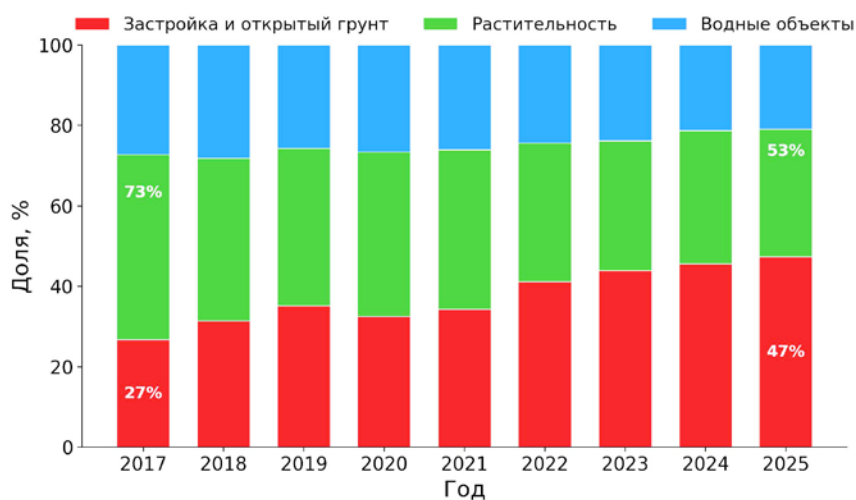


Рис. 5. Структура (в %) классов наземного покрова по годам, 2017-2025 гг.



Рис. 6. Площадь классов наземного покрова по годам, 2017-2025 гг.

Тренды NDVI. Пиксельная регрессия NDVI по восьми смежным парам лет (табл. 5, рис. 7) уточняет картину. В большинстве пар преобладают «стабильные» пиксели (2.1-2.8 тыс. га), однако площади снижения заметно колеблются. Наибольшие потери растительности пришлось на 2017-2018 гг. (сильное и умеренное снижение суммарно 668.8 га) и 2023-2024 гг. (571.2 га); последняя пара выделяется еще и минимальным приростом (лишь 201.9 га), то есть наиболее «отрицательным» балансом за весь ряд. Напротив, в 2018-2019 гг. отмечен наибольший прирост NDVI (более 1000 га умеренного и сильного

роста), что согласуется с временным восстановлением растительности и перепланировкой отдельных участков. Такая чересполосица «потеря – восстановление» типична для активно застраиваемой периферии, где расчистка площадок чередуется с озеленением и сельскохозяйственным оборотом.

Связь трендов с социально-экономическими и природными факторами. Сопоставление выявленной динамики NDVI с ходом хозяйственного освоения территории и погодными событиями позволяет выделить несколько характерных этапов трансформации. Наиболее интенсивная деградация

Таблица 5

Площадь (га) по градациям тренда NDVI для восьми пар лет, 2017-2025 гг.

Пара лет	Сильн. сниж. ≤ -0.2	Умер. сниж. от -0.2 до -0.1	Стабильно от -0.1 до +0.1	Умер. Рост от +0.1 до +0.2	Сильн. Рост ≥ +0.2
2017-2018	304.4	364.4	2316.9	397.6	162.1
2018-2019	212.8	195.4	2126.2	650.7	360.5
2019-2020	145.0	179.6	2809.8	324.3	86.9
2020-2021	139.4	283.1	2501.3	505.0	116.7
2021-2022	200.7	235.1	2575.8	384.3	149.6
2022-2023	177.1	224.6	2809.3	282.6	52.0
2023-2024	243.9	327.3	2772.5	165.5	36.4
2024-2025	145.0	200.8	2534.6	523.4	141.7

