

Научно-исследовательская статья/Applied research article

УДК [528.8:519.651]+631.4

<https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-46-55>

Аппроксимация временных рядов NDVI сплайнами и рядом Фурье для мультисенсорной классификации пахотных земель Хабаровского края

Л. В. Илларионова¹✉, А. С. Степанов², К. Н. Дубровин¹✉, Е. А. Фомина¹

¹ Вычислительный центр ДВО РАН, г. Хабаровск, Российская Федерация

² Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства,
с. Восточное, Хабаровский край, Российская Федерация

e-mail: nobforward@gmail.com

Аннотация. Объединение данных разных спутниковых систем используется для повышения точности классификации пахотных земель. Применение сезонных временных рядов мультиспектральных данных Sentinel-2, Landsat-8/9 на региональном уровне может быть затруднено из-за высокой разреженности данных, обусловленной облачными явлениями. В статье рассмотрен подход к подготовке непрерывных временных рядов NDVI, основанный на аппроксимации кубическим сплайном (SP) и рядом Фурье (DF). Для пахотных земель Хабаровского края в период со 121-го по 296-й календарный день 2022–2024 гг. были построены аппроксимированные сезонные временные ряды NDVI по данным спутников Sentinel-2 и Landsat-8/9, с помощью ЦКП «ИКИ-мониторинг», рассчитаны значения еженедельных композитов NDVI по данным Метеор-М. В качестве входных параметров для классификации пяти классов (соя, зерновые культуры, гречиха, многолетние травы, залежь) пахотных земель использовались наборы данных значений аппроксимированных рядов NDVI по данным спутников Sentinel-2 и Landsat-8/9, приведенных к разрешению 60 м, а также синхронизированных данных по трем спутникам. Классификация проводилась на основе метода случайного леса (Random Forest). По результатам трехкратной кросс-валидации было установлено, что достоверных различий в общей точности (ОА) классификации при применении SP и DF не выявлено: при этом значимое влияние на точность оказывает год наблюдения и выбранный датасет. Общая точность классификации пахотных земель Хабаровского края на основе мультисенсорных данных (95,0 %) достоверно больше, чем с использованием данных Landsat (90,4 %), и незначительно выше общей точности для Sentinel (94,3 %). Значения F1-меры для разных классов пахотных земель также зависели от классифицируемого года, и в большинстве случаев применение синхронизированных данных трех спутников демонстрировало более высокие значения показателя в сравнении с отдельными спутниками. По результатам проведенной классификации в 2022–2024 гг. были построены карты-схемы пахотных земель Хабаровского края.

Ключевые слова: классификация, аппроксимация, пахотные земли, машинное обучение, спутниковый мониторинг

Для цитирования:

Илларионова Л. В., Степанов А. С., Дубровин К. Н., Фомина Е. А. Аппроксимация временных рядов NDVI сплайнами и рядом Фурье для мультисенсорной классификации пахотных земель

Хабаровского края. *Вестник СГУГиТ*. 2026. Т. 31, № 4. С. 46–55. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-46-55>

Spline and Fourier-based approximation of NDVI time series for multisensor cropland classification in Khabarovsk Krai

L. V. Illarionova¹, A. S. Stepanov², K. N. Dubrovin^{1✉}, E. A. Fomina¹

¹ Computing Center FEB RAS, Khabarovsk, Russian Federation

² Far Eastern Agriculture Research Institute, Vostochnoe, Khabarovsk region, Russian Federation

e-mail: nobforward@gmail.com

Abstract. Fusing multisource satellite observations significantly improves cropland classification accuracy. However, the construction of dense seasonal time series from optical sensors such as Sentinel-2 and Landsat-8/9 at a regional scale is frequently impeded by persistent cloud cover, resulting in substantial temporal gaps. The study addresses data sparsity by reconstructing continuous NDVI trajectories using cubic spline interpolation (SP) and Fourier decomposition (DF). The authors derived approximated seasonal NDVI profiles for arable lands in Khabarovsk Krai for calendar days 121–296 across the 2022–2024 period based on Sentinel-2 and Landsat-8/9 imagery. To augment the dataset, weekly NDVI composites were generated from Meteor-M satellite data via the IKI-Monitoring Shared Research Facility. Feature sets for classifying five crop types (soybeans, cereals, buckwheat, perennial grasses, and fallow land) included SP- and DF-reconstructed NDVI values resampled to 60 m resolution, both individually and within a synchronized multi-sensor framework combining all three satellites. Classification was implemented using the Random Forest algorithm. Three-fold cross-validation revealed no statistically significant difference in Overall Accuracy (OA) between the two reconstruction methods; however, performance varied considerably depending on the observation year and input dataset. The fused multi-sensor approach achieved an OA of 95.0 %, representing a marked improvement over single-sensor inputs: +4.6 % compared to Landsat-only (90.4 %) and +0.7 % compared to Sentinel-only (94.3 %). F1-scores for individual classes also demonstrated annual variability, with the combined three-satellite model consistently outperforming single-source configurations. Leveraging these results, high-resolution annual maps of cropland distribution and composition for Khabarovsk Krai covering the 2022–2024 growing seasons were created.

