

Опыт использования данных прибора КМСС КА «Метеор-М» № 2 для задач мониторинга сельскохозяйственных угодий юга Хабаровского края

Л. В. Илларионова¹, А. С. Степанов², К. Н. Дубровин¹, Е. А. Фомина¹,
А. А. Сорокин¹, А. Л. Верхотуров¹, В. А. Елисеев^{1,3}

¹ *Вычислительный центр ДВО РАН, Хабаровск, 680000, Россия
E-mail: illarionova_1@list.ru*

² *Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства
Хабаровск, 680009, Россия*

³ *Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Москва, 109028, Россия*

Представлены результаты работ по использованию данных прибора «Комплекс многоканальной спутниковой съёмки» (КМСС) космического аппарата (КА) «Метеор-М» № 2 в решении задач по идентификации сельскохозяйственных культур и классификации пахотных земель юга Хабаровского края. В исследовании были применены данные о севообороте в период с 2021 по 2023 г. сельскохозяйственных полей Хабаровского района общей площадью более 21 000 га, разделённых на пять классов: соя, зерновые, гречиха, многолетние травы, залежь. Рассматривались ежегодные серии композитных изображений каналов с пространственным разрешением 60 м, полученные на основе данных прибора КМСС с мая по сентябрь. Для отдельных полей каждого класса были построены среднестатистические временные ряды значений NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index), рассчитаны показатели (значение максимума, день наступления максимума) и их вариабельность. Проведена попиксельная классификация на основе машинного обучения с использованием алгоритма Random Forest и получены следующие оценки: общая точность составила 0,95, F1-мера — 0,87. Точность определения пикселей классов: соя, зерновые, гречиха, многолетние травы, залежь, составила соответственно 0,98; 0,84; 0,76; 0,83; 0,93. В целом полученные результаты позволяют рассматривать изображения КМСС «Метеор-М» № 2 для решения задач классификации пахотных земель, в том числе на территории Хабаровского края, и использовать их в практической деятельности в сфере сельского хозяйства.

Ключевые слова: классификация, машинное обучение, пахотные земли, Хабаровский край, КМСС, мониторинг

Одобрена к печати: 29.11.2024
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-81-92

Введение

Мониторинг пахотных земель на основе данных дистанционного зондирования Земли (далее — ДЗЗ) является одним из активно развивающихся направлений сферы цифровизации сельского хозяйства. Решаемые с его помощью задачи охватывают такие важные вопросы, как прогнозирование урожайности, оценка состояния посевов, поиск неоднородностей развития сельскохозяйственных культур, контролирование севооборота и др. (Кирсанов, Комаров, 2024). Вдобавок систематический мониторинг направлен на идентификацию и классификацию посевов сельскохозяйственных культур, а также оценивание площадей неиспользуемых пахотных земель (Шатрова и др., 2014). Дистанционные методы позволяют минимизировать отсутствие или неточность данных по земельным ресурсам, хранящихся в различных государственных и ведомственных информационных системах. Так, например, для Хабаровского края в Единой федеральной информационной системе земель сельскохозяйственного назначения (<https://efis.mcsc.ru/landing/>) практически полностью отсутствуют сведения о севообороте на сельскохозяйственных полях за 2021–2022 гг., а информация за 2019, 2020, 2023 и 2024 гг. является неполной и при этом требует дополнительной верификации.

Можно отметить, что распознаванию посевов сельхозкультур с помощью методов ДЗЗ посвящено достаточно большое количество публикаций российских и зарубежных учёных. Наибольшее распространение получили решения и технологии, основанные на данных спутниковых группировок Sentinel-2 и Landsat (Dubrovin et al., 2024; Erdanaev et al., 2022; Gomez et al., 2016). Вместе с тем оптические снимки для некоторых территорий и условий не всегда могут обеспечить качественный и непрерывный поток информации, необходимый для решения задач оперативного характера. Атмосферные явления ещё приводят к тому, что снимки того или иного спутника могут приходиться на даты, когда исследуемая территория находится под плотным облачным покровом. При продолжительных неблагоприятных для спутниковой съёмки в оптическом диапазоне периодах полученные отражательные характеристики могут быть неприменимы для построения временных рядов вегетационных индексов. Поэтому в некоторых случаях исследователи использовали для этой цели изображения, полученные с различных спутников, или их комбинацию (Blickensdörfer et al., 2022; Song et al., 2021).

В России для решения задач мониторинга, в том числе растительного покрова, также успешно используются данные, полученные с приборов КМСС (комплекс многоканальной спутниковой съёмки), установленных на российских спутниках серии «Метеор-М» (Плотников и др., 2020; Сидоренков и др., 2022). Параметры систематической съёмки одного и того же участка местности спутниковой системы КМСС следующие: частота съёмки — 3–5 дней, пространственное разрешение — 60 м. При этом КМСС позволяет одновременно получать разноугловые мультиспектральные наблюдения растительного покрова, что в свою очередь представляет значительный интерес для измерения биофизических характеристик растительного покрова (Плотников и др., 2023). Для применения в сельском хозяйстве коллективом из ИКИ РАН изучалось влияние пространственного разрешения данных ДЗЗ на средние значения вегетационного индекса NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) в границах сельскохозяйственных площадей в зависимости от их площади (Кашницкий и др., 2023). Использовались три набора данных, полученных с приборов КМСС, MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и MSI (*англ.* MultiSpectral Instrument). Показано, что временные ряды NDVI с прибора КМСС имеют сильную положительную корреляцию с рядами, установленными по снимкам MODIS и MSI (широко используемыми для решения задач сельскохозяйственного мониторинга) для полей с площадью более 10 га, что указывает на возможность картографирования пахотных земель с использованием данных КМСС. В работе, выполненной в Сибирском центре НИЦ «Планета», изучалась возможность применения данных КМСС для прогнозирования урожайности зерновых культур (Панов и др., 2023). Исследователями была построена прогностическая модель биопродуктивности на основе многолетних данных MODIS и КМСС. Средняя величина оправдываемости прогнозов по всем хозяйствам составила 81,7 %.

