

Анализ изменений землепользования в Среднем Поволжье по данным Landsat для оценки потенциала возврата заброшенных пахотных земель в сельскохозяйственный оборот

М. А. Иванов, А. М. Гафуров

*Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, 420008, Россия
E-mail: maximko-87@mail.ru*

Для территории Среднего Поволжья Российской Федерации по данным Landsat проведено распознавание структуры землепользования для трёх периодов: 1984–1989, 1999–2003 и 2018–2022 гг. Для каждого из них средствами Google Earth Engine подготовлены безоблачные композиты спектральных каналов и статистических метрик по шести индексам, созданы обучающие выборки по шести классам выделяемых земель: водоёмы, леса, луга, пашня, антропогенные объекты, малоэтажная застройка. Проведена классификация алгоритмом Random Forest. Точность распознавания как общая, так и по классам составила более 96 % для каждого периода. На основе растров с результатами классификации построена карта траекторий изменений землепользования и земного покрова. На основе траекторий проведена детальная количественная и пространственная оценка потенциала возврата в сельскохозяйственный оборот неиспользуемых пахотных земель. Учитывалась возможность и целесообразность их возврата с учётом их текущего использования и давности забрасывания. Из 4,66 млн га выведенной из оборота пашни 3,6 млн га возможно вновь обработать с наименьшими затратами, а 620 тыс. га невозможно вернуть. Кроме того, была проанализирована структура современной используемой пашни.

Ключевые слова: землепользование, земной покров, динамика, Landsat, Random Forest, траектории, заброшенная пашня, возврат в сельскохозяйственный оборот

Одобрена к печати: 14.03.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201

Введение

Агропромышленный комплекс Среднего Поволжья имеет всероссийское значение. Сельское хозяйство характеризуется в сравнении с другими районами более высокой эффективностью, что связано с весьма благоприятными природными условиями. Главное место в структуре агропромышленного комплекса занимает земледелие. Региону принадлежит ведущее место в России по производству зерна, в том числе ценной зерновой культуры — пшеницы, главным образом яровой. Возделывается также повсеместно ячмень, особенно в юго-восточной части района. По производству горчицы Поволжье занимает первое место в России. Огромное значение имеют овощебахчевые культуры, которые вывозятся во многие районы страны. Кроме того, выращиваются рис, подсолнечник, просо, гречиха, кукуруза и другие культуры (Морозова и др., 2017).

В текущих экономических условиях рациональное использование сельскохозяйственных земель данной территории становится особенно актуальной задачей. Для этого необходима количественная и качественная оценка земельных ресурсов, что в настоящее время проводится в основном по справочным данным в форме основного и текущего учёта. Формой основного учёта является инвентаризация земель, которая проводится не во всех регионах и не имеет обязательного характера. Текущий учёт земель, осуществляемый в форме государственного кадастрового учёта, не в силах решить все проблемы, поскольку многие земельные участки поставлены на учёт декларативно (Люри, 2010; Морозова и др., 2017).

Это определяет научную значимость и актуальность количественной оценки и пространственной структуры используемых и заброшенных пахотных угодий Среднего Поволжья с использованием наиболее современных информационных технологий.

Актуальность решения этой проблемы также обусловлена Постановлением Правительства Российской Федерации (РФ) от 14 мая 2021 г. № 731 (Постановление..., 2021), в котором одними из основных целей значатся «получение достоверных и актуальных сведений о количественных характеристиках и границах земель сельскохозяйственного назначения» и «вовлечение в оборот земель сельскохозяйственного назначения площадью не менее 13 234,8 тыс. гектаров к концу 2031 года», в том числе не менее 8856,4 тыс. га неиспользуемой пашни, вовлечение которой необходимо для отрасли растениеводства до конца 2025 г.

Для территории постсоветского пространства уже проводился ряд исследований по выявлению и оценке используемой и заброшенной пашни на основе анализа разновременных снимков и временных рядов данных MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer):

- Центральная и Восточная Европа, включая Россию 1990–2009 гг. (Schierhorn et al., 2013), 2004–2006 гг. (Alcantara et al., 2013), 2001–2012 гг. (Estel et al., 2015);
- территория постсоветской Центральной Азии 2003–2016 гг. (Löw et al., 2018);
- территория всего постсоветского пространства 2010 г. (Lesiv et al., 2018).

По данным Landsat:

- Восточная Европа и Россия 1990–2000 гг. (Prishchepov et al., 2012a, b, 2013);
- европейская часть России и Казахстан 1990–2010 гг. (Kraemer et al., 2015);
- Казахстан 2009–2014 гг. (Löw et al., 2015).

Для ряда участков на территории Среднего Поволжья подобная работа проводилась авторами исследования (Иванов и др., 2017а, б).

Согласно этим исследованиям, массовое забрасывание пахотных земель на территории современной России произошло после развала СССР, при этом пик забрасывания пришёлся на конец 1990-х и начало 2000-х гг. Поэтому для получения актуальных данных и учёта всей заброшенной пашни целесообразно изучить три временных среза: конец 1980-х гг., конец 1990-х – начало 2000-х гг. и современный период.

Из используемых подходов наиболее рациональным представляется классификация землепользования за разные периоды и расчёт траекторий изменений (Kraemer et al., 2015; Löw et al., 2015). Такая методика позволяет провести глубокий анализ произошедших изменений и получить адекватные и обоснованные данные о возможности возврата неиспользуемой пашни в оборот, в отличие от подхода, при котором для выявления заброшенных пахотных угодий для каждого периода распознаётся только два класса: пашня и не пашня.

В настоящее время существует достаточно большое количество глобальных моделей структуры и динамики землепользования и земного покрова, так называемые модели LULC (*англ.* Land Use/Land Cover) и LULCC (*англ.* Land Use/Land Cover Change). Данные модели пытаются провести статистические обобщения для распознавания наиболее вероятного типа землепользования в пикселе. Наибольшее распространение получили следующие модели:

- GlobCover 2009 (*англ.* Global Land Cover Map). Создана на основе данных сенсора MERIS (*англ.* Medium Resolution Imaging Spectrometer), установленного на спутнике Envisat, с пространственным разрешением 300 м; временной охват — 2009 г. (Arino et al., 2008);
- MCD12Q1.006 MODIS Land Cover Type Yearly Global 500m. Пять классификаций земного покрова с разрешением 500 м, полученных по данным MODIS. Ежегодные данные 2001–2023 гг. (Friedl et al., 2010);
- Copernicus 100 m Global Land Cover 2015–2019. Ежегодная модель землепользования с разрешением 100 м 2015–2019 гг., созданная по данным Proba-V и Sentinel-2 (Buchhorn et al., 2020);
- GLC30 (*англ.* GlobeLand30). Разрешение — 30 м. Исходные данные — Landsat. Временной охват — 2000, 2010, 2020 гг. (Chen et al., 2015);
- Global land cover and land use 2019. Модель землепользования и земного покрова 2019 г. с разрешением 30 м, созданная по данным Landsat (Hansen et al., 2022);

- Global Land Cover and Land Use Change, 2000–2020. Модели динамики землепользования и земного покрова 2000, 2005, 2010, 2015 и 2020 гг. с разрешением 30 м, построенные по данным Landsat (Potapov et al., 2022);
- GLanCE30 (*англ.* Global Land Cover Mapping and Estimation Yearly 30 m V001). Ежегодная модель земного покрова (2001–2019) 30-метрового разрешения, полученная по данным Landsat-5...-8 (Arevalo et al., 2022);
- GLC_FCS30D (*англ.* global 30 m land-cover dynamic monitoring product with fine classification system). 30-метровые модели земного покрова 1985–2022 гг., построенные по данным Landsat с периодичностью пять лет до 2000 г. и ежегодно после 2000 г. (Zhang et al., 2024);
- ESRI 10m Annual Land Cover (2017–2023). Ежегодные 2017–2023 гг. модели земного покрова с разрешением 10 м, созданные по данным Sentinel-2 (Karra et al., 2021);
- Dynamic World. Модели землепользования и земного покрова 2015–2023 гг. с разрешением 10 м, получаемые по данным Sentinel-2. Обновление модели с периодичностью появления данных Sentinel-2 (Brown et al., 2022);
- ESA (*англ.* European Space Agency) WorldCover 10m v200. Модель земного покрова 10 м разрешения 2021 г., созданная по данным Sentinel-1 и Sentinel-2 (Zanaga et al., 2022);
- В России сотрудниками Института космических исследований РАН на основе данных MODIS была разработана модель растительного покрова России с разрешением 230 м (Барталев и др., 2016).