Keywords: classification, fitting, cropland, machine learning, satellite monitoring

For citation:

Illarionova L. V., Stepanov A. S., Dubrovin K. N., Fomina E. A. (2026). Spline and Fourier-based approximation of NDVI time series for multisensor cropland classification in Khabarovsk Krai. *Vestnik SSUGiT [Vestnik SSUGT]* Vol. 31, No. 4. pp. 46–55. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-46-55>

Введение

Одновременное использование данных различных спутниковых систем является перспективным направлением для повышения точности классификации культур, особенно в регионах с большим количеством облачных дней в ходе периода вегетации [1].

Возможность создания гармонизированных временных рядов Landsat-7/8 и Sentinel-2 была продемонстрирована, например в работе [2]. Коэффициент детерминации между гармонизированными рядами составил 0,92.

Полученные в результате объединения спутниковых данных Landsat-8 и Sentinel-2 временные ряды NDVI (нормализованного разностного индекса вегетации) использовались для картографирования пахотных земель в Германии (выделялись 24 класса растительности) в 2017–2019 гг. [3]. Для получения 5-дневных композитов использовался свёрточный фильтр. Точность классификации составила 67–70 %.

Помимо использования готовых гармонизированных наборов данных разных спутников, в качестве одного из подходов к их одновременному использованию применяется ко-

регистрация снимков различных спутников с формированием единого временного ряда. В провинции Хэйлунцзян (Китай) с использованием снимков Sentinel-2 и GaoFen-1 производилось распознавание посевов кукурузы, риса и сои [4]. По аналогии с готовыми рядами Sentinel/Landsat строились единые временные ряды. При объединении данных двух спутников значение F1-меры для класса сои составило 0,92 в 2017 г. и 0,69 в 2018 г. (что на 0,02 выше, чем при использовании только снимков Sentinel-2).

Другой альтернативой может выступать разработка многошаговой методики, основанной на использовании методов машинного обучения для анализа результатов классификации, то есть объединение результатов выполняется не на уровне спутниковых данных, а на уровне меток классов. Пример такой методики (Parallel PCA-Cascaded) представлен в работе [5]. Для построения итогового классификатора использовались результаты классификации по данным Sentinel-1, Sentinel-2 и Landsat-8/9. Общая точность классификации пахотных земель с использованием обобщающего классификатора составила 96 %, что на 14 % больше, чем при использовании лучшего из классификаторов на основе данных одной спутниковой системы (Landsat-8/9).

При объединении данных разных спутниковых систем, в частности временных рядов индексов вегетации, часто возникают проблемы, связанные с разреженностью данных, разными датами съемки спутников, что требует восстановления потерянных и расчета ежедневных или еженедельных значений.

В настоящее время применяются разные подходы, основанные как на аппроксимации нелинейными функциями, так и на применении сплайн-интерполяции. В частности, широко используются методы на основе рядов Фурье: их преимуществом является способность отражать периодичность сезонного цикла, однако они могут быть недостаточно гибкими для описания хода вегетации различных культур [6].

Сплайновое сглаживание (spline smoothing, SP) является одним из пяти наиболее распространенных методов восстановления целостности временных рядов NDVI

наряду с фильтром Савицкого – Голея, локально взвешенной регрессией, асимметричной функцией Гаусса и двойной логистической функцией. Исследования показывают, что ни один метод не является универсальным [7].

Кубические сплайны продемонстрировали высокую эффективность в задачах классификации культур. В Институте проблем передачи информации имени А. А. Харкевича РАН был разработан метод, основанный на кубической сплайн-интерполяции временных рядов NDVI со спутника Sentinel-2 для последующего извлечения признаков алгоритмом UMAP и классификации методом k ближайших соседей [8]. Использование UMAP для снижения размерности привело к 1,5-кратному увеличению качества классификации кукурузы, подсолнечника, пшеницы и сои по средней F1-мере по сравнению с использованием данных исходной размерности.

В работе, выполненной в Самарском национальном исследовательском университете, производилась оценка различных функций для решения задачи ранней идентификации культур и установлено, что кубический сплайн является лучшей функцией и может использоваться для построения временных рядов NDVI [9].

Периодические сплайны также показали перспективность для интерполяции NDVI, особенно с учетом циклического характера вегетационных сезонов. В работе [10] представлен алгоритм на основе кубических сплайнов для обработки композитов MODIS, который позволяет получать значения в любой точке временного ряда с заданным интервалом.