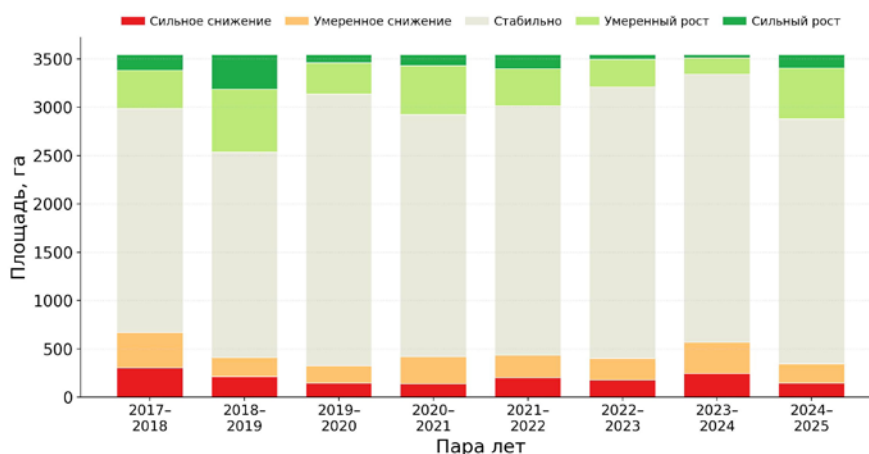


Рис. 7. Площадь по градациям тренда NDVI для 8 пар лет, 2017-2025 гг.

растительного покрова в 2017-2018 гг. (суммарное снижение 668,8 га) совпадает с началом масштабного освоения Тхюйnguена под новый административный центр Хайфона и с расширением вьетнамско-сингапурского индустриального парка VSIP, когда сельскохозяйственные угодья и пруды аквакультуры массово переводились под застройку. Последовавший в 2018-2019 гг. максимальный прирост NDVI (более 1000 га умеренного и сильного роста) отражает временное озеленение расчищенных, но еще не застроенных участков и сельскохозяйственный оборот. В 2019-2022 гг. антропогенная нагрузка колебалась; относительное замедление расчистки растительности в 2020-2021 гг. согласуется с ограничительными мерами периода пандемии COVID-19. Второй по величине спад пришелся на 2023-2024 гг. (снижение 571,2 га при минимальном приросте 201,9 га): он обусловлен главным образом ускорением градостроительного освоения – продолжением строительства административного центра и масштабной застройкой соседнего острова Вуйен, где возводится жилой комплекс «Vinhomes Royal Island» (около 870 га, официальный запуск – 2024 г.). Дополнительный вклад в конце периода могли внести последствия супертайфуна «Яги» (сентябрь 2024 г.), нанесшего значительный ущерб древесным насаждениям Хайфона (по городу в целом пострадало свыше 7 тыс. га лесов) [21]. Наконец, в 2024-2025 гг. зафиксирован заметный рост NDVI (около 665 га умеренного и сильного роста), связанный преимущественно с сельскохозяйственным оборотом и зарастанием ранее расчищенных

участков. Дополнительным локальным фактором осени 2024 г. стал лесной пожар на горе Шондао – защитном лесном массиве на северо-западе района (20 октября 2024 г.), вызванный воспламенением сухой древесной массы, накопившейся после тайфуна [22]; на фоне общего восстановления он проявляется как локальный очаг снижения NDVI на северо-западе района. Приведенные сопоставления носят интерпретационный характер и не подменяют строгого причинно-следственного анализа.

Пространственная картина изменений. Наглядное представление о происходящих процессах дает совместный просмотр трех согласованных рядов изображений – исходных снимков, карт классификации и карт трендов NDVI – за одни и те же опорные годы. На рис. 8 приведены безоблачные композиты Sentinel-2 за 2017, 2020, 2023 и 2025 гг., отражающие исходный облик территории. Соответствующие карты наземного покрова (рис. 9) показывают, как контуры застройки последовательно расширяются вдоль основных транспортных осей и постепенно вытесняют сельскохозяйственные угодья и пруды аквакультуры. Карты пространственного распределения трендов NDVI за периоды 2017-2018, 2020-2021, 2023-2024, 2024-2025 (рис. 10) локализуют участки устойчивого снижения зеленой массы: они концентрируются в зонах нового строительства, тогда как отдельные очаги роста NDVI приурочены к восстановленным или вновь озелененным участкам.

