

Научная статья

УДК 528.854(571.61)

EDN KAMRXO

<https://doi.org/10.22450/1999-6837-2025-19-4-46-57>

Идентификация залежных земель на севере Зейско-Буреинской равнины (Амурская область) с использованием спутниковых данных

Юлия Анатольевна Масютина

Институт геологии и природопользования Дальневосточного отделения РАН
Амурская область, Благовещенск, Россия, ellada308@mail.ru

Аннотация. Исследование посвящено проблеме идентификации залежных земель на севере Зейско-Буреинской равнины (Октябрьский район Амурской области) с применением спутниковых снимков Landsat и алгоритма машинного обучения Random Forest. Предложено использование мультивременных композитных изображений, формируемых на основе усреднения малооблачных сцен за май – сентябрь 1984–1991 гг. и 2019–2024 гг. с целью снижения влияния теней и облачности, кратковременных нарушений и сезонных аномалий. Через анализ сезонной динамики вегетационных и водных индексов (SAVI и MNDWI), компонентов преобразования Tasseled Cap и показателей дифференцированного индекса Δ SAVI на разных типах ландшафтов (залежные земли, пашня, лес и переувлажненные территории) в статье обосновывается используемый для классификации комбинированный мультисезонный и мультииндексный подход. Проведено сравнение эффективности использования в классификации индекса MNDWI и компоненты TCW. Установлено, что замена MNDWI на TCW повышает точность выделения класса «залежь» с 76,1 до 81,3 % (Producer's Accuracy). Доказано превосходство TCW за счет большей чувствительности к влажности растительного покрова, а не только к открытым водным поверхностям. Достигнута общая точность классификации 94,8 %, коэффициент Каппа – 0,93. По результатам классификации были рассчитаны площади залежных земель, составившие примерно 32 тыс. га (18 % от общей площади земель сельскохозяйственного назначения). Проведен анализ распределения залежей по типам почв. Выявлено, что на малопродуктивных почвах сосредоточено 57,3 % всех залежей, что подтвердило преимущественное выбывание из оборота наименее пригодных земель. Полученные результаты обеспечивают переход от оценочных данных к точному пространственному учету залежей.

Ключевые слова: залежи, дистанционное зондирование, классификация, Random Forest, вегетационный индекс, Tasseled Cap

Для цитирования: Масютина Ю. А. Идентификация залежных земель на севере Зейско-Буреинской равнины (Амурская область) с использованием спутниковых данных // Дальневосточный аграрный вестник. 2025. Том 19. № 4. С. 46–57. <https://doi.org/10.22450/1999-6837-2025-19-4-46-57>.

Original article

Identification of abandoned agricultural lands in the northern Zeya-Bureya plain (Amur region) using satellite data

Yulia A. Masyutina

Institute of Geology and Nature Management of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Amur region, Blagoveshchensk, Russian Federation, ellada308@mail.ru

Abstract. The study addresses the problem of identifying abandoned agricultural lands in the northern part of the Zeya-Bureya plain (Oktyabrsky district, Amur region) using Landsat satellite imagery and the Random Forest machine learning algorithm. The approach involves the use of

multitemporal composite images generated by averaging cloud-free scenes from May to September for the periods 1984–1991 and 2019–2024, in order to reduce the influence of shadows and cloud cover, short-term disturbances, and seasonal anomalies. Through the analysis of the seasonal dynamics of vegetation and water indices (SAVI and MNDWI), Tasseled Cap transformation components, and differential index values (Δ SAVI) across various landscape types (abandoned lands, croplands, forests, and waterlogged areas), the study substantiates a combined multiseasonal and multi-index classification approach. The effectiveness of using the MNDWI index and the TCW component in classification was compared. It was found that replacing MNDWI with TCW increased the accuracy of the "abandoned land" class from 76.1% to 81.3% (Producer's Accuracy). The superiority of TCW is demonstrated due to its higher sensitivity to vegetation moisture rather than solely to open water surfaces. The overall classification accuracy reached 94.8%, with a Kappa coefficient of 0.93. Based on the classification results, the total area of abandoned lands was estimated at approximately 32,000 ha (18% of the total agricultural land area). The distribution of abandoned lands by soil type was analyzed; revealing that 57.3% of all abandoned lands are concentrated on low-productive soils, confirming that the least suitable lands were predominantly taken out of cultivation. The obtained results provide a transition from approximate estimates to precise spatial accounting of abandoned lands.

Keywords: abandoned lands, remote sensing, classification, Random Forest, vegetation index, Tasseled Cap

For citation: Masyutina Yu. A. Identification of abandoned agricultural lands in the northern Zeya-Bureya plain (Amur region) using satellite data. *Dal'nevostochnyi agrarnyi vestnik*. 2025;19;4:46–57. (in Russ.). <https://doi.org/10.22450/1999-6837-2024-19-4-46-57>.

Введение. Залежные (зброшенны) земли – пахотныя земли, длітельное время выведенные из сельскохозяйственного оборота, на которых наблюдается естественное восстановление растительности. Забрасывание земель сельскохозяйственного назначения происходит в результате различных причин, в числе которых переход к интенсивным видам земледелия, а также политические и социально-экономические кризисы. Так, в России массовое появление залежей было связано с масштабными социально-экономическими изменениями в 1990-х гг., которые привели к трансформации агропромышленного комплекса и выводу из сельскохозяйственного оборота земель, на которых возделывание культур оказалось убыточным [1, 2]. При этом влияние залежных земель на экономику и экологию может рассматриваться как в негативном, так и в позитивном аспектах.

