

Мониторинг лесного покрова водоохранных зон рек Марий Эл по спутниковым данным

Л. В. Тарасова¹, Э. А. Курбанов¹, О. Н. Воробьёв¹,
Х. Бу², С. А. Лежнин¹, Д. М. Дергунов¹

¹ Поволжский государственный технологический университет
Йошкар-Ола, 424000, Россия
E-mail: kurbanovea@volgatech.net

² Вьетнамский национальный университет лесного хозяйства
Ханой, 13417, Вьетнам
E-mail: hungbm@vnuf.edu.vn

Разновременные данные Landsat широко применяются для мониторинга лесного покрова. Использование облачной платформы Google Earth Engine (GEE) позволяет анализировать эти данные с помощью различных методов. Цель настоящей работы заключается в исследовании динамики и нарушенности лесного покрова водоохранных зон за период с 1984 по 2022 г. на основе разновременных снимков Landsat. Объектами исследования становятся лесные насаждения, расположенные в двухсотметровой буферной (водоохранной) зоне 23 наиболее крупных рек Республики Марий Эл. В работе проведена классификация разновременных данных Landsat на четыре класса наземного покрова с использованием метода случайного леса (*англ.* Random Forest — RF) в GEE. На первом этапе было классифицировано 85 разновременных изображений Landsat, проанализирована структура и динамика классов, а также создана карта изменений наземного покрова. На втором этапе с использованием алгоритма обнаружения тенденций нарушений LandTrendr (*англ.* Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery) были выявлены участки нарушенности лесного покрова за исследуемый период. Анализ данных Landsat показал, что в целом за период с 1984 по 2022 г. на исследуемой территории наблюдается увеличение площади лесного покрова за счёт замены нелесных территорий и хвойных лесов мелколиственными породами. Наибольшие изменения индексов NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс), NBR (*англ.* Normalized Burn Ratio — нормализованный индекс гарей) и NDMI (*англ.* Normalized Difference Moisture Index — стандартизованный индекс различий увлажнённости), свидетельствующие о нарушениях, были зафиксированы в периоды 1985–1992 и 2010–2011 гг., что связано с последствиями затопления водоохранных лесов и крупными пожарами 2010 г. Применение облачных технологий и методологических подходов для обнаружения изменений позволяет провести оценку динамики и нарушенности на основе разновременных спутниковых изображений в региональном масштабе.

Ключевые слова: водоохранные леса, ДЗЗ, Google Earth Engine, Landsat, Random Forest, LandTrendr

Одобрена к печати: 13.03.2024
DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-177-195

Введение

Водоохранные леса речных бассейнов представляют собой сложные растительные экосистемы, сформировавшиеся в результате многолетних геоморфологических процессов на относительно богатых пойменными землями (Воронков, 1988; Мелехов, 1980). Согласно статье 65 российского Водного кодекса от 3 июня 2006 г. № 74-ФЗ водоохранными считаются территории, примыкающие к береговой линии (границам водного объекта) морей, рек, ручьёв, каналов, озёр и водохранилищ, на которых устанавливается специальный режим осуществления хозяйственной и иной деятельности в целях предотвращения загрязнения, засорения, заиления указанных водных объектов и истощения их вод, а также сохранения среды обитания водных биологических ресурсов и других объектов животного и растительного мира (<https://base.garant.ru/12147594/>). Согласно лесному кодексу водоохранные леса выполняют важные

водорегулирующие, санитарно-гигиенические, защитно-аккумулятивные, противоэрозионные и рекреационные функции (http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_64299/).

В последние десятилетия в связи с изменением водного режима, пожарами, эрозией почв и урбанизацией отмечается высокое воздействие на водоохранные экосистемы, что приводит к их нарушениям и снижению защитных функций (Выприцкий, Шинкаренко 2022; Курбанов, Воробьев, 2021; Xu et al., 2017). Водоохранные леса, как насаждения с особыми условиями роста и экологическими процессами, особенно уязвимы к изменениям окружающей среды и антропогенному воздействию (Демаков, Исаев, 2019; Дубенок и др., 2021; Jamaluddin et al., 2022; Pericolo et al., 2023). Такие процессы, наблюдающиеся в водоохранных лесах во многих странах мира, представляют особую важность для Российской Федерации, по территории которой протекают 2,6 млн рек общей протяжённостью 8,4 млн км (Государственный..., 2010). В связи с этим мониторинг состояния водоохранных экосистем выступает одной из приоритетных задач при проведении лесоустроительных и природоохранных мероприятий, для решения которой специалистами часто используются данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) (Тарасова и др., 2023; Шинкаренко и др., 2022; Islam et al., 2021; Purwanto et al., 2023). Особый практический интерес для получения ретроспективной информации при оценках и мониторинге состояния лесного покрова представляют временные ряды спутниковых данных.

Открытие в 2008 г. архива изображений спутниковой системы Landsat геологической службы США (*англ.* United States Geological Survey — USGS) предоставило новые возможности для исследования пространственно-временной динамики и состояния различных экосистем (Барталев и др., 2014; Киреева и др., 2018; Курбанов и др., 2014; Остроухов, Клевцов, 2023; Раевский и др., 2021). В последние годы широкое применение при геопространственном анализе большого объёма архивных спутниковых данных в планетарных масштабах также находит облачная платформа Google Earth Engine (GEE) (earthengine.google.com). Возможность работы с большим каталогом данных Landsat в GEE позволяет исследователям решать различные задачи мониторинга, такие как оценка лесных экосистем под влиянием антропогенных и природных факторов, динамики восстановления растительности после пожаров, структуры лесного покрова, изменений поверхностных вод и т. п. (Кирбижекова и др., 2023; Янец и др., 2022; Chen et al., 2021; Hird et al., 2021).

Для анализа изменений в наземном покрове в GEE успешно используются алгоритм обнаружения трендов нарушений и восстановления с помощью Landsat LandTrendR (LT) (*англ.* Landsat-based detection of Trends in Disturbance and Recovery) (Kennedy et al., 2018) и алгоритм обнаружения и классификации непрерывных изменений CCDC (*англ.* Continuous Change Detection and Classification) (Zhu et al., 2012). Основная разница между этими алгоритмами заключается в выборе данных для анализа. В LT выбирается одно наблюдение или значение для каждого исследуемого года, в то время как в CCDC для сегментации изменений используется временной ряд всех наблюдений (Pasquarella et al., 2022). Алгоритм LT был успешно применён в различных регионах для оценки нарушений и восстановления наземного покрова (Fragal et al., 2016; Li et al., 2021; Viana-Soto et al., 2020). Оба алгоритма предоставляют ценную информацию о динамике изменений наземного покрова и могут быть полезными инструментами для мониторинга и управления природными ресурсами.

Анализ научных публикаций по данной тематике показывает, что большая часть исследований, связанных с мониторингом водоохранных зон и прибрежных лесов, проводится за рубежом. В этих исследованиях оцениваются структура и состав наземного покрова в прибрежных зонах, сравниваются различные алгоритмы классификации наземного покрова на основе методов машинного обучения, анализируется эффективность различных типов данных и т. д. Несмотря на природоохранную и практическую значимость водоохранных зон рек для человека, в Российской Федерации исследованиям их мониторинга методами ДЗЗ посвящено относительно немного работ. Это указывает на значимость и актуальность разработки прогрессивных методик и оценок для такого мониторинга на региональном и национальном уровнях.

Цель работы — провести оценку динамики (по площади, возрасту, классам наземного покрова) и нарушенности лесного покрова (гари, усыхание, заболачивание, ветровалы, вреди-

тели и болезни) водоохранных зон рек Республики Марий Эл (РМЭ). Для достижения этой цели были решены следующие задачи:

- Проведено тематическое картографирование по разновременным спутниковым данным Landsat и оценка точности полученных карт наземного покрова водоохранных зон рек РМЭ на платформе GEE за период 1984–2022 гг.
- В модуле LT GEE выполнена оценка трёх спектральных индексов: NBR (*англ.* Normalized Burn Ratio — нормализованный индекс гарей), NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс) и NDMI (*англ.* Normalized Difference Moisture Index — стандартизованный индекс различий увлажнённости) — для последующего выявления и анализа нарушенных территорий.

Объекты исследования

Территория Республики Марий Эл по почвенно-экологическому районированию находится на стыке бореального и суббореального географических поясов. Бореальный пояс (западная и центральная часть левобережья р. Волги) представлен на восточной окраине Среднерусской почвенной провинции зоны дерново-подзолистых почв южной тайги, суббореальный пояс — в правобережье Приокско-Сурской (Среднерусской) почвенной провинцией, а в восточной части левобережья — Прикамской почвенной провинцией зоны серых лесных почв широколиственных лесов (Газизуллин, 2005). Речная сеть РМЭ состоит из 19 бассейнов и включает 179 рек с длиной водотока более 10 км. Многие реки протекают среди лесных массивов и имеют смешанный тип питания (Гончаров и др., 2020). Объектами исследования стали леса, произрастающие в двухсотметровой буферной (водоохранной) зоне 23 крупных рек (длиной более 50 км), расположенных в пределах РМЭ (*рис. 1*).