Ограничения. Класс растительности объединяет древесные насаждения, рис и огородные

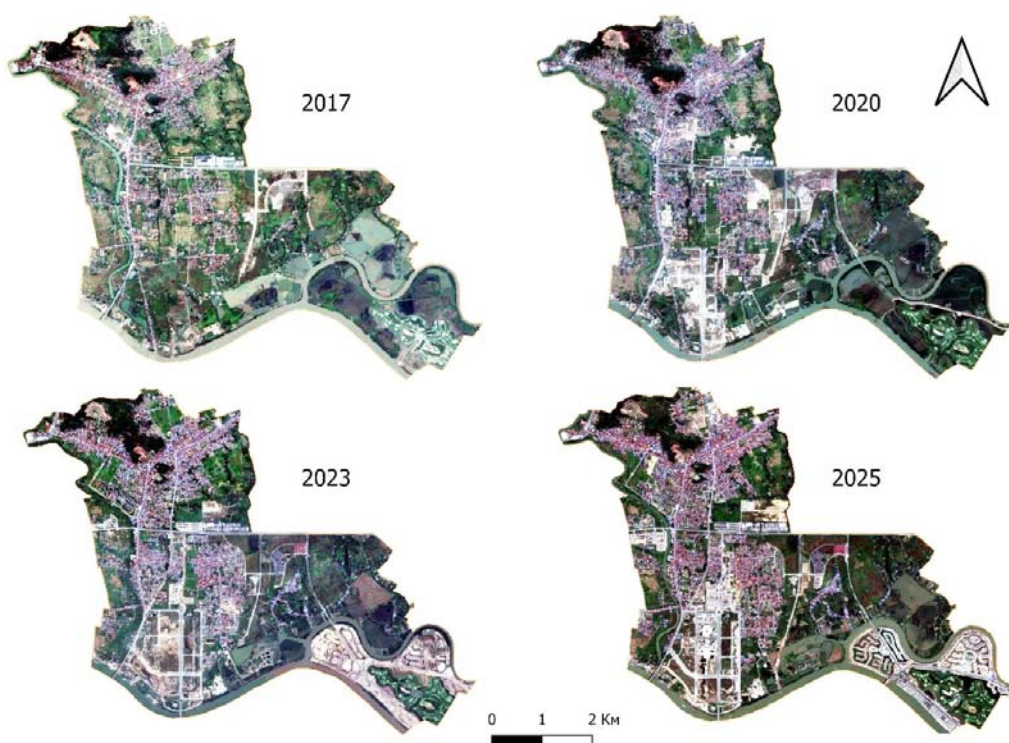


Рис. 8. Безоблачные композиты Sentinel-2 за 2017, 2020, 2023 и 2025 гг. (естественные цвета)

