

УДК 528.88

DOI 10.52575/2712-7443-2026-50-3-646-658

EDN QIKQLS

Распознавание лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе различных видов спутниковых данных

Терехин Э.А.

Белгородский государственный национальный исследовательский университет
Россия, 308015, Белгород, ул. Победы, 85
terekhin@bsuedu.ru

Аннотация. Анализ лесного покрова залежных земель, формирующегося в условиях восстановительных сукцессий, необходим для мониторинга их состояния и одновременно для комплексной оценки изменений в ландшафтах. В статье представлены результаты распознавания лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи, полученные методом классификации спутниковых данных *Sentinel-2 MSI*, синтезированных в каналах разного пространственного разрешения, и данных *Landsat-9 OLI* с использованием алгоритмов машинного обучения *Random Forest* и *Support Vector Machine*. Во всех изученных вариантах общая точность моделей, рассчитанных на основе этих методов, была примерно одинаковой при незначительном превышении для моделей на основе SVM. Средняя точность моделей, полученных методами *Random Forest* и *Support Vector Machine*, и рассчитанных на основе данных *Sentinel-2 MSI*, синтезированных в каналах самого высокого пространственного разрешения, для разделения участков сомкнутого лесного покрова залежных земель и участков с его отсутствием составила 0,85 и 0,86. Модели классификации, полученные на основе *Sentinel-2* с дополнительными каналами из коротковолнового инфракрасного диапазона, но меньшим пространственным разрешением, показали точность 0,80 и 0,82. Точность аналогичных моделей, полученных на основе данных *Landsat-9 OLI*, составила 0,78 и 0,79. Для моделей, полученных методом *Random Forest* по данным *Sentinel-2 MSI*, наибольший вклад в разделение анализируемых участков залежей показали спектрально-отражательные характеристики зеленого диапазона. Для аналогичных моделей, рассчитанных по данным *Landsat-9 OLI*, наибольший вклад в разделение классов установлен для спектрально-отражательных характеристик зеленого и коротковолнового инфракрасного диапазонов.

Ключевые слова: залежные земли, лесной покров, данные дистанционного зондирования, машинное обучение, алгоритмы классификации, *Landsat*, *Sentinel-2*

Благодарности: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 26-17-00361, <https://rscf.ru/project/26-17-00361/>

Для цитирования: Терехин Э.А. 2026. Выявление лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе различных видов спутниковых данных. Региональные геосистемы, 50(3): 646–658. DOI: 10.52575/2712-7443-2026-50-3-646-658 EDN: QIKQLS

Identifying Forest Cover of Abandoned Agricultural Lands in the Central Russian Forest-Steppe Using Various Types of Satellite Data

Edgar A. Terekhin

Belgorod State National Research University,
85 Pobedy St., Belgorod 308015, Russia
terekhin@bsuedu.ru

Abstract. An analysis of the forest cover of abandoned agricultural lands formed during secondary successions, is necessary for monitoring their condition and providing a comprehensive assessment of changes

© Терехин Э.А., 2026

in landscapes. The paper presents the results of forest cover recognition of abandoned agricultural lands of the Central Russian forest-steppe. They were obtained by classifying Sentinel-2 MSI data synthesized in bands of different spatial resolutions and Landsat-9 OLI data using the Random Forest and Support Vector Machine algorithms. The overall accuracy of the models calculated based on these methods was approximately the same in all studied variants, with a slight excess for SVM-based models. Models using Random Forest and Support Vector Machine computed on Sentinel-2 MSI data synthesized in the highest spatial resolution bands to distinguish between areas of closed forest cover of abandoned agricultural land and areas of no forest cover showed overall accuracies of 0.85 and 0.86. Classification models obtained from Sentinel-2 data with additional shortwave infrared bands but lower spatial resolution showed accuracies of 0.80 and 0.82. The accuracy of similar models obtained based on Landsat-9 OLI data was 0.78 and 0.79. For the models obtained using Random Forest methods based on Sentinel-2 MSI data, the green range spectral reflectance showed the greatest contribution to the separation of the analyzed areas of abandoned agricultural land. For similar models obtained using Landsat-9 OLI data, the greatest contribution to class separation was found for the green and shortwave infrared ranges spectral reflectance.

Keywords: abandoned agricultural lands, forest cover, remote sensing data, machine learning, classification algorithms, Landsat, Sentinel-2

Acknowledgements: The work was supported by grant of Russian Science Foundation (Project Number 26-17-00361)

For citation: Terekhin E.A. 2026. Identifying Differences in Forest Cover of Abandoned Agricultural Lands in the Central Russian Forest-Steppe Using Remote Sensing Data. *Regional Geosystems*, 50(3): 646–658 (in Russian). DOI: 10.52575/2712-7443-2026-50-3-646-658 EDN: QIKQLS

Введение

Оценка состояния залежных земель, как элементов ландшафтов, обуславливает необходимость анализа их растительного покрова и его изменений вследствие восстановительных сукцессий. На многих залежных землях лесной и лесостепной природных зон России после прекращения использования формируется древесная растительность [Сизых и др., 2023; Данилов и др., 2024; Елсаков и др., 2025], распространение которой приводит к естественному облесению многих из них при отсутствии последующих нарушений. Происходящие изменения приводят к повышению лесистости территории и оказывают влияние на многие процессы в ландшафтах. С другой стороны, данные о лесном покрове залежей и степени его формирования необходимы для планирования их использования и разработки стратегий землепользования [Иванов и др., 2020], что особенно актуально для регионов, где залежные земли получили значительное распространение [Fayet et al., 2022; Иванова и др., 2024]. В этой связи развитие методов картографирования лесного покрова залежных земель становится одним из ключевых направлений в системе ландшафтных исследований.