Модели с разрешением 100 м и больше не позволяют выделить границы возделываемых и неиспользуемых земель с высокой точностью. Не подходят и модели, не охватывающие весь рассматриваемый период, в первую очередь созданные по данным Sentinel-2. Кроме того, их нельзя использовать для отдельных рассматриваемых периодов, поскольку для получения сопоставимых результатов необходимо соблюдать единую методику при подготовке и анализе данных за каждый временной срез, т.е. использовать одинаковые по параметрам исходные данные и алгоритмы распознавания. Единственной удовлетворяющей этим требованиям моделью является GLC_FCS30D, однако авторы указывают, что её достоверность составляет 73–80 % (Zhang et al., 2024).

Таким образом, для оценки потенциала возврата в оборот неиспользуемой пашни в Среднем Поволжье целесообразно выполнить собственное дешифрирование структуры земель по разновременным данным Landsat и провести анализ траекторий изменений.

Основной целью исследования является картирование заброшенной пашни в период 1984–2022 гг. на территории Среднего Поволжья РФ по данным Landsat и оценка потенциала возврата этих земель в сельскохозяйственный оборот.

Для этого был решён ряд задач:

- подготовка композитов мультиспектральных данных Landsat-4...-9 и их производных за бесснежные сезоны для трёх периодов: 1984–1989, 1999–2003 и 2018–2022 гг.;
- подготовка обучающих выборок основных классов землепользования и земного покрова для каждого периода;
- распознавание структуры земель алгоритмом Random Forest для каждого периода и оценка достоверности результатов;
- создание интегральной карты траекторий изменений землепользования;
- оценка потенциала возврата заброшенных пахотных земель в сельскохозяйственный оборот с учётом давности забрасывания и их современного использования.

Материалы и методы

Территория исследования

Территория исследования включает в себя шесть субъектов РФ: Республику Марий Эл, Республику Татарстан, Чувашскую Республику, Ульяновскую, Самарскую и Саратовскую области (табл. 1). Регион расположен в пределах трёх ландшафтных зон: юга лесной, лесостепной и степной. Общая площадь составляет 301 870 км².

Таблица 1. Структура территории исследования

Субъект РФ	Площадь, км ²	Доля от площади Среднего Поволжья, %
Республика Марий Эл	23 395,95	7,8
Республика Татарстан	67 999,25	22,5
Чувашская Республика	18 397,55	6,1
Ульяновская область	37 254,08	12,3
Самарская область	53 505,39	17,7
Саратовская область	101 319,26	33,6
Всего	301 871,49	100,0

Исходные данные

В качестве исходных были использованы данные Landsat Collection 2, Level-2 Science Products (SR, *англ.* Success Rockets), Tier 1 за бесснежный период (май—октябрь): Landsat-4, -5 TM (*англ.* Thematic Mapper) для 1984–1989 гг.; Landsat-7 ETM+ (*англ.* Enhanced Thematic Mapper Plus) для 1999–2003 гг.; Landsat-8, -9 OLI (*англ.* Operational Land Imager) для 2018–2022 гг.

Средствами Google Earth Engine были рассчитаны двухмесячные композиты (май—июнь, июль—август, сентябрь—октябрь) безоблачных данных, каждый из которых включает медианные значения спектральных каналов 1–5 и 7 для Landsat-4, -5, -7 и каналов 2–7 для Landsat-8, -9. Также были рассчитаны статистические метрики (среднее, медиана, максимум, стандартное отклонение) по шести индексам: NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) (Rouse et al., 1974), EVI2 (*англ.* Enhanced Vegetation Index 2) (Jiang et al., 2008), TSAVI (*англ.* Transformed Soil Adjusted Vegetation Index) (Baret et al., 1989), LSWI (*англ.* Land Surface Water Index) (Xiao et al., 2004), MuWIR (*англ.* Revised Multi-Spectral Water Index) (Wang et al., 2018), NSDS (*англ.* Normalized Shortwave Infrared Difference Soil-Moisture) (Nguyen et al., 2021). Все данные были объединены в единые композиты для каждого из рассматриваемых периодов.

Подготовка обучающих выборок

В первую очередь была подготовлена обучающая выборка для классификации основных типов землепользования и земного покрова за современный период (2018–2022). В силу большого территориального охвата и невозможности проведения достаточного количества наземных наблюдений при создании обучающей выборки для дешифрирования современной структуры земель были использованы разновременные (за период 2018–2022 гг.) спутниковые снимки сверхвысокого разрешения из архива Maxar Technologies (GeoEye-1, -2; WorldView-2, -3; Ikonos-1, -2 и др.), представленные в программе Google Earth. Таким образом были соблюдены принятые требования к качеству обучающих и контрольных данных (Biging et al., 1998; Congalton, Biging, 1992; Congalton, Green, 2019; Hammond, Verbyla, 1996; Stehman, 1999). В ходе выбора эталонных участков визуально оценивалось изображение каждого класса земель на снимках Landsat в вариантах синтеза «естественные цвета» и SWIR1-NIR-Red. Такой подход позволил определить паттерны (дешифровочные признаки) для соз-

дания надёжных обучающих выборок только по снимкам Landsat для периодов 1984–1989 и 1999–2003 гг., для которых нет снимков сверхвысокого разрешения.

На основе выборки за современный период были созданы эталоны для двух других периодов. Без изменений оставались эталоны, где не произошло изменений землепользования. Полигонам, где изменения произошли, присваивался соответствующий актуальному классу код. Таким образом были получены максимально схожие обучающие выборки для разных периодов и было минимизировано влияние субъективного фактора при выборе эталонов на результаты классификации.

В качестве эталонных участков выступали векторные квадратные полигоны со стороной 90 м, что соответствует участку 3×3 пикселя на 30-метровых каналах Landsat. Обучающая выборка создавалась для шести классов землепользования и земного покрова. Каждому полигону в таблице атрибутов присваивался соответствующий код: 1 — водные объекты, 2 — лесопокрываемые территории, 3 — луга, 4 — используемая пашня, 5 — антропогенные объекты, 6 — малоэтажная застройка.

Для каждого класса были определены дешифровочные признаки. Наиболее простым классом являются водоёмы, отображающиеся на снимках тёмно-синим, почти чёрным цветом. Подавляющая часть полигонов выборки была отобрана на водохранилищах Волги и Камы. Леса хорошо распознаются по зелёному цвету (разного оттенка в зависимости от породного состава), характерному рисунку (зернистой текстуре, создаваемой кронами деревьев), падающей тени. В осенний и зимний период также важен цвет (желтеющая листва в лиственных и смешанных лесах, зелёные кроны хвойных пород зимой).