Сравнительный анализ методов сглаживания проводился в многочисленных исследованиях. В научной литературе представлены подробные обзоры доступных методов восстановления и сглаживания временных рядов данных дистанционного зондирования [11, 12]. Китайские исследователи сравнили методы сглаживания временных рядов для извлечения фенологических особенностей пастбищных трав в весенний период на Тибетском плато и обнаружили высокую вариацию точности методов [13]. В публикации [14] отмечено, что применение фильтров и сплайнов может обес-

печивать баланс между сглаживанием ряда и сохранением локальных вариаций.

Для российского Дальнего Востока с характерным муссонным климатом, обеспечивающим облачность в период вегетации, большое значение имеет подготовка данных разных спутниковых систем с целью формирования объединённого набора данных для попиксельной классификации. Наряду с данными Sentinel и Landsat, в настоящее время в России востребованы данные «Метеор-М» с приборами KMCC для дистанционной оценки характеристик земной поверхности и оперативного мониторинга растительного покрова России. Ежедневные композиты Метеор-М использовались в том числе и для распознавания посевов на Дальнем Востоке [15].

В данной работе предлагается подход объединения данных спутниковых систем, при котором рассчитанные значения индекса вегетации каждого спутника являются независимыми параметрами корегистрированных пикселей на каждый день периода. Таким образом, в дополнение к имеющимся композитам Метеор-М от ИКИ РАН для Дальнего Востока необходимо рассчитать ежедневные значения временных рядов спутников Sentinel-2 и Landsat-8/9 и привести их к пространственному разрешению 60 м.

Целью настоящего исследования является сравнительная оценка эффективности аппроксимации временных рядов NDVI сплайнами и DF для классификации сельскохозяйственных культур Хабаровского края на основе данных спутников Landsat-8/9, Sentinel-2, а также мультисенсорной классификации с использованием композитов Метеор-М.

Область исследования и источники данных

Рассматриваемые в работе сельскохозяйственные угодья находились в юго-восточной части Хабаровского района Хабаровского края, на правом берегу реки Амур в окрестностях г. Хабаровска. Временной охват исследования составил три вегетационных сезона 2022–2024 гг.

В качестве наземных данных использовалась информация о структуре пахотных земель (собранная в ходе полевых экспедиций

и полученная от сельскохозяйственных производителей): всего рассматривались 421 поле в 2022 г., 462 поля в 2023 г. и 996 полей в 2024 г. Все участки были сгруппированы в пять классов: поля с посевами сои (20 384 га), залежные (неиспользуемые) земли (7 001 га), участки под многолетними травами (2 624 га) и зерновыми культурами (пшеница, овёс и ячмень) (4 621 га), а также поля с посевами гречихи (1 422 га). Следует отметить, что в агроклиматических условиях Хабаровского края возделываются исключительно яровые культуры, при этом посевная кампания начинается в конце апреля – начале мая, а уборочные работы завершаются к концу октября.

Для анализа исследуемого района был сформирован набор спутниковых данных, включающий снимки трёх спутниковых систем. Со спутников Sentinel-2A и Sentinel-2B были получены 400 мультиспектральных изображений уровня обработки 2A с пространственным разрешением 20 м. Рассматривались 94 мультиспектральных снимка уровня атмосферной коррекции 2A, полученных со спутников Landsat-8/9 с разрешением 30 м. Также использовались ежедневные композитные изображения Метеор-М (пространственное разрешение 60 м) в ближнем инфракрасном (NIR) и красном (RED) диапазонах за период с 121 по 269 календарные дни года (с начала мая по конец сентября). Данные предоставлены Центром коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных Института космических исследований РАН [16].

Предобработка спутниковых данных

Предварительная обработка спутниковых изображений включала стандартную процедуру маскирования облачности. Для снимков Sentinel-2 применялся продукт «Слой классификации сцен» (SCL, Scene Classification Layer), для изображений Landsat-8/9 использовался продукт «Слой оценки качества пикселей» (QA_PIXEL).

Для более чем половины снимков Sentinel и Landsat облачное покрытие превышало 50 % (с учетом теней от облаков и дымки). Количество малооблачных снимков (менее

20 % маскированных пикселей) для Sentinel-2 в 2022 г. составило 13 (21 % от общего числа), в 2023 г. – 15 (25 %), в 2024 г. – 14 (24 %). Количество безоблачных снимков (менее 5 % маскированных пикселей), которые можно использовать без восстановления данных, было невысоким и неравномерно распределенным по временной шкале вегетационного сезона. В 2022 г. этому условию удовлетворяли 8 снимков Sentinel-2, в 2023 и 2024 гг. – по 11 снимков. Безоблачных и малооблачных снимков было недостаточно для построения недельных композитов NDVI по данным Sentinel. Из-за меньшего количества снимков Landsat (от 14 до 18 снимков за сезон) проблема разреженности данных проявлялась в большей степени: за три года получено пять безоблачных и шесть малооблачных снимков.