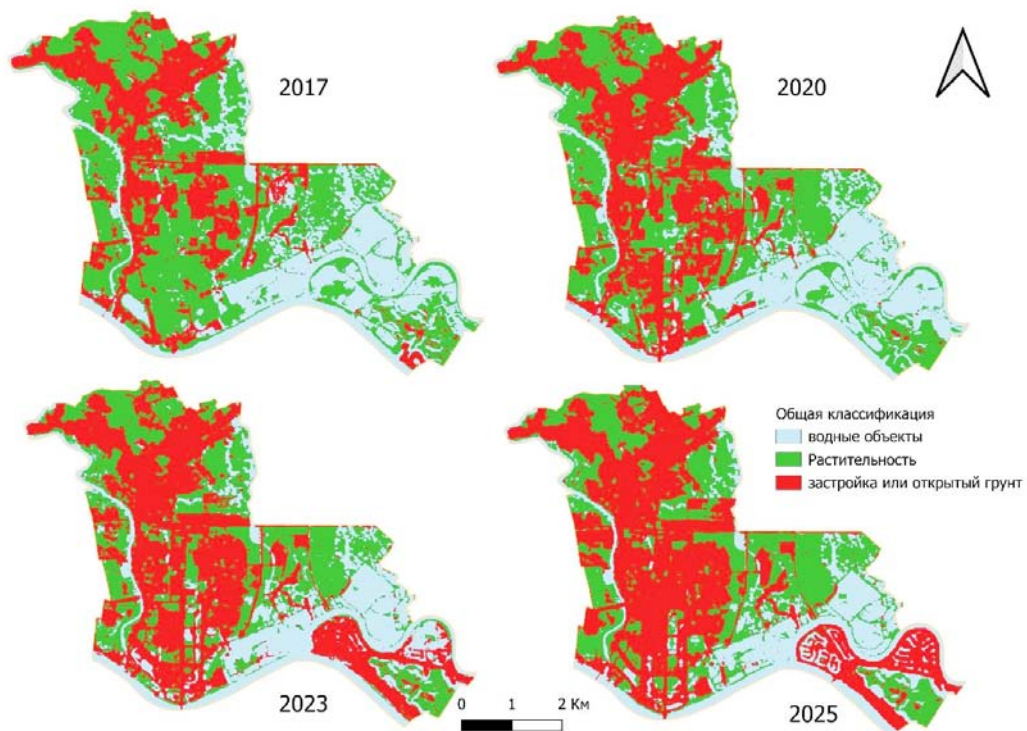


Рис. 9. Карты наземного покрова (классификация AlphaEarth/Random Forest) за 2017, 2020, 2023 и 2025 гг.

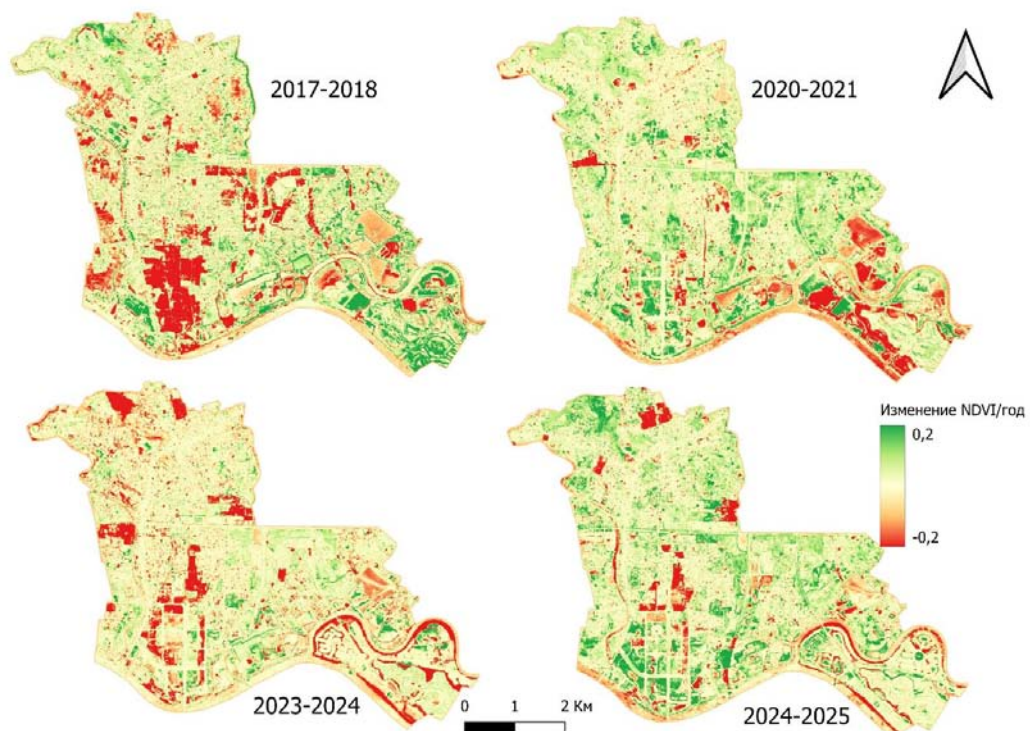


Рис. 10. Карты пространственного распределения трендов NDVI за периоды 2017-2018, 2020-2021, 2023-2024 и 2024-2025 гг.

культуры и потому чувствителен к сезону; часть открытого грунта и мутной воды смешивается с соседними классами, что вносит неопределенность в годовые оценки площадей. Оцифрованная граница может незначительно отличаться от кадастровой. Сравнение источников выполнено для одного года (2024 г.) и одной территории, поэтому количественные соотношения точности не следует переносить

на иные ландшафты без проверки. Тем не менее общий вывод о преимуществе десятиметровых данных и конкурентоспособности эмбедингов согласуется с результатами других авторов [2,9].