Развитие методов выявления и оценки характеристик залежных земель в настоящее время, в первую очередь, связано с подходами к обработке данных дистанционного зондирования Земли [Ershov et al., 2022; Wu et al., 2023; Liu et al., 2025]. Обусловлено это как совершенствованием самих спутниковых данных, так и спецификой залежных земель как объектов исследования. Регулярность получения, значительный территориальный охват и наличие каналов в диапазонах, чувствительных к различным параметрам растительного покрова выступают ключевыми преимуществами, необходимыми для пространственно-временных оценок залежных земель. Вследствие восстановительных сукцессий их растительный покров может меняться при интенсивном распространении древесной растительности достаточно быстро и приводить к существенным изменениям спектрально-отражательных свойств уже через несколько лет. Обусловлено это тем, что коэффициенты спектральной яркости лесных насаждений в первые годы их формирования меняются

достаточно быстро, что проявляется на различных типах спутниковых данных [Терехин, 2020; Terekhin, 2023].

Современные подходы к картографированию залежных земель и их характеристик во многом основаны на совместном анализе различных видов спутниковой информации, применении методов классификации снимков, включая алгоритмы машинного обучения. Их примерами выступают методы *Random Forest* (случайного леса) [Breiman, 2001; Tassi et al., 2021; Тарасова и др., 2024; Иванов, Гафуров, 2025], *Support Vector Machine* (метод опорных векторов) [Estel et al., 2015; Senf et al., 2020]. Вместе с тем вопрос оценки состояния растительного покрова залежных земель по спутниковым данным во многом остается открытым. Обусловлено это особенностями породного состава древесной растительности и ее формированием в условиях конкретных регионов, характеристиками самих спутниковых данных, отличающихся по составу и числу каналов, их пространственному и радиометрическому разрешению. При распознавании лесного покрова залежных земель определенных регионов необходимой задачей становится сравнительный анализ разных методов классификации и видов спутниковой информации.

Среднерусская лесостепь относится к регионам интенсивного аграрного использования. Залежные земли на его территории получили наибольшее распространение с 1990-х гг. Регион расположен в условиях умеренно-континентального климата. В почвенном покрове широко распространены подтипы черноземов и серых лесных почв. На протяжении последних столетий ландшафты претерпели существенные изменения, в первую очередь, вследствие аграрного освоения территории, лесной покров был существенно трансформирован [Чендев, 2008]. Для региона характерно преобладание пахотных угодий в структуре земель [Косолапов и др., 2015], которые преобладают во всех областях ЦЧР и в Орловской области. В условиях высокой степени распашки залежные земли выступают объектами, позволяющими оценить особенности сукцессий после снижения антропогенной нагрузки. Вследствие зональных особенностей для их почвенного покрова характерны различные тренды постагрогенного восстановления [Голеусов и др., 2024]. Лесной покров Среднерусской лесостепи представлен преимущественно широколиственными лесами, в первую очередь, дубравами, которые распространены на водоразделах, верховьях и склонах овражно-балочных систем. Кроме лиственных лесов, преимущественно по левым берегам рек, представлены сосновые леса, многие из которых имеют искусственное происхождение. В лесном покрове широко представлены небольшие лесные массивы и лесные полосы. С учетом ландшафтных особенностей региона, оценки его лесного покрова актуальны также в контексте оптимальной лесистости в условиях преобладания аграрных земель [Кузьменко и др., 2013]. Леса и лесные полосы часто располагаются среди пахотных угодий и непосредственно граничат с оставленными аграрными землями. На них в условиях естественного восстановления наиболее часто формируется древесная растительность из типичных для региона лиственных пород деревьев.

Цель исследования – сравнительный анализ различных методов машинного обучения и разных видов спутниковых данных для распознавания лесного покрова залежных земель, типичных для Среднерусской лесостепи. Ключевые задачи исследования включали формирование аналитической выборки залежных земель, оценку их фактического лесного покрова, его распознавание на основе методов *Random Forest* (случайный лес) и *Support Vector Machine* (метод опорных векторов) по данным *Sentinel-2* и *Landsat-9 OLI* и сопоставление их результатов.

Объекты и методы исследования

Исследование выполнено на основе данных, полученных с оставленных аграрных земель, типичных для Среднерусской лесостепи и, расположенных на территории Курской и

Орловской областей. Объекты исследования подбирали таким образом, чтобы репрезентативно представлять залежные земли, отличающиеся особенностями лесного покрова – характеризовать объекты с наличием участков сплошного лесного покрова, разреженного лесного покрова или участки без него – с травянистой растительностью. Лесной покров залежных земель, отбираемых для анализа, должен был состоять из древесной растительности лиственных пород. Обусловлено это стремлением минимизировать ошибки распознавания, вызванные различием спектральных отражательных свойств лиственных и хвойных насаждений. Для сравнения возможностей выявления лесного покрова на основе исследуемых спутниковых данных, залежные земли должны были находиться одновременно в пределах определенной спутниковой сцены *Landsat-8/9* и тайла (фрагмента) снимка *Sentinel-2*. При этом в пределах анализируемой территории должно было присутствовать достаточное число залежных земель, отличающихся относительной величиной покрытия лесной растительностью. Исходя из этого условия, объекты исследования отбирали в пределах ячейки 178/024 (*path/row*) системы *WRS-2* (*Worldwide Reference System*) и тайла *Sentinel-2* с номером ТЗ6UXС. Выявление объектов осуществлено на основе визуального анализа спутниковых данных *Sentinel-2* летнего периода 2022 г. с минимальным присутствием облачности, синтезированных в каналах наиболее высокого пространственного разрешения (10 м), и снимков сверхвысокого пространственного разрешения из интернет-сервисов открытого доступа. Общая выборка залежей включала 152 объекта общей площадью 4027,7 га. Для них методом ручной оцифровки по спутниковым данным подготовлен векторный слой границ. На следующем этапе на основе визуального анализа снимков *Sentinel-2*, синтезированных в каналах видимого спектра (каналы 4–3–2), и снимков сверхвысокого пространственного разрешения, в пределах каждой залежи выявлены участки, отличающиеся особенностями лесного покрова. В исследовании были рассмотрены 2 варианта. Первый из них включал разделение залежных земель на участки с присутствием сплошного лесного покрова и его отсутствием. Для снимков *Sentinel-2*, состоящих из каналов с разрешением 10 м, такое разделение фактически позволяло выявлять даже небольшие участки, покрытые сомкнутой древесной растительностью. Второй вариант включал разделение залежных земель на участки сплошного, разреженного лесного покрова и участки без него, с травянистой растительностью. Второй вариант, таким образом, представлял расширенную версию первого. Общая выборка составила 597 участков (табл. 1) и представляла векторный слой.