На основе многоспектральных данных производилось вычисление NDVI. После удаления облачных пикселей на каждом снимке, для каждого пикселя в границах сельскохозяйственных полей были построены сезонные вре-

менные ряды вегетационного индекса NDVI за каждый календарный год (2022, 2023 и 2024 гг.). Ряды имели разное число значений, которые соответствовали разным календарным датам для разных лет наблюдения. Для обработки изображений использовались библиотеки Rasterio (<https://rasterio.readthe-docs.io/>) и Osgeo (www.osgeo.org) языка Python.

Методы аппроксимации временных рядов NDVI

Для рассчитанных значений временных рядов NDVI за каждый календарный год со спутников Sentinel и Landsat проводилась аппроксимация данных с использованием кубических сплайнов. Кубическая кривая В-сплайна $C(t)$ с нормализованным параметром $t \in [0, 1]$ определялась четырьмя узлами (контрольными точками – известными значениями функции) b_0, b_1, b_2, b_3 . Многочлен третьей степени вычислялся по следующей формуле:

$$C(t) = \frac{1}{6}((-b_0 + 3b_1 - 3b_2 + b_3)t^3 + (3b_0 - 6b_1 + 3b_2)t^2 + (-3b_0 + 3b_2)t + (b_0 + 4b_1 + b_2)). \quad (1)$$

Кусочно-кубический В-сплайн образован набором узлов, и каждые четыре последовательных узла определяют кубический участок кривой [17].

Также аппроксимация временных рядов NDVI проводилась с применением первых членов разложения в ряд Фурье (DF), как было описано ранее [18]:

$$f = a_0 + a_1 \cdot \cos(xw) + b_1 \cdot \sin(xw) + a_2 \cdot \cos(2xw) + b_2 \cdot \sin(2xw), \quad (2)$$

где a_0, a_1, a_2, b_1, b_2 – числовые коэффициенты.

Таким образом в период со 121 по 296 календарный день года были рассчитаны ежедневные значения NDVI методами SP и DF для спутников Sentinel и Landsat.

На основе ежедневных композитных изображений каналов NIR и RED спутника Метеор-М по формуле (1) были вычислены ежедневные значения индекса NDVI. С помощью метода скользящего окна рассчитаны недельные пиксельные композиты со 121 по 296 календарный день года для спутников Sentinel, Landsat и Метеор-М.

Также были созданы обобщенные датасеты за 2022–2024 гг. на основе синхронизированных данных по всем спутникам (Landsat, Sentinel, Метеор-М). Для этого была проведена автоматизированная корегистрация (выбор точки отсчета и координатной си-

стемы) и изменение разрешения, что привело к синхронизации координат пикселей на разных снимках. Все снимки преобразовывались в систему координат EPSG:4326 (WGS 84). Разрешение изменялось методом билинейной интерполяции. Для каждого корегистрированного пикселя (приведенного к координатной сетке Метеор-М с разрешением 60 м) был сформирован набор из трёх еженедельных значений NDVI (Landsat, Sentinel, Метеор-М).

Алгоритм классификации и оценка точности

Для решения задачи многоклассовой классификации сельскохозяйственных культур применялся алгоритм случайного леса (Random Forest), реализованный в библиотеке

scikit-learn языка Python. Каждый датасет (Sentinel, Landsat и объединённый S+L+M) разделялся на обучающую и тестовую выборки в пропорции 50:50. Перед проведением классификации внутри датасетов проводилась фильтрация для удаления выбросов для каждого исследуемого класса на основе межквартильного размаха. Размер датасетов для Sentinel варьировался от 85 267 в 2023 г. до 265 620 рядов в 2024 г. (для Landsat – от 61 526 до 126 148 рядов, для Метеор-М – от 15 457 до 31 970 рядов, соответственно).

Оценка качества классификации производилась с использованием стандартных метрик: общая точность классификации (ОА, %), характеризующая долю правильно классифицированных пикселей, и F1-меры для каждого класса культур, представляющие собой гармоническое среднее между точностью (precision) и полнотой (recall).

Надёжность полученных оценок точности верифицировалась посредством стратифицированной групповой трехкратной кросс-валидации. Данный подход обеспечивал сохранение пропорций классов в каждой группе при одновременном предотвращении попадания пикселей одного поля в различные группы, что критически важно для корректной оценки модели.