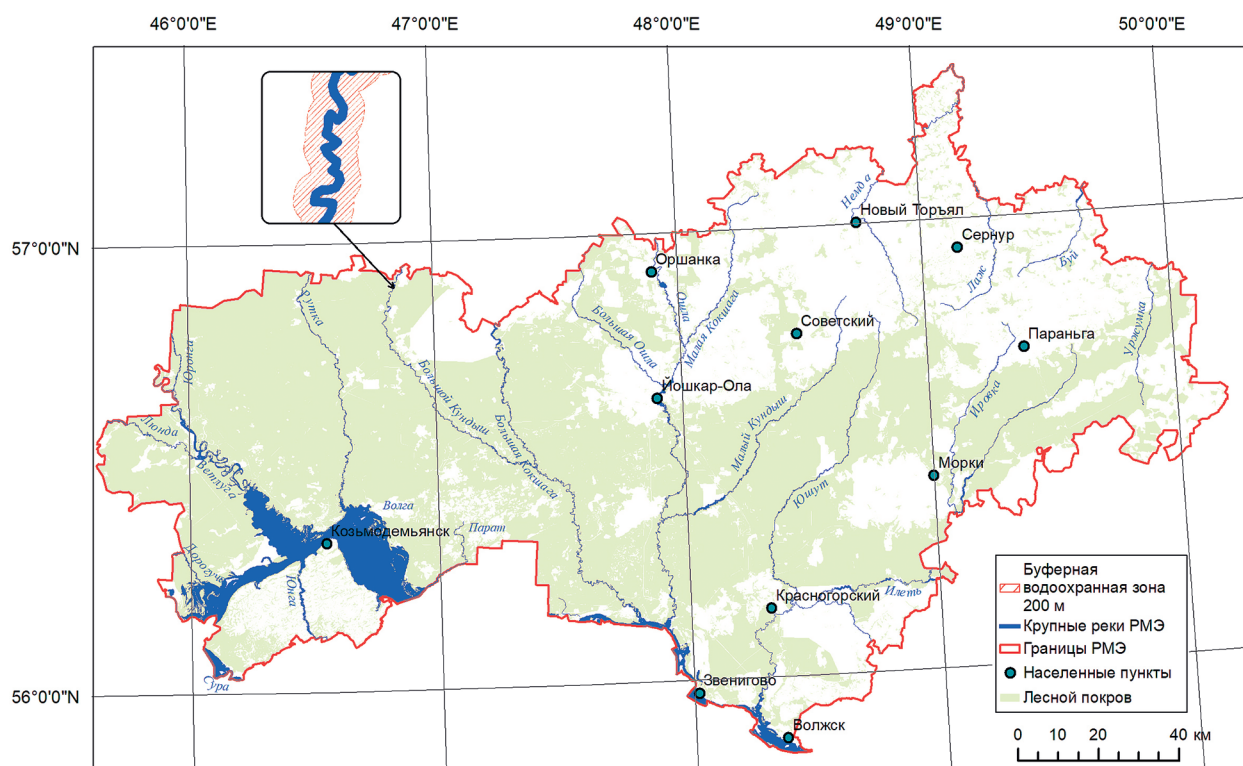


Рис. 1. Крупные реки РМЭ, вдоль которых изучены буферные 200-метровые водоохранные зоны (Тарасова и др., 2023)

Основные древесные породы водоохранных лесов: сосна обыкновенная (*Pinus Sylvestris*), ель обыкновенная (*Picea abies*), пихта сибирская (*Abies sibirica*), дуб черешчатый (*Quercus robur*), ясень обыкновенный (*Fraxinus excelsior*), клён остролистный (*Acer platanoides*), вяз гладкий (*Ulmus laevis*), берёза повислая (*Betula pendula*), берёза пушистая (*Betula pubescens*), осина обыкновенная (*Populus tremula*), ольха серая (*Alnus incana*), ольха чёрная (*Alnus glutinosa*), липа мелколистная (*Tilia cordata*), ива белая (*Salix alba*) и ива козья (*Salix caprea*). Наибольший удельный вес в структуре защитных лесов РМЭ имеют ценные леса (367 тыс. га), большую часть которых составляют запретные полосы, расположенные вдоль водных объектов (285,3 тыс. га).

Методика исследования

Общий алгоритм мониторинга растительного покрова водоохранных зон рек по спутниковым изображениям с применением GEE показан на рис. 2.

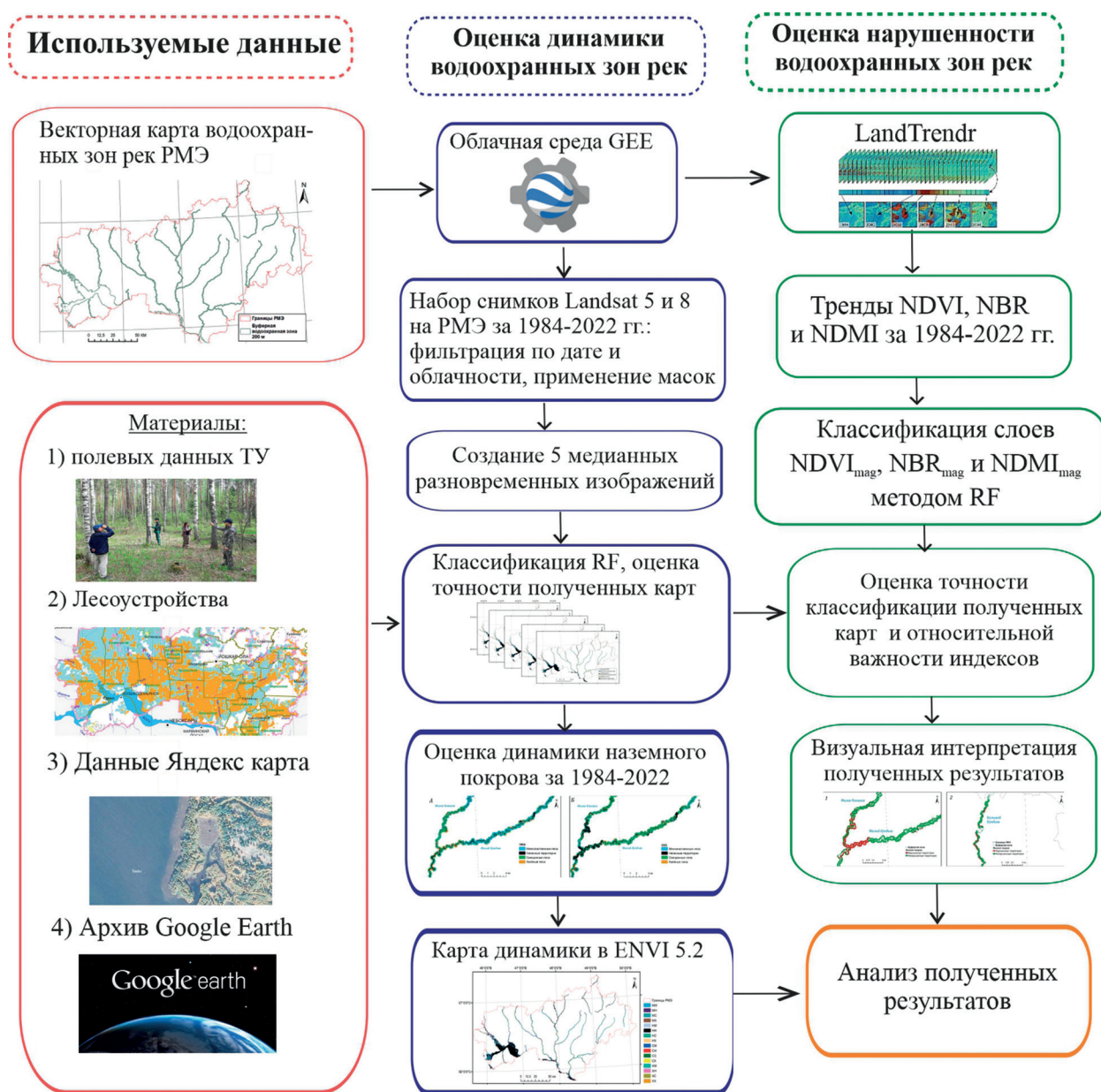


Рис. 2. Алгоритм оценки водоохранных зон рек по спутниковым данным

В работе подобраны участки области интереса ROI* (*англ.* Region of Interest) в лесных насаждениях водоохранных зонах рек Республики Марий Эл на основании полевых данных, данных ЦУДМЛ (Центр устойчивого управления и дистанционного мониторинга лесов Поволжского государственного технологического университета), снимков высокого пространственного разрешения сервиса Google Планета Земля (*англ.* Google Earth) и поисково-информационной картографической службы Яндекс Карты. Полевые работы по закладке тестовых участков (ТУ) на территории водоохранных лесов РМЭ были проведены в 2020–2023 гг. Тестовые участки были заложены методом круговых реласкопических площадок в древостоях основных лесообразующих пород (Воробьёв и др., 2019). Предварительно, до начала полевых исследований, была определена степень однородности лесных насаждений водоохранных зон рек на основе данных спутниковых снимков высокого разрешения (интернет-ресурсы Яндекс Карты, Google Earth), а также учтены особенности рельефа и транспортная доступность. Для каждого ТУ были определены основные таксационные показатели лесных насаждений, включая породный состав, средние диаметр и высоту насаждений, полноту, возраст преобладающей породы, сомкнутость полога, а также наличие следов различных антропогенных и природных нарушений. Кроме того, для проведения управляемой классификации территории исследуемых водоохранных зон рек РМЭ были дополнительно набраны участки ROI размером не менее 3×3 пикселя Landsat в ГИС-приложении ArcGIS Pro (ГИС — геоинформационная система) на основе снимков высокого разрешения Google Earth и данных ЦУДМЛ. После этого каждый класс наземного покрова был конвертирован в отдельный векторный формат.

В работе использовались четыре класса наземного покрова: «мелколиственные», «смешанные и широколиственные», «хвойные» и «нелесные» (водные объекты, населённые пункты, открытые и задернённые участки) (*табл. 1*). Для каждого из этих тематических классов были определены их площади, состояние и динамика за исследуемый период. Для проведения классификации по оценке динамики водоохранных зон рек использовались 65 % набора участков ROI, а для оценки точности классификации — 35 %.