Таблица 1
Table 1

Характеристики проанализированных участков залежных земель Среднерусской лесостепи, отличающихся присутствием лесного покрова

Parameters of abandoned agricultural lands of the Central Russian forest-steppe having a different forest cover

Тип участка	Число участков	Площадь общая, га
Сплошной лесной покров	267	2294,2
Разреженный лесной покров	230	804,9
Отсутствие лесного покрова	100	928,6
Всего	597	4027,7

Полученный слой использован для формирования аналитической выборки. Для этого рассчитаны геометрические центры выявленных участков. Вокруг них были построены буферные зоны в виде круга радиусом 10 м, которые затем были использованы для извлечения спектрально-отражательных характеристик из спутниковых данных, используемых для классификации лесного покрова. Соответствующая величина подобрана с учетом размера пикселей используемых снимков.

Для распознавания (классификации) лесного покрова залежных земель использованы три вида спутниковых данных. Первый вид представлял снимок *Sentinel-2 MSI*, полученный 12.08.2022 и, синтезированный в 4-х каналах самого высокого пространственного разрешения, 10 м, охватывающих синий, зеленый, красный и ближний инфракрасный диапазоны (каналы 2, 3, 4, 8). Второй вариант представлял этот же снимок, синтезированный в 6-ти каналах, приведенных к разрешению 20 м, но с использованием кроме каналов видимого и ближнего инфракрасного диапазонов еще двух каналов из коротковолнового участка спектра (каналы 11, 12). В данных *Sentinel-2* эти каналы изначально имеют более низкое пространственное разрешение по сравнению с каналами из видимой и ближней инфракрасной областей. В используемом снимке каналы с разрешением 10 м, таким образом, были приведены к разрешению каналов коротковолнового инфракрасного диапазона. Это позволило расширить число исследуемых каналов аналогичного пространственного разрешения. Третий вид спутниковой информации представлял снимок *Landsat-9 OLI* от 6.06.2023 с пространственным разрешением 30 м, состоящий из шести каналов, примерно аналогичных по диапазонам спектра каналам второго снимка *Sentinel-2*. Он включал каналы, полученные в синем, зеленом, красном, ближнем инфракрасном и двух коротковолновых инфракрасных участках спектра. В рамках исследования проведено сравнение результатов классификации перечисленных спутниковых данных. Подобранный снимок *Landsat* был наименее облачным снимком вегетационного периода, ближайшим к дате получения снимка *Sentinel-2*. При этом оба изображения были получены в период активной вегетации. Данные *Landsat-9 OLI* в отличие от данных *Sentinel-2 MSI* имеют менее высокое пространственное разрешение при более высоком радиометрическом разрешении. На основе каждого вида спутниковых данных сформированы аналитические выборки, состоящие из классов, отличающихся по особенностям лесного покрова и соответствующих им значений спектрально-отражательных характеристик. Выборки были получены с применением предварительно созданного векторного слоя участков залежных земель, состоящего из круговых полигонов, для каждого из которых была известна принадлежность к определенному классу. Вычисление спектрально-отражательных характеристик выполнено методом зональной статистики. Каждая выборка (597 объектов) была разделена на обучающую и тестовую в соотношении 60 % и 40 %.

Классификация лесного покрова залежных земель выполнена с использованием двух методов: случайного леса (*Random forest*) и опорных векторов (*Support Vector Machine*). Они представляют разные алгоритмы машинного обучения. Классификация лесного покрова методом *Random Forest* выполнена с оценкой показателя важности (*Importance*) независимых переменных, характеризующего вклад спектрально-отражательных характеристик из различных диапазонов в разделение классов. Одновременно выполнена оценка графика зависимости ошибки модели от количества деревьев решений. Для проведения исследования использованы модели со 150 деревьями решений. Классификация лесного покрова методом *SVM* выполнена с использованием в качестве ядра радиальной базисной функции (*Radial Basis Function*), которая выбрана в силу специфики используемых данных, представляющих спутниковые снимки. Оценка качества результатов классификации для обоих методов выполнена на тестовой выборке, на основе матрицы ошибок. Она характеризует число верно и ошибочно классифицированных пикселей. Для каждого варианта моделей оценена общая точность (число правильных ответов модели) и ее статистическая значимость. В качестве порогового значения выбрана величина 0,05. С использованием рассчитанных моделей, в первую очередь, показавших наиболее высокую точностью распознавания, проведена классификация лесного покрова залежных земель на основе анализируемых видов спутниковых данных. Для полученных результатов в дополнение к количественной оценке точности, проведено визуальное сопоставление с фактическими особенностями лесного покрова, отображающимися на снимках.