Статистическую значимость различий точности классификации при использовании методов SP и DF, а также данных разных спутниковых систем оценивали с помощью двухфакторного дисперсионного анализа, апостериорное попарное сравнение проводили с помощью критерия Тьюки ($p < 0,05$).

Результаты классификации

Сравнительный анализ методов классификации на основе сплайн-аппроксимации и применения функции DF для временных рядов NDVI за период 2022–2024 гг. показал различную эффективность подходов в зависимости от типа спутника и классифицируе-

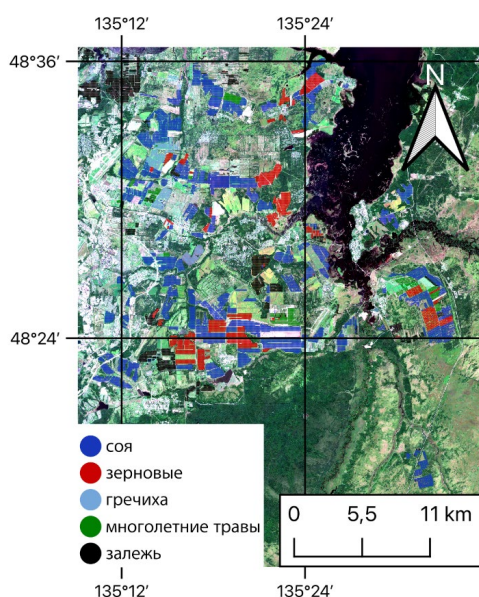
мого класса. Общая точность классификации в 2022 г. при использовании датасета S+L+M и метода SP составила 98,5 %, а для метода DF – 96,1 %. При этом для спутника Sentinel эти показатели были соответственно равными 95,0 и 93,7 %, для Landsat – 94,2 и 94,5 %. В 2023 г. точность классификации с помощью комбинации данных трех спутников также была выше (94,1–94,6 %), чем при использовании Sentinel (92,3–93,9 %) и Landsat (89,9–90,0 %). В 2024 г. ОА при применении датасета S+L+M находилась на уровне точности распознавания с использованием данных Sentinel. Значения F1-меры для разных классов также зависели от года наблюдения – при этом в большинстве случаев комбинация данных демонстрировала лучшие показатели в сравнении с отдельными спутниками. Например, значения F1-меры для класса сои для S+L+M были равными 0,98–0,99 в 2022–2024 гг., для зерновых культур 0,95–0,96 в 2022 г., 0,89–0,92 в 2023 г. и 0,97 в 2024 гг. Для оставшихся классов значения показателя сильно варьировали для разных лет наблюдения. В таблице представлены средние результаты кросс-валидации для распознавания сельскохозяйственных культур и залежи в 2022–2024 гг. для двух спутников и комбинированного подхода. В 2022 г. общая точность оказалась для трёх подходов схожей (наибольшая ОА получена для Sentinel – 97 %). Среднее значение F1-меры для комбинированного подхода и Sentinel выше, чем для Landsat (при использовании как SP, так и DF). В 2023 г. комбинация данных трёх спутников позволила достигнуть наибольшей точности (ОА – 94 %, $F1_{cp}$ – 0,87 для сплайн-аппроксимации, 96 % и 0,92 для DF), наихудшие показатели получены при использовании датасета Landsat (ОА – 89 %, $F1_{cp}$ – 0,79 для SP и 0,75 для DF). В 2024 г. самая высокая точность также была получена с использованием Sentinel-2 и S+L+M (общая точность 92–94 %, $F1_{cp}$ – 0,87–0,89).

Результаты трехкратной кросс-валидации алгоритма RF для пахотных земель Хабаровского края в 2022–2024 гг.

Спутник	2022 г.				2023 г.				2024 г.			
	ОА, %		$F1_{cp}$		ОА, %		$F1_{cp}$		ОА, %		$F1_{cp}$	
	SP	DF	SP	DF	SP	DF	SP	DF	SP	DF	SP	DF
Sentinel	96,8	96,2	0,95	0,92	93,0	92,6	0,83	0,84	93,7	93,7	0,89	0,88
Landsat	95,4	95,1	0,82	0,87	89,0	89,2	0,79	0,75	88,1	85,6	0,82	0,78
S+L+M	96,6	97,1	0,91	0,93	93,7	96,0	0,87	0,92	94,4	92,2	0,88	0,87

Методом двухфакторного дисперсионного анализа было установлено, что достоверных различий в точности классификации при применении SP и DF не выявлено как в разные годы наблюдения ($p = 0,79$), так и для различных спутниковых систем ($p = 0,81$). Вместе с тем значения общей точности значимо различались в зависимости от года наблюдения ($p = 0,02$) и спутниковой системы ($p = 0,03$). По результатам попарного сравнения с использованием критерия Тьюки было установлено, что точность классификации значимо выше в 2022 г. в сравнении с 2023 г. и 2024 г. Снижение точности в 2023–2024 гг. может быть связано с неблагоприятными метеорологическими условиями, расширением выборки (сортового разнообразия и применения различных сельскохозяйственных практик) и распределением снимков по каждому из сезонов. Общая точность классификации пахотных земель Хабаровского края на основе мультисенсорных данных (95,0 %) достоверно выше, чем с использованием данных Landsat (90,4 %), и незначительно выше ОА для Sentinel (94,3 %).