Особое внимание стоит уделить классу травянистой растительности (лугам). В силу того, что этот класс является не целевым для распознавания, а также по причине схожести спектральных характеристик, в этот класс были включены гигрофитные пойменные луга, мезо- и ксерофитные луга, приуроченные к склонам речных долин. В этот же класс были отнесены участки заброшенной пашни, которая в зависимости от давности забрасывания сначала зарастает травостоем одного-двух видов, а далее разнотравьем, которое на снимках хорошо распознаётся по характерному рисунку, создаваемому ассоциациями, несмотря на то, что во многих случаях сохраняются границы полей и даже следы распашки. Особенно это характерно для южной части Саратовской области. Кроме того, в этот класс были отнесены сфагновые болота (сплавины). Поскольку подготовка обучающей выборки — процесс итеративный, её создание сопровождалось проведением тестовых классификаций. Изначально болота были отнесены в отдельный класс, но результаты тестового распознавания показали низкую достоверность их выделения. Более того, из-за этого снижалась точность детектирования лугов. Поэтому было принято решение объединить этот класс с луговой растительностью.

Используемая пашня на снимках сверхвысокого разрешения легко детектируется по цветам почв после первичной обработки, ранним всходам озимых культур (когда естественный травостой ещё не взойшёл), стерне и пожнивным остаткам после уборки урожая и текстуре, создаваемой бороздами от распашки, в некоторых случаях по ортогональным границам полей.

На участках пашни, предположительно занятых посевами многолетних трав, эталонные полигоны не создавались, поскольку визуально на снимках эти земли невозможно отличить от заброшенной зарастающей пашни. Если такое поле хотя бы один раз в соответствующий пятилетний период распахивалось, то алгоритмом классификации оно будет отнесено к классу пашни, если нет — то к классу луга. Однако если на таких полях проводятся укосы, то значения стандартного отклонения индексов будет выше, чем у естественного травостоя, следовательно, они будут распознаны как пашня.

В качестве эталонных участков для распознавания антропогенных объектов выступали крупные здания (склады и цеха на территории промышленных предприятий, торговые центры), бетонные и заасфальтированные участки промплощадок, парковок, взлётно-посадочных полос аэропортов, а также карьеры и отсыпка строительных площадок. Для малоэтажной застройки выбирались участки на территориях сёл, деревень, зон индивидуальной жилой застройки и садовых товариществ.

Изначально было создано по 200 эталонных полигонов для каждого из шести классов (т.е. 1800 пикселей данных Landsat), насколько возможно равномерно распределённых по исследуемой территории.

После ряда тестовых классификаций и последующих корректировок на основании выявляемых ошибок общий объём обучающей выборки для современного периода составил 1718 полигонов (15 642 пикселя Landsat), для периода 1999–2003 гг. — 1757 полигонов, 1984–1989 гг. — 1783.

Несмотря на различное количество эталонов для разных классов, обучающая выборка балансируется на этапе классификации и составляет 1000 пикселей на каждый класс.

Классификация и оценка точности

Классификация проводилась в Google Earth Engine алгоритмом Random Forest с 30 деревьями отдельно для каждого периода. Для оценки точности использовались 500 эталонных пикселей на каждый класс, не участвовавшие в обучении модели. Были построены матрицы ошибок, вычислены ошибки оmissии и комиссии, F1-меры, коэффициент Каппа, общая точность (*англ.* overall accuracy).

Расчёт траекторий изменений

Растр траекторий изменений землепользования (*рис. 1*, см. с. 192) рассчитывался по формуле:

$$T = LU_{1989} \times 100 + LU_{2003} \times 10 + LU_{2022},$$

где T — траектория изменений; LU_{1989} — код класса на растре землепользования 1984–1989 гг.; LU_{2003} — код класса на растре землепользования 1999–2003 гг.; LU_{2022} — код класса на растре землепользования 2018–2022 гг.

Таким образом траектории изменений записаны в пикселе в виде трёхзначного кода, где первый символ — класс землепользования за первый рассматриваемый период, второй — за второй и третий — за современный период. Например, значение 432 означает, что в данном пикселе в 1984–1989 гг. была пашня, в 1999–2003 гг. — луг, а в 2018–2022 — древесно-кустарниковая растительность.

Результаты

В результате классификаций получены растровые модели структуры земель Среднего Поволжья с пространственным разрешением 30 м за три рассмотренных периода (см. *рис. 1*). Точность распознавания как отдельных классов, так и общая во всех случаях и по всем метрикам превысила 96 % (*табл. 2*).

Таблица 2. Точность распознавания

Класс	Validation F1		
	1984–1989 гг.	1999–2003 гг.	2018–2022 гг.
Водоёмы	1,000	1,000	1,000
Леса	0,994	0,996	0,997
Луга	0,979	0,970	0,963
Пашня	0,970	0,973	0,964
Антропогенные объекты	0,999	0,996	0,996
Малоэтажная застройка	0,982	0,978	0,997
Validation kappa	0,986	0,983	0,985
Validation overall accuracy	0,988	0,985	0,987