Результаты и их обсуждение

Общая точность модели *Random Forest*, построенной для распознавания лесного покрова и травянистых участков залежных земель на основе данных *Sentinel-2*, состоящих из 4-х каналов с разрешением 10 м, на тестовой выборке составила 85 % (табл. 2). Модель статистически значима на уровне 0,05. Коэффициент *Kappa*, характеризующий согласие модели с фактическими классами с поправкой на случайность, составил 0,70. Внутренняя ошибка алгоритма, полученная на обучающей выборке, при этом составила 11,3 %. Наиболее высокие значения показателей важности переменных для разделения классов установлены для спектрально-отражательных характеристик зеленого канала, наименьшие – для характеристик ближнего инфракрасного диапазона. Общая точность модели *SVM*, построенной по этим же данным *Sentinel-2*, на тестовой выборке оказалась несколько выше, составив 86 % (см. табл. 2). Коэффициент *Kappa* составил 0,73. В разрезе анализируемых классов объектов ее повышенная точность проявляется при выявлении участков отсутствия сплошного лесного покрова. При использовании для классификации снимков *Sentinel-2*, состоящих из каналов самого высокого пространственного разрешения (10 м), использование такой модели фактически позволяет выявлять все участки, покрытые древесной растительностью.

Таблица 2
Table 2

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Sentinel-2* (4 канала с разрешением 10 м) с разделением на 2 класса
Accuracy indicators for recognizing the forest cover of abandoned agricultural lands in the Central Russian forest-steppe based on *Sentinel-2* data (4 bands with a resolution of 10 m) divided into two classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов	
			Сплошной лесной покров	Отсутствие сплошного лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,85	< 0,05	0,83	0,86
<i>SVM</i>	0,86	< 0,05	0,83	0,89

Точность модели *Random Forest*, построенной на основе данных *Sentinel-2*, состоящих из 4-х каналов с разрешением 10 м, для распознавания трех классов, оказалась заметно ниже (табл. 3). Внутренняя ошибка алгоритма, полученная на обучающей выборке, для этой модели составила 17,0 %. Показатели важности отдельных переменных при этом существенных изменений не претерпели: наиболее высокие значения зафиксированы для спектрально-отражательных характеристик зеленого канала, самые низкие – для характеристик ближнего инфракрасного диапазона. Общая точность модели *SVM*, рассчитанной по этим же спутниковым данным, на тестовой выборке также как и в предыдущем случае оказалась немного выше, составив 76% (табл. 3).

Таблица 3
Table 3

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Sentinel-2* (4 канала с разрешением 10 м) с разделением на 3 класса
Accuracy indicators for recognizing the forest cover of abandoned agricultural lands in the Central Russian forest-steppe based on *Sentinel-2* data (4 bands with a resolution of 10 m) divided into three classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов		
			Сплошной лесной покров	Разреженный лесной покров	Отсутствие лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,74	< 0,05	0,82	0,65	0,70
<i>SVM</i>	0,76	< 0,05	0,83	0,67	0,75

Снижение точности обоих видов моделей при разделении участков залежей на три класса связано с близкими значениями спектрально-отражательных характеристик участков с разреженным лесным покровом и характеристик соседних классов. Если сплошной лесной покров по спектрально-отражательным характеристикам существенно отличается от травянистого покрова залежей, то разреженный покров занимает промежуточное положение между ними. Особенно сильно это влияние проявляется при увеличении размера пикселей анализируемых снимков. Соответствующая особенность осложняет выделение всех трех классов на спутниковых данных. Вместе с тем, достаточно высокая эффективность моделей, разделяющих пиксели залежей на 2 класса, отражается при сравнении снимков *Sentinel-2* с разрешением 10 м, синтезированных в естественных цветах, и результатов автоматизированного дешифрирования лесного покрова (рис. 1). Наиболее высокое пространственное разрешение среди анализируемых данных при этом снижает влияние пограничных пикселей, содержащих спектральные смеси характеристик залежей и соседних классов объектов.