С одной стороны, выбывание земель из сельскохозяйственного оборота может отрицательно сказываться на продовольственной безопасности, а в аграрных регионах эти процессы приводят к уменьшению количества рабочих мест, и, как следствие, к сокращению сельского населения. Еще одним негативным фактором является то, что залежные земли могут

становиться очагами распространения животных-вредителей, опасных сорных растений и болезней, формируя неблагоприятную фитосанитарную обстановку [3]. С другой стороны, выведение земель из оборота может иметь положительные экологические перспективы – восстановление экосистем, повышение биоразнообразия.

Согласно многочисленным исследованиям, восстановление растительности усиливает секвестрацию углерода. Лесовозобновление на залежах в 5 раз увеличивает подземную секвестрацию углерода в первые 20 лет после вывода и также увеличивает наземную секвестрацию через 5–10 лет после вывода [4–6]. Стоит отметить, что исследования углеродного цикла на залежных землях в последнее время становятся все более актуальными в связи с возрастающим интересом к вопросам глобального изменения климата.

Неоднозначность экологической и экономической оценки последствий вывода земель из сельскохозяйственного оборота обуславливает необходимость их изучения для определения перспектив по их использованию. Однако в настоящее время ключевой проблемой остается отсутствие объективных данных о площадях, местоположении и границах залежей из-за отсутствия их системного государ-

ственного учета [2]. Это, в свою очередь, ограничивает исследования динамики сукцессии и разработку стратегий использования. Особенно слабо изучены, в сравнении с европейской частью России, залежи на Дальнем Востоке страны [2].

В Амурской области, являющейся ведущим сельскохозяйственным регионом Дальнего Востока, залежи по приблизительным оценкам занимают около 200 тыс. га [7]. Точное картирование их пространственного распределения станет основой для более глубоких фундаментальных и прикладных исследований. Всестороннее изучение залежных земель в конечном счете будет способствовать разработке региональной стратегии по их рациональному использованию, что благоприятно скажется на развитии экономического и социального потенциала области.

В настоящее время эффективное распознавание залежных земель неотъемлемо связано с использованием данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Классификация осуществляется на основе спектральных каналов, вегетационных и влажностных индексов и других характеристик, основанных на спектральном отклике объектов земной поверхности. При этом залежные земли обладают рядом специфических характеристик, которые делают их весьма сложным объектом для автоматизированного картографирования. Среди таких особенностей: разный возраст выхода из сельскохозяйственного оборота (наиболее масштабное забрасывание земель происходило в 1990-е гг., но и в XXI в. эти процессы продолжились, хотя и не так интенсивно); различные механизмы восстановления естественных ландшафтов (зарастание травянистой, кустарниковой или древесной растительностью); разные почвенно-гидрологические условия; значительное спектральное сходство с другими типами объектов (старые залежи, зарастающие древесной растительностью, будут иметь высокое сходство с лесными массивами; молодые залежи, зарастающие травянистой и кустарниковой растительностью – с лугами).

В этой связи одним из необходимых условий для успешной классификации является правильный выбор спектральных признаков, включая мультисезонные

данные вегетационных и влажностных индексов и дифференцированные индексы, выявляющие динамику растительного покрова, что является важнейшей составляющей в идентификации залежей.

Цель работы – впервые провести идентификацию залежных земель на севере Зейско-Буреинской равнины (административно в Октябрьском районе Амурской области), где, по предварительным оценкам, сосредоточены значительные площади этих угодий, с использованием мультисезонных спутниковых данных и методов машинного обучения.

Материалы и методы исследований. Территория исследований. Согласно данным Министерства сельского хозяйства Амурской области, в 2025 г. на территории области расположено 2,4 млн. га сельскохозяйственных угодий, из которых 1,5 приходится на пашню; 0,3 – на сенокосы и 0,3 – на пастбища. По приблизительным оценкам, 0,2 млн. га относится к залежным землям.

Основные сельскохозяйственные ресурсы региона сосредоточены в пределах Зейско-Буреинской равнины, где лесные ландшафты сменяются лесостепными. Зейско-Буреинская равнина характеризуется резко-континентальным климатом с чертами муссонности, значительными годовыми колебаниями температур, холодными малоснежными зимами и преобладанием осадков в летний период. Средняя многолетняя температура июля составляет 18–21 °С, января – от минус 28 до минус 24 °С. Годовое количество осадков 400–500 мм. Растительные, почвенно-гидрологические и геоморфологические условия различаются в пределах равнины.

В более приподнятой северо-восточной части (средние высоты 200–370 м над уровнем моря), ограниченной предгорьями хр. Турана, преобладают лесные ландшафты (преимущественно лиственныхничники) в сочетании с травяно-болотными редколесьями на бурых лесных (в том числе глееватых), лугово-болотных и торфяных болотных почвах. В юго-восточной пониженной (100–200 м над уровнем моря) части равнины расположены участки широколиственных лесов, состоящие в основном из дуба монгольского и березы плосколистной, которые сменяются обширными участками высокотравных лу-

говых степей (так называемых «амурских прерий»), преобладающий тип почв которых – лугово-черноземовидные, а также пойменные луговые.