Таким образом, анализируя результаты классификации, следует отметить, что подход, основанный на использовании комбинированного датасета по данным трёх спутниковых систем, показал высокую эффективность. По результатам исследования сгенерированы карты-схемы пахотных земель (на рисунке представлена карта-схема для Хабаровского района в 2024 г.).



Карта-схема пахотных земель
Хабаровского района в 2024 г.

Созданные карты-схемы позволяют не только оценить соответствие информации о севооборотах, но также выявить неоднородности развития и уточнить границы участков как результат попиксельной классификации.

Заключение

Проведенное исследование позволило оценить точность автоматизированной классификации пахотных земель методом RF в зависимости от использованного метода аппроксимации временных рядов вегетационного индекса NDVI, года наблюдения, данных спутников Sentinel и Landsat, а также их комбинации с данными Метеор-М. Достоверных различий точности классификации при применении SP и DF не выявлено: при этом значимое влияние на точность оказывают год наблюдения и выбранный датасет. Необходимо отметить, что для отдельных классов качество распознавания могло существенно зависеть от способа аппроксимации, что обусловлено фенологическими особенностями каждого класса. Общая точность классификации пахотных земель на основе мультисенсорных данных (95,0 %) достоверно выше, чем с использованием данных Landsat (90,4 %), и незначительно выше точности для Sentinel (94,3 %). Значения F1-меры для разных классов пахотных земель также зависели от классифицируемого года, и в большинстве случаев применение данных трех спутников демонстрировало более высокие значения показателя в сравнении с отдельными спутниками. По результатам проведенной классификации в 2022–2024 гг. были построены карты-схемы пахотных земель Хабаровского края. Таким образом, использование мультисенсорного подхода с объединением данных трех систем ДЗЗ позволило увеличить точность классификации. Вместе с тем, можно предположить, что повышение точности распознавания отдельных культур достижимо за счёт выбора метода аппроксимации в зависимости от информации о фенологических особенностях сельскохозяйственных культур. Перспективным направлением дальнейших исследований представляется изучение возможностей параметризации методов аппроксима-

ции с учетом фенологических характеристик культур для достижения максимальной точности классификации.

Поддержка исследований. Исследования проведены с использованием ресурсов Цен-

тра коллективного пользования «Центр исследования минерального сырья» ХФИЦ ДВО РАН, финансируемого Российской Федерацией в лице Минобрнауки России по соглашению № 075-15-2025-621