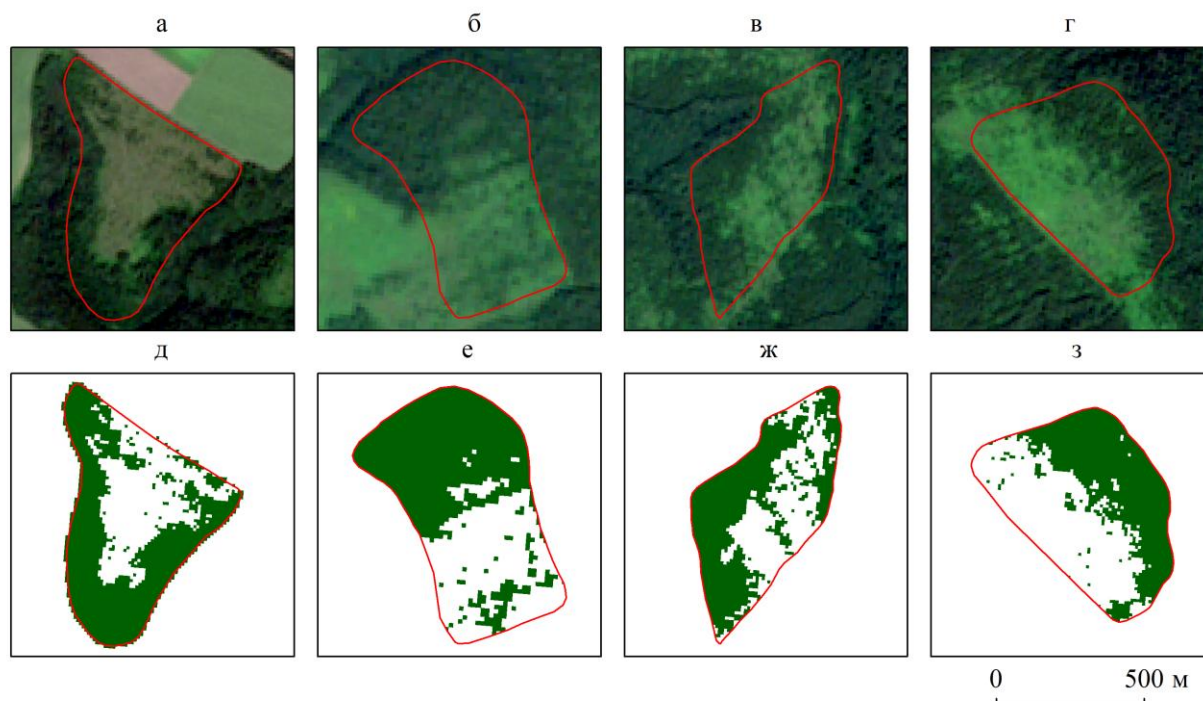


Рис. 1. Примеры залежных земель Среднерусской лесостепи на снимках *Sentinel-2* (а-г) и результатов распознавания их лесного покрова с использованием метода *Random Forest* (д-з)
Fig. 1. Examples of abandoned agricultural lands of the Central Russian forest-steppe in *Sentinel-2* data (images а-г) and their forest cover recognition results based on the *Random Forest* method (images д-з)

Суммарная точность модели *Random Forest*, построенной на основе снимков *Sentinel-2* с 6 каналами и разрешением 20 м для разделения лесного покрова залежных земель на 2 класса, оказалась ниже точности аналогичной модели, рассчитанной на основе данных *Sentinel-2* с 4 каналами, но с пространственным разрешением 10 м (табл. 4). Коэффициент Карра составил 0,60. Внутренняя ошибка алгоритма, полученная на обучающей выборке, для этой модели составила 14,1 %. Наиболее высокие значения показателей важности переменных также как и в предыдущем случае установлены для спектрально-отражательных характеристик зеленого канала.

Таблица 4
Table 4

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Sentinel-2* (6 каналов с разрешением 20 м) с разделением на 2 класса
Accuracy indicators for recognizing the forest cover of abandoned agricultural lands in the Central Russian forest-steppe based on *Sentinel-2* data (six bands with a resolution of 20 m) divided into two classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов	
			Сплошной лесной покров	Отсутствие сплошного лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,80	< 0,05	0,73	0,87
<i>SVM</i>	0,82	< 0,05	0,76	0,88

Общая точность модели *SVM*, построенной по этому же снимку, на тестовой выборке оказалась незначительно выше модели *Random Forest*, достигнув 82 % (табл. 4). Коэффициент *Kappa* составил 0,64. Модели, рассчитанные на основе обоих методов при этом статистически значимы на уровне многим меньше 0,05. Сопоставление полученных моделей с моделями, рассчитанными на основе 4-х самых детальных каналов *Sentinel-2* (см. табл. 2) показывает, что в разрезе отдельных классов заметное снижение точности распознавания произошло для класса «сплошной лесной покров». Точность выявления участков с его отсутствием существенно не снизилась.

Модель классификации *Random Forest*, рассчитанная на основе снимков *Sentinel-2* с 6 каналами и разрешением 20 м, для разделения лесного покрова залежных земель на 3 класса (табл. 5) показала существенное снижение общей точности в сравнении с аналогичной моделью для разделения залежных земель на 2 класса. Внутренняя ошибка алгоритма, полученная на обучающей выборке, для этой модели составила 22,7 %. Особенностью модели является более выраженное значение важности (*Importance*) спектрально-отражательных характеристик зеленого диапазона при разделении анализируемых классов по сравнению с другими переменными. Модель классификации, полученная методом *SVM* на основе этого же изображения, показала более высокую точность в целом и для выделения отдельных классов (табл. 5). При этом в сравнении с моделью *SVM* для разделения двух классов, ее общая точность ниже.

Таблица 5
Table 5

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Sentinel-2* (6 каналов с разрешением 20 м) с разделением на 3 класса
Accuracy indicators for recognizing the forest cover of abandoned agricultural lands in the Central Russian forest-steppe based on *Sentinel-2* data (six bands with a resolution of 20 m) divided into three classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов		
			Сплошной лесной покров	Разреженный лесной покров	Отсутствие лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,69	< 0,05	0,73	0,61	0,73
<i>SVM</i>	0,73	< 0,05	0,76	0,67	0,79

Модель классификации, построенная методом *Random Forest* на основе данных *Landsat-9 OLI*, при разделении участков залежей на 2 класса показала общую точность 0,78 (табл. 6), что ниже точности моделей, рассчитанных на основе обоих вариантов снимков *Sentinel-2*. Внутренняя ошибка алгоритма, полученная на обучающей выборке,

для этой модели составила 17,4 %, что не сильно отличается от ошибки моделей, рассчитанных по *Sentinel-2*. Особенностью модели, рассчитанной на основе данных *Landsat-9* в сравнении с моделью по данным *Sentinel-2*, является высокий вклад в разделение классов не только спектрально-отражательных характеристик зеленого, но и коротковолнового инфракрасного диапазона. Модель классификации, рассчитанная методом *SVM*, на основе этого же изображения, характеризовалась более высокой общей точностью при пониженной точности для класса сплошного лесного покрова и более высокой точности для участков его отсутствия (табл. 6). Модели, рассчитанные обоими методами по данным *Landsat-9*, также статистически значимы на уровне 0,05, как и модели, полученные по данным *Sentinel-2*, что говорит об эффективности каждой из них.