Выводы

Проведенное сопоставление показало, что при картографировании наземного покрова небольших, но быстро урбанизирующихся территорий

определяющим фактором точности выступает пространственное разрешение съемки, а не богатство признаков описания: десятиметровые данные с умеренным набором признаков предпочтительнее наращивания числа признаков на грубом разрешении. Обучаемые эмбединги AlphaEarth заслуживают отдельного внимания как практичная альтернатива ручному конструированию признаков – они дают близкую к наилучшей точность и, что особенно ценно при многолетнем мониторинге, обеспечивают межгодовую согласованность классификации.

С прикладной точки зрения работа фиксирует быстрое сокращение зелено-водного каркаса Тхюингуена в период становления нового административного центра Хайфона: проникаемые поверх-

ности последовательно уступают место застройке, причем процесс заметно ускорился после 2021 г. Совмещение ежегодной классификации с пиксельной регрессией NDVI и картами трендов позволяет оценивать итоговые потери растительности и локализовать периоды и участки наиболее интенсивных изменений – это востребовано в градостроительном контроле и планировании озеленения. Выявленные тренды согласуются с ключевыми событиями периода – освоением территории под новый административный центр и парк VSIP, застройкой соседнего острова Вуйен, пандемией COVID-19 и супертайфуном «Яги» с последовавшим лесным пожаром 2024 г., – что подтверждает чувствительность подхода к антропогенным и природным воздействиям.

Список литературы

1. Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 117. Pp. 34-49.
2. Барталев С.А., Егоров В.А., Жарко В.О. и др. Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН. 2016. 208 с.
3. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017. V. 202. Pp. 18-27.
4. Барталев С.А., Лупян Е.А. Исследования и разработки ИКИ РАН по развитию методов спутникового мониторинга растительного покрова // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2013. Т. 10. №1. С. 197-214.
5. Лупян Е.А., Прошин А.А., Бурцев М.А. и др. Центр коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных ИКИ РАН для решения задач изучения и мониторинга окружающей среды // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2015. Т. 12. №5. С. 263-284.
6. Drusch M., Del Bello U., Carlier S. et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 120. Pp. 25-36.
7. Черепанов А.С., Дружинина Е.Г. Спектральные свойства растительности и вегетационные индексы // *Геоматика*. 2009. №3. С. 28-32.
8. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication*. 1974. V. 351. Pp. 309-317.
9. Brown C.F., Kazmierski M.R., Pasquarella V.J. et al. AlphaEarth Foundations: An embedding field model for accurate and efficient global mapping from sparse label data. *arXiv:2507.22291*. 2025.
10. Pasquarella V.J., Brown C.F., Czerwinski W., Rucklidge W.J. Comprehensive quality assessment of optical satellite imagery using weakly supervised video learning. *IEEE/CVF CVPR Workshops*. 2023. Pp. 2125-2135.
11. Belgiu M., Drăguț L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. V. 114. Pp. 24-31.
12. Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001. V. 45. No. 1. Pp. 5-32.
13. McFeeters S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*. 1996. V. 17. No. 7. Pp. 1425-1432.
14. Zha Y., Gao J., Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2003. V. 24. No. 3. Pp. 583-594.
15. Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*. 1960. V. 20. No. 1. Pp. 37-46.
16. Congalton R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 1991. V. 37. No. 1. Pp. 35-46.
17. Терехин Э.А. Анализ сезонной динамики вегетационного индекса NDVI и отражательных свойств посевов на территории Белгородской области // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2012. Т. 9. №4. С. 244-252.
18. de Jong R., de Bruin S., de Wit A., Schaepman M.E., Dent D.L. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. *Remote Sensing of Environment*. 2011. V. 115. No. 2. Pp. 692-702.
19. Fensholt R., Proud S.R. Evaluation of Earth Observation based global long term vegetation trends – Comparing GIMMS and MODIS global NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 119. Pp. 131-147.
20. Olofsson P., Foody G.M., Herold M., Stehman S.V., Woodcock C.E., Wulder M.A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*. 2014. V. 148. Pp. 42-57.
21. Управление ООН по координации гуманитарных вопросов (УКГВ). Вьетнам: тайфун «Яги» и наводнения. Оперативная сводка № 4 (18 сентября 2024 г.). 2024. URL: <https://www.unocha.org/publications/report/viet-nam/viet-nam-typhoon-yagi-and-floods-situation-update-no-4-18-september-2024> (дата обращения: 19.08.2026).
22. Лесной пожар на горе Шондао (уезд Тхюингуен, г. Хайфон) // *Báo Hải Phòng*. 20 октября 2024 г. URL: <https://baohaiphong.vn/vi/hoat-dong-dia-phuong/chay-rung-tai-nui-son-dao-huyen-thuy-nguyen-2024920192527.htm> (дата обращения: 19.08.2026).