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Денисов П. В., Трошко К. А., Лупян Е. А., Толпин В. А. Возможности и опыт использования информационной системы Вега-PRO для мониторинга сельскохозяйственных земель. *Вычислительные технологии*. 2022. Т. 27, № 3. С. 66–83. DOI: 10.25743/ICT.2022.27.3.006.
2. Berra E. F., Fontana D. C., Yin F., Breunig F. M. Harmonized Landsat and Sentinel-2 Data with Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 2024. V. 16. Article 2695.
3. Blickensdörfer L., Schwieder M., Pflugmacher D. et al. Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany. *Remote Sensing of Environment*. 2022. V. 269. Article 112831. DOI:10.1016/j.rse.2021.112831.
4. Yan S., Yao X., Zhu D., et al. Large-scale crop mapping from multi-source optical satellite imageries using machine learning with discrete grids. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2021. V. 103. Article 102485. DOI:10.1016/j.jag.2021.102485.
5. Abdali E., Valadan Zoej M. J., Taheri Dehkordi A., Ghaderpour E. A Parallel-Cascaded Ensemble of Machine Learning Models for Crop Type Classification in Google Earth Engine Using Multi-Temporal Sentinel-1/2 and Landsat-8/9 Remote Sensing Data. *Remote Sensing*. 2024. V.16(1). Article 127. DOI:10.3390/rs16010127.
6. Xu C., Katchova A. L. Predicting Soybean Yield with NDVI Using a Flexible Fourier Transform Model. *Journal of Agricultural and Applied Economics*. 2019. V. 51(3). P. 402–416. DOI:10.1017/aae.2019.5.
7. Cai Z., Jönsson P., Jin H., Eklundh L. Performance of Smoothing Methods for Reconstructing NDVI Time-Series and Estimating Vegetation Phenology from MODIS Data. *Remote Sensing*. 2017. V. 9(12). Article 1271. DOI: 10.3390/rs9121271.
8. Павлова М. А., Сидорчук Д. С., Бочаров Д. А. Классификация сельскохозяйственных культур на основе анализа временных рядов вегетационного индекса с понижением их размерности. *Сенсорные системы*. 2023. Т. 37, № 2. С. 171–180. DOI:10.31857/S023500922302004X.
9. Воробьева Н. С., Чернов А. В. Аппроксимация временных рядов NDVI в задаче раннего распознавания видов сельскохозяйственных культур по космическим снимкам. *Сборник трудов III международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2017)*. Самара: Новая техника, 2017. С. 390–399.
10. Scharlemann J. P.W, Benz D., Hay S. I. et al. Global Data for Ecology and Epidemiology: A Novel Algorithm for Temporal Fourier Processing MODIS Data. *PLoS ONE*. 2008. V. 3(1). Article 1408. DOI: 10.1371/journal.pone.0001408.
11. Pipia L., Belda S., Franch B., Verrelst J. Trends in Satellite Sensors and Image Time Series Processing Methods for Crop Phenology Monitoring. *Information and Communication Technologies for Agriculture—Theme I: Sensors*. Springer Optimization and Its Applications. V. 182. Cham: Springer, 2022. DOI: 10.1007/978-3-030-84144-7_8.
12. Zeng L., Wardlow B. D., Xiang X. et al. A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*. 2020. V. 237. Article 111511.
13. Li N., Zhan P., Pan Y. et al. Comparison of Remote Sensing Time-Series Smoothing Methods for Grassland Spring Phenology Extraction on the Qinghai–Tibetan Plateau. *Remote Sensing*. 2020. V.12(20). Article 3383. DOI: 10.3390/rs12203383.
14. Atzberger C., Eilers P. H. C. A time series for monitoring vegetation activity and phenology at 10-daily time steps covering large parts of South America. *International Journal of Digital Earth*. 2011. V.4(5). P. 365–386. DOI: 10.1080/17538947.2010.505664.
15. Илларионова Л. В., Степанов А. С., Дубровин К. Н. и др. Опыт использования данных прибора КМСС КА «Метеор-М» № 2 для задач мониторинга сельскохозяйственных угодий юга Хабаровского края. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2025. Т. 22, № 1. С. 81–92. DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-81-92.

16. Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурцев М. А. и др. Опыт эксплуатации и развития центра коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных (ЦКП «ИКИ-Мониторинг»). Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 3. С. 151-170. DOI:10.21046/2070-7401-2019-16-3-151-170.
17. Hang H., Yao X., Li Q., Artiles M. Cubic B-Spline Curves with Shape Parameter and Their Applications. *Mathematical Problems in Engineering*. 2017. Article 3962617. DOI:10.1155/2017/3962617.
18. Степанов А. С., Фомина Е. А., Илларионова Л. В. и др. Аппроксимация временных рядов индексов вегетации (NDVI и EVI) для мониторинга сельхозкультур (посевов) Хабаровского края. Информатика и автоматизация. 2023. Т. 22, № 6. С. 1473–1498. DOI: 10.15622/ia.22.6.8.