Таблица 6
Table 6

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Landsat-9 OLI* с разделением на 2 класса
Accuracy indicators of forest cover recognition of abandoned agricultural lands of the Central Russian forest-steppe based on *Landsat-9 OLI* data with division into two classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов	
			Сплошной лесной покров	Отсутствие сплошного лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,78	< 0,05	0,63	0,89
<i>SVM</i>	0,79	< 0,05	0,61	0,92

Модели классификации, полученные методами *Random Forest* и *SVM* по данным *Landsat-9 OLI*, при разделении залежных земель на 3 класса (табл. 7), показали одинаковую общую точность, которая при этом ниже, чем у всех предыдущих моделей. Внутренняя ошибка алгоритма для модели *Random Forest*, полученная на обучающей выборке, составила 27,7 %. Вместе с тем анализ этой модели также выявил наиболее высокий вклад спектрально-отражательных характеристик из зеленой и коротковолновой инфракрасной области спектра в разделении классов лесного покрова залежных земель.

Таблица 7
Table 7

Показатели точности выявления лесного покрова залежных земель Среднерусской лесостепи на основе данных *Landsat-9 OLI* с разделением на 3 класса
Accuracy indicators for recognizing the forest cover of abandoned agricultural lands in the Central Russian forest-steppe based on *Landsat-9 OLI* data divided into three classes

Метод	Общая точность модели	Уровень значимости	Точность выделения классов		
			Сплошной лесной покров	Разреженный лесной покров	Отсутствие лесного покрова
<i>Random Forest</i>	0,60	< 0,05	0,66	0,58	0,33
<i>SVM</i>	0,60	< 0,05	0,64	0,72	0,16

Сравнение всех 6 вариантов моделей классификации лесного покрова залежных земель показывает последовательное снижение общей точности при уменьшении пространственного разрешения снимков. Для данных *Sentinel-2* включение двух новых каналов в модель не компенсировало ее общую точность, обусловленную снижением пространственного разрешения каналов с 10 м до 20 м. Во всех рассмотренных моделях

введение класса «разреженный лесной покров» приводило к снижению точности классификации по сравнению с моделями, использующими разделение на сплошной лесной покров и его отсутствие.

Исследования, связанные с классификацией снимков, направлены, как правило, на разделение различных классов земель, которые очень часто существенно отличаются по спектрально-отражательным характеристикам на спутниковых данных. Участки залежных земель, различающиеся лесным покровом, могут при этом иметь близкие отражательные свойства, что осложняет их автоматизированное разделение. Учитывая, что в исследовании классификация проводилась не для разных классов объектов, например, лесов или пахотных угодий, а в пределах одного класса (залежные земли), полученные модели характеризуются достаточно высокой точностью.

Заключение

Исследованы возможности распознавания лесного покрова залежных земель, типичных для Среднерусской лесостепи, на основе различных видов спутниковых данных с использованием методов машинного обучения *Random Forest* и *Support Vector Machine*. Проанализированы данные *Sentinel-2 MSI* в 4-х каналах видимого и ближнего инфракрасного диапазонов с пространственным разрешением 10 м, данные *Sentinel-2* в 6 каналах видимого, ближнего и коротковолнового инфракрасного участках спектра с разрешением 20 м и данные *Landsat-9 OLI* в каналах аналогичных диапазонов с разрешением 30 м. Наиболее высокая общая точность распознавания (86 %) достигнута для моделей, предполагающих разделение на сплошной лесной покров и его отсутствие, и, основанных на снимках *Sentinel-2*, включающих 4-канала с разрешением 10 м, полученных в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах. На основе этих же данных достигнута наиболее высокая точность автоматизированного выделения на залежных землях участков сплошного, разреженного лесного покрова и травянистых участков. Но в этом случае точность моделей была существенно ниже, чем в случае разделения участков залежей на 2 класса. Во всех проанализированных случаях общая точность моделей построенных методами *Random Forest* и *Support Vector Machine* оказалась примерно одинаковой при незначительном превышении у модели, рассчитанной методом SVM. Модели классификации статистически значимы на уровне 0,05 для всех рассмотренных вариантов спутниковых данных. В моделях, полученных методом *Random Forest* на основе данных *Sentinel-2 MSI*, наибольший вклад в разделение классов показали спектрально-отражательные характеристики зеленого диапазона. Для моделей, рассчитанных на основе данных *Landsat-9 OLI*, наибольший вклад в выделение классов выявлен для характеристик зеленого и коротковолнового инфракрасного диапазонов.

Список литературы

- Голеусов П.В., Лисецкий Ф.Н., Малышев А.В. 2024. Тренды воспроизводства постагрогенных почв в лесостепной зоне европейской территории России. Геополитика и экогеодинамика регионов, 20(1): 165–178.
- Данилов Д.А., Яковлев А.А., Зайцев Д.А., Иванов А.А. 2024. Изменения в постагрогенных почвах в ходе восстановления древесной растительности в условиях юго-запада Ленинградской области. Известия Санкт-Петербургской лесотехнической академии, 251: 97–122. <https://doi.org/10.21266/2079-4304.2024.251.97-122>
- Елсаков В.В., Мыльникова Т.А., Боровлёв А.Ю., Баскин Л.М., Щанов В.М. 2025. Климатические и постаграрные векторы трансформации лесопокрываемых территорий староосвоенных районов Европейской России. Теоретическая и прикладная экология, 3: 188–194. <https://doi.org/10.25750/1995-4301-2025-3-188-194>
- Иванов А.И., Иванова Ж.А., Соколов И.В. 2020. Вторичное освоение неиспользуемых угодий. Российская сельскохозяйственная наука, 2: 48–52. <https://doi.org/10.31857/S2500-2627-2020-2-48-52>