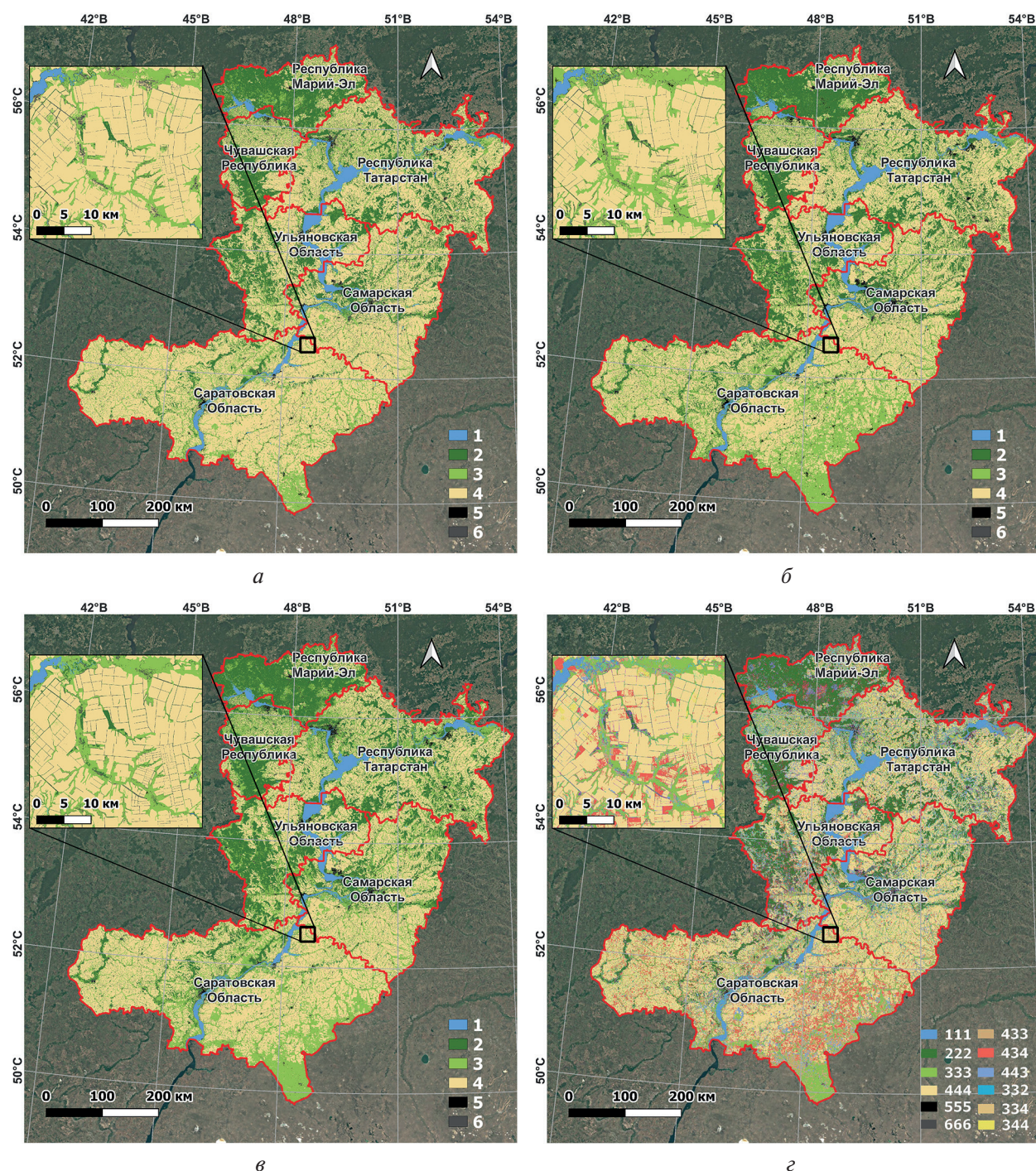


Рис. 1. Структура землепользования 1984–1989 гг. (а), 1999–2003 гг. (б), 2018–2022 гг. (в), карта траекторий изменений землепользования (з) (в легенде приведены траектории с наибольшей площадью). 1 — водоёмы, 2 — леса, 3 — луга, 4 — пашня, 5 — антропогенные объекты, 6 — малоэтажная застройка

По ним были рассчитаны площади основных классов землепользования и земного покрова (табл. 3).

Из табл. 3 видно, что площадь пахотных угодий в период 1989–1999 гг. сократилась почти на 16 % от площади пашни 1984–1989 гг., а к 2022 г. — уже на 20 %. Однако такой подход некорректен для оценки возможности возврата заброшенной пашни в оборот, поскольку не отражает характера произошедших изменений и приводит к недоучёту таких земель. Поэтому дальнейший анализ проводился по растру траекторий.

Таблица 3. Площадь основных типов землепользования и земного покрова

Класс	1984–1989 гг.		1999–2003 гг.		2018–2022 гг.	
	S, га	%	S, га	%	S, га	%
Водоёмы	1 082 065,23	3,58	1 062 958,32	3,5	1 063 353,06	3,52
Леса	4 942 188,99	16,37	5 313 956,13	17,6	6 299 935,20	20,87
Луга	6 680 225,97	22,13	8 540 528,04	28,3	8 765 497,26	29,04
Пашня	15 944 962,05	52,82	13 395 109,77	44,4	12 746 057,67	42,22
Антропогенные объекты	248 606,73	0,82	354 018,24	1,2	185 641,11	0,61
Малоэтажная застройка	1 289 100,24	4,27	1 520 578,71	5,0	1 126 664,91	3,73
Всего	30 187 149,21	100,00	30 187 149,21	100,0	30 187 149,21	100,00

Примечание: S — площадь; % — доля от площади субъекта РФ.

Первоначально был проведён анализ с точки зрения реалистичности и вероятности изменений в структуре землепользования.

Всего получено 216 уникальных траекторий. Экспертно все траектории были поделены на четыре типа, для каждого из которых была рассчитана площадь и доля (в %) от общей площади (табл. 4). Первый тип — стабильные участки, на которых не происходило изменений землепользования за весь рассмотренный период (6 траекторий: 111, 222 и т. д.). Второй тип — территории, на которых происходили реалистичные и вероятные изменения. Сюда было отнесено 56 траекторий, такие, например, как 443, 433, 434, 344, 343, 332, 334, 322, 366, 255 и т. д. Третий тип — вполне реалистичные, но менее вероятные изменения (21 траектория). Большая площадь таких изменений приходится на траектории 463, 362, 363, 463. Анализ снимков сверхвысокого разрешения и свободной информации в интернете показал, что они соответствуют в первую очередь садоводческим некоммерческим товариществам, которые массово появились в 1990-е гг., когда сотрудникам государственных предприятий и работникам бюджетной сферы выделялись земельные участки, которые также массово были заброшены к середине 2000-х гг. Четвёртый тип — ошибки. Очевидно нереалистичные траектории, появившиеся в результате ошибок классификации (133 траектории), например: 615, 164, 524, 561, 525, 541, 352, 464 и т. п. Эти траектории были исключены из дальнейшего анализа.

Таблица 4. Типизация траекторий изменений землепользования

Участки по типу изменений	Площадь, га	Доля от общей площади, %
1	19 680 417,63	65,19
2	9 048 835,71	29,98
3	720 737,28	2,39
4	737 158,59	2,44

Площадь земель без изменений составила чуть более 65 %, территории, где происходили изменения в структуре землепользования, суммарно занимают около 32 %. На долю ошибок пришлось 2,44 % площади исследуемой территории, что косвенно также подтверждает достоверность полученных результатов.

Для более детального анализа динамики пахотных земель и оценки потенциала возврата заброшенной пашни в сельскохозяйственный оборот с помощью инструмента переклассификации траектории, связанные с пашней, были объединены в шесть классов (табл. 5). Оценивались возможность возврата бывших пахотных земель и порядок такого возврата на основании двух критериев:

1. Современное землепользование или земной покров. В первую очередь с точки зрения простоты обработки, а соответственно и экономических затрат, целесообразно возвращать в оборот земли, заросшие травянистым покровом, а затем участки, заросшие древесно-кустарниковой растительностью. Кроме того, часть залесённых участков являются посадками лесных культур. Возврат бывших пахотных земель, застроенных после 1989 г., невозможен как физически, так и юридически. Даже заброшенные садовые товарищества имеют другой вид разрешённого использования. К тому же большая их часть находится в частной собственности.

2. В какой период была заброшена пашня. Чем дольше не обрабатывалась земля, тем лучше её физико-химические свойства и, соответственно, выше плодородие. По этому критерию в первую очередь в оборот целесообразнее возвращать земли, заброшенные после 1989 г.

Таблица 5. Переклассификация раstra траекторий

Класс	Расшифровка класса	Траектории	Критерий
1	Заброшенная пашня к возврату в оборот в первую очередь	433, 423	Пашня заброшена в период 1990–1998 гг., в настоящее время заросшая травянистой растительностью
2	Заброшенная пашня к возврату в оборот во вторую очередь	443, 243, 343	Пашня заброшена в период 2004–2017 гг., в настоящее время заросшая травянистой растительностью
3	Заброшенная пашня к возврату в оборот в третью очередь	422, 432	Пашня заброшена в период 1990–1998 гг., в настоящее время заросшая древесно-кустарниковой растительностью
4	Заброшенная пашня к возврату в оборот в четвёртую очередь	442, 242, 342	Пашня заброшена в период 2004–2017 гг., в настоящее время заросшая древесно-кустарниковой растительностью
5	Заброшенная пашня, которую невозможно вернуть в с.-х. оборот	466, 446, 436, 426, 425, 465, 435, 445, 455, 462, 463	Пашня, застроенная в разное время после 1989 г.
6	Современная пашня	444	Стабильная пашня
		244, 344	Участки, распаханые после 1989 г.
		324, 234, 224, 334	Участки, распаханые после 2003 г.
		424, 434	Участки, заброшенные после 1989 г. и возвращённые в оборот после 2003 г.