В то же время необходимо отметить, что комплексных исследований по использованию временных рядов данных прибора КМСС для классификации пахотных земель разных регионов не проводилось. При этом региональные различия, в том числе климатические особенности, видо-сортовой состав сельскохозяйственных культур, сроки сева, уборки и продолжительности фаз роста и развития растений становятся основанием для изучения сезонного хода временных рядов индексов вегетации на региональном уровне. Рассмотрению этих актуальных вопросов посвящена представленная работа.

Цель исследования — дать оценку возможности использования данных прибора КМСС для мониторинга сельскохозяйственных земель юга Хабаровского края. Для её достижения были поставлены следующие задачи: построить среднестатистические временные ряды сезонного хода индексов вегетации для разных сельхозкультур Хабаровского края; провести классификацию пахотных земель с использованием машинного обучения, оценить её точность.

Данные, методы и технологии

В качестве области исследования была выбрана юго-восточная часть Хабаровского района Хабаровского края. Анализируемые земли сельхозназначения располагались на правом берегу реки Амур, в окрестностях Хабаровска (рис. 1). Период наблюдений 2021–2023 гг.

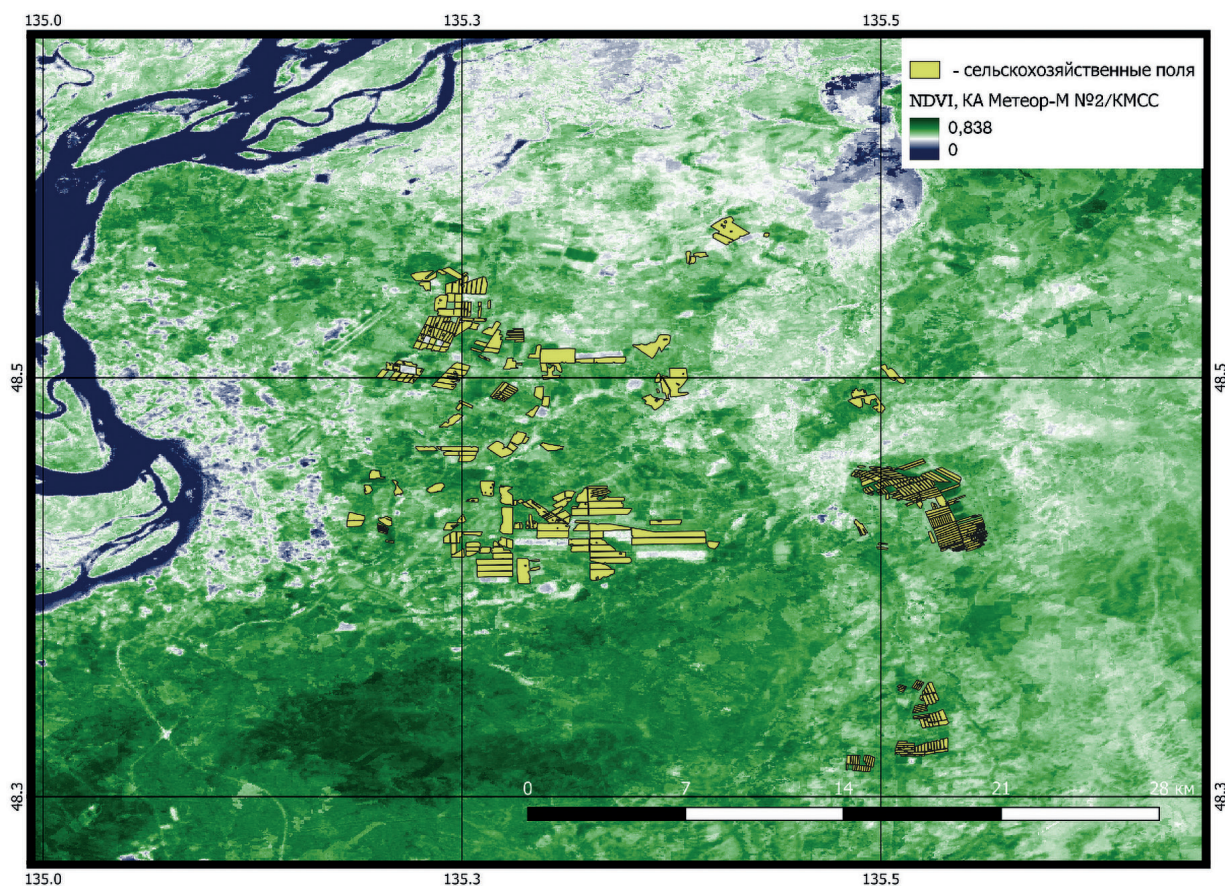


Рис. 1. Область исследования: пахотные земли Хабаровского района (NDVI, КА «Метеор-М» № 2/КМСС, август 2023 г.)

В работе использованы данные о севообороте для 112 сельскохозяйственных полей за 2021 г., 418 полей за 2022 г., 518 полей за 2023 г. Общая их площадь составила около 21 129,8 га, все поля были отнесены к одному из пяти классов: соя — 13 929 га, залежь (неиспользуемая пашня) — 3549,5 га, многолетние травы — 662,75 га, зерновые культуры (пшеница, овёс, ячмень) — 1825,25 га, гречиха — 1163,25 га. В табл. 1 приведена площадь посевов сельскохозяйственных культур и неиспользуемой пашни. Необходимо отметить, что на территории Хабаровского края культивируются только яровые культуры, посевные мероприятия осуществлялись с начала мая, уборка — до конца октября.

Таблица 1. Площадь посевов сельскохозяйственных культур и неиспользуемой пашни (2021–2023)

Год	Соя	Гречиха	Зерновые	Многолетние травы	Залежь
2021	1303,8	279,3	28,8	—	1692,3
2022	5266,5	290,8	841,0	287,3	1504,5
2023	7358,8	593,3	955,5	375,5	352,8
Итого	13929	1163,3	1825,3	662,8	3549,6

Для решения поставленных задач в настоящем исследовании проводились дешифрирование снимков автоматизированными методами, построение временных рядов индексов вегетации, классификация на основе методов машинного обучения, кросс-валидация методики, и, в конечном итоге, формировалась карта пахотных земель.

Для исследуемого района были рассмотрены растровые ежедневные композитные изображения каналов NIR (*англ.* near infrared, ближний инфракрасный) и RED (красный) со 122-го (начало мая) по 269-й (конец сентября) календарный день года спутника «Метеор-М» № 2 с разрешением 60 м, полученные от Центра коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа данных спутниковых наблюдений Института космических исследований РАН (Лупян и др., 2019). С помощью авторского программного обеспечения на композитах отбирались пиксели, попадающие в границы полей, и генерировались файлы в формате *.csv для каждого поля, в которых сохранялись географические координаты и рассчитанные значения NDVI для каждого дня периода. Индекс NDVI вычислялся по формуле:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED},$$

где NIR — отражение в ближней инфракрасной области спектра; RED — отражение в красной области спектра.

Для обработки изображений использовались библиотеки Rasterio (<https://rasterio.readthedocs.io/>) и Osgeo (www.osgeo.org) языка Python.

Для построения среднестатистических временных рядов сезонного хода NDVI разных классов рассчитывались средние показатели для каждого поля всех дней периода, а также определялись максимум, день наступления максимума и их вариабельность.

Классификация проводилась с использованием метода комбинации деревьев решений RF (*англ.* Random Forest), реализованного в библиотеке scikit-learn (www.scikit-learn.org) языка Python с числом деревьев, равным 50. При разбиении массива данных на обучающую и тестовую выборку применялся метод GroupShuffleSplit библиотеки scikit-learn, позволивший разделить массив с учётом групп (в данном случае поле — отдельная группа) и сохранить при разбиении соотношение культур, что важно для несбалансированных данных. К тестовой выборке было отнесено 50 % исходных данных.

Для оценки результатов классификации определялись общая точность OA и F1-мера, которые рассчитывались по формулам:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad F1 = \frac{TP}{TP + (FP + FN)/2},$$

где TP — верно предсказанная принадлежность пикселя к данному классу; TN — верно предсказанное отнесение пикселя к другому классу; FP — неверное отнесение пикселя к данному классу; FN — неверное отнесение пикселя к другому классу.

Качество модели проверялось с использованием кросс-валидации с разбиением выборки на пять частей методом стратифицированного K-кратного итератора с неперекрывающимися группами (метод StratifiedGroupKFold библиотеки scikit-learn). Метод при случайном делении выборки на обучающую и тестовую часть относил все точки поля к одной из частей, т.е. разбиение осуществлялось по полям. В обучающих выборках каждое поле использовалось только один раз, при этом соотношение полей каждого класса пропорционально первоначальному.

Результаты расчётов и их обсуждение

Построение временных рядов сезонного хода вегетации индекса NDVI

По данным композитных изображений, полученных с оптических снимков спутника «Метеор-М» № 2 за 2021–2023 гг., для каждого из пикселей, соответствующих рассматриваемым полям Хабаровского района, были рассчитаны значения NDVI для всех дней вегета-

ционного периода. На *рис. 2* представлены тепловые карты вегетационного индекса изучаемых культур в период вегетации. Как видно из рисунка, для пикселей полей сои была характерна достаточно высокая однородность ежедневных композитов, при этом визуально более высокая в 2022 и 2023 гг. Аналогично для залежи в 2021–2023 гг. наблюдалась однородность на всём вегетационном периоде, при этом, очевидно, максимум вегетации существенно растянулся во времени. Для многолетних трав в 2023 г. прослеживался второй максимум NDVI (характерный при раннем укосе), а в 2022 г. явно выделялась группа пикселей, для которых рост NDVI во второй половине вегетационного периода не был характерен. Для зерновых культур можно отметить, что в 2021 г. схожая динамика изменения значений NDVI наблюдалась для всех пикселей, в 2022 и 2023 гг. для зерновых с подсевом многолетних трав был характерен второй максимум после 230-го календарного дня года (конец августа). Сев гречихи осуществляло только одно хозяйство, при этом обычно сев на Дальнем Востоке проводится достаточно поздно, в июле, и наличие первого максимума (например, в 2021 и 2023 гг.) зависело от сроков вспашки поля. В 2022 г. в области исследования гречиху в качестве эксперимента посеяли уже в июне.

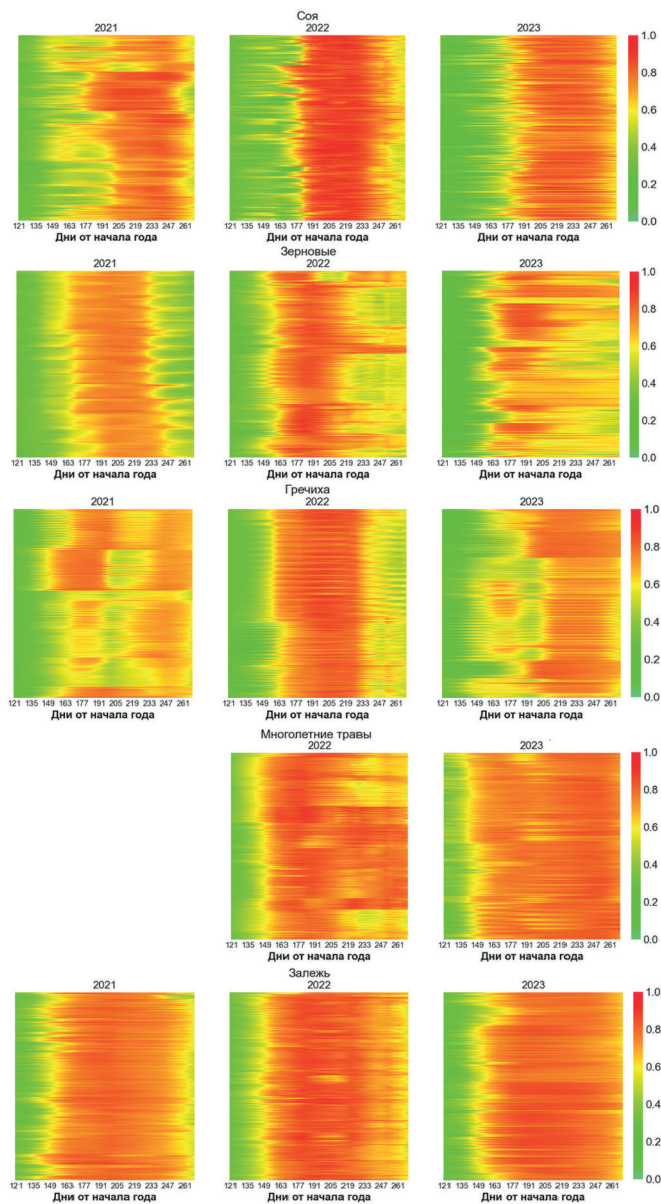


Рис. 2. Тепловые карты распределения индекса NDVI для разных сельскохозяйственных культур на полях Хабаровского района в период со 122-го по 269-й календарный день (2021–2023)

На рис. 3 представлены кривые изменения средних значений индексов вегетации в 2021–2023 гг. для основных культур Хабаровского края: сои, зерновых культур, гречихи, многолетних трав, а также графики для залежных земель.

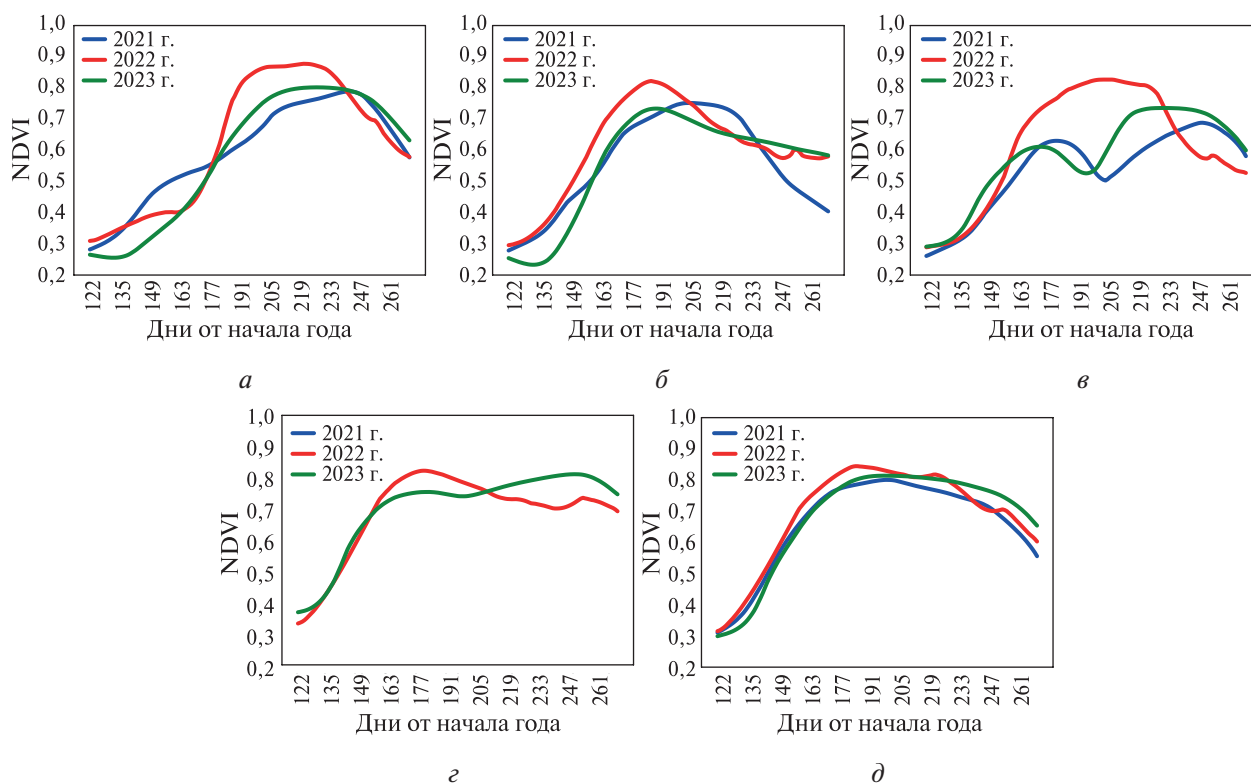


Рис. 3. Графики сезонного изменения средних значений индекса NDVI для разных классов: а — соя; б — зерновые; в — гречиха; г — многолетние травы; д — залежь

Сезонный ход NDVI сои отражал основные стадии развития культуры: поздний посев в сравнении с другими культурами (за исключением гречихи) — с конца мая до середины июня. Максимум NDVI для посевов сои достигался в период с конца июля до конца августа (205–240-й календарные дни). После достижения максимума в процессе потери зелёной массы наблюдалось постепенное снижение NDVI, вплоть до конца сентября.

Для посевов зерновых культур, выращиваемых на территории Хабаровского края (овёс, пшеница и ячмень), характерны схожая форма кривой NDVI и численные значения максимума, что послужило причиной их объединения в один класс.

Многолетние травы также представляли собой неоднородный класс, состоявший из посевов тимофеевки, клевера и их комбинаций. Соответственно, уборка трав проводилась в разные сроки, однако рост NDVI происходил до конца июня — начала июля (180-й календарный день), второй максимум наблюдался в конце сентября, при этом второй покос обычно не проводился.

Значения NDVI полей гречихи в 2021 и 2023 гг. устойчиво росли до вспашки поля, а также после сева в июле (второй максимум в августе или сентябре). В 2022 г. в связи с ранним севом гречихи наблюдался только один максимум, в конце июля, с последующим плавным снижением значений NDVI.

Для неиспользуемых пахотных земель, как видно из рис. 3, в период с 2021 по 2023 г. кривая сезонного хода NDVI характеризовалась платообразной формой.

В табл. 2 представлены средние максимальные значения NDVI, а также средние значения дня максимума и рассчитанная вариабельность этих показателей по полям для отдельных культур за разные годы наблюдений.

Таблица 2. Характеристики временных рядов NDVI для основных классов сельхозкультур и залежи в 2021–2023 гг. (Хабаровский район)

	Соя	Зерновые	Гречиха	Многолетние травы	Залежь
<i>2021 г.</i>					
День максимума (среднее значение)	231	204	225	–	200
Среднее значение максимума	0,79	0,75	0,72	–	0,80
Вариабельность максимума, %	4,3	2,1	7,5	–	2,3
Вариабельность дня максимума, %	6,2	1,2	13,6	–	3,9
<i>2022 г.</i>					
День максимума (среднее значение)	214	190	206	196	194
Среднее значение максимума	0,88	0,83	0,83	0,84	0,85
Вариабельность максимума, %	2,0	3,3	2,1	2,2	1,9
Вариабельность дня максимума, %	4,3	2,1	2,2	10,6	5,8
<i>2023 г.</i>					
День максимума (среднее значение)	225	193	223	245	205
Среднее значение максимума	0,82	0,75	0,75	0,81	0,82
Вариабельность максимума, %	4,5	8,9	5,2	1,8	3,6
Вариабельность дня максимума, %	4,2	7,3	3,9	6,4	6,6

Как видно, коэффициент вариации дня максимума NDVI посевов сои находился в интервале (4,2–6,2 %). Это обусловлено сортовым разнообразием и разными сроками сева культуры. Примерно такой же диапазон характерен и для дня максимума неиспользуемых земель. Введение в практику сельского хозяйства новых сортов зерновых предопределило рост вариабельности значений дня максимума к 2023 г. до 8,9 %.

На *рис. 4* представлена диаграмма размаха для разных дат сезонного хода сои. Как можно убедиться, в 2021 г. варьирование ежедневных NDVI посевов сои в период с июня по сентябрь превышало вариацию максимума сезонного хода. Вариабельность ежедневных значений NDVI гречихи и залежи также оставалась стабильной для всего вегетационного цикла.

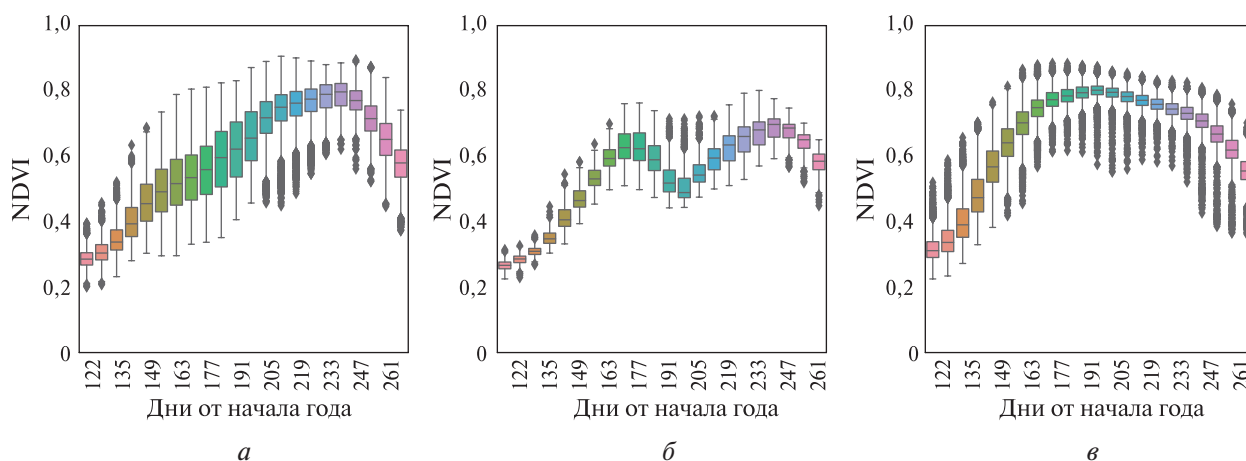


Рис. 4. Диаграмма размаха ежедневных значений индекса NDVI в 2021 г. для полей с сельхозкультурами: *а* — соя; *б* — гречиха; *в* — залежь

Как следует из *рис. 5* (см. с. 88), несмотря на объединение нескольких видов зерновых культур в единый класс, вариабельность индекса в 2021–2022 гг. оставалась невысокой в первой половине сезона и несколько увеличивалась к моменту сбора урожая. Существенный

размах значений в 2023 г., как уже отмечалось, был обусловлен повышенным сортовым разнообразием.

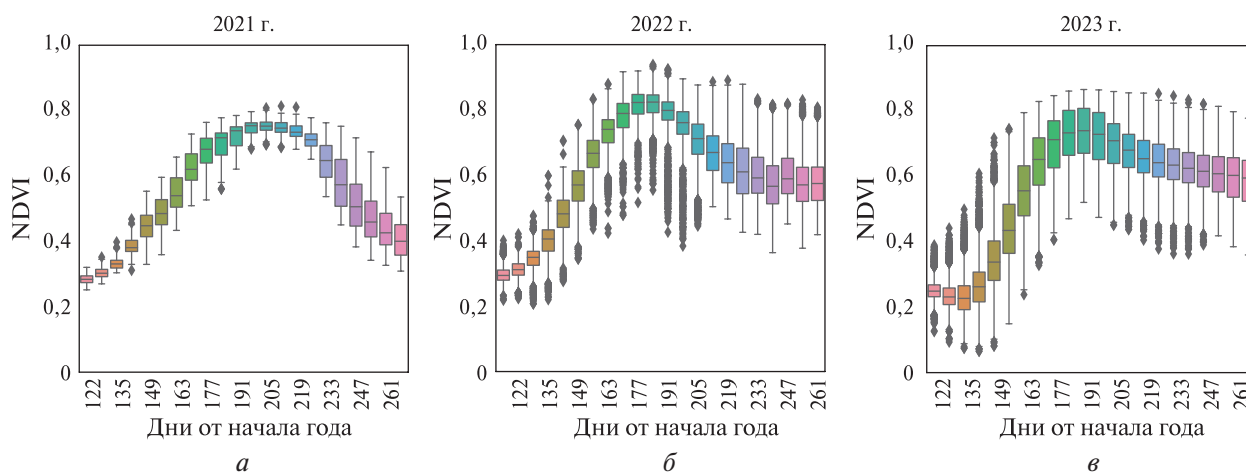


Рис. 5. Диаграмма размаха индекса NDVI для класса зерновых культур по годам:
а — 2021; б — 2022; в — 2023

В целом полученные на основе прибора КМСС временные ряды значений NDVI имели соответствующие характеристики для каждой культуры, что могло быть использовано при автоматизированной классификации пахотных земель.

Классификация земель

Общая точность идентификации тестового набора данных составила 0,94, среднее значение F1-меры — 0,85. Значения F1-меры для классов представлены в *табл. 3*.

Таблица 3. Оценка точности классификации культур (F1-мера)

Соя	Зерновые	Гречиха	Многолетние травы	Залежь
0,97	0,89	0,58	0,88	0,93

В *табл. 4* приведена матрица ошибок классификации для тестового набора данных. Наиболее распространённой ошибкой классификатора было отнесение пикселей гречихи к классу сои. В то же время часть пикселей, по факту являвшихся посевами других культур или залежью, были также отнесены к классу сои. Низкая точность определения пикселей гречихи непосредственно влияла на ОА классификации.

Поскольку показатели, характеризующие временной ряд NDVI гречихи, существенно различались год от года, было решено для повышения качества классификации не использовать в обучении и тестировании временной ряд NDVI гречихи за 2022 г., так как экспериментальный сев гречихи не оправдал ожиданий, а в будущем сельхозпредприятиями региона планировался в сроки, соответствующие 2021 и 2023 гг. После внесения изменений в массив данных точность определения пикселей на полях с гречихой выросла с 0,49 до 0,76 (*табл. 5*).

Для проверки точности и устойчивости алгоритма была проведена пятикратная кросс-валидация алгоритма. Результаты представлены в *табл. 6*. В среднем ОА составила 0,95, F1 — 0,87.

На *рис. 6* (см. с. 89) представлены результаты классификации полей Хабаровского района в 2023 г.

По результатам исследования были созданы карты пахотных земель Хабаровского района в ретроспективном периоде с указанием соответствующей культуры для каждого поля.

Таблица 4. Матрица ошибок классификации данных

		Предсказанные значения				
		Класс	Соя	Зерновые	Гречиха	Многолетние травы
Реальные значения	Соя	0,98	0	0,01	0	0,01
	Зерновые	0,09	0,87	0,01	0	0,03
	Гречиха	0,33	0,12	0,49	0	0,06
	Многолетние травы	0,04	0,05	0,01	0,84	0,07
	Залежь	0,04	0,01	0	0,01	0,94

Таблица 5. Матрица ошибок классификации данных после изменения массива данных

		Предсказанные значения				
		Класс	Соя	Зерновые	Гречиха	Многолетние травы
Реальные значения	Соя	0,98	0,01	0	0	0,01
	Зерновые	0,08	0,84	0,02	0,01	0,06
	Гречиха	0,21	0	0,76	0,02	0,01
	Многолетние травы	0,03	0,06	0	0,83	0,08
	Залежь	0,04	0,03	0	0	0,93

Таблица 6. Результаты кросс-валидации алгоритма классификации пахотных земель

Итерация	Время работы, с	OA	F1
0	27,5	0,96	0,90
1	18,7	0,97	0,93
2	28,5	0,92	0,78
3	22,0	0,95	0,87
4	24,2	0,96	0,89
Средние значения	24,2	0,95	0,87

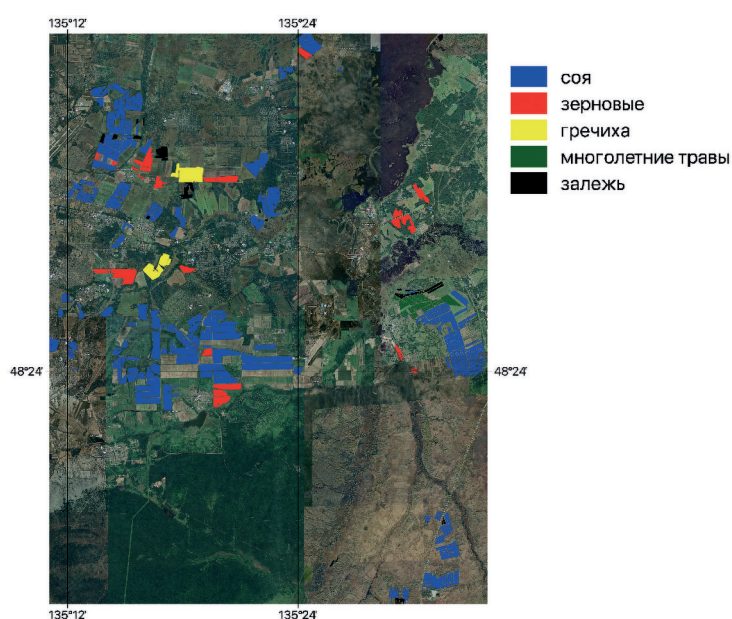


Рис. 6. Результаты классификации сельскохозяйственных полей (2023 г., Хабаровский район)

Заключение

Проведённый анализ сезонного хода NDVI, рассчитанного за период 2021–2023 гг. по данным прибора КМСС КА «Метеор-М» № 2 для пахотных земель юга Хабаровского края, позволил установить, что кривые сезонного хода для сельхозкультур и залежи имеют характерную для каждого класса форму. Оценка вариабельности средних для каждой культуры значений ежедневных композитов NDVI, максимума NDVI, а также дня наступления максимума разных лет показала возможность применения попиксельных значений ежедневных NDVI в вегетационный период 2021–2023 гг. (соя, зерновые и залежь); в 2022–2023 гг. (многолетние травы); в 2021 и 2023 гг. (гречиха) для автоматизированной классификации пахотных земель.

Общая точность модели на основе RF по результатам кросс-валидации составила 0,95, F1-мера — 0,87, а среднее время выполнения алгоритма — 24,2 с. Наиболее высокая точность распознавания была достигнута для классов сои и залежи — соответственно 0,98 и 0,93. Результаты исследования подтвердили перспективность использования изображений, полученных с помощью КМСС, для классификации пахотных земель Хабаровского края на полях разной площади, а также при определённых условиях возможность рассматривать их как вероятную альтернативу данным иных спутников среднего пространственного разрешения, применяемым в решении разбираемых задач.

Исследование выполнено за счёт гранта Российского научного фонда № 24-11-20030, <https://rscf.ru/project/24-11-20030/>.

Литература

1. *Кашницкий А. В., Лупян Е. А., Плотников Д. Е., Толпин В. А.* Анализ возможности использования данных различного пространственного разрешения при проведении мониторинга объектов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 2. С. 60–74. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-2-60-74.
2. *Кирсанов А. Д., Комаров А. А.* Использование индекса NDVI для оценки развития многолетних трав в условиях пространственно-временной неоднородности на торфяных почвах // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2024. Т. 21. № 2. С. 143–155. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-143-155.
3. *Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурицев 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.
4. *Панов Д. Ю., Сахарова Е. Ю., Ромасько В. Ю., Рублев И. В.* Прогнозирование ожидаемой урожайности зерновых культур по данным КА «Метеор-М» № 2-2 // Материалы 21-й Международ. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: ИКИ РАН, 2023. С. 393. DOI: 10.21046/21DZZconf-2023a.
5. *Плотников Д. Е., Колбудаев П. А., Жуков Б. С. и др.* Публикация коллекции мультиспектральных измерений прибором КМСС-М (КА «Метеор-М» № 2) для количественной оценки характеристик земной поверхности // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 7. С. 276–282. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-7-276-282.
6. *Плотников Д. Е., Колбудаев П. А., Ёлкина Е. С. и др.* Дистанционная оценка биофизических характеристик растительного покрова по данным спутниковой системы «Метеор-М» (КМСС) и нейросетевой инверсии RT-модели // Материалы 21-й Международ. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: ИКИ РАН, 2023. С. 100. DOI: 10.21046/21DZZconf-2023a.
7. *Сидоренков В. М., Астапов Д. О., Рыбкин Е. С. и др.* Возможности использования спутниковой съемки с космического аппарата «Метеор-М» для определения количественных и качественных характеристик лесов // Лесохозяйственная информация. 2022. № 2. С. 5–12. DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2022.2.0.
8. *Шатрова К. В., Маглинец Ю. А., Цибульский Г. М.* Модель представления информации о состоянии и динамике земель сельскохозяйственного назначения // Журн. Сибирского федерального ун-та. Техника и технологии. 2014. Т. 7. № 8. С. 984–989.

9. 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.
10. Dubrovin K., Verkhoturov A., Stepanov A., Aseeva T. Multi-year cropland mapping based on remote sensing data: A case study for the Khabarovsk Territory, Russia // *Remote Sensing*. 2024. V. 16, No. 9. Article 1633. DOI: 10.3390/rs16091633.
11. Erdanaev E., Kappas M., Wyss D. Irrigated crop types mapping in Tashkent Province of Uzbekistan with remote sensing-based classification methods // *Sensors*. 2022. V. 22. Article 5683. DOI: 10.3390/s22155683.
12. Gomez C., White J. C., Wulder M. A. Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. V. 116. P. 55–72. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008.
13. Song X.-P., Huang W., Hansen M. C., Potapov P. An evaluation of Landsat, Sentinel-2, Sentinel-1 and MODIS data for crop type mapping // *Science of Remote Sensing*. 2021. V. 3. Article 100018. DOI: 10.1016/j.srs.2021.100018.

Experience of using data from the Meteor-M No. 2 KMSS sensor for cropland monitoring in the south of Khabarovsk Krai

L. V. Illarionova¹, A. S. Stepanov², K. N. Dubrovin¹, E. A. Fomina¹,
A. A. Sorokin¹, A. L. Verkhoturov¹, V. A. Eliseev^{1,3}

¹ *Computing Center FEB RAS, Khabarovsk 680000, Russia*
E-mail: illarionova_l@list.ru

² *Far Eastern Agricultural Research Institute, Khabarovsk 680009, Russia*

³ *National Research University Higher School of Economics, Moscow 109028, Russia*

The paper presents the results of using the data of the multizone satellite imagery complex (KMSS) on board the Meteor-M No. 2 satellite for crop mapping in the south of Khabarovsk Krai. The study used 2021–2023 data on crop rotation in Khabarovsk District with a total crop area of more than 21,000 hectares divided between fields of the following 5 classes: soybean, grains, buckwheat, perennial grasses and fallow land. A series of composite images with a spatial resolution of 60 m obtained from KMSS data from May to September of each year were considered. Averaged statistical time series of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were constructed for individual fields of each class. The indicators (maximum value, day of maximum) and their variability were calculated. A pixel-by-pixel classification based on machine learning using the Random Forest algorithm was carried out and the following estimates were obtained: overall accuracy 0.95, F1 measure 0.87. The accuracy of determining the pixels of soybean, grains, buckwheat, perennial grasses and fallow land was, respectively, 0.98, 0.84, 0.76, 0.83 and 0.93. In general, the obtained results allow considering KMSS images useful in solving problems of cropland classification, including in the territory of Khabarovsk Krai.

Keywords: classification, machine learning, cropland, Khabarovsk Krai, KMSS, monitoring

Accepted: 29.11.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-81-92

References

1. Kashnitskii A. V., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Tolpin V. A., Analysis of the possibility of using different spatial resolution data for objects monitoring, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, V. 20, No. 2, pp. 60–74 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-2-60-74.
2. Kirsanov A. D., Komarov A. A., Using the NDVI index to assess the development of perennial grasses under conditions of spatial and temporal heterogeneity, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2024, V. 21, No. 2, pp. 143–155 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-143-155.

3. Loupian E. A., Proshin A. A., Bourtsev M. A. et al., 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*, 2019, V. 16, No. 3, pp. 151–170 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-3-151-170.
4. Panov D. Yu., Sakharova E. Yu., Romas'ko V. Yu., Rublev I. V., Forecasting the expected yield of grain crops based on the data of the Meteor-M spacecraft No. 2-2, *Materialy 21-i Mezhdunarodnoi konferencii "Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa" (Proc. 21th Intern. Conf. "Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space")*, Moscow: IKI RAS, 2023, p. 393 (in Russian), DOI: 10.21046/21DZZconf-2023a.
5. Plotnikov D. E., Kolbudaev P. A., Zhukov B. S. et al., The collection of multispectral KMSS-M (Meteor-M No. 2) satellite data aimed at quantitative assessment of the Earth surface, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, V. 17, No. 7, pp. 276–282 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-7-276-282.
6. Plotnikov D. E., Kolbudaev P. A., Yolkina E. S. et al., Remote assessment of biophysical characteristics of vegetation cover based on Meteor-M satellite system (KMSS) data and neural network inversion of the RT model, *Materialy 21-i Mezhdunarodnoi konferencii "Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa" (Proc. 21th Intern. Conf. "Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space")*, Moscow: IKI RAS, 2023, p. 100 (in Russian), DOI: 10.21046/21DZZconf-2023a.
7. Sidorenkov V. M., Astapov D. O., Rybkin E. S. et al., Possibilities of using the Meteor-M satellite images for determining quantitative and qualitative forests characteristics, *Forestry information*, 2022, No. 2, pp. 5–12 (in Russian), DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2022.2.0.
8. Shatrova K. V., Maglinets Yu. A., Tsibulsky G. M., The model of submission of information on the state and dynamics of lands of agricultural purpose, *J. Siberian Federal University. Engineering and Technologies*, 2014, V. 7, No. 8, pp. 984–989 (in Russian).
9. 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.
10. Dubrovin K., Verkhoturov A., Stepanov A., Aseeva T., Multi-year cropland mapping based on remote sensing data: A case study for the Khabarovsk Territory, Russia, *Remote Sensing*, 2024, V. 16, No. 9, Article 1633, DOI: 10.3390/rs16091633.
11. Erdanaev E., Kappas M., Wyss D., Irrigated crop types mapping in Tashkent Province of Uzbekistan with remote sensing-based classification methods, *Sensors*, 2022, V. 22, Article 5683, DOI: 10.3390/s22155683.
12. Gomez C., White J. C., Wulder M. A., Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, V. 116, pp. 55–72, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008.
13. Song X.-P., Huang W., Hansen M. C., Potapov P., An evaluation of Landsat, Sentinel-2, Sentinel-1 and MODIS data for crop type mapping, *Science of Remote Sensing*, 2021, V. 3, Article 100018, DOI: 10.1016/j.srs.2021.100018.