- Иванова Т.А., Авдюкова Т.В., Кондакова М.С. 2024. Состояние и перспективы вовлечения залежных земель канской лесостепи в сельскохозяйственный оборот. Вестник КрасГАУ, 5: 101–107. <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2024-5-101-107>
- Иванов М.А., Гафуров А.М. 2025. Анализ изменений землепользования в Среднем Поволжье по данным Landsat для оценки потенциала возврата заброшенных пахотных земель в сельскохозяйственный оборот. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 22(2): 186–201. <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201>
- Косолапов В.М., Трофимов И.А., Трофимова Л.С., Яковлева Е.П. 2015. Агроландшафты Центрального Черноземья. Районирование и управление. М., Наука, 198 с.
- Кузьменко Я.В., Лисецкий Ф.Н., Кириленко Ж.А., Григорьева О.И. 2013. Обеспечение оптимальной водоохранной лесистости при бассейновой организации природопользования. Известия Самарского научного центра Российской академии наук, 15(3–2): 652–657.
- Сизых А.П., Воронин В.И., Осколков В.А., Гриценюк А.П. 2023. Восстановление лесов на постаграрных территориях Западного Забайкалья. География и природные ресурсы, 44(4): 70–76. <https://doi.org/10.15372/GIPR20230407>
- Тарасова Л.В., Курбанов Э.А., Воробьев О.Н., Бу Х., Лежнин С.А., Дергунов Д.М. 2024. Мониторинг лесного покрова водоохраных зон рек Марий Эл. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 21(2): 177–195. <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2024-21-2-177-195>
- Терехин Э.А. 2020. Влияние параметров лесных насаждений на их спектральный отклик (на примере лесов юга Среднерусской возвышенности). Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 17(7): 142–154. <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2020-17-7-142-154>
- Чендев Ю.Г. 2008. Эволюция лесостепных почв Среднерусской возвышенности в голоцене. М., ГЕОС, 212 с.
- Breiman L. 2001. Random Forests. Machine Learning, 45(1): 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Ershov D.V., Gavriluk E.A., Koroleva N.V., Belova E.I., Tikhonova E.V., ... Tikhonov G.N. 2022. Natural Afforestation on Abandoned Agricultural Lands during Post-Soviet Period: A Comparative Landsat Data Analysis of Bordering Regions in Russia and Belarus. Remote Sensing, 14(2): 322. <https://doi.org/10.3390/rs14020322>
- Estel S., Kuemmerle T., Alcántara C., Levers C., Prishchepov A., Hostert P. 2015. Mapping Farmland Abandonment and Recultivation Across Europe Using MODIS NDVI Time Series. Remote Sensing of Environment, 163: 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.028>
- Frei T., Edou K., Rodríguez Fernández-Blanco C., Winkel G. 2022. Governing Abandoned Land: Storylines on Natural Forest Regrowth in France and Spain. Environmental Science & Policy, 135(2): 58–66. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2022.04.022>
- Liu X., Wang S., Zhang X., Zhen L., Ma C., ... Li H. 2025. Monitoring Spatiotemporal Dynamics of Farmland Abandonment and Recultivation Using Phenological Metrics. Land, 14(9): 1745. <https://doi.org/10.3390/land14091745>
- Senf C., Laštovička J., Okujeni A., Heurich M., van der Linden S. 2020. A Generalized Regression-Based Unmixing Model for Mapping Forest Cover Fractions Throughout Three Decades of Landsat Data. Remote Sensing of Environment, 240: 111691. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111691>
- Tassi A., Gigante D., Modica G., Di Martino L., Vizzari M. 2021. Pixel- vs. Object-Based Landsat 8 Data Classification in Google Earth Engine Using Random Forest: The Case Study of Maiella National Park. Remote Sensing, 13(12): 2299. <https://doi.org/10.3390/rs13122299>
- Terekhin E.A. 2023. Relationships between Forest-Stand Parameters and Sentinel-2 Spectral Reflectance in the Central Russian Forest–Stepp. Cosmic Research, 61(1): S60–S70. <https://doi.org/10.1134/S0010952523700661>
- Wu J., Jin S., Zhu G., Guo J. 2023. Monitoring of Cropland Abandonment Based on Long Time Series Remote Sensing Data: A Case Study of Fujian Province, China. Agronomy, 13(6): 1585. <https://doi.org/10.3390/agronomy13061585>