REFERENCES

1. Denisov P.V., Troshko K.A., Loupian E.A., Tolpin V.A. (2022) Potential and experience of Vega-PRO information system use for monitoring of agricultural lands. *Vychislitel'nye tekhnologii [Computational Technologies]*. 27(3). 66–83 [in Russian].
2. Berra E.F., Fontana D.C., Yin F., Breunig F.M. (2024) Harmonized Landsat and Sentinel-2 Data with Google Earth Engine. *Remote Sensing*. Vol. 16. Article 2695.
3. Blickensdörfer L., Schwieder M., Pflugmacher D. et al. (2022) Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 269. Article 112831. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112831.
4. Yan S., Yao X., Zhu D., et al. (2021) Large-scale crop mapping from multi-source optical satellite imageries using machine learning with discrete grids. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Vol. 103. Article 102485. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102485
5. Abdali E., Valadan Zoej M. J., Taheri Dehkordi A., Ghaderpour E. A (2024) Parallel-Cascaded Ensemble of Machine Learning Models for Crop Type Classification in Google Earth Engine Using Multi-Temporal Sentinel-1/2 and Landsat-8/9 Remote Sensing Data. *Remote Sensing*. Vol.16(1). Article 127. DOI: 10.3390/rs16010127.
6. Xu C., Katchova A.L. (2019) Predicting Soybean Yield with NDVI Using a Flexible Fourier Transform Model. *Journal of Agricultural and Applied Economics*. Vol. 51(3). pp. 402-416. DOI:10.1017/aae.2019.5.
7. Cai Z., Jönsson P., Jin H., Eklundh L. (2017) Performance of Smoothing Methods for Reconstructing NDVI Time-Series and Estimating Vegetation Phenology from MODIS Data. *Remote Sensing*. Vol. 9(12). Article 1271. DOI: 10.3390/rs9121271.
8. Pavlova M.A., Sidorchuk D.S., Bocharov D.A. (2023) Classification of crops by NDVI time series of reduced dimensionality. *Sensornye sistemy [Sensory Systems]*. 37(2). 171-180 DOI: 10.31857/S023500922302004X. [in Russian].
9. Vorobiova N., Chernov A. (2017) Curve fitting of MODIS NDVI time series in the task of early crops identification by satellite images. *Sbornik trudov III mezhdunarodnoj konferencii i molodezhnoj shkoly "Informacionnye tekhnologii i nanotekhnologii" (ITNT-2017)*. Samara: Novaya tekhnika [3rd International Conference "Information Technology and Nanotechnology"]. (pp. 184-195) Samara: Elsevier Ltd. [in Russian].
10. Scharlemann J.P.W, Benz D., Hay S.I. et al. (2008) Global Data for Ecology and Epidemiology: A Novel Algorithm for Temporal Fourier Processing MODIS Data. *PLoS ONE*. Vol. 3(1). Article 1408. DOI: 10.1371/journal.pone.0001408.
11. Pipia L., Belda S., Franch B., Verrelst J. (2022) Trends in Satellite Sensors and Image Time Series Processing Methods for Crop Phenology Monitoring, Information and Communication. *Technologies for Agriculture—Theme I: Sensors. Springer Optimization and Its Applications*. Vol. 182. Cham: Springer. DOI: 10.1007/978-3-030-84144-7_8.
12. Zeng L., Wardlow B.D., Xiang X. et al. (2020) A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 237. Article 111511.
13. Li N., Zhan P., Pan Y. et al. (2020) Comparison of Remote Sensing Time-Series Smoothing Methods for Grassland Spring Phenology Extraction on the Qinghai–Tibetan Plateau. *Remote Sensing*. Vol.12(20). Article 3383. DOI: 10.3390/rs12203383.

14. Atzberger C., Eilers P.H.C. (2011) A time series for monitoring vegetation activity and phenology at 10-daily time steps covering large parts of South America. *International Journal of Digital Earth*. Vol. 4(5). pp. 365–386. DOI: 10.1080/17538947.2010.505664.
15. Illarionova L.V., Stepanov A.S., Dubrovin K.N. et al. (2025) Experience of using data from the Meteor-M No. 2 KMSS sensor for cropland monitoring in the south of Khabarovsk Krai. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa [Modern problems of remote sensing of the Earth from space]*. 22(1). 81-92 DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-81-92. [in Russian].
16. Loupian E.A., Proshin A.A., Bourtsev A.V. et al. (2019) Experience of development and operation of the IKI-Monitoring center for collective use of systems for archiving, processing and analyzing satellite data. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa [Modern problems of remote sensing of the Earth from space]* 16(3). 151-170 DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-3-151-170. [in Russian].
17. Hang H., Yao X., Li Q., Artiles M. (2017) Cubic B-Spline Curves with Shape Parameter and Their Applications. *Mathematical Problems in Engineering*. Article 3962617. DOI: 10.1155/2017/3962617.
18. Stepanov A.S., Fomina E.A., Illarionova L.V., et al. (2023) Vegetation indices (NDVI and EVI) time series approximation for monitoring crops of Khabarovsk Territory. *Informatika i avtomatizaciya [Informatics and Automation]*. 22(6). 1473-1498. DOI: 10.15622/ia.22.6.8. [in Russian].

Об авторах

Любовь Викторовна Илларионова — кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник, лаборатория численных методов математической физики.

Алексей Сергеевич Степанов — доктор фармацевтических наук, ведущий научный сотрудник, лаборатория селекции зерновых и колосовых культур.

Константин Николаевич Дубровин — кандидат технических наук, научный сотрудник, лаборатория численных методов математической физики.

Елизавета Андреевна Фомина — инженер, лаборатория численных методов математической физики.

Author details

Lyubov V. Illarionova – PhD., Senior Researcher, Laboratory of Numerical Methods in Mathematical Physics.

Aleksey S. Stepanov – DSc., Leading Researcher, Laboratory of Grain and Cereal Crops Breeding.

Konstantin N. Dubrovin – PhD, Researcher, Laboratory of Numerical Methods of Mathematical Physics.

Elizaveta A. Fomina – Engineer, Laboratory of Numerical Methods of Mathematical Physics.

Получено / Received 13.05.2026

Поступила после рецензирования / Revised 17.06.2026

Принята к публикации / Accepted 17.07.2026