Таблица 1. Участки ROI на территорию исследования

Классы	Количество полигонов ROI
1. Мелколиственные	404
2. Смешанные и широколиственные	346
3. Хвойные	272
4. Нелесные	840

Подготовка изображений для классификации. В исследованиях, в которых анализируется большое количество мультиспектральных спутниковых снимков, обычно применяется метод редукции (*англ.* reduction — преобразование, приведение к определённой величине). В математике он представляет собой логический приём преобразования данных к более простому варианту, который может быть легко проанализирован или использован для решения поставленных задач. В GEE метод редукции для рабочего набора спутниковых снимков заключается в их преобразовании в одно изображение, где каждый спектральный канал обрабатывается отдельно (Phan et al., 2020). В рамках этого метода все спектральные значения соответствующих пикселей набора снимков за исследуемый период обобщаются для формирования значения спектральной яркости каждого пикселя преобразованного изображения. Для агрегации данных используются различные методы, включая медиану, среднее, максимальное и минимальное значение. В облачный сервис GEE были импортированы участки ROI для всех

* Фрагмент наземного покрова на спутниковом изображении, выбранный для определения тематического класса для классификации или оценки точности тематического картографирования.

четырёх классов наземного (лесного) покрова, а также выделенный слой 200-метровой буферной зоны рек РМЭ в векторном формате.

Для покрытия всей исследуемой территории были загружены летние (июнь – август) изображения Landsat-5 (коллекция Landsat/LT05/C02/T1_L2) и Landsat-8 (коллекция Landsat/LC08/C02/T1_L2) из базы спутниковых снимков GEE с минимальными процентами доли облачности и дефектами съёмки (рис. 3). Вегетационные периоды были выбраны таким образом, чтобы исключить совокупное влияние снежного покрова и весеннего половодья на исследуемые водоохранные леса, а также повысить спектральную разделяемость классов наземного покрова до и после нарушений. Всего в GEE было получено 85 изображений Landsat, которые были разделены на пять наборов данных в соответствии с исследуемыми периодами времени (табл. 2). Каждый набор данных был преобразован в одно медианное изображение на территорию исследования с использованием метода редукции. Для этого были использованы шесть спектральных каналов (SR_B1–SR_B5, SR_B7) изображений Landsat-5, -8 (https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LT05_C02_T1_L2). Таким образом, были получены растровые слои, содержащие статистические показатели агрегации для каждого класса наземного покрова, которые использовались в дальнейшем анализе.

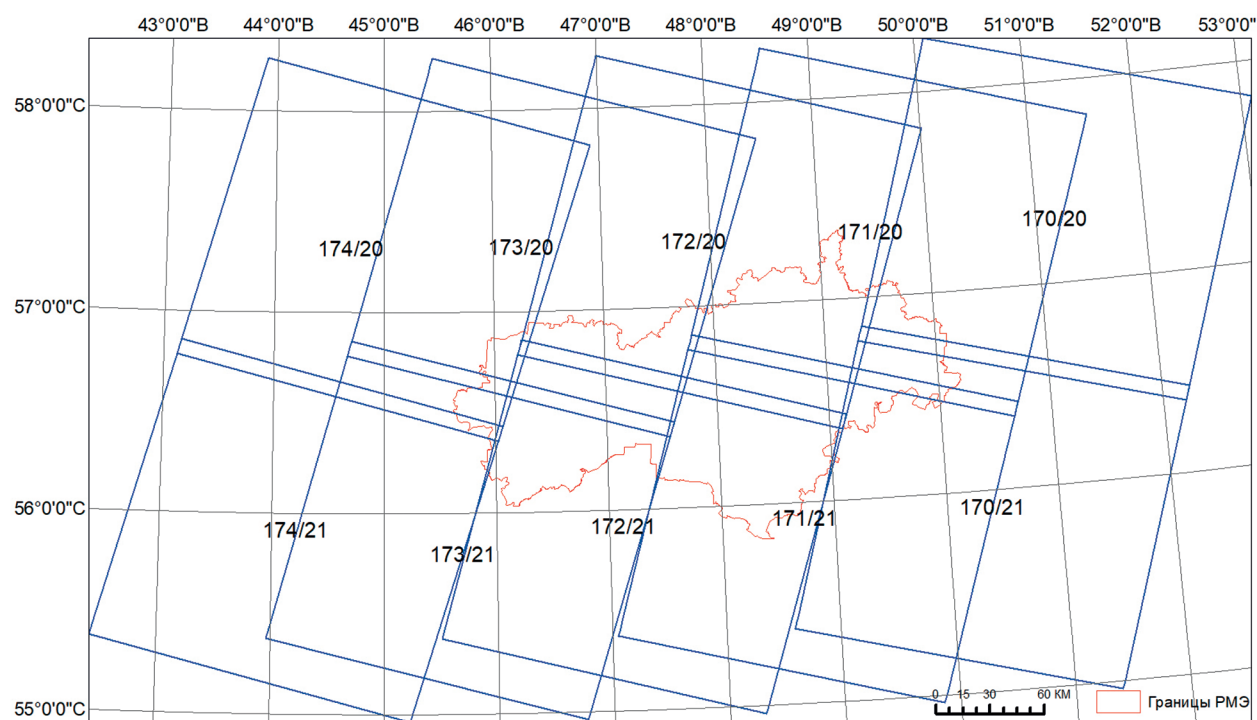


Рис. 3. Покрытие территории РМЭ сценами Landsat на основе системы WRS-2 (англ. World Reference System) с информацией о номере их колонок/рядов (англ. path/row) (<https://www.usgs.gov/faqs/what-worldwide-reference-system-wrs>)

Таблица 2. Набор используемых спутниковых данных Landsat на территорию РМЭ

Исследуемый период, годы	Спутник	Количество снимков	Порог облачности
1984–1989	Landsat-5	28	1,5
1994–1999		20	0,25
2004–2009		22	7,0
2014–2019	Landsat-8	8	0,25
2020–2022		7	0,25

Классификация данных по методу RF (англ. Random Forest). Облачная платформа GEE предоставляет возможность использования различных методов классификации машинного обучения. В настоящем исследовании для классификации данных был выбран метод случайного леса (RF). Этот метод основан на использовании ансамбля деревьев решений (англ. Decision trees) и широко применяется при анализе растительного покрова (Breiman, 2001; Cutler et al., 2007). Он позволяет эффективно классифицировать большие объёмы данных и имеет различные параметры, которые можно настроить для достижения оптимальных результатов.

Классификация покрова буферных зон рек РМЭ проводилась по полученным пяти медицинским изображениям Landsat с использованием алгоритма RF. В облачном пакете GEE этот алгоритм реализуется с помощью команды скрипта `ee.Classifier.smileRandomForest (numberOfTrees, variablesPerSplit, minLeafPopulation, bagFraction, maxNodes, seed)`, где `numberOfTrees` — количество создаваемых деревьев решений; `variablesPerSplit` — количество переменных в разделении на деревья решений (по умолчанию используется квадратный корень из числа используемых переменных); `minLeafPopulation` — минимальное число узлов, создаваемых только для обучающего набора (по умолчанию 1); `bagFraction` (доля мешка) — соотношение обучающих данных, которые будут использоваться при создании следующего дерева в бустинге* машинного обучения (по умолчанию 0,5); `maxNodes` — максимальное число узлов в каждом дереве решений; `seed` — начальное число для генератора случайных чисел (формирования случайной выборки), которое по умолчанию равно 0. В работе использовано 100 деревьев решений, остальные параметры брались по умолчанию: `var trained=ee.Classifier.smileRandomForest(100).train({features:trainingSet,classProperty:'class',inputProperties:s2.bandNames()})`.

После получения всех тематических карт была проведена оценка точности классификации спутниковых снимков с использованием стандартных критериев: общей точности OA (англ. overall accuracy), коэффициента Каппа, точности производителя PA (англ. producer's accuracy), точности пользователя UA (англ. user's accuracy). Коэффициент Каппа — мера согласованности между классифицированными и истинными значениями, а общая точность представляет собой долю (в %) правильно классифицированных пикселей. Точность производителя и точность пользователя оценивают соответственно долю правильно классифицированных пикселей внутри каждого класса и долю правильно классифицированных пикселей, отнесённых к определённому классу. F-мера выступает гармоническим средним между PA и UA (Praticò et al., 2021).

Оценка нарушенности. Для оценки нарушенных (по площади, возрасту, классам наземного покрова) водоохранных зон на основе снимков Landsat в облачном сервисе GEE был использован модуль LandTrendr (LT). Этот модуль основан на принципе анализа временных рядов спектральных траекторий ежегодных данных Landsat на уровне пикселей. В рамках LT происходит разбиение временных рядов на линейные сегменты, разделённые узлами («пиками»), которые связаны с нарушениями (рис. 4, см. с. 184). Важно отметить, что сегментация LT выполняется с годичным временным шагом, что позволяет ассоциировать изменения с годом их проявления, а не с конкретной датой (месяц/день). Модуль LT также предоставляет возможность анализировать изменения как в отдельных спектральных каналах, так и в спектральных индексах или их производных (<https://emapr.github.io/LT-GEE/api.html>).

LandTrendr использует нормализацию и комбинирование медоидных изображений для создания единообразного спектрального пространства для всех датчиков Landsat. Процесс выбора медоида включает сравнение и выравнивание значений пикселей в различных диапазонах видимого и инфракрасного спектра. Это позволяет унифицировать изображения, полученные с помощью различных сенсоров Landsat: TM (англ. Thematic Mapper), ETM+ (англ. Enhanced Thematic Mapper Plus) или OLI (англ. Operational Land Imager).

В работе использовались все доступные ежегодные спектрально согласованные временные ряды изображений Landsat. Изображения были получены для всех вегетационных

* Бустинг — это метод, используемый в машинном обучении для уменьшения количества ошибок при прогностическом анализе данных.