References

1. Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 117. Pp. 34-49.
2. Bartalev S.A., Egorov V.A., Zharko V.O. et al. *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* [Satellite mapping of the vegetation cover of Russia]. Moscow: IKI RAN. 2016. 208 p.
3. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017. V. 202. Pp. 18-27.
4. Bartalev S.A., Lupyan E.A. Research and development at the Space Research Institute of RAS on satellite methods for vegetation cover monitoring. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2013. V. 10. No. 1. Pp. 197-214.
5. Lupyan E.A., Proshin A.A., Burtsev M.A. et al. Center for collective use of satellite data archiving, processing and analysis systems of IKI RAS for environmental study and monitoring. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2015. V. 12. No. 5. Pp. 263-284.
6. Drusch M., Del Bello U., Carlier S. et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 120. Pp. 25-36.
7. Cherepanov A.S., Druzhinina E.G. Spectral properties of vegetation and vegetation indices. *Geomatika*. 2009. No. 3. Pp. 28-32.
8. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication*. 1974. V. 351. Pp. 309-317.
9. Brown C.F., Kazmierski M.R., Pasquarella V.J. et al. AlphaEarth Foundations: An embedding field model for accurate and efficient global mapping from sparse label data. *arXiv:2507.22291*. 2025.
10. Pasquarella V.J., Brown C.F., Czerwinski W., Rucklidge W.J. Comprehensive quality assessment of optical satellite imagery using weakly supervised video learning. *IEEE/CVF CVPR Workshops*. 2023. Pp. 2125-2135.
11. Belgiu M., Drăguț L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. V. 114. Pp. 24-31.
12. Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001. V. 45. No. 1. Pp. 5-32.
13. McFeeters S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*. 1996. V. 17. No. 7. Pp. 1425-1432.
14. Zha Y., Gao J., Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2003. V. 24. No. 3. Pp. 583-594.
15. Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*. 1960. V. 20. No. 1. Pp. 37-46.
16. Congalton R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 1991. V. 37. No. 1. Pp. 35-46.
17. Terekhin E.A. Analysis of the seasonal dynamics of the NDVI vegetation index and reflectance of crops in the Belgorod region. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2012. V. 9. No. 4. Pp. 244-252.
18. de Jong R., de Bruin S., de Wit A., Schaepman M.E., Dent D.L. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. *Remote Sensing of Environment*. 2011. V. 115. No. 2. Pp. 692-702.
19. Fensholt R., Proud S.R. Evaluation of Earth Observation based global long term vegetation trends – Comparing GIMMS and MODIS global NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 119. Pp. 131-147.
20. Olofsson P., Foody G.M., Herold M., Stehman S.V., Woodcock C.E., Wulder M.A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*. 2014. V. 148. Pp. 42-57.
21. United Nations Office for the Coordination of Humanitarian Affairs (OCHA). Viet Nam: Typhoon Yagi and Floods – Situation Update No. 4 (18 September 2024). 2024. URL: <https://www.unocha.org/publications/report/viet-nam/viet-nam-typhoon-yagi-and-floods-situation-update-no-4-18-september-2024> (accessed 19 Aug. 2026).
22. Forest fire on Mount Son Dao (Thuy Nguyen District, Hai Phong). Bao Hai Phong. 20 October 2024. URL: <https://baohaiphong.vn/vi/hoat-dong-dia-phuong/chay-rung-tai-nui-son-dao-huyen-thuy-nguyen-2024920192527.htm> (accessed 19 Aug. 2026).

Сведения об авторах Принадлежность к организации

Фам Данг Хьен

аспирант, Московский государственный университет геодезии и картографии, 125064, Москва, Россия

Information about authors Affiliations

Pham Dang Hien

Graduate Student, Moscow State University of Geodesy and Cartography, 125064, Moscow, Russia

Поступила в редакцию 20.08.2026 г.