Таким образом, объект исследований – Октябрьский район, расположенный в северной части равнины, в меньшей степени подходит для сельского хозяйства. Однако в советское время распахке подвергались и эти земли. Впоследствии, именно они во время кризиса 1990-х гг. в первую очередь выводились из оборота, что предопределило формирование здесь обширных залежных массивов.

Алгоритм классификации залежных земель. Формирование обучающей и тестовой выборки. Создание обучающих и тестовых полигонов проводилось с помощью визуальной верификации изображений высокого разрешения, доступных на открытых сервисах (Google Earth, Yandex. Maps). Для подтверждения статуса залежей как бывших пахотных земель использовались данные спутника Landsat 5 TM за период с 1984 г. (начало работы спутника) по 1991 г. Выбор именно такого временного диапазона обусловлен активным землепользованием в советский период и массовым забрасыванием земель после 1991 г. Несмотря на возможность бинарной классификации (залежь/не залежь), для повышения интерпретируемости и учета региональных ландшафтных особенностей было выделено четыре класса:

1) залежь – собственно залежные земли; бывшая пашня с естественным зарастанием травами, кустарниками или древесной растительностью;

2) пашня, включающая активно используемые поля;

3) лес;

4) болото (название условно) – включает переувлажненные участки (поймы, в том числе заливные луга, болота, заболоченные редколесья).

Подбор и обработка спутниковых данных. Для целей классификации использовались мультиспектральные данные Landsat с пространственным разрешением 30 м/пиксель. Мультиспектральная съемка и длительный период работы спутников делают Landsat уникальным ресурсом, хорошо подходящим для целей исследований. Однако низкая периодичность съем-

ки (около 16 дней) и значительная доля облачных снимков осложняют подбор достаточного количества изображений для качественной классификации.

Комплексным решением этих проблем является создание мультивременных (по месяцам) композитов с усреднением всех доступных малооблачных изображений. На платформе Google Earth Engine были сформированы десять композитных изображений: пять исторических (для расчета дифференцированных индексов) за май, июнь, июль, август, сентябрь 1984–1991 гг. и пять современных (аналогичные месяцы 2019–2024 гг.) [8]. Для создания композитов использовались малооблачные (менее 20 % облачности) снимки; облака и тени были замаскированы с помощью готовых битовых масок. Использование композитов позволило избежать ложного определения в залежь паровых полей, а также исключить артефакты, резко изменяющие спектральные характеристики – нелесные пожары, наводнения, засухи. Таким образом, были получены стабильные среднемноголетние значения за сезон.

По каждому композиту рассчитаны индексы:

1. *SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) – вегетационный индекс.* Подобно широко известному NDVI, он прямо коррелирует с количеством и состоянием наземной фитомассы, но при этом, в отличие от NDVI, уменьшает влияние почвенного шума, что крайне актуально для исследований на агроландшафтах. SAVI рассчитывался по формуле (1):

$$SAVI = \frac{NIR - Red}{(NIR + Red + L)} \cdot (1 + L) \quad (1)$$

где *NIR* – отражение в ближнем инфракрасном диапазоне;

Red – отражение в красном диапазоне;

L – поправочный коэффициент яркости почвы (равен 0,5).

2. *MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) – модифицированный водный индекс.* Данный индекс хорошо выделяет водные и переувлажненные поверхности, что необходимо для классификации ландшафтов с обилием заболоченных участков:

$$MNDWI = \frac{Green - SWIR1}{Green + SWIR1} \quad (2)$$

где *Green* – отражение в зеленом диапазоне;
SWIR1 – отражение в коротковолновом инфракрасном диапазоне.

Для усиления разделимости классов использованы компоненты преобразования Tasseled Cap (TC), разработанного для интерпретации данных Landsat [9]. Преобразование выделяет три компонента, соответствующих основным свойствам поверхности: яркость почвы – Brightness (далее TCB), «зеленость» – Greenness и влажность – Wetness (далее TCW). Их использование считается принятой практикой при работе с данными ДЗЗ, которая позволяет значительно повысить точность классификации [10, 11]. В данном исследовании были задействованы TCB и TCW; компонент Greenness в ходе анализа показал практически идентичные траектории с SAVI, поэтому он не использовался в классификации.

Кроме того, на основе исторических (1984–1991 гг.) и современных (2019–2024 гг.) данных рассчитан разностный индекс SAVI ($\Delta SAVI$), являющийся важнейшим маркером динамики зарастания. Положительные значения данного индекса свидетельствуют о снижении фитомассы, что может быть связано с различными длительными нарушениями растительного покрова (в случае с сельскохозяйственными землями со сменой посевных культур). Значения $\Delta SAVI$, близкие к нулевому уровню, свидетельствуют о неизменном состоянии растительного покрова, что характеризует либо естественные ландшафты, либо постоянно обрабатываемые земли. Отрицательные значения индекса указывают на рост фитомассы, что связано со сменой сукцессии (например, в случае забрасывания пашни такие значения будут свидетельствовать о возможном месторасположении залежных земель).