Таблица 6. Структура пахотных земель по потенциалу возврата в оборот

Регион	1-й класс		2-й класс		3-й класс		4-й класс		5-й класс		6-й класс	
	S, га	%	S, га	%	S, га	%	S, га	%	S, га	%	S, га	%
Республика Марий Эл	69 039,6	3,0	164 582,4	7,0	37 027,6	1,6	48 588,9	2,1	40 261,8	1,7	208 979,1	8,9
Республика Татарстан	190 233,1	2,8	651 864,8	9,6	20 607,4	0,3	37 662,0	0,6	182 240,4	2,7	2 735 178,6	40,2
Чувашская Республика	82 428,6	4,5	214 312,7	11,7	7 652,3	0,4	13 894,1	0,8	54 475,6	3,0	401 896,8	21,9
Ульяновская область	158 247,7	4,3	247 715,1	6,7	93 409,7	2,5	65 976,8	1,8	71 817,5	1,9	1 203 152,3	32,3
Самарская область	223 979,1	4,2	312 199,7	5,8	12 634,7	0,2	12 137,5	0,2	107 330,1	2,0	2 615 069,0	48,9
Саратовская область	831 498,7	8,2	521 687,9	5,2	17 935,6	0,2	9 426,6	0,1	162 168,4	1,6	5 409 915,1	53,4
Всего	1 555 426,8	5,2	2 112 362,6	7,0	189 267,3	0,6	187 685,9	0,6	618 293,7	2,1	12 574 190,9	41,7

Была построена соответствующая карта (рис. 2) и, используя инструмент зональной статистики, рассчитаны площади и доли полученных классов земель как по субъектам РФ, так и для всего Среднего Поволжья (табл. 6).

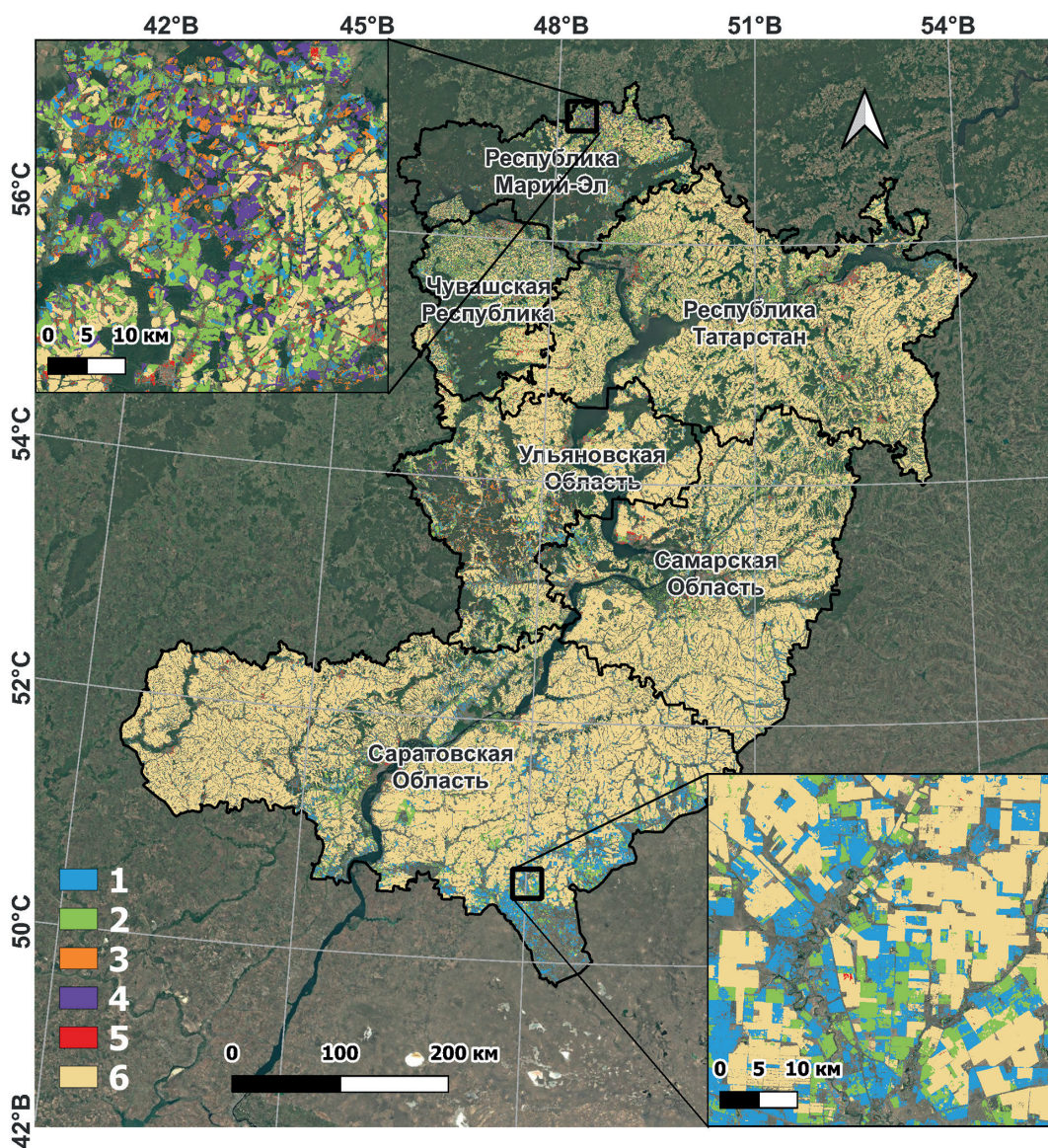


Рис. 2. Карта потенциала возврата заброшенных пахотных земель в сельскохозяйственный оборот. Расшифровка классов приведена в табл. 5

Современная распаханность территории составляет почти 42 %. Суммарная доля заброшенной пашни 1-го и 2-го класса составляет более 3,6 млн га или 12,2 % от общей площади исследуемого региона. При возврате этих земель в сельскохозяйственный оборот площадь пахотных земель увеличится почти на 30 %. Эти земли сконцентрированы в сельскохозяйственно освоенных субъектах: Саратовской и Самарской областях и Республике Татарстан. Заброшенная пашня 3-го и 4-го класса занимает площадь на порядок меньше — 378 тыс. га (1,25 %) — и сосредоточена в наиболее залесённых субъектах — Республике Марий Эл и Ульяновской области. Доля пашни, которую невозможно вернуть в сельскохозяйственный оборот, составила почти 620 тыс. га (2,1 % площади Среднего Поволжья).

Также для более глубокого понимания происходивших изменений была проанализирована структура современных пахотных земель (табл. 7).