References

- Goleusov P.V., Lisetskii F.N., Malyshev A.V. 2024. Trends in the Reproduction of Postagrogenic Soils in the Forest-Steppe Zone of the European Territory of Russia. *Geopolitika i ekogeodinamika regionov*, 20(1): 165–178 (in Russian).
- Danilov D.A., Yakovlev A.A., Zaitsev D.A., Ivanov A.A. 2024. Changes in Postagricultural Soils During the Restoration of Woody Vegetation in the Conditions of the South-West of the Leningrad Region. *Izvestiya Sankt-Peterburgskoy lesotekhnicheskoy akademii*, 251: 97–122 (in Russian). <https://doi.org/10.21266/2079-4304.2024.251.97-122>
- Elsakov V.V., Mylnikova T.A., Borovlev A.Yu., Baskin L.M., Shchanov V.M. 2025. Climatic and Post-Agrarian Vectors of Transformation of Forested Areas in Old-Developed Regions of European Russia. *Theoretical and Applied Ecology*, 3: 188–194 (in Russian). <https://doi.org/10.25750/1995-4301-2025-3-188-194>
- Ivanov A.I., Ivanova Zh.A., Sokolov I.V. 2020. Secondary Development of Unused Land. *Russian Agricultural Sciences*, 46(3): 274–278 (in Russian). <https://doi.org/10.3103/S1068367420030076>
- Ivanova T., Avdyukova T., Kondakova M. 2024. State and Prospects for Fallow Lands of Kansk Forest-Steppe Involvement into Agricultural Turnover. *Bulletin of KSAU*, 5: 101–107 (in Russian). <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2024-5-101-107>
- Ivanov M.A., Gafurov A.M. 2025. Analysis of Land Use Changes in the Middle Volga Region Based on Landsat Data to Assess the Potential of Returning Abandoned Cropland into Use. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*, 22(2): 186–201 (in Russian). <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201>
- Kosolapov V.M., Trofimov I.A., Trofimova L.S., Yakovleva E.P. 2015. Agrolandscapes of central Chernozem region. Zoning and management. Moscow, Publ. Nauka, 198 p. (in Russian).
- Kuzmenko Ya., Lisetskiy F., Kirilenko Ja., Grigoryeva O. 2013. Providing the Optimum Water Protection Forests Amount at Basin Organization of Nature Management. *Izvestia of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*, 15(3–2): 652–657 (in Russian).
- Sizykh A.P., Voronin V.I., Oskolkov V.A., Gritsenyuk A.P. 2023. Reforestation in Postagricultural Areas of Western Transbaikalia. *Geography and Natural Resources*, 44(4): 345–350 (in Russian). <https://doi.org/10.1134/s1875372823040121>
- Tarasova L.V., Kurbanov E.A., Vorobiev O.N., Bui H., Lezhnin S.A., Dergunov D.M. 2024. Monitoring Forest Cover in Riparian Zones Along the Rivers of Mari El Republic Using Satellite Data. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth From Space*, 21(2): 177–195 (in Russian). <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2024-21-2-177-195>
- Terekhin E.A. 2020. The Effect Of Stand Parameters on the Spectral Response of Forests (Case Study of the South of the Central Russian Upland). *Current Problems in Remote Sensing of the Earth From Space*, 17(7): 142–154 (in Russian). <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2020-17-7-142-154>
- Chendev Yu.G. 2008. Evolution of Forest-Steppe Soils of the Central Russian Upland in the Holocene. Moscow, Publ. GEOS, 212 p. (in Russian).
- Breiman L. 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Ershov D.V., Gavriluk E.A., Koroleva N.V., Belova E.I., Tikhonova E.V., ... Tikhonov G.N. 2022. Natural Afforestation on Abandoned Agricultural Lands during Post-Soviet Period: A Comparative Landsat Data Analysis of Bordering Regions in Russia and Belarus. *Remote Sensing*, 14(2): 322. <https://doi.org/10.3390/rs14020322>
- Estel S., Kuemmerle T., Alcántara C., Levers C., Prishchepov A., Hostert P. 2015. Mapping Farmland Abandonment and Recultivation Across Europe Using MODIS NDVI Time Series. *Remote Sensing of Environmen*, 163: 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.028>
- Frei T., Edou K., Rodríguez Fernández-Blanco C., Winkel G. 2022. Governing Abandoned Land: Storylines on Natural Forest Regrowth in France and Spain. *Environmental Science & Policy*, 135(2): 58–66. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2022.04.022>
- Liu X., Wang S., Zhang X., Zhen L., Ma C., ... Li H. 2025. Monitoring Spatiotemporal Dynamics of Farmland Abandonment and Recultivation Using Phenological Metrics. *Land*, 14(9): 1745. <https://doi.org/10.3390/land14091745>

- Senf C., Laštovička J., Okujeni A., Heurich M., van der Linden S. 2020. A Generalized Regression-Based Unmixing Model for Mapping Forest Cover Fractions Throughout Three Decades of Landsat Data. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111691. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111691>
- Tassi A., Gigante D., Modica G., Di Martino L., Vizzari M. 2021. Pixel- vs. Object-Based Landsat 8 Data Classification in Google Earth Engine Using Random Forest: The Case Study of Maiella National Park. *Remote Sensing*, 13(12): 2299. <https://doi.org/10.3390/rs13122299>
- Terekhin E.A. 2023. Relationships between Forest-Stand Parameters and Sentinel-2 Spectral Reflectance in the Central Russian Forest–Stepp. *Cosmic Research*, 61(1): S60–S70. <https://doi.org/10.1134/S0010952523700661>
- Wu J., Jin S., Zhu G., Guo J. 2023. Monitoring of Cropland Abandonment Based on Long Time Series Remote Sensing Data: A Case Study of Fujian Province, China. *Agronomy*, 13(6): 1585. <https://doi.org/10.3390/agronomy13061585>

*Поступила в редакцию 31.07.2026;
поступила после рецензирования 26.08.2026;
принята к публикации 10.09.2026*

*Received July 31, 2026;
Revised August 26, 2026;
Accepted September 10, 2026*

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Терехин Эдгар Аркадьевич, доктор географических наук, профессор кафедры природопользования и земельного кадастра, старший научный сотрудник отдела геоинформатики Федерально-регионального центра аэрокосмического и наземного мониторинга объектов и природных ресурсов, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Edgar A. Terekhin, Doctor of Geographical Sciences, Professor, Department of Natural Resources and Land Cadastre, Senior Researcher, Department of Geoinformatics, Federal Regional Center for Aerospace and Ground Monitoring of Objects and Natural Resources, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia