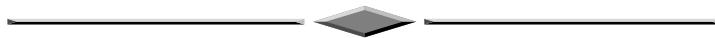


# ДИСТАНЦИОННОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ ЗЕМЛИ, ФОТОГРАММЕТРИЯ



УДК 528.44:631 (571.620)

DOI 10.33764/2411-1759-2025-30-1-48-58

## Решение задач идентификации сельскохозяйственных культур и актуализации границ сельскохозяйственных полей (на примере Хабаровского муниципального района)

*К. Н. Дубровин<sup>1</sup>✉, Л. В. Илларионова<sup>1</sup>, А. С. Степанов<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Вычислительный центр ДВО РАН, г. Хабаровск, Российская Федерация

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

e-mail: nob\_keeper\_93@mail.ru

**Аннотация.** Решение задач цифрового земледелия направлено на обеспечение продовольственной безопасности страны. В статье предложен подход к распознаванию посевов сельскохозяйственных культур и уточнению границ сельскохозяйственных полей с использованием спутниковых данных и методов машинного обучения. По спутниковым изображениям Sentinel-2 в 2023 г. были рассчитаны значения временных рядов нормализованного разностного индекса вегетации (NDVI) для сельскохозяйственных угодий Хабаровского района Хабаровского края. Точность распознавания классификатора на основе метода «случайного леса» (RF) составила 92 %. В ходе исследования была подготовлена карта сельскохозяйственных угодий района за 2023 г., проведена сравнительная оценка рассчитанных площадей, занятых сельхозкультурами, а также неиспользуемой пашни, с данными, внесенными в Единую федеральную информационную систему земель сельскохозяйственного назначения (ЕФИС ЗСН). Выявлены несоответствия вида использования, а также наименования культуры в ЕФИС ЗСН фактическим данным (99 полей общей площадью 2 568 га); восстановлена информация об использовании земель, не отраженных в ЕФИС ЗСН (5 990 га, или 18 % от общей площади ЗСН Хабаровского района). Контуры сельскохозяйственных полей Хабаровского района также были актуализированы на основе результатов работы классификатора. Предложенный метод может применяться для картографирования земель сельскохозяйственного назначения, выявления проблемных участков на полях, что позволит эффективнее принимать управленческие меры для повышения эффективности сельского хозяйства (учета ЗСН и повышения урожайности культур).

**Ключевые слова:** цифровое земледелие, спутниковый мониторинг, земли сельскохозяйственного назначения, дистанционное зондирование, машинное обучение, временные ряды NDVI, распознавание посевов

### Для цитирования:

*Дубровин К. Н., Илларионова Л. В., Степанов А. С.* Решение задач идентификации сельскохозяйственных культур и актуализации границ сельскохозяйственных полей (на примере Хабаровского муниципального района) // Вестник СГУГиТ. – 2025. – Т. 30, № 1. – С. 48–58. – DOI 10.33764/2411-1759-2025-30-1-48-58

## Введение

Одним из основных направлений развития сельского хозяйства РФ является разработка комплекса мер для перехода к точному и цифровому земледелию, подразумевающих активное внедрение цифровых технологий в земледелии. В соответствии с указом Президента РФ от 2018 г. «О национальных целях и стратегических задачах развития Российской Федерации» (О национальных целях и стратегических задачах развития Российской Федерации на период до 2024 года : Указ Президента РФ от 07.05.2018 г. N 204. – URL: <https://base.garant.ru/71937200/> – Текст : электронный) в кратчайшие сроки необходимо обеспечить преобразование приоритетных отраслей, в том числе сельского хозяйства, посредством внедрения цифровых технологий и платформенных решений в производство. В 2021 г. Правительством РФ принято Постановление от 14.05.2021 № 731 «О Государственной программе эффективного вовлечения в оборот земель сельскохозяйственного назначения и развития мелиоративного комплекса Российской Федерации» (О Государственной программе эффективного вовлечения в оборот земель сельскохозяйственного назначения и развития мелиоративного комплекса Российской Федерации : постановление Правительства РФ от 14.05.2021 № 731. – URL: <https://base.garant.ru/400773886/> – Текст : электронный), в соответствии с которым планируется осуществить комплекс мероприятий по вовлечению к 2030 г. в оборот не менее 13 млн га как ранее использовавшихся, так и не использовавшихся земель сельскохозяйственного назначения.

Для обеспечения проведения государственного мониторинга земель сельскохозяйственного назначения, информационной поддержки принятия управленческих решений на основе его результатов в Министерстве сельского хозяйства России разработана Единая федеральная информационная система о землях сельскохозяйственного назначения и землях, используемых или предоставленных для ведения сельского хозяйства в составе земель иных категорий (ЕФИС ЗСН) [1]. Основными задачами ЕФИС ЗСН являются получение, хранение, обработка сведений об использовании земель сельскохозяйственного назначения

Российской Федерации. Одной из составных частей ЕФИС ЗСН стал специализированный блок работы с данными ДЗЗ (дистанционного зондирования Земли), получивший название «Аналитик ДЗЗ ЕФИС ЗСН» [2, 3]. Блок разработан на базе сервисов спутникового мониторинга растительности семейства «ВЕГА» [4]. Основной задачей реализованных в блоке ДЗЗ функций является оперативное получение объективной информации о состоянии и использовании сельскохозяйственных земель и посевов, а также верификация данных, предоставляемых подведомственными Минсельхозу России учреждениями. В блоке ДЗЗ ЕФИС ЗСН реализован широкий набор различных инструментов, способствующих проведению мониторинга земель сельскохозяйственного назначения [2]. Создание этого блока направлено на автоматизированное выявление неиспользуемых сельскохозяйственных земель, верификацию и коррекцию сведений о севообороте, мониторинг состояния посевов на основе данных дистанционного зондирования Земли.

На текущий момент полнота и качество предоставляемой ЕФИС ЗСН информации значительно варьируется для разных субъектов РФ. В отдельных регионах проведена полная оцифровка полей (уточнены контуры, внесены и верифицированы сведения о сельскохозяйственных культурах). Для других территорий информация о севообороте за отдельные годы отсутствует, а контуры сельскохозяйственных полей давно не актуализировались. В том числе к проблемным регионам могут быть отнесены субъекты Дальневосточного федерального округа (ДФО), в частности, Хабаровский край. Так, например, в ЕФИС ЗСН полностью отсутствуют данные о культурах, произрастающих на полях Хабаровского края в 2021 и 2022 гг., а данные о севообороте за 2018–2020 гг. содержат значительное количество неточностей. Создание в 2023 г. цифровой карты сельскохозяйственных земель позволило внести в ЕФИС информацию о севообороте за 2023 г., но при этом контуры полей по-прежнему не соответствуют реальным.

Другой проблемой является то, что методы создания масок пахотных земель и сельскохозяйственных культур, разработанные в ИКИ РАН [5], создавались преимущественно для му-

ниципальных образований европейской части РФ. Отличные от западных регионов сортовой состав, сроки сева и уборки урожая затрудняют использование существующих критериев разделения сельскохозяйственных культур для регионов Дальнего Востока.

Для актуализации сведений о сельскохозяйственных угодьях необходимо осуществлять оперативный контроль информации, поступающей в ЕФИС ЗСН на региональном уровне с использованием современных подходов к распознаванию пахотных земель, базирующихся на использовании данных ДЗЗ и методов машинного обучения, с учетом региональных особенностей роста сельскохозяйственных культур. Также необходимо восстановить ретроспективные данные по севообороту, и на основе разработанных моделей определять продуктивность основных культур в ходе вегетационного периода, что позволит прогнозировать урожайность и планировать импортно-экспортные операции.

Самым простым методом построения выявления пахотных земель и посевов сельскохозяйственных культур является использование каналов мультиспектральных изображений [6]. Однако использование спутникового продукта со всеми его каналами требует значительных временных затрат при обучении. Также возникает вопрос избыточности данных.

Чаще всего проблема классификации пахотных земель решается путем использования значений видимого и инфракрасного диапазонов спектра в качестве исходных данных [7, 8]. При этом обычно используются не значения каналов, а специализированные вегетационные индексы, являющиеся комбинацией значений каналов, в том числе временных рядов индексов вегетации [9]. Использование временных рядов нашло широкое применение при картографировании пахотных земель с использованием различных методов машинного обучения, ориентированных на работу с входными последовательностями.

Существенным недостатком оптических данных является значительное влияние погодных явлений, таких как различные типы облаков, дымка, аэрозоли и тени от облаков, на значения коэффициентов спектральной яркости, а следовательно, и производных вегета-

ционных индексов. Процесс вычисления временных композитов вегетационных индексов помогает минимизировать негативное влияние атмосферных явлений, а также сокращает объем исходных данных. В большей части исследований для создания композитов используются снимки Landsat либо Sentinel [10]. Если промежуток с отсутствием пригодных для анализа данных длится две недели и более, расчет композитов (даже 16-дневных) недостаточен для получения непрерывных временных рядов. В таких случаях недостающие значения восстанавливаются с помощью интерполяции, используя сплайны либо фильтры. Однако более эффективным подходом к восстановлению целостности временных рядов является аппроксимация. Существует целый ряд исследований по выбору функций для аппроксимации наиболее популярных вегетационных индексов. Например, для аппроксимации временных рядов NDVI использовались полиномы [11], функция Гаусса [12], логистические функции [13], ряд Фурье [14] и гармонический анализ временных рядов (HANTS) [15].

Целью данной статьи является создание методики распознавания посевов сельскохозяйственных культур и неиспользуемых пахотных земель, учитывающей региональные особенности вегетации, для актуализации и восполнения сведений о сельскохозяйственных угодьях в ЕФИС ЗСН. В рамках исследования поставлены следующие задачи: провести распознавание посевов основных культур Хабаровского района Хабаровского края (сои, зерновых культур, гречихи, кукурузы, многолетних трав), а также неиспользуемой пашни (залежи), скорректировать векторные границы полей, построить карту сельскохозяйственных полей Хабаровского района на 2023 г. Полученные в ходе применения разработанной модели результаты используются для оценки площади посевов культур, неиспользуемых земель, выявления несоответствий в данных, внесенных в ЕФИС ЗСН.

### **Методы и материалы**

Хабаровский муниципальный район находится в южной части Хабаровского края. Сельскохозяйственные угодья Хабаровского

района расположены на правом берегу реки Амур, в окрестностях краевого центра – города Хабаровска.

Основной экспортной культурой Дальнего Востока России является соя. Посевная площадь сои в Хабаровском районе в 2023 г. по данным ЕФИС ЗСН составила 9 405 га [1], а по оценкам Росстата 8 726 га [16], что превышает 50 % от общей площади пахотных земель. Несоответствие между данными ЕФИС и Росстата вызвано тем, что часть полей с соей были отнесены в ЕФИС к пастбищам. 2 685 га сельскохозяйственных угодий (пашни, сенокосов и пастбищ) были заняты многолетними травами (тимофеевкой и кострцом), выступавшими как неотъемлемая часть севооборотов, так и в качестве кормовых культур в животноводстве. Схожую функцию в районе выполняли зерновые культуры (овес, ячмень и пшеница), занимавшие 2 449 га. Другими распространенными культурами являлись кукуруза (708 га), выращиваемая как на зерно, так и на силос, а также гречиха (182 га) – отличный мёдонос, культивируемый в районе в последние 3 года. В табл. 1 представлены посевные площади основных сельскохозяйственных культур Хабаровского района и площадь залежных земель для полей, занесенных в ЕФИС ЗСН.

Таблица 1

Посевные площади основных сельскохозяйственных культур по данным ЕФИС ЗСН (2023 г., Хабаровский район)

Культура	Площадь, га
Соя	9 405
Овес	1 696
Тимофеевка	1 614
Кострец + тимофеевка	1 071
Кукуруза	708
Ячмень	448
Пшеница	305
Гречиха	182
Залежь	5 441

В отчете ЕФИС для Хабаровского района (2023 г.) 376 полей общей площадью 5 441 га отмечены в качестве неиспользуемой пашни. Таким образом, доля неиспользуемой пашни в Хабаровском районе составляла 30 %, что, безусловно, является очень высоким показателем.

Классификация пахотных земель проводилась с использованием методов машинного обучения на основе методик, разработанных в Хабаровском Федеральном исследовательском центре Дальневосточного отделения Российской академии наук. Для построения модели классификации были использованы данные о севообороте для 580 полей Хабаровского района в 2023 г. Общая площадь исследуемых полей составила 9 075,7 га, все поля были отнесены к одному из 6 классов: соя – 5 601,1 га, кукуруза – 312,8 га, залежь – 937,7 га, зерновые культуры (пшеница, овес, ячмень) – 1 378,4 га, многолетние травы – 398,8 га, гречиха – 446,9 га.

Для исследуемого района было получено 117 оптических снимков со спутников Sentinel-2A/B с разрешением 20 м. Для обработки снимков использовались библиотеки Rasterio [17] и Osgeo [18] языка Python. Для атмосферной коррекции на снимки накладывалась маска облачности Scene Classification – алгоритм, разработанный для распознавания различных атмосферных явлений по данным Sentinel-2.

Индекс NDVI вычисляется по формуле

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (1)$$

где *NIR* – отражение в ближней инфракрасной области спектра; *RED* – отражения в красной и области спектра.

Далее проводилась аппроксимация данных с использованием ряда Фурье:

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

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

В результате были получены еженедельные пиксельные композиты вегетационного индекса NDVI с 121-го по 296-й день года. Общие объем выборки составил 226 892 пикселей.

Для классификации был использован метод случайного леса (Random Forest), реализованный в библиотеке scikit-learn [19] языка Python с числом «деревьев», равным 50. Для проверки алгоритма набор данных был разделен на две

приблизительно равные группы методом GroupKFold библиотеки scikit-learn. Метод при разбиении выборки на обучающую и тестовую часть учитывает принадлежность пикселя тому или иному полю и относит все точки поля к одному из датасетов (для объективной оценки качества модели).

Для оценки точности распознавания определялись общая точность (OA), % и  $f_1$  – метрика, – которые рассчитывались по формулам:

$$OA = \frac{T}{N}, \quad (3)$$

где  $T$  – количество пикселей с верным предсказанием;  $N$  – общее число пикселей;

$$f_1 = \frac{TP_i}{TP_i + \frac{FP_i + FN_i}{2}}, \quad (4)$$

где  $TP_i$  – количество пикселей с верным предсказанием класса  $i$ ;  $FP_i$  – количество пикселей, неверно отнесенных к классу  $i$ ;  $FN_i$  – количество пикселей, неверно отнесенных к другим классам.

### Результаты

По результатам классификации общая точность распознавания составила 92 %. В табл. 2 приведены  $f_1$  метрики для классифицируемых культур. Классификатор успешно справился

с разделением сои, зерновых культур и многолетних трав (точность превысила 0,9). Для неиспользуемых земель (залежи) и гречихи точность превысила 0,8, что также является хорошим результатом.

Таблица 2

Значение метрики  $f_1$  для культур в тестовой выборке

Культура	Соя	Кукуруза	Залежь	Зерновые	Травы	Гречиха
$f_1$ метрика	0,95	0,38	0,81	0,96	0,90	0,82

На рис. 1 представлена матрица несоответствий для тестовой выборки. Можно заметить, что большая часть пикселей класса «кукуруза» при классификации была отнесена к классу «соя». Произошло это вследствие идентичной формы графиков временных рядов NDVI этих культур, обусловленной схожими сроками сева, длительностью вегетационного периода, временем максимального набора биомассы. Для разделения сои и кукурузы на уровне полей использовалась экспертная оценка спутниковых снимков, в том числе RGB-изображений, а также верифицированная информация от отдельных агропроизводителей.

Построенная модель использовалась для классификации сельскохозяйственных угодий Хабаровского района Хабаровского края. Общая площадь полей составила 33 261,7 га.

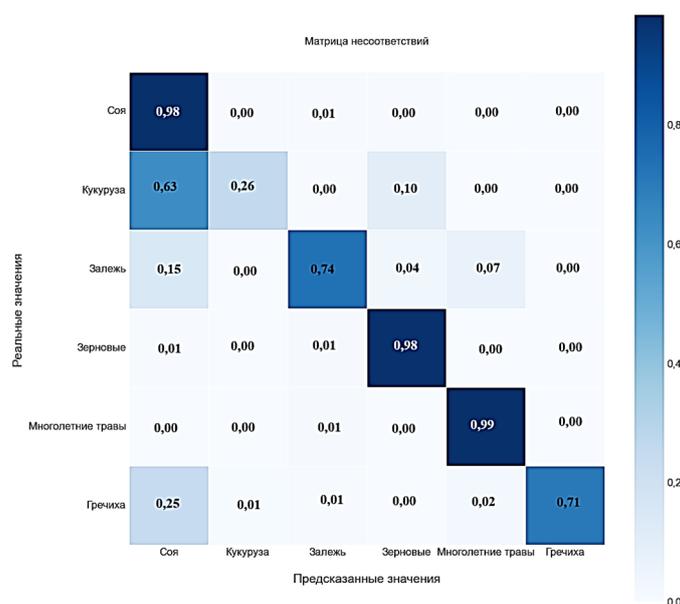


Рис. 1. Матрица несоответствий для тестового набора данных

Таким образом, по результатам классификации с последующей экспертной корректировкой была создана карта ЗСН Хабаровского района. На карте (рис. 2) помимо отмеченных выше культур также были выделены

овощные (по верифицированным данным агропроизводителей), сенокосы и пастбища (использованы данные ЕФИС ЗСН за вычетом выявленной в ходе классификации пашни).

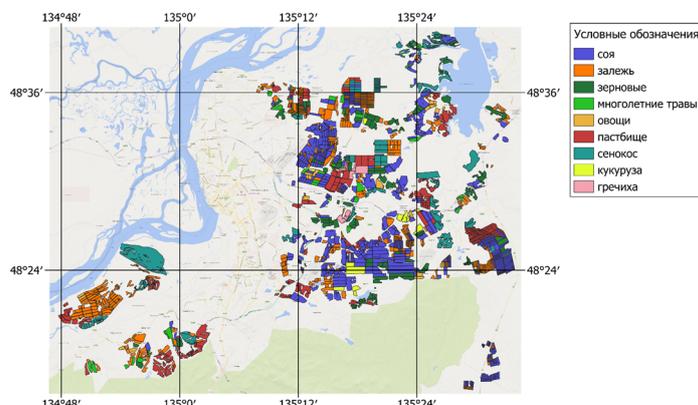


Рис. 2. Результаты классификации земель сельхозназначения Хабаровского района (2023 г.)

### Обсуждение

В дальнейшем определенные по результатам классификации и экспертной корректировки посевные площади в разрезе по культурам и площадь неиспользуемой пашни Хабаровского

района сравнивались с данными ЕФИС ЗСН (табл. 3). Как уже упоминалось выше, посевные площади культур, отнесенные к виду «пашня», не соответствовали общим площадям культур, занесенных в ЕФИС, что было вызвано неверным описанием вида сельхозугодий.

Таблица 3

Сравнительная оценка площадей сельхозкультур, рассчитанных с использованием спутникового мониторинга, с отчетными данными ЕФИС ЗСН (Хабаровский район, 2023 г.)

Вид сельхозугодий	Культура	Площадь по результатам мониторинга, га	Площадь по данным ЕФИС, га	Отклонение, %
Пашня	Соя	10 596,6	7 467,0	41,9
	Кукуруза	723,6	643,6	12,4
	Залежь	9 210,7	5 441,7	69,3
	Зерновые	3 532,9	2 692,8	31,2
	Многолетние Травы	1 448,2	1 786,0	-18,9
	Овощи	566,6	691,0	-18,0
	Гречиха	379,8	182,2	108,5
Пастбище	–	3 526,6	4 966,9	-29,0
Сенокос	–	3 276,7	3 400,3	-3,6
<b>Итого</b>	–	<b>33 261,7</b>	<b>27 271,5</b>	<b>+22,0</b>

По результатам мониторинга было установлено, что для ряда полей в ЕФИС отсутствовала информация о виде сельхозугодий и культуре. В целом по результатам мониторинга неучтенными остались 5 990,2 га (доля от всех ЗСН Хабаровского района – 18,0 %).

В основном это залежные земли (3 769,0 га – 63,0 % от неучтенной площади), но часть полей использовалась в севообороте. Для полей в ЕФИС могла быть представлена информация о виде сельхозугодий, при этом информация о возделываемой культуре отсутствовала либо

указанный в системе вид угодий не совпадал с результатами мониторинга. Общая площадь таких полей составляла 5 323,8 га (16,0 % от общей площади ЗСН Хабаровского района).

Как видно из табл. 3, для большинства культур посевные площади в ЕФИС ЗСН были занижены: для сои на 42 %, для зерновых культур на 31 %, для кукурузы на 12 %. Основной причиной несоответствия посевных площадей являлось отсутствие в ЕФИС сведений о некоторых полях, а также выявленные случаи использования полей, указанных в системе как пастбища либо сенокосы, под посевы.

Как уже отмечалось, в ЕФИС ЗСН контуры многих сельскохозяйственных полей не актуализированы. Методика автоматизированного распознавания посевов позволила выявить участки неоднородностей в рамках одного поля и ошибки в контурах полей. При выявлении несоответствий на следующем этапе производилась экспертная корректировка границ. На рис. 3, а и 3, б представлены контуры поля 08655-1127 в системе ЕФИС и результаты попиксельной классификации. Как видно, площадь поля в ЕФИС более чем в 2 раза превышала фактически используемую площадь, при этом неиспользуемая часть верно классифицирована как залежь.

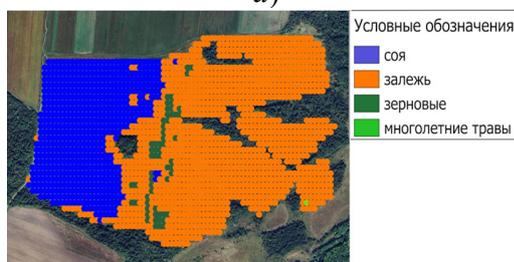
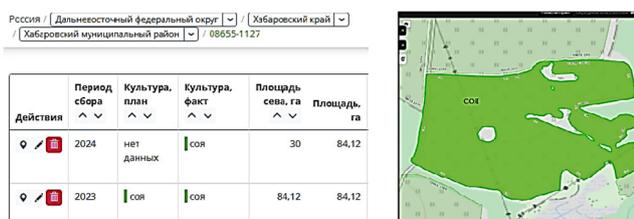


Рис. 3. Результаты оценки используемой площади поля 08655-1127 (Хабаровский район, 2023, соя): а) по данным ЕФИС ЗСН (84 га); б) по данным спутникового мониторинга (32 га)

Для 99 полей общей площадью 2 568,3 га выявлены ошибки при внесении данных о севообороте в ЕФИС ЗСН. На рис. 4 представлен пример поля, для которого с использованием ДЗЗ и машинного обучения определено несоответствие произрастающей культуры заявленным данным в ЕФИС.

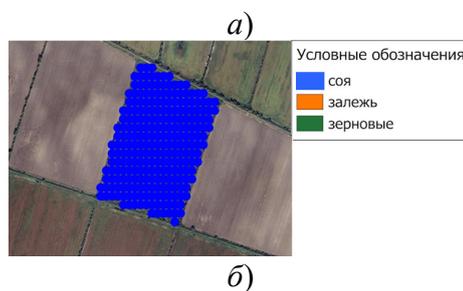
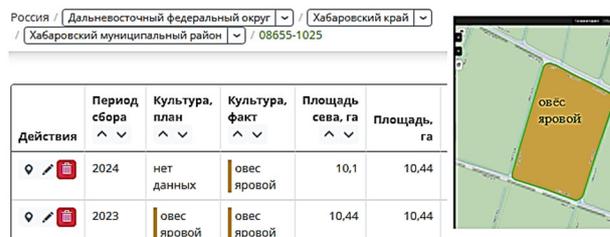


Рис 4. Результаты оценки вида сельхозкультуры для поля 08655-1025 (Хабаровский район, 2023 г.): а) по данным ЕФИС ЗСН (овес яровой); б) по данным спутникового мониторинга (соя)

Было установлено, что 45 полей общей площадью 601,2 га, которые были отнесены к неиспользуемым землям в ЕФИС, возделывались в 2023 г. полностью или частично. В табл. 4 представлены площади посевов в разрезе по с/х культурам.

Таблица 4

Общая площадь и количество полей, возделываемых по данным спутникового мониторинга, при этом отнесенных к неиспользуемым землям в ЕФИС ЗСН, (Хабаровский район, 2023 г., в разрезе по с/х культурам)

Культура	Площадь, га	Количество полей
Соя	477,0	31
Зерновые	51,8	7
Многолетние травы	43,0	5
Гречиха	29,3	2
<b>Итого</b>	<b>601,2</b>	<b>45</b>

### Заключение

В работе представлен метод идентификации посевов сельскохозяйственных культур и неиспользуемой пашни, а также оценки актуальности контуров сельскохозяйственных полей для Хабаровского муниципального района Хабаровского края. Разработанный метод основан на использовании временных рядов NDVI и метода RF. Точность автоматизированной классификации пахотных земель района в 2023 г. на тестовой выборке составила 92 %.

Восстановленные данные о севообороте, прошедшие дополнительную экспертную верификацию, послужили основой для картографирования сельхозугодий Хабаровского района и предложений по корректировке сведений в ЕФИС ЗСН. Были выявлены существенные несоответствия информации ЕФИС ЗСН фактическим данным, в частности, определены

99 полей общей площадью 2 568,3 га, для которых неверно указан вид культуры; для каждой культуры рассчитаны отклонения реальной посевной площади от площади ЕФИС. Установлено, что 5 990 га земель сельхозназначения, представленных в ЕФИС, не имеют признака «вид угодий» и «культура». Проведенная попиксельная классификация пахотных земель Хабаровского района также позволила определить участки неоднородности для отдельных полей, что подтвердило необходимость актуализировать контуры полей в ЕФИС ЗСН. Для этого может быть использован векторный слой пахотных земель, созданный в результате спутникового мониторинга. Предложенный подход позволяет проводить ежегодную корректировку карты сельскохозяйственных угодий Хабаровского района, а также контролировать севооборот и выполнять оценку состояния посевов сельскохозяйственных культур на полях.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Единая федеральная информационная система о землях сельскохозяйственного назначения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://efis.mcx.ru/landing>.
2. Буланов К. А., Денисов П. В., Лупян Е. А., Мартыанов А. С., Середа И. И., Трошко К. А., Толпин В. А., Барталев С. А., Хвостиков С. А. Блок работы с данными дистанционного зондирования Земли Единой федеральной информационной системы о землях сельскохозяйственного назначения // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2019. – Т. 16. – № 3. – С. 171–182. – DOI 10.21046/2070-7401-2019-16-3-171-182. – EDN: SXGLGW.
3. Козубенко И. С., Бегляров Р. Р., Вандышева Н. М., Бабак В. А., Денисов П. В., Трошко К. А. Использование материалов дистанционного зондирования Земли в Единой федеральной информационной системе о землях сельскохозяйственного назначения (ЕФИС ЗСН) // Материалы 2-й Всерос. науч. конф. с междунар. участием «Применение средств дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве»: сб. материалов (Санкт-Петербург, 26–28 сентября 2018 г.). – СПб.: ФГБНУ АФИ, 2018. – С. 19–25.
4. Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурцев М. А. и др. Система «Вега-Science»: особенности построения, основные возможности и опыт использования // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2021. – Т. 18. – № 6. – С. 9–31. – DOI 10.21046/2070-7401-2021-18-6-9-31. – EDN: SXGLGW.
5. Миклашевич Т. С., Барталев С. А., Плотников Д. Е. Интерполяционный алгоритм восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений растительного покрова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2019. – № 16 (6). – С. 143–154. – DOI 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154. – EDN INHUAN.
6. Meng S., Wang X., Hu X., Luo C., Zhong Y. Deep learning-based crop mapping in the cloudy season using one-shot hyperspectral satellite // Computers and Electronics in Agriculture. – 2021. – Vol.186. – 106188. – DOI 10.1016/j.compag.2021.106188. – EDN WZNVKP.
7. Казяк Е. В., Лещенко А. В. Спектральные преобразования космических снимков Landsat 8 для картографирования растительности агроэкосистем // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2015. XI Междунар. науч. конгр. : Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология»: сб. материалов в 2 т. (Новосибирск, 13–25 апреля 2015 г.). – Новосибирск: СГУГиТ, 2015. Т. 1. – С. 79–83. – EDN TRLCIR.

8. Gómez C., White J. C., Wulder M. A. Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2016. – Vol. 116/2016. – P. 55–72. – DOI 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008. – EDN WVHHGL.
9. Asgarian A., Soffianian A., Pourmanafi S. Crop type mapping in a highly fragmented and heterogeneous agricultural landscape: A case of central Iran using multi-temporal Landsat 8 imagery // Computers and Electronics in Agriculture. – 2016. – Vol. 127. – P. 531–540. – DOI 10.1016/j.compag.2016.07.019.
10. Erdanaev E., Kappas M., Wyss D. Irrigated Crop Types Mapping in Tashkent Province of Uzbekistan with Remote Sensing-Based Classification Methods // Sensors. – 2022. – Vol. 22. – 5683. – DOI 10.3390/s22155683. – EDN ZTUUVK.
11. Hao P., Tang H., Chen Z., Yu L., Wu M. High resolution crop intensity mapping using harmonized Landsat-8 and Sentinel-2 data // Journal of Integrative Agriculture. – 2019. – Vol. 18 (12). – P. 2883–2897. – DOI 10.1016/S2095-3119(19)62599-2. – EDN AKMPVA.
12. Jonsson P., Eklundh L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2002. – Vol. 40 (8). – P. 1824–1832. – DOI 10.1109/TGRS.2002.802519.
13. Yang Y. P., Luo J. C., Huang Q. T., Wu W., Sun Y. W. Weighted double-logistic function fitting method for reconstructing the high-quality Sentinel-2 NDVI time series data set // Remote Sensing. – 2019. – Vol. 11. – 18. – DOI 10.3390/rs11202342.
14. Berger A., Ettlin G., Quincke C., Rodríguez-Bocca P. Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical // Computers and Electronics in Agriculture. – 2019. – Vol. 161. – P. 305–311. – DOI 10.1016/j.compag.2018.04.028. – EDN LHKBDT.
15. Zhou J., Jia L., Menenti M. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS) // Remote Sensing of Environment. – 2015. – Vol. 163. – P. 217–228. – DOI 10.1016/j.rse.2015.03.018. – EDN UTCNMX.
16. Atkinson P. M., Jeganathan C., Dash J., Atzberger C. Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology // Remote Sensing of Environment. – 2012. – Vol. 123. – P. 400–417. – DOI 10.1016/j.rse.2012.04.001.
17. Rasterio: access to geospatial raster data – Rasterio documentation [Electronic resource]. – URL: <https://rasterio.readthedocs.io/en/stable>.
18. The Open Source Geospatial Foundation [Electronic resource]. – URL: <https://www.osgeo.org/>.
19. Scikit-learn: machine learning in Python – scikit-learn 1.4.2 documentation [Electronic resource]. – URL: <https://scikit-learn.org/stable>.

### Об авторах

*Константин Николаевич Дубровин* – научный сотрудник.

*Любовь Викторовна Илларионова* – кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник.

*Алексей Сергеевич Степанов* – доктор фармацевтических наук, ведущий научный сотрудник.

Получено 12.07.2024

© К. Н. Дубровин, Л. В. Илларионова, А. С. Степанов, 2025

### **Solving problems of crop identification and actualization of crop field boundaries (on the example of Khabarovsk municipal district)**

*K. N. Dubrovin<sup>1</sup>✉, L. V. Illarionova<sup>1</sup>, A. S. Stepanov<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Computing Center FEB RAS, Khabarovsk, Russian Federation

<sup>2</sup>Far Eastern Agriculture Research Institute, Vostochnoe, Khabarovsk region, Russian Federation

e-mail: nob\_keeper\_93@mail.ru

**Abstract.** Solving the problems of digital agriculture is aimed at ensuring the country's food security. The article proposes an approach to recognizing crops and clarifying the boundaries of agricultural fields using satellite data and machine learning methods. Using Sentinel-2 satellite images in 2023, the values of the time series of the normalized difference vegetation index (NDVI) for agricultural lands of the Khabarovsk region of the Khabarovsk Territory were calculated. The accuracy of classifier recognition based on the "random forest" (RF) method was 92%. During the study, a map of the agricultural lands of the district for 2023 was prepared, a comparative assessment of the calculated areas occupied by agricultural crops, as well as unused arable land, was carried out with data entered into the Unified Federal Information System of Agricultural Lands (EFIS ZSN). Inconsistencies of the type of use, as well as the name of the crop in the EFIS ZSN, with the actual data (99 fields with a total area of 2,568 hectares) were revealed; Information on the use of lands not included in the EFIS of the Khabarovsk Territory has been restored (5,990 hectares, or 18 % of the total area of the Khabarovsk territory). The contours of agricultural fields in the Khabarovsk region were also updated based on the results of the classifier. The proposed method can be used for mapping agricultural lands, identifying problem areas in the fields, which will make it possible to more effectively take management measures to improve agricultural efficiency (accounting for agricultural needs and increasing crop yields).

**Keywords:** digital agriculture, satellite monitoring, agricultural lands, remote sensing, machine learning, NDVI time series, crop recognition

## REFERENCES

1. Integrated Federal information system on agricultural lands Retrieved from <https://efis.mcx.ru/landing>.
2. Bulanov, K. A., Denisov, P. V., Lupjan, E. A., Mart'janov, A. S., Sereda, I. I., Troshko, K. A., Tolpin, V. A., Bartalev, S. A., & Hvostikov, S. A. (2019). Remote sensing unit of Integrated Federal information system on agricultural lands. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovanija Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 16 (3), 171–182 DOI:10.21046/2070-7401-2019-16-3-171-182. EDN: SXGLGW [in Russian].
3. Kozubenko, I. S., Begljarov, R. R., Vandysheva, N. M., Babak, V. A., Denisov, P. V., & Troshko, K. A. (2018). The use of remote sensing data in the Integrated Federal information system on agricultural lands (IFIS AL). In *Materialy 2-j Vseros. nauchnoj konf. s mezhdunarodnym uchastiem «Primenenie sredstv distancionnogo zondirovanija Zemli v sel'skom hozjajstve» [The application of Remote Sensing of the Earth in Agriculture]* (pp.19–25). Saint-Petersburg.: FGBNU AFI [in Russian].
4. Lupjan, E. A., Proshin, A. A., Burcev, M. A., & et al. (2021). Vega-Science system: design features, main capabilities and usage experience. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovanija Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 18 (6), 9–31 DOI:10.21046/2070-7401-2021-18-6-9-31. EDN: SXGLGW [in Russian].
5. Miklashevich, T. S., Bartalev, S. A., & Plotnikov, D. E. [2019]. Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovanija Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 16(6), 143–154 DOI:10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154. EDN INHUAN [in Russian].
6. Meng, S., Wang, X., Hu, X., Luo, C., & Zhong, Y. (2021). Deep learning-based crop mapping in the cloudy season using one-shot hyperspectral satellite. *Computers and Electronics in Agriculture*, 186, 106188. DOI:10.1016/j.compag.2021.106188. EDN WZNVKP.
7. Kazjak, E. V., & Leshhenko, A.V. (2015). Spectral transformation of space images Landsat 8 for agroecosystems vegetation mapping. *Interexpo Geo-Sibir' [Interexpo Geo-Siberia]* Vol. 1, pp. 79–83. EDN TRLCIR [in Russian].
8. Gómez, C., White, J. C., & Wulder, M. A. (2016). Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1162016, 55–72. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008. EDN WVHHGL.

9. Asgarian, A., Soffianian, A., & Pourmanafi, S. (2016). Crop type mapping in a highly fragmented and heterogeneous agricultural landscape: A case of central Iran using multi-temporal Landsat 8 imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 531–540. DOI 10.1016/j.compag.2016.07.019.
10. Erdanaev, E., Kappas, M., & Wyss, D. (2022). Irrigated Crop Types Mapping in Tashkent Province of Uzbekistan with Remote Sensing-Based Classification Methods. *Sensors*, 22, 5683. DOI 10.3390/s22155683. EDN ZTUUVK.
11. Hao, P., Tang, H., Chen, Z., Yu, L., & Wu M. (2019). High resolution crop intensity mapping using harmonized Landsat-8 and Sentinel-2 data. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(12), 2883–2897. DOI 10.1016/S2095-3119(19)62599-2, EDN AKMPVA.
12. Jonsson, P., & Eklundh, L. (2002). Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40 (8), 1824–1832. DOI: 10.1109/TGRS.2002.802519.
13. Yang, Y.P., Luo, J.C., Huang, Q.T., Wu, W., & Sun, Y.W. (2019). Weighted double-logistic function fitting method for reconstructing the high-quality Sentinel-2 NDVI time series data set. *Remote Sensing*, 11, 18. DOI 10.3390/rs11202342.
14. Berger, A., Ettl, G., Quincke, C., & Rodríguez-Bocca, P. (2019). Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical. *Computers and Electronics in Agriculture*, 161, 305–311. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.04.028>. EDN LHKBDT.
15. Zhou, J., Jia, L., & Menenti, M. (2015). Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS). *Remote Sensing of Environment*, 163, 217–228. DOI 10.1016/j.rse.2015.03.018. EDN UTCNMX.
16. Atkinson, P. M., Jeganathan, C., Dash, J., & Atzberger, C. (2012). Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology. *Remote Sensing of Environment*, 123, 400–417. DOI 10.1016/j.rse.2012.04.001.
17. Rasterio: access to geospatial raster data – Rasterio documentation Retrieved from <https://rasterio.readthedocs.io/en/stable>.
18. The Open Source Geospatial Foundation Retrieved from <https://www.osgeo.org/>.
19. Scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 1.4.2 Retrieved from <https://scikit-learn.org/stable>.

### Author details

Konstantin N. Dubrovin – Researcher.

Lyubov V. Illarionova – Ph. D., Senior Researcher.

Alexey S. Stepanov – D. Sc., Leading Researcher.

Received 12.07.2024

© K. N. Dubrovin, L. V. Illarionova, A. S. Stepanov, 2025