Выбор оптимального набора данных и классификация. Выбор наиболее информативных каналов для классификации проводился путем анализа сезонной динамики и выявления различий в траекториях индексов, «сырых» каналов и компонентов Tasseled Cap. В результате были отобраны наиболее информативные

признаки, отражающие разницу между залежными землями и остальными классами в старте и окончании вегетации, показателях пиковой биомассы, в динамике зарастания и в условиях влажности.

Классификация проводилась с помощью ансамблевого алгоритма Random Forest на основе 200 деревьев решений, без ограничения глубины дерева, со встроенной кросс-валидацией (стратифицированная, 5-фолдовая) и балансировкой классов. Выбор данного алгоритма обусловлен его производительностью и устойчивостью к переобучению и шуму.

Классификация выполнена в программном обеспечении QGIS 3.40 с использованием плагина Semi-Automatic Classification 8.5.0 (SCP) [12].

Оценка точности проводилась по независимой тестовой выборке с использованием матрицы ошибок Overall Accuracy (OA), Kappa, Producer's Accuracy (PA) и User's Accuracy (UA).

Результаты исследований и их обсуждение. Анализ сезонной динамики спектральных признаков. Анализ сезонных траекторий индексов и компонентов TC позволил выявить наиболее информативные признаки.

Сезонная динамика SAVI эффективно выделяет пашню среди других классов (рис. 1). В отличие от залежей, лесов и заболоченных территорий, демонстрирующих дугообразный ход индекса с максимумом в июле, пашня характеризуется отчетливым максимумом в августе и резким снижением в сентябре. Лесные массивы сохраняют наивысшие значения SAVI во всех месяцах, за исключением августа, когда пашня временно превосходит их по вегетационной активности. В то же время сезонный ход SAVI для залежей и заболоченных территорий практически идентичен как по абсолютным значениям, так и по траектории, что делает невозможным надежное выделение залежей только на основе вегетационных признаков. Соответственно для их дифференциации требуется привлечение влажностных признаков и исторической динамики.

Динамика влажностного индекса MNDVI (рис. 1) позволяет достаточно четко выделить класс переувлажненных территорий, которые имеют отличную

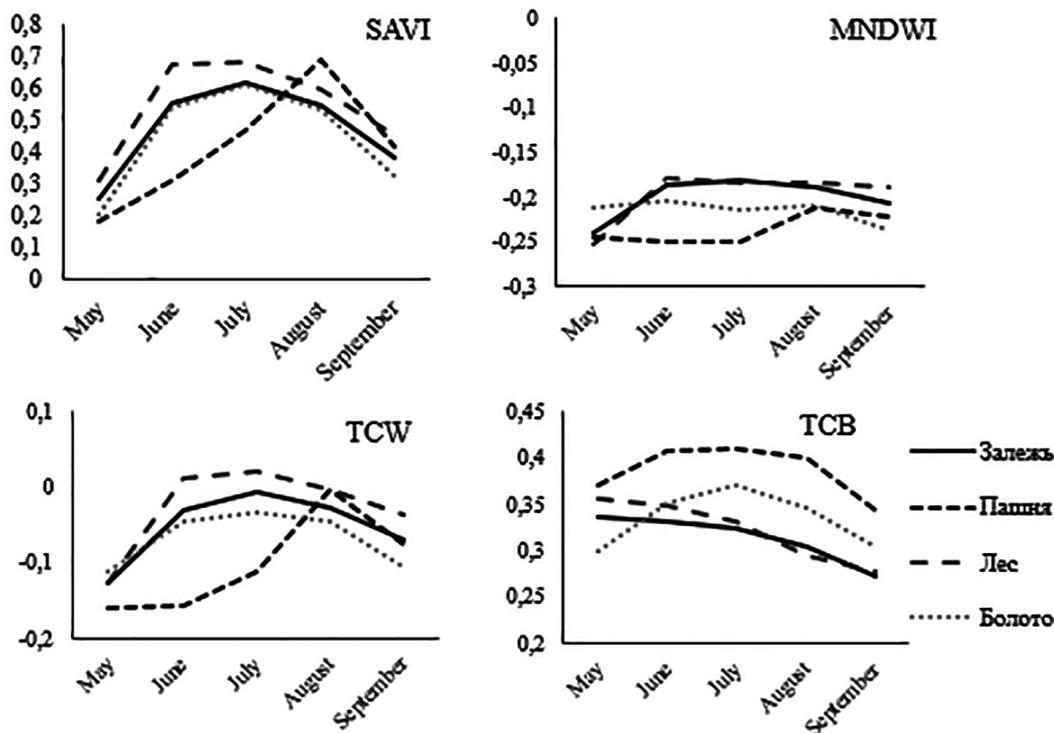


Рисунок 1 – Сезонная динамика спектральных индексов и компонентов преобразования Tasseled Cap
Figure 1 – Seasonal dynamics of spectral indices and Tasseled Cap transformation components

от других классов траекторию: с мая по июнь значения индекса почти не меняются, начиная плавно снижаться с июля по сентябрь. В то же время залежи характеризуются ростом значений с мая по июнь, практически неизменными значениями в июле, августе и снижением в сентябре. Леса имеют высокое сходство с залежными землями, однако в их пределах не происходит снижения индекса в сентябре. Сезонная динамика MNDWI пашни хорошо выделяет ее среди других классов: практически неизменные с мая по июль значения индекса характеризуются резким ростом в августе, немного снижаясь в сентябре. Таким образом, MNDWI эффективно разделяет болота и пашню, но не позволяет надежно дифференцировать лес и залежь без привлечения дополнительных признаков.

Использование TCW (рис. 1) улучшает разделение леса и залежей в июне – сентябре, при этом лесные массивы в этот период имеют стабильно более высокие значения. Сезонный анализ TCB (рис. 1) показал, что наибольшие различия между всеми четырьмя классами достигаются в мае, июне и августе.

Проведенный анализ показывает, что ни один индекс в отдельности не обеспечивает полной разделимости классов, поэтому комбинация мультитременных траекторий является обязательным условием для достижения надежных результатов классификации.

Роль дифференцированного индекса $\Delta SAVI$. Добавление в набор индекса $\Delta SAVI$, рассчитанного из современных снимков (2019–2024 гг.) и композитов, созданных на основе исторических данных (1984–1991 гг.), является важнейшим шагом к успешной классификации, поскольку разностный индекс учитывает долговременную динамику зарастания территории, что становится определяющим фактором в выделении залежных земель. При этом, хотя $\Delta SAVI$ отражает результат долговременных изменений, его использование в качестве единственного признака не обеспечивает надежное разделение классов, поскольку аналогичные изменения растительности могут возникать и на других участках, например, в результате лесовосстановительных работ или при интенсивном восстановлении

растительного покрова после нарушений (пожаров, вырубок). Именно поэтому для повышения точности классификации необходим комплексный подход, учитывающий не только многолетнюю, но и сезонную динамику различных спектральных характеристик.

В ходе анализа было определено, что залежным землям соответствуют отрицательные значения ($\Delta\text{SAVI} \leq -0,2$), что отражает переход от более низких показателей исторического SAVI в период активного оборота сельскохозяйственных земель (до 1991 г.) к более высоким для современного SAVI, соответствующим естественным ландшафтам (густому травяному покрову, кустарникам, молодому лесу). В ходе анализа для классификации были выбраны июньские значения SAVI как для современных, так и для исторических данных, по которым был рассчитан ΔSAVI , поскольку именно июньские значения этого индекса давали наибольшие различия для всех выделенных классов.

Наборы признаков и итоговая классификация. Учитывая высокую корреляцию между MNDWI и TCW, было сформировано три набора данных (табл. 1), каждый из которых, помимо прочего, включал либо TCW, либо MNDWI, либо оба признака.

Оценка точности результатов классификации, проведенная по трем наборам данных, показала, что наилучших результатов модель достигает при использовании набора с TCW (набор 1); общая точность (OA) модели в этом случае составила 94,8 %, Карра для всей модели 0,93, а точность идентификации класса залежь (Producer's accuracy) 81,3 %. При классификации с использованием двух других наборов точность выявления зале-

жей снижалась примерно на 5 %. Таким образом, TCW превосходит MNDWI при разделении классов, благодаря большей чувствительности к влажности растительного покрова, а не только к водной поверхности. При этом совместное использование TCW и MNDWI не улучшает, а снижает точность, по всей видимости, вследствие избыточности признаков. Полученные данные подтверждаются работами, сравнивающими эффективность водных индексов с TCW (например, авторы исследования, посвященного выявлению водных объектов в бассейнах рек Мюррей и Дарлинг (юго-восток Австралии), пришли к выводу, что MNDWI хорошо работает на участках открытых водоемов, в то время как TCW лучше всего подходит для водно-болотных угодий [13]).

Полученные оценки точности доказывают эффективность использования мультииндексного, мультисезонного набора признаков и сопоставимы с результатами классификации сельскохозяйственных земель (включая залежи) с помощью временных рядов NDVI, проведенной в соседнем регионе (Хабаровском крае) [14, 15].

Хотя классификация по лучшему набору данных (набор 1) продемонстрировала высокую точность модели, важной проблемой остается спектральное пересечение залежей и переувлажненных территорий. Попытки использования «сырых» каналов (SWIR) и дополнительных водных индексов не привели к значимому улучшению результатов. Кроме того, визуальный анализ показал, что в некоторых случаях может происходить недооценка молодых залежей (возрастом моложе десяти лет). Эти ограничения подчеркивают необходимость проведения дальнейших исследований, направленных на повыше-

Таблица 1 – Наборы признаков для классификации

Table 1 – Feature sets for classification

Набор	Ключевые признаки	OA, %	Карра	РА залежей, %	UA залежей, %
1	SAVI, ΔSAVI , TC_Brightness TCW	94,8	0,93	81,3	97,8
2	SAVI, ΔSAVI , TC_Brightness MNDWI	93,0	0,86	76,3	96,6
3	SAVI, ΔSAVI , TC_Brightness TCW + MNDWI	92,3	0,84	75,9	97,4

ние качества модели и разработку новых признаков для точной дифференциации сложных классов.

По результатам выполненной классификации (рис. 2) площадь залежных земель Октябрьского района составила около 32 тыс. га или 18 % земель сельскохозяйственного назначения. Этот показатель в два раза превышает значение, рассчитанное в целом для области (9 %), что подтверждает первоначальное предположение о более масштабном выводе земель из сельскохозяйственного оборота на севере Зейско-Буреинской равнины по сравнению с более южными районами. Наибольшие площади залежей Октябрьского района сосредоточены на востоке, что обусловлено почвенно-гидрологическими условиями. Западная часть района практически полностью занята плодородными лугово-черноземовидными почвами, восток территории характеризуется преимущественным развитием бурых лесных, дерново-подзолистых глеевых и глееватых, а также торфянистых почв, слабо подходящих под задачи земледелия.

Этот вывод дополнительно подтверждается результатом сопоставления полученных данных с почвенной картой, где установлено, что лугово-черноземовидные почвы занимают 54,8 % территории Октябрьского района, при этом на них приходится 42,7 % всех залежей. Напротив, менее плодородные почвы – бурые лесные, дерново-подзолистые глееватые и другие (45,2 % площади) содержат 57,3 % выявленных залежей. Доля заброшенных угодий на плодородных почвах составляет 8,8 %, а на малопродуктивных – 14,2 %.

Заключение. Проведенное исследование продемонстрировало высокую эффективность мультииндексного и мультисезонного подхода к идентификации залежных земель на севере Зейско-Буреинской равнины (Октябрьский район Амурской области). При этом интегративное использование сезонных траекторий вегетационных индексов и компонентов преобразования Tasseled Cap с дифференцированным индексом SAVI оказалось ключевым фактором, обеспечившим успешную классификацию. Такой подход позволил преодолеть проблему высокого спектрального сходства между залежами и различными типами естественных

ландшафтов. С другой стороны, использование мультитременных композитов с рассчитанными среднемноголетними спектральными показателями по каждому месяцу современного (2019–2024 гг.) и исторического (1984–1991 гг.) периодов помогло исключить ложные срабатывания на паровых полях и кратковременных нарушениях растительного покрова, таких как низовые низкоинтенсивные пожары, засухи, наводнения.

В конечном итоге, модель на основе ансамбля Random Forest достигла точности производителя (РА) 81,3 % при идентификации залежей, что значительно превышает данные точности, полученные в работах с использованием других методик [16, 17]. Например, в работе, посвященной выявлению неиспользуемых земель в Европейской части России, точность (РА, UA) классификации залежей составила примерно 65 % [17].

Залежи, выявленные в результате классификации, занимают 18 % от общей площади сельскохозяйственных угодий Октябрьского района, значительно превосходят среднеобластной показатель, что подтвердило гипотезу о первоочередном выводе из сельскохозяйственного оборота низкопродуктивных земель. Полученная карта впервые дала объективную основу для системной инвентаризации и создания регионального кадастра залежных земель, отсутствующих в данный момент.

Несмотря на хорошие результаты классификации имеются значительные перспективы по их совершенствованию. Среди основных направлений дальнейшей работы, в первую очередь, следует отметить возрастную стратификацию залежей на основе выделения стадий сукцессии. Разделение залежей на основе их возраста несет практический смысл, поскольку именно молодые залежи являются более перспективными для возвращения в сельскохозяйственный оборот под интенсивное земледелие.

Таким образом, результаты исследований являются первым этапом на пути к детальному картографированию залежей на территории Амурской области. Это открывает путь к научно-обоснованной региональной стратегии по использованию залежных земель с учетом экологических вопросов и экономических выгод.

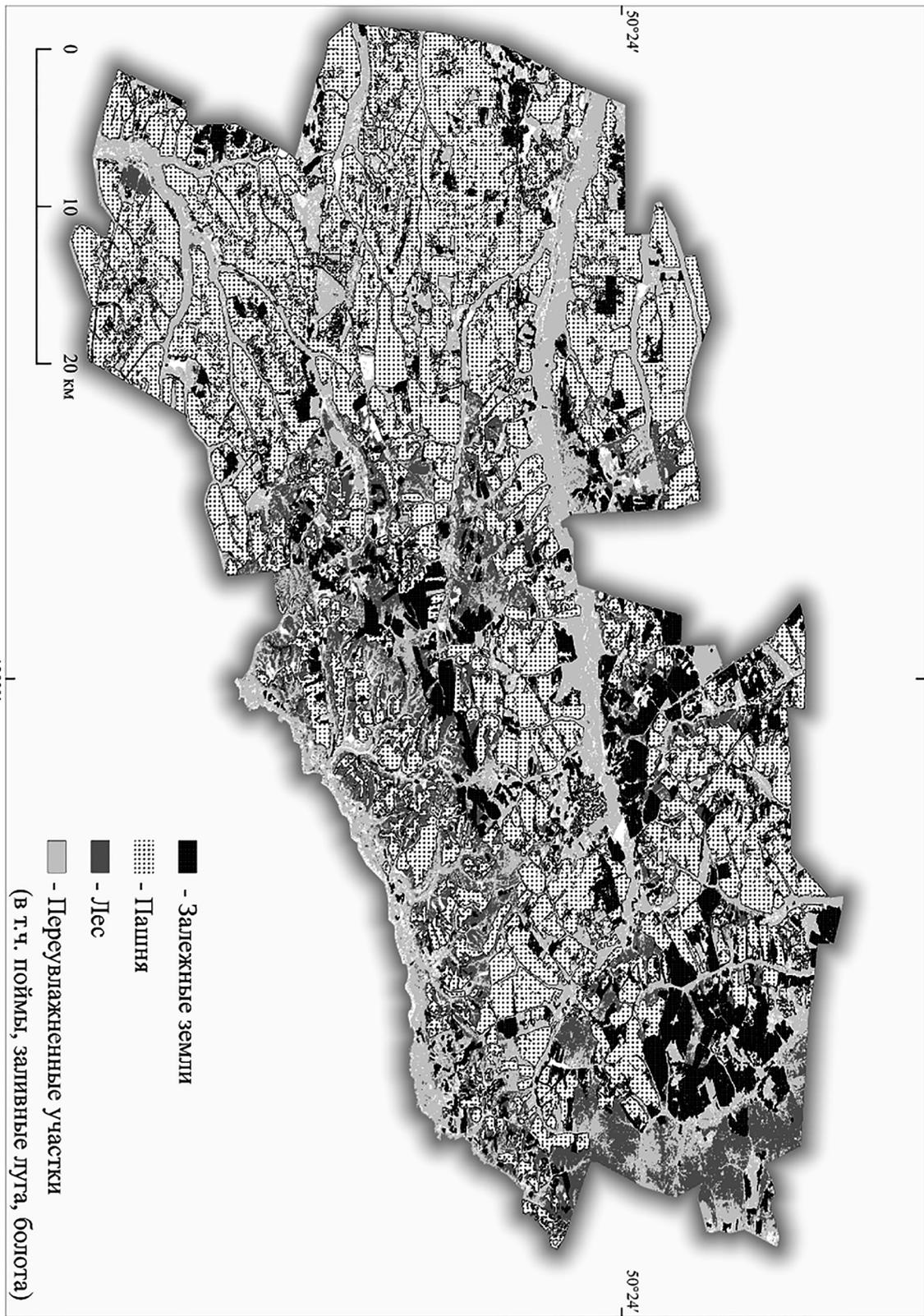


Рисунок 2 – Результаты классификации залежных земель
Figure 2 – Results of abandoned land classification

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Meyfroidt P., Schierhorn F., Prishchepov A. V. Drivers, constraints and trade-offs associated with recultivating abandoned cropland in Russia, Ukraine and Kazakhstan // *Global Environmental Change*. 2016. Vol. 37. P. 1–15. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2016.01.003.
2. Нечаева Т. В. Залежные земли России: распространение, агроэкологическое состояние и перспективы использования (обзор) // *Почвы и окружающая среда*. 2023. Т. 6. № 2. doi: 10.31251/pos.v6i2.215. EDN GAOIEM.
3. Агроэкологическое состояние и перспективы использования земель России, выбывших из активного сельскохозяйственного оборота / под ред. Г. А. Романенко. М. : Росинформротех, 2008. 64 с.
4. Cheng M., Xue Z., Xiang Y. Soil organic carbon sequestration in relation to revegetation on the Loess Plateau, China // *Plant Soil*. 2015. Vol. 397. P. 31–42. doi: 10.1007/s11104-015-2486-5.
5. Kuemmerle T., Olofsson P., Chaskovsky O. Post-Soviet farmland abandonment, forest recovery, and carbon sequestration in western Ukraine // *Global Change Biology*. 2011. doi: 10.1111/j.1365-2486.2010.02333.x.
6. Zhou Sh., Shengjie Zh., Tiexi Ch., Ning Z. The impact of cropland abandonment of post-Soviet countries on the terrestrial carbon cycle based on optimizing the cropland distribution map // *Biology*. 2022. Vol. 11. P. 620. doi: 10.3390/biology11050620.
7. Лаврова Н. А., Кидяева Н. А. Эффективность использования земли в Амурской области // *Вестник Алтайской академии экономики и права*. 2019. № 4–2. С. 228–233. EDN BPKJQH.
8. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone // *Remote Sensing of Environment*. 2017. Vol. 202. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
9. Huang C., Wylie B., Yang L. Derivation of a Tasseled Cap transformation based on Landsat 7 At-satellite reflectance // *International Journal of Remote Sensing*. 2002. Vol. 23. P. 1741–1748. doi: 10.1080/01431160110106113.
10. Şimşek F. F., Durduran S. Land cover classification using Land Parcel Identification System (LPIS) data and open source Eo-Learn library // *Geocarto International*. 2022. Vol. 38. No. 1. P. 19. doi: 10.1080/10106049.2022.2146760.
11. Zhai Y., Roy D. P., Martins V. S. Conterminous United States Landsat-8 top of atmosphere and surface reflectance tasseled cap transformation coefficients // *Remote Sensing of Environment*. 2022. Vol. 274. P. 112992. doi: 10.1016/j.rse.2022.112992.
12. Congedo L. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS // *Journal of Open Source Software*. 2021. No. 6 (64). P. 3172. doi: 10.21105/joss.03172.
13. Ticehurst C., Teng J., Sengupta A. Development of a multi-index method based on Landsat reflectance data to map open water in a complex environment // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. No. 5. P. 1158. doi: 10.3390/rs14051158.
14. Степанов А. С., Дубровин К. Н., Верхотуров А. Л., Асеева Т. А. Особенности проведения классификации сельскохозяйственных земель Хабаровского края с использованием спутниковых данных // *Дальневосточный аграрный вестник*. 2022. Т. 16. № 4. С. 54–62. doi: 10.22450/199996837_2022_4_54. EDN TNLGXV.
15. Illarionova L., Dubrovin K., Fomina E. Multi-sensor NDVI time series for crop and fallow land classification in Khabarovsk krai, Russia // *Sensors*. 2025. Vol. 25. No. 18. P. 5746. doi: 10.3390/s25185746. EDN AUVZXR.
16. Lesiv M., Shchepaschenko D., Moltchanova E. Spatial distribution of arable and abandoned land across former Soviet Union countries // *Scientific Data*. 2018. Vol. 5. P. 180056. doi: 10.1038/sdata.2018.56.
17. Yin H., Prishchepov A. V., Kuemmerle T. Mapping agricultural land abandonment from spatial and temporal segmentation of Landsat time series // *Remote Sensing of Environment*. 2018. Vol. 210. P. 12–24. doi: 10.1016/j.rse.2018.02.050. EDN UYLGCB.

References

1. Meyfroidt P., Schierhorn F., Prishchepov A. V. Drivers, constraints and trade-offs associated with recultivating abandoned cropland in Russia, Ukraine and Kazakhstan. *Global Environmental Change*, 2016;37:1–15. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2016.01.003.

2. Nechaeva T. V. Abandoned lands of Russia: distribution, agroecological condition and prospects of use (review). *Pochvy i okruzhayushchaya sreda*, 2023;6;2. doi: 10.31251/pos.v6i2.215 (in Russ.).
3. Romanenko G. A. (Eds.). *Agroecological condition and prospects for the use of Russian lands that have been eliminated from active agricultural turnover*, Moscow, Rosinformagrotekh, 2008, 64 p. (in Russ.).
4. Cheng M., Xue Z., Xiang Y. Soil organic carbon sequestration in relation to revegetation on the Loess Plateau, China. *Plant Soil*, 2015;397:31–42. doi: 10.1007/s11104-015-2486-5.
5. Kuemmerle T., Olofsson P., Chaskovskyy O. Post-Soviet farmland abandonment, forest recovery, and carbon sequestration in western Ukraine. *Global Change Biology*, 2011. doi: 10.1111/j.1365-2486.2010.02333.x.
6. Zhou Sh., Shengjie Zh., Tiexi Ch., Ning Z. The impact of cropland abandonment of post-Soviet countries on the terrestrial carbon cycle based on optimizing the cropland distribution map. *Biology*, 2022;11:620. doi: 10.3390/biology11050620.
7. Lavrova N. A., Kidyayeva N. A. Land use efficiency in the Amur region. *Vestnik Altaiskoi akademii ekonomiki i prava*, 2019;4–2:228–233. EDN BPKJQH (in Russ.).
8. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 2017;202. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
9. Huang C., Wylie B., Yang L. Derivation of a Tasseled Cap transformation based on Landsat 7 At-satellite reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 2002;23:1741–1748. doi: 10.1080/01431160110106113.
10. Şimşek F. F., Durduran S. Land cover classification using Land Parcel Identification System (LPIS) data and open source Eo-Learn library. *Geocarto International*, 2022;38;1:19. doi: 10.1080/10106049.2022.2146760.
11. Zhai Y., Roy D. P., Martins V. S. Conterminous United States Landsat-8 top of atmosphere and surface reflectance tasseled cap transformation coefficients. *Remote Sensing of Environment*, 2022;274:112992. doi: 10.1016/j.rse.2022.112992.
12. Congedo L. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 2021;6(64):3172. doi: 10.21105/joss.03172.
13. Ticehurst C., Teng J., Sengupta A. Development of a multi-index method based on Landsat reflectance data to map open water in a complex environment. *Remote Sensing*, 2022;14;5:1158. doi: 10.3390/rs14051158.
14. Stepanov A. S., Dubrovin K. N., Verkhoturov A. L., Aseeva T. A. Features of the classification of agricultural lands of the Khabarovsk krai using satellite data. *Dal'nevostochnyi agrarnyi vestnik*, 2022;16;4:54–62. doi: 10.22450/199996837_2022_4_54. EDN TNLGXV (in Russ.).
15. Illarionova L., Dubrovin K., Fomina E. Multi-sensor NDVI time series for crop and fallow land classification in Khabarovsk krai, Russia. *Sensors*, 2025;25;18:5746. doi: 10.3390/s25185746. EDN AUVZXR.
16. Lesiv M., Shchepaschenko D., Moltchanova E. Spatial distribution of arable and abandoned land across former Soviet Union countries. *Scientific Data*, 2018;5:180056. doi: 10.1038/sdata.2018.56.
17. Yin H., Prishchepov A. V., Kuemmerle T. Mapping agricultural land abandonment from spatial and temporal segmentation of Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 2018;210:12–24. doi: 10.1016/j.rse.2018.02.050. EDN UYLGCB.

© Масютина Ю. А., 2025

Статья поступила в редакцию 13.11.2025; одобрена после рецензирования 03.12.2025; принята к публикации 05.12.2025.

The article was submitted 13.11.2025; approved after reviewing 03.12.2025; accepted for publication 05.12.2025.

Информация об авторе

Масютина Юлия Анатольевна, кандидат географических наук, научный сотрудник, Институт геологии и природопользования Дальневосточного отделения РАН, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8305-4116>, AuthorID: 1179571, ellada308@mail.ru

Information about the author

Yulia A. Masyutina, Candidate of Geographical Sciences, Researcher, Institute of Geology and Nature Management of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8305-4116>, AuthorID: 1179571, ellada308@mail.ru