Таблица 7. Структура современных используемых пахотных земель

Регион	Стабильная пашня		Участки, распаханнные после 1989 г.		Участки, распаханнные после 2003 г.		Участки, заброшенные после 1989 г. и возвращённые в оборот после 2003 г.	
	S, га	%	S, га	%	S, га	%	S, га	%
Республика Марий Эл	126 785,6	1,0	40 827,7	0,3	15 327,9	0,1	26 037,9	0,2
Республика Татарстан	2 282 209,0	18,1	227 533,3	1,8	58 434,4	0,5	167 001,8	1,3
Чувашская Республика	313 690,1	2,5	41 398,2	0,3	13 585,7	0,1	33 222,8	0,3
Ульяновская область	1 006 484,6	8,0	58 090,6	0,5	30 083,7	0,2	108 493,5	0,9
Самарская область	2 336 499,3	18,6	66 640,4	0,5	50 035,0	0,4	161 894,3	1,3
Саратовская область	4 058 602,8	32,3	109 353,3	0,9	196 336,2	1,6	1 045 622,8	8,3
Всего	10 124 271,5	80,5	543 843,5	4,3	363 802,8	2,9	1 542 273,1	12,3

Из этих данных видно, что большую часть современной пашни (80,5 %) составляют земли, обрабатываемые на протяжении всего исследуемого периода. Чуть более 7 % — земли, распаханнные после 1989 г. При этом 12,3 % современной пашни — земли, которые были заброшены после 1989 г. и вновь введены в оборот в настоящее время.

Все результаты исследования размещены на геопортале «Заброшенные пашни Среднего Поволжья» (англ. Middle Volga CropLand Abandonment) (<https://ee-landeco.projects.earthengine.app/view/mvcla>).

Заключение

Используя функционал и вычислительные мощности платформы Google Earth Engine, с применением алгоритма Random Forest было с высокой достоверностью проведено распознавание структуры землепользования и земного покрова крупного региона России (Среднее Поволжье) площадью более 30 млн га по данным Landsat за три временных периода. Получены актуальные пространственные и количественные данные о динамике и структуре земель. На основе результатов дешифрирования построена карта траекторий изменений землепользования, которая позволила объективно оценить потенциал возврата в сельскохозяйственный оборот заброшенных пахотных земель.

Оценивая площадь заброшенной пашни только по отдельным растрам с результатами распознавания (см. табл. 3), можно ошибочно заключить, что она составляет около 3,2 млн га. Однако, используя такой подход, не учитываются 507 тыс. га земель, распаханнных в период 1990—1998 гг. и заброшенных после 2003 г.; более 900 тыс. га земель, распаханнных только после 1989 г.; более 1,5 млн га уже возвращённой в оборот заброшенной пашни и почти 620 тыс. га, которые нельзя вернуть в оборот.

Таким образом, по результатам анализа траекторий изменений землепользования площадь заброшенной пашни, которую можно вернуть в оборот с наименьшими затратами на обработку, составила более 3,6 млн га.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда, проект № 23-27-00292, <https://rscf.ru/project/23-27-00292/>.

Литература

1. Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О., Лупян Е. А., Плотников Д. Е., Хвостиков С. А., Шабано Н. В. Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
2. Иванов М. А., Прищепов А. В., Голосов В. Н. и др. (2017а) Методика картографирования динамики пахотных угодий в бассейнах рек Европейской территории России за период 1985—2015 гг.

- // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 5. С. 161–171. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-161-171.
3. Иванов М. А., Прищепов А. В., Голосов В. Н. и др. (2017б) Изменения площади пахотных угодий в бассейнах рек Европейской территории России за период 1985–2015 гг. как фактор динамики эрозии почв // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 6. С. 149–157. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-6-149-157.
4. Люри Д. И. Динамика сельскохозяйственных земель России в XX веке и постагрогенное восстановление растительности и почв. М.: ГЕОС, 2010. 415 с.
5. Морозова Т. Г., Победина М. П., Поляк Г. Б., Шишов С. С., Барменкова Н. А., Борзов С. М., Семикина Г. Ю., Шубцова Л. В. Региональная экономика: учебник для студентов вузов, обучающихся по экономическим специальностям / под ред. Морозовой Т. Г. 4-е изд., перераб. и доп. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2017. 527 с.
6. Постановление Правительства РФ от 14 мая 2021 г. № 731 «О Государственной программе эффективного вовлечения в оборот земель сельскохозяйственного назначения и развития мелиоративного комплекса Российской Федерации».
7. Alcantara C., Kuemmerle T., Baumann M. et al. Mapping the extent of abandoned farmland in Central and Eastern Europe using MODIS time series satellite data // Environmental Research Letters. 2013. V. 8. No. 3. Article 035035. DOI: 10.1088/1748-9326/8/3/035035.
8. Arevalo P., Stanimirova R., Bullock E. et al. Global land cover mapping and estimation yearly 30 m V001 / NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center. 2022. DOI: 10.5067/MEASURES/GLANCE/GLANCE30.001.
9. Arino O., Bicheron P., Frédéric A. et al. GlobCover: The most detailed portrait of ESA // European Space Agency Bull. 2008. V. 136. P. 25–31.
10. Baret F., Guyot G., Major D. J. TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation // 12th Canadian Symp. Remote Sensing Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 1989). 1989. V. 3. P. 1355–1358. DOI: 10.1109/IGARSS.1989.576128.
11. Biging G., Colby D., Congalton R. Sampling systems for change detection accuracy assessment // Remote Sensing Change Detection Environmental Monitoring Methods and Applications / eds. Lunetta R., Elvidge C. Chelsea, MI: Ann Arbor Press, 1998. P. 281–308.
12. Brown C. F., Brumby S. P., Guzder-Williams B. et al. Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping // Scientific Data. 2022. V. 9. No. 1. Article 251. DOI: 10.1038/s41597-022-01307-4.
13. Buchhorn M., Lesiv M., Tsendbazar N.-E. et al. Copernicus Global Land Cover layers—Collection 2 // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 6. Article 1044. DOI: 10.3390/rs12061044.
14. Chen J., Chen J., Liao A. et al. Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2015. V. 103. P. 7–27. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.09.002.
15. Congalton R. G., Biging G. S. A pilot study evaluating ground reference data collection efforts for use in forest inventory // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1992. V. 58. No. 12. P. 1669–1671.
16. Congalton R. G., Green K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. 3rd ed. CRC Press, 2019. 346 p. DOI: 10.1201/9780429052729.
17. Estel S., Kuemmerle T., Alcántara C. et al. Mapping farmland abandonment and recultivation across Europe using MODIS NDVI time series // Remote Sensing of Environment. 2015. V. 163. P. 312–325. DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.028.
18. Friedl M. A., Sulla-Menashe D., Tan B. et al. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets // Remote Sensing of Environment. 2010. V. 114. No. 1. P. 168–182. DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.016.
19. Hammond T. O., Verbyla D. L. Optimistic bias in classification accuracy assessment // Intern. J. Remote Sensing. 1996. V. 17. No. 6. P. 1261–1266. DOI: 10.1080/01431169608949085.
20. Hansen M. C., Potapov P. V., Pickens A. H. et al. Global land use extent and dispersion within natural land cover using Landsat data // Environmental Research Letters. 2022. V. 17. No. 3. Article 034050. DOI: 10.1088/1748-9326/ac46ec.
21. Jiang Z., Huete A., Didan K., Miura T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band // Remote Sensing of Environment. 2008. V. 112. No. 10. P. 3833–3845. DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.006.
22. Karra K., Kontgis C., Statman-Weil Z. et al. Global land use/land cover with Sentinel 2 and deep learning // 2021 IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS 2021). 2021. P. 4704–4707. DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553499.
23. Kraemer R., Prishchepov A. V., Müller D. et al. Long-term agricultural land-cover change and potential for cropland expansion in the former Virgin Lands area of Kazakhstan // Environmental Research Letters. 2015. V. 10. No. 5. Article 054012. DOI: 10.1088/1748-9326/10/5/054012.

24. *Lesiv M., Schepaschenko D., Moltchanova E. et al.* Spatial distribution of arable and abandoned land across former Soviet Union countries // *Scientific Data*. 2018. V. 5. No. 1. Article 180056. DOI: 10.1038/sdata.2018.56.
25. *Löw F., Fliehmann E., Abdullaev I. et al.* Mapping abandoned agricultural land in Kyzyl-Orda, Kazakhstan using satellite remote sensing // *Applied Geography*. 2015. V. 62. P. 377–390. DOI: 10.1016/j.apgeog.2015.05.009.
26. *Löw F., Prishchepov A., Waldner F. et al.* Mapping cropland abandonment in the Aral Sea basin with MODIS time series // *Remote Sensing*. 2018. V. 10. No. 2. Article 159. DOI: 10.3390/rs10020159.
27. *Nguyen C. T., Chidthaisong A., Kieu Diem P. et al.* A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using Landsat 8 // *Land*. 2021. V. 10. No. 3. Article 231. DOI: 10.3390/land10030231.
28. *Potapov P., Hansen M. C., Pickens A. et al.* The global 2000–2020 land cover and land use change dataset derived from the Landsat archive: First results // *Frontiers in Remote Sensing*. 2022. V. 3. Article 856903. DOI: 10.3389/frsen.2022.856903.
29. *Prishchepov A., Radeloff V. C., Baumann M. et al.* (2012a) Effects of institutional changes on land use: agricultural land abandonment during the transition from state-command to market-driven economies in post-Soviet Eastern Europe // *Environmental Research Letters*. 2012. V. 7. No. 2. Article 024021. DOI: 10.1088/1748-9326/7/2/024021.
30. *Prishchepov A., Radeloff V. C., Dubinin M., Alcantara C.* (2012b) The effect of Landsat ETM/ETM + image acquisition dates on the detection of agricultural land abandonment in Eastern Europe // *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 126. P. 195–209. DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.017.
31. *Prishchepov A. V., Müller D., Dubinin M. et al.* Determinants of agricultural land abandonment in post-Soviet European Russia // *Land Use Policy*. 2013. V. 30. Iss. 1. P. 873–884. DOI: 10.1016/j.landusepol.2012.06.011.
32. *Rouse J. W., Haas R. H., Schell J. A., Deering D. W.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS // *Proc. 3rd Earth Resources Technology Satellite Symp.* 1974. V. SP-351. P. 309–317.
33. *Schierhorn F., Müller D., Beringer T. et al.* Post-Soviet cropland abandonment and carbon sequestration in European Russia, Ukraine, and Belarus // *Global Biogeochemical Cycles*. 2013. V. 27. No. 4. P. 1175–1185. DOI: 10.1002/2013GB004654.
34. *Stehman S. V.* Basic probability sampling designs for thematic map accuracy assessment // *Intern. J. Remote Sensing*. 1999. V. 20. No. 12. P. 2423–2441. DOI: 10.1080/014311699212100.
35. *Wang Z., Liu J., Li J., Zhang D. D.* Multi-Spectral Water Index (MuWI): A native 10-m Multi-Spectral Water Index for accurate water mapping on Sentinel-2 // *Remote Sensing*. 2018. V. 10. No. 10. Article 1643. DOI: 10.3390/rs10101643.
36. *Xiao X., Hollinger D., Aber J. et al.* Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest // *Remote Sensing of Environment*. 2004. V. 89. No. 4. P. 519–534. DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.008.
37. *Zanaga D., Van De Kerchove R., Daems D. et al.* ESA WorldCover 10 m 2021 v200 // *Zenodo*. 2022. DOI: 10.5281/zenodo.7254221.
38. *Zhang X., Zhao T., Xu H. et al.* GLC_FCS30D: the first global 30 m land-cover dynamics monitoring product with a fine classification system for the period from 1985 to 2022 generated using dense-time-series Landsat imagery and the continuous change-detection method // *Earth System Science Data*. 2024. V. 16. No. 3. P. 1353–1381. DOI: 10.5194/essd-16-1353-2024.

Analysis of land use changes in the Middle Volga Region based on Landsat data to assess the potential of returning abandoned cropland into use

M. A. Ivanov, A. M. Gafurov

*Kazan Federal University, Kazan 420008, Russia
E-mail: maximko-87@mail.ru*

For the territory of the Middle Volga Region of the Russian Federation, the land use structure has been recognized for three periods: 1984–1989, 1999–2003 and 2018–2022 using Landsat data. For this purpose, cloudless composites of spectral bands and statistical metrics for 6 indices were pre-

pared for each period using Google Earth Engine, training samples were created for each period for 6 land use/land cover classes: water bodies, forest, grassland, cropland, anthropogenic objects, rural. Classification was carried out using the Random Forest algorithm. The recognition accuracy, both overall and by class, was more than 96 % for each period. On the basis of classification rasters a map of land use and land cover change trajectories was created. Based on the trajectories, a detailed quantitative and spatial assessment of the potential of abandoned cropland recultivation was carried out. The possibility and availability of their recultivation were taken into account, given their current use and abandonment term. Of the 4.66 million hectares of abandoned cropland, 3.6 million hectares can be recultivated with the least cost, and 620 thousand hectares cannot be returned. In addition, the structure of the currently cultivated cropland was analyzed.

Keywords: land use, land cover, dynamics, Landsat, Random Forest, trajectories, abandoned cropland, recultivation

Accepted: 14.03.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201

References

1. Bartalev S. A., Egorov V. A., Zharko V. O., Lupyan E. A., Plotnikov D. E., Khvostikov S. A., Shabano N. V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Satellite mapping of vegetation cover in Russia), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p. (in Russian).
2. Ivanov M. A., Prishchepov A. V., Golosov V. N. et al. (2017a), Method of croplands dynamics mapping in river basins of the European part of Russia for the period of 1985–2015, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, V. 14, No. 5, pp. 161–171 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-161-171.
3. Ivanov M. A., Prishchepov A. V., Golosov V. N. et al. (2017b), Changes of cropland area in the river basins of the European part of Russia for the period 1985–2015 as a factor of soil erosion dynamics, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, V. 14, No. 6, pp. 149–157 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-6-149-157.
4. Lyuri D. I., *Dinamika sel'skokhozyaistvennykh zemel' Rossii v XX veke i postagrogennoe vosstanovlenie rastitel'nosti i pochv* (Dynamics of agricultural lands in Russia in the 20th century and post-agrogenic restoration of vegetation and soils), Moscow: GEOS, 2010, 415 p. (in Russian).
5. Morozova T. G., Pobedina M. P., Polyak G. B., Shishov S. S., Barmenkova N. A., Borzov S. M., Semikina G. Yu., Shubtsova L. V., *Regional'naya ekonomika. Uchebnik dlya studentov vuzov, obuchayushchikhsya po ekonomicheskim spetsial'nostyam* (Regional Economics. Textbook for university students studying economic specialties), Morozova T. G. (ed.), 4th ed., Moscow: YuNITI-DANA, 2017, 527 p. (in Russian).
6. *Postanovlenie Pravitel'stva RF "O Gosudarstvennoi programme effektivnogo vovlecheniya v oborot zemel' sel'skokhozyaistvennogo naznacheniya i razvitiya meliorativnogo kompleksa Rossiiskoi Federatsii"* (Resolution of the Government of the Russian Federation "On the State Program for the Effective Involvement of Agricultural Lands into Circulation and the Development of the Land Reclamation Complex of the Russian Federation"), May 14, 2021, No. 731 (in Russian).
7. Alcantara C., Kuemmerle T., Baumann M. et al., Mapping the extent of abandoned farmland in Central and Eastern Europe using MODIS time series satellite data, *Environmental Research Letters*, 2013, V. 8, No. 3, Article 035035, DOI: 10.1088/1748-9326/8/3/035035.
8. Arevalo P., Stanimirova R., Bullock E. et al., Global land cover mapping and estimation yearly 30 m V001, *NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center*, 2022, DOI: 10.5067/MEASURES/GLANCE/GLANCE30.001.
9. Arino O., Bicheron P., Frédéric A. et al., GlobCover: The most detailed portrait of ESA, *European Space Agency Bull.*, 2008, V. 136, pp. 25–31.
10. Baret F., Guyot G., Major D. J., TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, *12th Canadian Symp. Remote Sensing Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 1989)*, 1989, V. 3, pp. 1355–1358, DOI: 10.1109/IGARSS.1989.576128.
11. Biging G., Colby D., Congalton R., Sampling systems for change detection accuracy assessment, In: *Remote Sensing Change Detection Environmental Monitoring Methods and Applications*, Lunetta R., Elvidge C. (eds.), Chelsea, MI: Ann Arbor Press, 1998, pp. 281–308.
12. Brown C. F., Brumby S. P., Guzder-Williams B. et al., Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping, *Scientific Data*, 2022, V. 9, No. 1, Article 251, DOI: 10.1038/s41597-022-01307-4.
13. Buchhorn M., Lesiv M., Tsendbazar N.-E. et al., Copernicus Global Land Cover layers—Collection 2, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 6, Article 1044, DOI: 10.3390/rs12061044.

14. Chen J., Chen J., Liao A. et al., Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, V. 103, pp. 7–27, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.09.002.
15. Congalton R. G., Biging G. S., A pilot study evaluating ground reference data collection efforts for use in forest inventory, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, V. 58, No. 12, pp. 1669–1671.
16. Congalton R. G., Green K., *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices*, 3rd ed., CRC Press, 2019, 346 p., DOI: 10.1201/9780429052729.
17. Estel S., Kuemmerle T., Alcántara C. et al., Mapping farmland abandonment and recultivation across Europe using MODIS NDVI time series, *Remote Sensing of Environment*, 2015, V. 163, pp. 312–325, DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.028.
18. Friedl M. A., Sulla-Menashe D., Tan B. et al., MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets, *Remote Sensing of Environment*, 2010, V. 114, No. 1, pp. 168–182, DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.016.
19. Hammond T. O., Verbyla D. L., Optimistic bias in classification accuracy assessment, *Intern. J. Remote Sensing*, 1996, V. 17, No. 6, pp. 1261–1266, DOI: 10.1080/01431169608949085.
20. Hansen M. C., Potapov P. V., Pickens A. H. et al., Global land use extent and dispersion within natural land cover using Landsat data, *Environmental Research Letters*, 2022, V. 17, No. 3, Article 034050, DOI: 10.1088/1748-9326/ac46ec.
21. Jiang Z., Huete A., Didan K., Miura T., Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band, *Remote Sensing of Environment*, 2008, V. 112, No. 10, pp. 3833–3845, DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.006.
22. Karra K., Kontgis C., Statman-Weil Z. et al., Global land use/land cover with Sentinel 2 and deep learning, *2021 IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS 2021)*, 2021, pp. 4704–4707, DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553499.
23. Kraemer R., Prishchepov A. V., Müller D. et al., Long-term agricultural land-cover change and potential for cropland expansion in the former Virgin Lands area of Kazakhstan, *Environmental Research Letters*, 2015, V. 10, No. 5, Article 054012, DOI: 10.1088/1748-9326/10/5/054012.
24. Lesiv M., Schepaschenko D., Moltchanova E. et al., Spatial distribution of arable and abandoned land across former Soviet Union countries, *Scientific Data*, 2018, V. 5, No. 1, Article 180056, DOI: 10.1038/sdata.2018.56.
25. Löw F., Fliemann E., Abdullaev I. et al., Mapping abandoned agricultural land in Kyzyl-Orda, Kazakhstan using satellite remote sensing, *Applied Geography*, 2015, V. 62, pp. 377–390, DOI: 10.1016/j.apgeog.2015.05.009.
26. Löw F., Prishchepov A., Waldner F. et al., Mapping cropland abandonment in the Aral Sea basin with MODIS time series, *Remote Sensing*, 2018, V. 10, No. 2, Article 159, DOI: 10.3390/rs10020159.
27. Nguyen C. T., Chidthaisong A., Kieu Diem P. et al., A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using Landsat 8, *Land*, 2021, V. 10, No. 3, Article 231, DOI: 10.3390/land10030231.
28. Potapov P., Hansen M. C., Pickens A. et al., The global 2000–2020 land cover and land use change dataset derived from the Landsat archive: First results, *Frontiers in Remote Sensing*, 2022, V. 3, Article 856903, DOI: 10.3389/frsen.2022.856903.
29. Prishchepov A., Radeloff V. C., Baumann M. et al. (2012a), Effects of institutional changes on land use: agricultural land abandonment during the transition from state-command to market-driven economies in post-Soviet Eastern Europe, *Environmental Research Letters*, 2012, V. 7, No. 2, Article 024021, DOI: 10.1088/1748-9326/7/2/024021.
30. Prishchepov A., Radeloff V. C., Dubinin M., Alcantara C. (2012b), The effect of Landsat ETM+/ETM+ image acquisition dates on the detection of agricultural land abandonment in Eastern Europe, *Remote Sensing of Environment*, 2012, V. 126, pp. 195–209, DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.017.
31. Prishchepov A. V., Müller D., Dubinin M. et al., Determinants of agricultural land abandonment in post-Soviet European Russia, *Land Use Policy*, 2013, V. 30, Iss. 1, pp. 873–884, DOI: 10.1016/j.landusepol.2012.06.011.
32. Rouse J. W., Haas R. H., Schell J. A., Deering D. W., Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, *Proc. 3rd Earth Resources Technology Satellite Symp.*, 1974, V. SP-351, pp. 309–317.
33. Schierhorn F., Müller D., Beringer T. et al., Post-Soviet cropland abandonment and carbon sequestration in European Russia, Ukraine, and Belarus, *Global Biogeochemical Cycles*, 2013, V. 27, No. 4, pp. 1175–1185, DOI: 10.1002/2013GB004654.
34. Stehman S. V., Basic probability sampling designs for thematic map accuracy assessment, *Intern. J. Remote Sensing*, 1999, V. 20, No. 12, pp. 2423–2441, DOI: 10.1080/014311699212100.
35. Wang Z., Liu J., Li J., Zhang D. D., Multi-Spectral Water Index (MuWI): A native 10-m Multi-Spectral Water Index for accurate water mapping on Sentinel-2, *Remote Sensing*, 2018, V. 10, No. 10, Article 1643, DOI: 10.3390/rs10101643.

36. Xiao X., Hollinger D., Aber J. et al., Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest, *Remote Sensing of Environment*, 2004, V. 89, No. 4, pp. 519–534, DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.008.
37. Zanaga D., Van De Kerchove R., Daems D. et al., ESA WorldCover 10 m 2021 v200, *Zenodo*, 2022, DOI: 10.5281/ZENODO.7254221.
38. Zhang X., Zhao T., Xu H. et al., GLC_FCS30D: the first global 30 m land-cover dynamics monitoring product with a fine classification system for the period from 1985 to 2022 generated using dense-time-series Landsat imagery and the continuous change-detection method, *Earth System Science Data*, 2024, V. 16, No. 3, pp. 1353–1381, DOI: 10.5194/essd-16-1353-2024.