периодов с 1986 по 2022 г., с 1 июня по 30 августа, когда наблюдается максимальная продуктивность растительности. Для удаления облаков, теней от облаков, снега и воды использовался алгоритм Fmask.

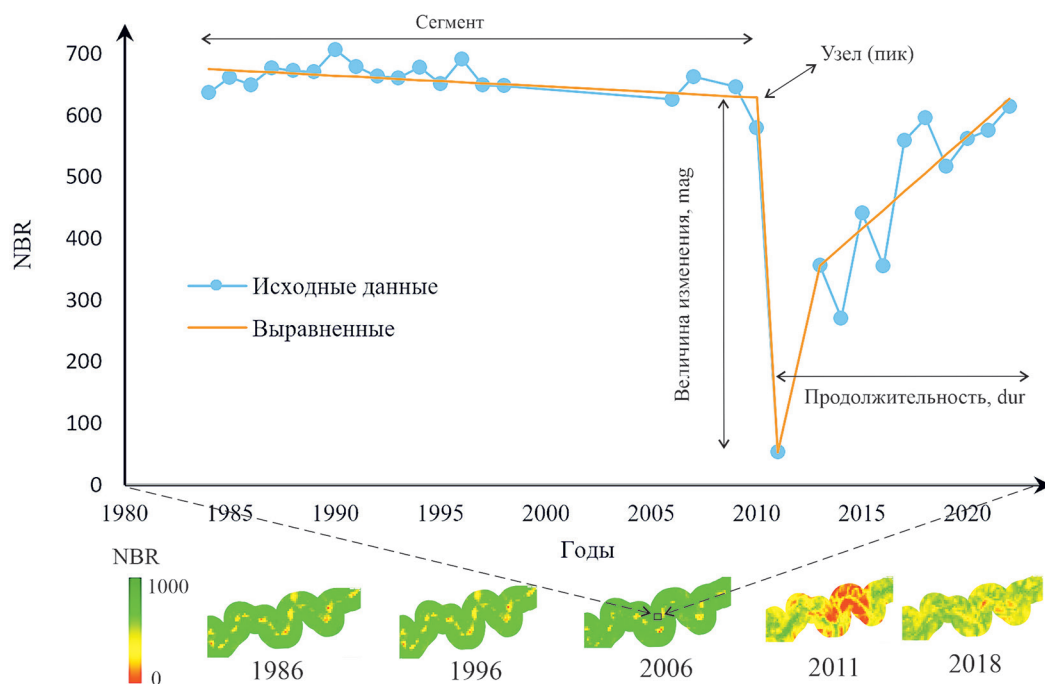


Рис. 4. Принцип работы алгоритма LandTrendr на примере пикселя нормализованного индекса гаей NBR серии данных Landsat

Для оценки нарушенности водоохранных лесов рек РМЭ в модуле LT был проведён анализ трендов наиболее используемых спектральных индексов, таких как NDVI (Tucker, 1979), NBR (Key, Benson, 2006) и NDMI (Gao, 1996). Выбор этих индексов обусловлен их соответствием исследуемому покрову водоохранных лесов и доступностью в приложении LT GEE. Для анализа нарушений лесного покрова прибрежных участков р. Волги и других рек, впадающих в неё, в результате затопления при запуске Чебоксарской гидроэлектростанции (1980–1986) был использован индекс NDMI.

Индекс NBR был применён для анализа последствий лесных пожаров 2010 г., которые затронули территорию водоохранной зоны ряда рек РМЭ (Рутка, Парат, Большой Кундыш, Малая Кокшага, Малый Кундыш, Юшут). Индекс NDVI представляется одним из самых распространённых индексов для решения задач количественной оценки растительного покрова. Значения NDVI варьируются от -1 до 1 , при этом значения, близкие к -1 , свидетельствуют о водном объекте, а значения от $0,3$ до $1,0$ указывают на растительный покров.

Для оптимизации и выполнения спектрально-временной сегментации комплекта изображений Landsat программа LT GEE обычно применяет девять параметров, большая часть из которых, как правило, используется по умолчанию (<https://emapr.github.io/LT-GEE/lt-gee-requirements.html#lt-parameters>). Применение этих параметров в программе LT GEE позволило оптимизировать спектрально-временную сегментацию и получить наиболее точную оценку нарушенности водоохранных лесов. Максимальное количество сегментов (maxSegments) установлено на семь, что позволяет учесть изменения в растительности на протяжении определённого времени. Порог значимости (p -value Threshold) установлен на $0,05$, благодаря чему можно отклонять модели с низкой статистической значимостью. Минимальное количество наблюдений (minObservationsNeeded) установлено на семи, чтобы обеспечить надёжные результаты аппроксимации. Показатель продолжительности нарушения (Duration) установлен на <5 , что позволяет учитывать нарушения, длительность которых составляет от 1 до 4 лет.

Все эти параметры совместно способствуют получению более точной оценки нарушенности водоохранных лесов.

После обработки алгоритмом LT для каждого индекса создаётся набор параметров, которые описывают возможное нарушение на уровне пикселей. Этот набор включает информацию о годе изменения изучаемого фактора (*yod* — от *англ.* year of disturbance), величине изменения (*mag* — от *англ.* magnitude) и продолжительности нарушения (*dur* — от *англ.* disturbance duration) (см. *рис. 4*). Для создания набора факторов, связанных с нарушениями, использовались три спектральных индекса. В итоге получился набор из девяти слоёв ($n = 9$), где каждый слой соответствует комбинации одного из трёх спектральных индексов с одним из трёх факторов.

В результате проведённых действий в LT GEE были получены тренды индексов NBR, NDVI и NDMI на исследуемой территории за период с 1985 по 2022 г., которые были далее трансформированы в одно медианное значение. Для определения нарушенных площадей водоохранных зон рек РМЭ была проведена управляемая классификация RF, которая подробно описана ранее. Для этого мы использовали три слоя спектральных индексов (NDVImag, NDMImag, NBRmag), полученных после обработки в LT GEE. Весь набор экспериментальных данных водоохранных зон рек РМЭ был разделён на обучающую выборку (65%) для обучения модели RF и тестовую выборку (35 %) для оценки точности классификации нарушенности. Для этой цели использовались 620 ROI (ненарушенные), которые были получены ранее (см. *табл. 1*), и дополнительно набранные 692 ROI (нарушенные).

Классификация RF и последующая оценка её точности позволили нам выявить наиболее информативные индексы для оценки нарушенности. Относительная важность предикторов (индексов) определялась сравнением среднего показателя Джини в модели RF (Breiman, 2017).

Результаты и обсуждение

Оценка динамики лесного покрова водоохранных зон рек Республики Марий Эл

Общая точность классификации, проведённой на основе пяти медианных спутниковых изображений Landsat в GEE за исследуемый период времени, составила от 84 до 90 %. Коэффициент Каппа варьировал от 0,77 до 0,85, что свидетельствует о приемлемости полученных тематических карт и их соответствие ТУ и эмпирическим данным (*табл. 3*).

В целом данные показывают повышение лесистости водоохранной зоны рек РМЭ с 34,7 % в 1984 г. до 38,8 % в 2022 г. Это означает, что площадь водоохранных лесов увеличилась на 6202 га, или 10,8 % от общей исследуемой площади. Максимальная площадь, занимаемая водоохранными лесами, была достигнута в период с 2014 по 2019 г. и составила 57 605 га. Однако с 2020 по 2022 г. наблюдается небольшое снижение площади до 57 563 га. Эти данные могут свидетельствовать о повышении качества изображений спутника Landsat-8 OLI по сравнению с Landsat-5 TM, что позволяет более точно определить лесистость водоохранной зоны рек РМЭ.

Также отмечается снижение площади нелесных территорий за период с 1984 по 2022 г. на 6,4 % (с 96 790 до 90 588 га), возможно связанное с расширением лесных насаждений (*табл. 4*). Анализ динамики классов лесного покрова показывает сокращение доли хвойных водоохранных лесов с 6,6 до 4,9 % (на 2542 га) за 38-летний период, в то время как площадь классов «мелколиственные» и «смешанные и широколиственные» увеличилась на 2822 и 5922 га соответственно (см. *табл. 4, рис. 5а, б*, см. с. 187). При анализе динамики наземного покрова за 1984–2022 гг. (*рис. 5в, табл. 5*) можно отметить, что наибольшие изменения по площади произошли в классе «нелесные», который был замещён классом «мелколиственные» (10 023 га). Значительная часть класса «мелколиственные» перешла в класс «смешанные и широколиственные» (8220 га), а другая часть вошла в класс «нелесные» (5085 га). Кроме того, наблюдается переход площади нелесных территорий из класса «смешанные и широколиственные» в класс «мелколиственные» (4982 га), а также в класс «хвойные» (483 га).

Таблица 3. Точность (в %) классификации пяти медианных изображений Landsat

Классы наземного покрова	1984–1989 гг.			1994–1999 гг.			2004–2009 гг.			2014–2019 гг.			2020–2022 гг.		
	РА	UA	F-мера	РА	UA	F-мера	РА	UA	F-мера	РА	UA	F-мера	РА	UA	F-мера
Мелколиственные	80,7	63,0	70,8	78,9	58,7	67,3	84,0	65,3	73,5	84,6	69,1	76,0	87,6	69,0	77,2
Смешанные и широколиственные	71,5	89,2	79,3	69,3	88,2	77,6	74,3	89,9	81,4	74,8	89,3	81,4	74,8	91,3	82,2
Хвойные	71,3	88,0	78,7	80,2	89,3	84,5	85,6	93,6	89,4	88,7	93,6	91,1	89,1	94,1	91,6
Нелесные	96,7	90,3	93,4	96,6	94,1	95,4	99,1	97,4	98,2	97,9	95,5	96,7	99,1	97,4	98,2
Общая точность	83,9			84,3			88,3			88,4			89,5		
Коэффициент Каппа	0,77			0,78			0,83			0,83			0,85		

Таблица 4. Площади классов наземного покрова водоохранных зон рек РМЭ

Классы	Площадь, га										Площадь				Динамика 1984-2022 гг.		
	1984–1989 гг.	1994–1999 гг.	2004–2009 гг.	2014–2019 гг.	2020–2022 гг.	1984–1989 гг.	1994–1999 гг.	2004–2009 гг.	2014–2019 гг.	2020–2022 гг.	1984–1989 гг.	1994–1999 гг.	2004–2009 гг.	2014–2019 гг.	2020–2022 гг.	га	%
<i>Лесной покров</i>	51 361	51 929	54 869	57 605	57 563	34,7	35,1	37,0	38,9	38,8	6202	10,8					
Мелколиственные	29 369	32 630	31 399	32 973	32 191	19,8	22,0	21,2	22,3	21,7	2822	8,8					
Смешанные и широколиственные	12 188	10 519	15 460	17 127	18 110	8,2	7,1	10,4	11,6	12,2	5922	32,7					
Хвойные	9 804	8 780	8 010	7 505	7 262	6,6	5,9	5,4	5,1	4,9	– 2542	–25,9					
<i>Нелесные</i>	96 790	96 222	93 282	90 546	90 588	65,3	64,9	63,0	61,1	61,2	–6203	–6,4					
Итого:	148 151	148 151	148 151	148 151	148 151	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0							

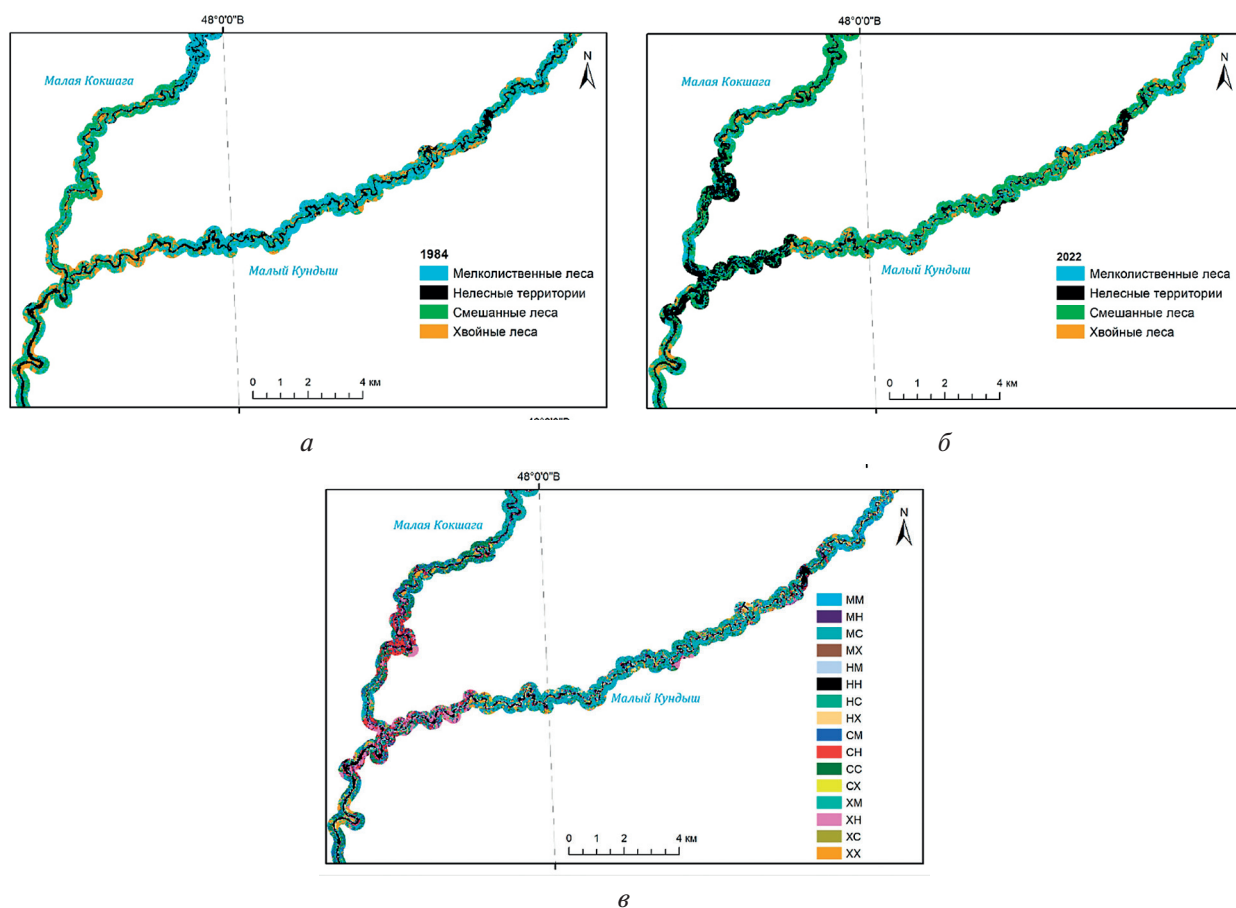


Рис. 5. Фрагменты тематических карт наземного покрова участков водоохранных зон рек Малая Кокшага и Малый Кундыш: а — 1984 г., б — 2022 г., в — динамика за 1984–2022 гг. Описание классов легенды приведено в табл. 5

Таблица 5. Динамика и переходы по классам наземного покрова водоохранных зон рек РМЭ за 1984–2022 гг.

Обозначение на карте	Описание	Площадь	
		га	%
ММ	Мелколиственные без изменений	14 376	9,7
МС	« сменившиеся смешанными и широколиственными	8 220	5,6
МХ	« « хвойными	1 689	1,1
МН	« « нелесными территориями	5 085	3,4
СС	Смешанные и широколиственные без изменений	5 631	3,8
СМ	« « « сменившиеся мелколиственными	4 982	3,4
СХ	« « « « хвойными	483	0,3
СН	« « « « нелесными территориями	1 092	0,7
ХХ	Хвойные без изменений	3 664	2,5
ХМ	« сменившиеся мелколиственными	2 810	1,9
ХС	« « смешанными и широколиственными	1 102	0,7
ХН	« « нелесными территориями	2 228	1,5
НН	Нелесные без изменений	82 183	55,5
НМ	« сменившиеся мелколиственными	10 023	6,8
НС	« « смешанными и широколиственными	3 157	2,1
НХ	« « хвойными	1 426	1,0
Итого:		148 151	100,0

Оценка нарушенности лесного покрова водоохранных зон рек

Оценка классификации водоохранных зон рек на нарушенные и ненарушенные показала высокую общую точность (95,8 % и коэффициент Каппа 0,78) полученных тематических карт (табл. 6), что свидетельствует о правильно подобранном эмпирическом материале (тестовые участки), а также предварительной обработке спутниковых данных Landsat. Точность определения нарушенных участков составила 79,8 %, а ненарушенных — 97,6 % (за исключением нелесных). При классификации нарушений наиболее значимым спектральным индексом оказался NBR_{mag} (44 %), за ним следовал $NDMI_{mag}$ (35 %), а $NDVI_{mag}$ имел относительную значимость 18 %.

Таблица 6. Оценка точности (в %) классификации RF и нарушенности лесного покрова за 1984–2022 гг.

Классы наземного покрова	РА	UA	F-мера	Площадь	
				га	%
Нарушенные территории	66,80	99,09	79,81	1 994	2,8
Ненарушенные территории	99,10	95,48	97,65	69 560	97,2
Общая точность		95,79		71 554	100,0
Коэффициент Каппа		0,78			

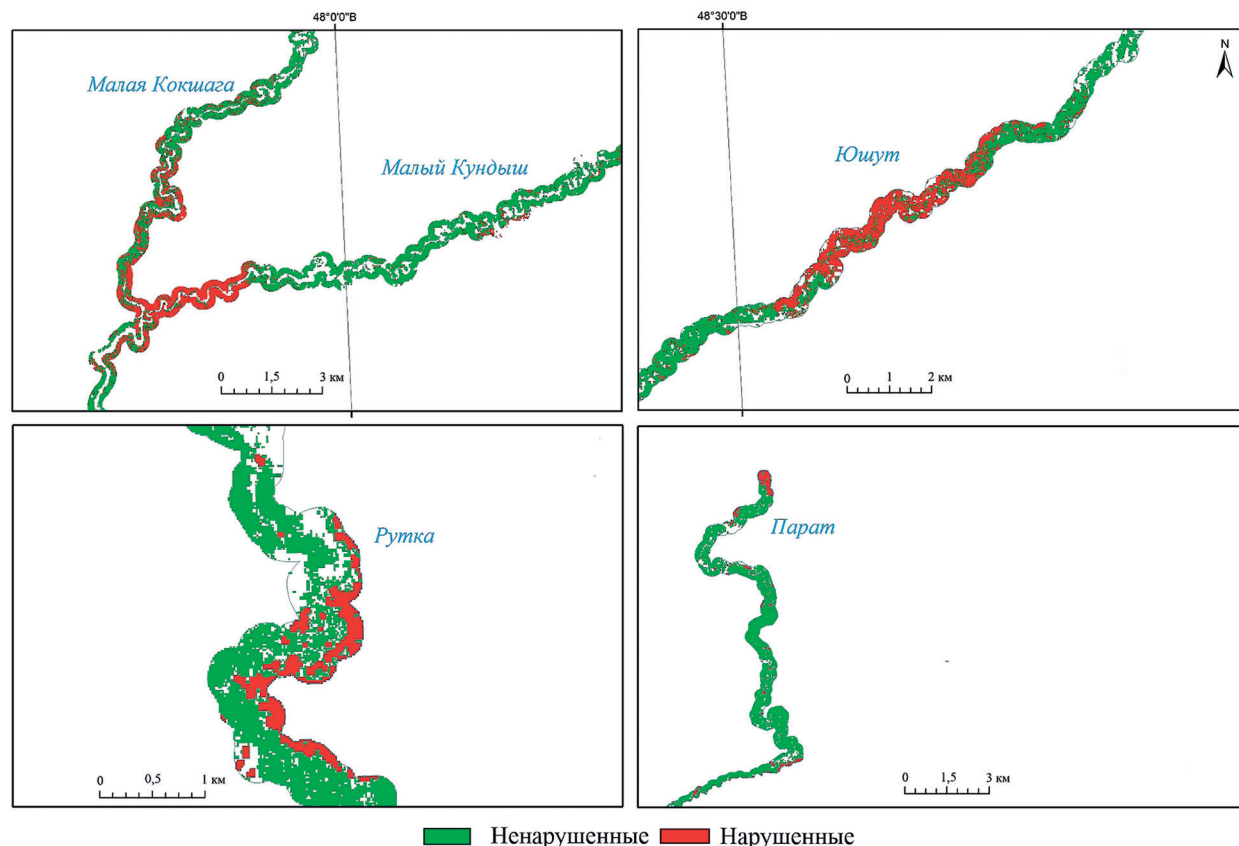


Рис. 6. Фрагменты карт нарушений лесов водоохранных зон рек РМЭ за 1985–2022 гг.

Общая площадь нарушенных площадей лесного покрова водоохранных зон рек РМЭ за период с 1985 по 2022 г. составила 1994 га (3 % от общей исследуемой площади). Некоторые нарушения связаны с затоплением водоохранных участков (Курбанов, Воробьев, 2021), рас-

ширением просек и дорог. Однако основной причиной нарушенности водоохранных зон рек Малая Кокшага, Малый Кундыш, Большой Кундыш, Рутка, Юшут и Парат за исследуемый период стали лесные пожары в 2010 г. (рис. 6, см. с. 188). Это подтверждается данными слоя *uod* (год нарушения) изображений, полученных при помощи алгоритма *LandTrendr*, а также информацией из других источников (Воробьев и др., 2016; Vorobev et al., 2021; <https://www.globalfiredata.org/fireatlas.html>). Максимальные нарушения водоохранных зон рек Республики Марий Эл по площади также наблюдались в 1986, 1991, 1995, 1999 и 2007 гг. (рис. 7). Относительно стабильными периодами, в которые нарушения водоохранных лесов были минимальны, являются 2000–2006 и 2015–2022 гг.

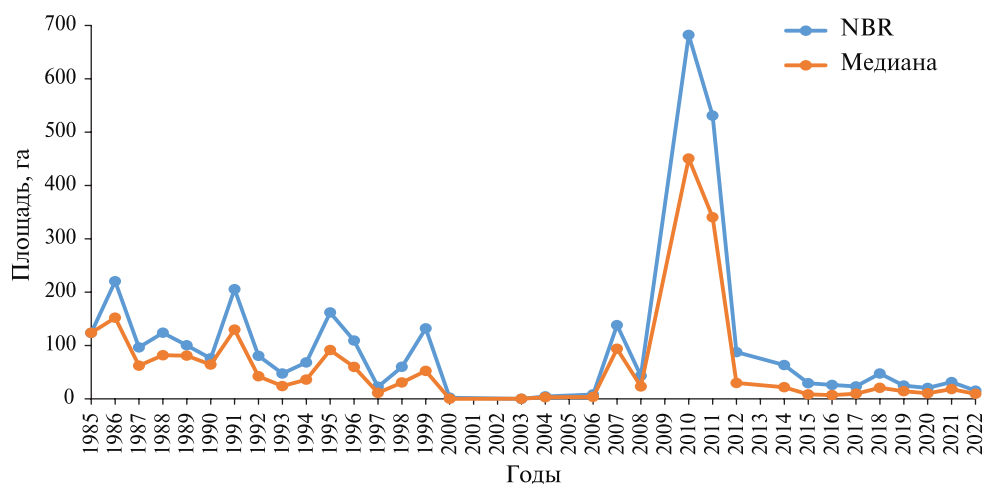


Рис. 7. Динамика нарушенности площадей лесного полога водоохранных зон рек РМЭ

Медианные значения площадей нарушенных участков, оценённые по индексам *NDVI*, *NBR* и *NDMI*, показывают более низкие значения, чем только по *NBR* (см. рис. 7). Продолжительность нарушения (*dur*) в *LT* оценивается по спектральным характеристикам исследуемой территории. Естественное восстановление нарушенных участков (в основном гарей) обычно занимает примерно 3–4 года, что также хорошо видно на рис. 6. В этот период происходит интенсивное зарастание участков лиственными породами, такими как берёза, осина и ольха. По состоянию на 2022 г. нарушенные площади лесного покрова водоохранных зон рек представлены преимущественно классом «мелколиственные» (37,5 %). Доли классов «смешанные и широколиственные» и «хвойные» составили 16,5 и 8,1 % соответственно. Наибольшая доля нарушенных площадей пришлась на лесные гары (37,9 %), которые не успели полностью восстановиться.

Заключение

В работе была проведена оценка динамики и нарушенности лесного покрова водоохранных зон рек Республики Марий Эл на основе архивных разновременных изображений спутников *Landsat* с 1984 по 2022 г. Анализ результатов показал, что на исследуемой территории с 1984 по 2022 г. наблюдается увеличение площади лесного покрова водоохранных зон рек на 10,8 %. Это происходит за счёт замены нелесных участков мелколиственными лесами, в то время как площадь хвойных лесов сократилась на 2542 га. Общая площадь нарушенных площадей лесного покрова водоохранных зон рек РМЭ за период с 1985 по 2022 г., вызванных в основном затоплением и лесными пожарами, достигла 1994 га, что составляет 3 % от общей исследуемой территории.

Общая точность классификации водоохранных зон рек РМЭ на основе пяти медианных спутниковых изображений достигла 90 %, что свидетельствует о высоком соответствии полу-

ченных тематических карт эмпирическим данным. Оценка точности классификации водоохранных зон рек на нарушенные и ненарушенные показала общее значение до 95,8 %.

Исследование подтвердило, что облачный сервис LandTrendr GEE стал эффективным методом мониторинга изменений (нарушений) лесного покрова. Этот сервис позволяет использовать различные спутниковые данные, улучшает точность картографирования через различные методы классификации, включая машинное обучение, и значительно сокращает время обработки геопространственных данных.

Для оценки и анализа динамики наземного покрова водоохранных зон рек рекомендуется использовать спутниковые данные Landsat на облачной платформе Google Earth Engine. Однако при детальном изучении изменений в породном составе на водоохранных территориях следует применять спутниковые данные с более высоким пространственным разрешением (например, Sentinel, «Канопус» и др.). Полученные результаты могут быть полезны при проведении лесоустройства, государственного учёта лесов, научного проектирования, а также при выполнении лесохозяйственных работ, направленных на сохранение водоохранных лесов РМЭ.

Работа выполнена в рамках гранта Российского научного фонда № 22-16-00094 (<https://rscf.ru/project/22-16-00094>).

Литература

1. *Барталев С. А., Луян Е. А., Стыценко Ф. В., Панова О. Ю., Ефремов В. Ю.* Экспресс-картографирование повреждений лесов России пожарами по спутниковым данным Landsat // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2014. Т. 11. № 1. С. 9–20.
2. *Воробьев О. Н., Курбанов Э. А., Полевщикова Ю. А., Лежнин С. А.* Оценка динамики и нарушенности лесного покрова в Среднем Поволжье по снимкам Landsat // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2016. Т. 13. № 4. С. 124–134. DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-3-124-134.
3. *Воробьев О. Н., Курбанов Э. А., Демешева Е. Н., Меньшиков С. А., Али М. С., Смирнова Л. Н., Тарасова Л. В.* Дистанционный мониторинг устойчивости лесных экосистем: монография, Йошкар-Ола: Поволжский гос. технолог. ун-т, 2019. 166 с.
4. *Воронков Н. А.* Роль лесов в охране вод. Л.: Гидрометеиздат, 1988. 279 с.
5. *Вытрицкий А. А., Шинкаренко С. С.* Анализ влияния почвенно-климатических условий на сохранность государственных защитных лесных полос на основе данных Sentinel-2 // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2022. Т. 19. № 5. С. 147–163. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-5-147-163.
6. *Газизуллин А. Х.* Почвенно-экологические условия формирования лесов Среднего Поволжья, Казань: РИЦ «Школа», 2005. 496 с.
7. *Гончаров Е. А., Ануфриев М. А., Обухов А. Г., Севостьянова Л. И.* Характеристики пространственного распределения гидрологических и экологических показателей речной сети Республики Марий Эл // *Вестн. Поволжского гос. технолог. ун-та. Сер.: Лес. Экология. Природопользование*. 2020. № 4(48). С. 61–76. DOI: 10.25686/2306-2827.2020.4.61.
8. Государственный доклад «О состоянии и использовании водных ресурсов Российской Федерации в 2009 году» / М-во природ. ресурсов и экологии Российской Федерации. М.: НИИ-Природа, 2010. 288 с.
9. *Демаков Ю. П., Исаев А. В.* Структура и закономерности развития древостоев в пойменных лесах Республики Марий Эл // *Сибирский лесной журн.* 2019. № 6. С. 111–125. DOI: 10.15372/SJFS20190612.
10. *Дубенок Н. Н., Лебедев А. В., Гемонов А. В.* Гидрологическая роль лесных насаждений малого водосборного бассейна // *Российская с.-х. наука*. 2021. № 3. С. 3–6. DOI: 10.31857/S2500262721030017.
11. *Кирбижекова И. И., Чимитдоржиев Т. Н., Дмитриев А. В.* Метод мониторинга лесовосстановления на основе совместного анализа оптико-микроволновых данных на плоскости NDVI–RVI // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2023. Т. 20. № 4. С. 165–174. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-4-165-174.
12. *Киреева М. Б., Илич В. П., Сазонов А. А., Михайлюкова П. Г.* Оценка трансформации поверхности водосбора и её влияния на условия формирования стока в бассейне р. Дон на основе данных косми-

- ческой съёмки // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 2. С. 191–200. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-2-191-200.
13. Курбанов Э. А., Воробьёв О. Н. Ретроспективный анализ потери растительного покрова в Республиках Марий Эл и Чувашия после затопления Чебоксарского водохранилища по данным Landsat/MSS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 1. С. 127–137. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-127-137.
 14. Курбанов Э. А., Воробьёв О. Н., Губаев А. В. и др. Четыре десятилетия исследований лесов по снимкам Landsat // Вестн. Поволжского гос. технолог. ун-та. Сер.: Лес. Экология. Природопользование. 2014. Т. 21. № 1. С. 18–32.
 15. Мелехов И. С. Лесоведение. М.: Лесная промышленность, 1980. 408 с.
 16. Остроухов А. В., Клевцов Д. Р. Информативность вегетационных индексов для оценки послерубочного восстановления темнохвойных лесов Северного Сихотэ-Алиня по данным со спутников серии Landsat // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 5. С. 194–204. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-5-194-204.
 17. Раевский Б. В., Тарасенко В. В., Петров Н. В. Оценка современного состояния и динамики растительных сообществ Онежского полуострова по разновременным спутниковым снимкам Landsat // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 5. С. 145–155. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-5-145-155.
 18. Тарасова Л. В., Курбанов Э. А., Воробьёв О. Н., Лежнин С. А. Оценка разносезонных изображений Sentinel-2 для классификации лесного покрова водоохранных зон рек Марийского Заволжья // Вестн. Поволжского гос. технолог. ун-та. Сер.: Лес. Экология. Природопользование. 2023. № 2(58) С. 77–93. DOI: 10.25686/2306-2827.2023.2.77.
 19. Шинкаренко С. С., Барталев С. А., Васильченко А. А. Метод картографирования защитных лесных насаждений на основе разновременных спутниковых изображений высокого пространственного разрешения и бисезонного индекса леса // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2022. Т. 19. № 4. С. 207–222. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-4-207-222.
 20. Янец П. К., Иванова С. А., Данилов Ю. Г. Использование Google Earth Engine (GEE) и спутниковых снимков Landsat для определения характеристик лесных пожаров // Вестн. Северо-Восточного федер. ун-та им. М. К. Аммосова. Сер.: Науки о Земле. 2022. № 2(26). С. 22–31. DOI: 10.25587/SVFU.2022.26.2.003.
 21. Breiman L. Random forests // Machine Learning. 2001. No. 45. P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
 22. Breiman L. Classification and regression trees (eBook). Routledge, 2017. 368 p. DOI: 10.1201/9781315139470.
 23. Chen S., Woodcock C. E., Bullock E. L. et al. Monitoring temperate forest degradation on Google Earth Engine using Landsat time series analysis // Remote Sensing of Environment. 2021. V. 265. Article 12648. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112648.
 24. Cutler D. R., Edwards T. C., Beard K. H. et al. Random forests for classification in ecology // Ecology. 2007. V. 88. Iss. 11. P. 2783–2792. DOI: 10.1890/07-0539.1.
 25. Fragal E. H., Silva T. S. F., Novo E. Reconstructing historical forest cover change in the Lower Amazon floodplains using the LandTrendr algorithm // Acta Amazonica. 2016. V. 46. No. 1. P. 13–24. DOI: 10.1590/1809-4392201500835.
 26. Gao B. NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space // Remote Sensing of Environment. 1996. V. 58. No. 3. P. 257–266. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
 27. Hird J. N., Kariyeva J., McDermid G. J. Satellite time series and Google Earth Engine democratize the process of forest-recovery monitoring over large areas // Remote Sensing. 2021. V. 13. No. 23. Article 4745. DOI: 10.3390/rs13234745.
 28. Islam M. R., Khan M. N. I., Khan M. Z., Roy B. A three-decade assessment of forest cover changes in Nijhum dwip national park using remote sensing and GIS // Environmental Challenges. 2021. V. 4. Article 100162. DOI: 10.1016/j.envc.2021.100162.
 29. Jamaluddin I., Chen Y.-N., Ridha S. M. et al. Two decades mangroves loss monitoring using random forest and Landsat data in east Luwu, Indonesia (2000–2020) // Geomatics. 2022. V. 2. No. 3. P. 282–296. DOI: 10.3390/geomatics2030016.
 30. Kennedy R. E., Yang Z., Gorelick N. et al. Implementation of the LandTrendr algorithm on Google Earth Engine // Remote Sensing. 2018. V. 10. No. 5. Article 691. DOI: 10.3390/rs10050691.
 31. Key C. H., Benson N. C. Landscape Assessment (LA): Sampling and Analysis Methods // FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System. General Technical Report RMRS-GTR-164-CD / eds. Lutes D. C., Keane R. E., Caratti J. F., Key C. H., Benson N. C., Sutherland S., Gangi L. J.; Department of Agriculture, USDA Forest Service. Rocky Mountain Research Station. Fort Collins, CO, USA, 2006. V. 164. 55 p.

32. Li Y., Wu Z., Xu X. et al. Forest disturbances and the attribution derived from yearly Landsat time series over 1990–2020 in the Hengduan Mountains Region of Southwest China // *Forest Ecosystems*. 2021. V. 8. Article 73. DOI: 10.1186/s40663-021-00352-6.
33. Pasquarella V.J., Arévalo P., Bratley K.H. et al. Demystifying LandTrendr and CCDC temporal segmentation // *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. V. 110. Article 102806. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102806.
34. Pericolo O., Camarero J.J., Colangelo M. et al. Species specific vulnerability to increased drought in temperate and Mediterranean floodplain forests // *Agricultural and Forest Meteorology*. 2023. V. 328. Article 109238. DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109238.
35. Phan T.N., Kuch V., Lehnert L.W. Land cover classification using Google Earth Engine and Random Forest classifier — the role of image composition // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. No. 15. Article 2411. DOI: 10.3390/rs12152411.
36. Praticò S., Solano F., Di Fazio S., Modica G. Machine learning classification of Mediterranean forest habitats in Google Earth Engine based on seasonal Sentinel-2 time series and input image composition optimization // *Remote Sensing*. 2021. V. 13. No. 4. Article 586. DOI: 10.3390/rs13040586.
37. Purwanto A.D., Wikantika K., Deliar A., Darmawan S. Decision tree and random forest classification algorithms for mangrove forest mapping in Sembilang national park, Indonesia // *Remote Sensing*. 2023. V. 15. No. 1. Article 16. DOI: 10.3390/rs15010016.
38. Tucker C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation // *Remote Sensing of Environment*. 1979. V. 8. No. 2. P. 127–150. DOI: 10.1016/0034-4257(79)90013-0.
39. Viana-Soto A., Aguado I., Salas J., García M. Identifying post-fire recovery trajectories and driving factors using Landsat time series in fire-prone Mediterranean pine forests // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. No. 9. Article 1499. DOI: 10.3390/rs12091499.
40. Vorobev O.N., Kurbanov E.A., Lezhnin S.A. et al. Monitoring and assessment of forest cover disturbance in the Middle Volga region of Russia using Landsat images // *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science (FORECO 2021)*. 2021. V. 932. Article 012007. DOI: 10.1088/1755-1315/932/1/012007.
41. Xu F., Otte A., Ludewig K. et al. Land cover changes (1963–2010) and their environmental factors in the upper Danube floodplain // *Sustainability*. 2017. V. 9. No. 6. Article 943. DOI: 10.3390/su9060943.
42. Zhu Z., Woodcock C.E., Olofsson P. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery // *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 122. P. 75–91. DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.030.

Monitoring forest cover in riparian zones along the rivers of Mari El Republic using satellite data

L. V. Tarasova¹, E. A. Kurbanov¹, O. N. Vorobiev¹,
H. Bui², S. A. Lezhnin¹, D. M. Dergunov¹

¹ *Volga State University of Technology, Yoshkar-Ola 424000, Russia*
E-mail: kurbanovea@volgatech.net

² *Vietnam National University of Forestry, Hanoi 13417, Vietnam*
E-mail: hungbm@vnuf.edu.vn

Landsat satellite data is widely used for monitoring forest cover. The use of the Google Earth Engine (GEE) cloud platform allows for the analysis of these data using various methods. The aim of this study is to investigate the dynamics and disturbance of forest cover in riparian zones from 1984 to 2022 based on Landsat time-series imagery. The study focuses on forested areas located within a 200-meter buffer zone along the 23 largest rivers in the Republic of Mari El. The classification of Landsat time-series data into four land cover classes using the Random Forest (RF) algorithm in GEE was carried out. At the first stage, 85 Landsat time-series images were classified, and the structure and dynamics of the classes were analyzed, resulting in a map of land cover changes. At the second stage, the LandTrendr algorithm was applied to detect areas of disturbance in the forest cover over the study period. The analysis of Landsat data revealed that overall, from 1984 to 2022, there has been an increase in forest cover area due to the replacement of non-forest areas and coniferous forests with deciduous forests. The greatest changes in disturbance indices were observed during the periods of 1985–1992 and 2010–2011, which can be attributed to the consequences of flooding in riparian forests

and major wildfires in 2010. The application of cloud technologies and methodological approaches for change detection allows for the assessment of dynamics and disturbance based on multi-temporal satellite imagery at a regional scale.

Keywords: riparian forests, remote sensing, Google Earth Engine, Landsat, Random Forest, LandTrendr

Accepted: 13.03.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-2-177-195

References

1. Bartalev S. A., Loupian E. A., Stytsenko F. V., Panova O. Yu., Efremov V. Yu., Rapid mapping of forest burnt areas over Russia using Landsat data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2014, Vol. 11, No. 1, pp. 9–20 (in Russian).
2. Vorobev O. N., Kurbanov E. A., Polevshchikova Yu. A., Lezhnin S. A., Assessment of dynamics and disturbance of forest cover in the Middle Povolzhje by Landsat images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 14, pp. 124–134 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-3-124-134.
3. Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Demisheva E. N., Men'shikov S. A., Ali M. S., Smirnova L. N., Tarasova L. V., *Distantsionnyi monitoring ustoichivosti lesnykh ekosistem: monografiya* (Remote monitoring of forest ecosystems sustainability), Yoshkar-Ola: Volga State University of Technology, 2019, 166 p. (in Russian).
4. Voronkov N. A., *Rol' lesov v okhrane vod* (The role of forests in water protection), Leningrad: Gidrometeoizdat, 1988. 279 p. (in Russian).
5. Vypritskii A. A., Shinkarenko S. S., Analysis of soil and climatic factors influence on the protective forest condition based on Sentinel-2 data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 19, No. 5, pp. 147–163 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-5-147-163.
6. Gazizullin A. Kh., *Pochvenno-ekologicheskie usloviya formirovaniya lesov Srednego Povolzh'ya* (Soil-ecological conditions of forest formation in the Middle Volga region), Kazan: RITS "Shkola", 2005, 496 p.
7. Goncharov E. A., Anufriev M. A., Obukhov A. G., Sevostianova L. I., Characteristics of spacial distribution of hydrological and ecological figures of river net in Mari El Republic, *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Ser.: Les. Ekologiya. Prirodopol'zovanie*, 2020, Vol. 48, No. 4, pp. 61–76 (in Russian), DOI: 10.25686/2306-2827.2020.4.61.
8. *State report "On the state and use of water resources of the Russian Federation in 2009"*, Ministry of Natural Resources and Ecology of the Russian Federation, Moscow: NIA-Priroda, 2010, 288 p. (in Russian).
9. Demakov Yu. P., Isaev A. V., Structure and regularities of tree stand development in flood-plain forests of Mari El Republic, *Siberian J. Forest Science*, 2019, No. 6, pp. 111–125 (in Russian), DOI: 10.15372/SJFS20190612.
10. Dubenok N. N., Lebedev A. V., Gemonov A. V., Hydrological role of forest of the small drainage area, *Rossiiskaya sel'skokhozyaistvennaya nauka*, 2021, No. 3, pp. 3–6 (in Russian), DOI: 10.31857/S2500262721030017.
11. Kirbizhekova I. I., Chimitdorzhiev T. N., Dmitriev A. V., A method for reforestation monitoring based on joint analysis of optical-microwave data on the NDVI–RVI plane, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 4, pp. 165–174 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-4-165-174.
12. Kireeva M. B., Ilich V. P., Sazonov A. A., Mikhaylyukova P. G., An assessment of changes in land usage and their impact on Don River basin runoff using satellite imagery, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 2, pp. 191–200 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-2-191-200.
13. Kurbanov E. A., Vorob'ev O. N., Retrospective analysis of vegetation cover loss in Republics of Mari El and Chuvashia after flooding of Cheboksarskaya dam from Landsat/MSS data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 1, pp. 127–137 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-127-137.
14. Kurbanov E. A., Vorobyev O. N., Gubayev A. V. et al., Four decades of forest research with the use of Landsat images, *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Ser.: Les. Ekologiya. Prirodopol'zovanie*, 2014, Vol. 21, No. 1, pp. 18–32 (in Russian).
15. Melekhov I. S., *Lesovedenie* (Forestry), Moscow: Lesnaya promyshlennost', 1980, 408 p. (in Russian).
16. Ostroukhov A. V., Klevtsov D. R., Informativeness of vegetation indices in assessing post-cutting restoration of dark coniferous forests in Northern Sikhote-Alin according to data from Landsat series satellites,

- Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 5, pp. 194–204 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-5-194-204.
17. Raevsky B. V., Tarasenko V. V., Petrov N. V., Inventory of the current state and changes in vegetation cover of the Onega Peninsula using staggered Landsat images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 5, pp. 145–155 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-5-145-155.
 18. Tarasova L. V., Kurbanov E. A., Vorobiev O. N., Lezhnin S. A., Assessment of multi-season Sentinel-2 images for classification of forest cover in riparian zones of Mari Zavolzh'ye, *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Ser.: Les. Ekologiya. Prirodopol'zovanie*, 2014, Vol. 21, No. 1, pp. 18–32 (in Russian), DOI: 10.25686/2306-2827.2023.2.77.
 19. Shinkarenko S. S., Bartalev S. A., Vasilchenko A. A., Method for protective forest plantations mapping based on multi-temporal high spatial resolution satellite images and Bi-Season Forest Index, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 12, No. 4, pp. 207–222 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-4-207-222.
 20. Janiec P. K., Ivanova S. A., Danilov Yu. G., Using Google Earth engine (GEE) and Landsat satellite images to detect forest fires, *Vestnik Severo-Vostochnogo federal'nogo universiteta im. M. K. Ammosova*, 2022, No. 2(26), pp. 22–31 (in Russian), DOI: 10.25587/SVFU.2022.26.2.003.
 21. Breiman L., Random forests, *Machine Learning*, 2001, No. 45, pp. 5–32, DOI: 10.1023/A:1010933404324.
 22. Breiman L., *Classification and regression trees (eBook)*, Routledge, 2017, 368 p., DOI: 10.1201/9781315139470.
 23. Chen S., Woodcock C. E., Bullock E. L. et al., Monitoring temperate forest degradation on Google Earth Engine using Landsat time series analysis, *Remote Sensing of Environment*, 2021, Vol. 265, Article 12648, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112648.
 24. Cutler D. R., Edwards T. C., Beard K. H. et al., Random forests for classification in ecology, *Ecology*, 2007, Vol. 88, Issue 11, pp. 2783–2792, DOI: 10.1890/07-0539.1.
 25. Fragal E. H., Silva T. S. F., Novo E., Reconstructing historical forest cover change in the Lower Amazon floodplains using the LandTrendr algorithm, *Acta Amazonica*, 2016, Vol. 46, No. 1, pp. 13–24, DOI: 10.1590/1809-4392201500835.
 26. Gao B., NDWIA — normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Remote Sensing of Environment*, 1996, Vol. 58, No. 3, pp. 257–266, DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
 27. Hird J. N., Kariyeva J., McDermid G. J., Satellite time series and Google Earth Engine democratize the process of forest-recovery monitoring over large areas, *Remote Sensing*, 2021, Vol. 13, No. 23, Article 4745, DOI: 10.3390/rs13234745.
 28. Islam M. R., Khan M. N. I., Khan M. Z., Roy B., A three-decade assessment of forest cover changes in Nijhum dwip national park using remote sensing and GIS, *Environmental Challenges*, 2021, Vol. 4, Article 100162, DOI: 10.1016/j.envc.2021.100162.
 29. Jamaluddin I., Chen Y.-N., Ridha S. M. et al., Two decades mangroves loss monitoring using random forest and Landsat data in east Luwu, Indonesia (2000–2020), *Geomatics*, 2022, Vol. 2, No. 3, pp. 282–296, DOI: 10.3390/geomatics2030016.
 30. Kennedy R. E., Yang Z., Gorelick N. et al., Implementation of the LandTrendr algorithm on Google Earth Engine, *Remote Sensing*, 2018, Vol. 10, No. 5, Article 691, DOI: 10.3390/rs10050691.
 31. Key C. H., Benson N. C., Landscape Assessment (LA): Sampling and Analysis Methods, In: *FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System. General Technical Report RMRS-GTR-164-CD*, Lutes D. C., Keane R. E., Caratti J. F., Key C. H., Benson N. C., Sutherl S., Gangi L. J. (eds.), Department of Agriculture, USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Fort Collins, CO, USA, 2006, Vol. 164, 55 p.
 32. Li Y., Wu Z., Xu X. et al., Forest disturbances and the attribution derived from yearly Landsat time series over 1990–2020 in the Hengduan Mountains Region of Southwest China, *Forest Ecosystems*, 2021, Vol. 8, Article 73, DOI: 10.1186/s40663-021-00352-6.
 33. Pasquarella V. J., Arévalo P., Bratley K. H. et al., Demystifying LandTrendr and CCDC temporal segmentation, *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, Vol. 110, Article 102806, DOI: 10.1016/j.jag.2022.102806.
 34. Pericolo O., Camarero J. J., Colangelo M. et al., Species specific vulnerability to increased drought in temperate and Mediterranean floodplain forests, *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, Vol. 328, Article 109238, DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109238.
 35. Phan T. N., Kuch V., Lehnert L. W., Land cover classification using Google Earth Engine and Random Forest classifier — the role of image composition, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, No. 15, Article 2411, DOI: 10.3390/rs12152411.
 36. Praticò S., Solano F., Di Fazio S., Modica G., Machine learning classification of Mediterranean forest habitats in Google Earth Engine based on seasonal Sentinel-2 time series and input image composition optimization, *Remote Sensing*, 2021, Vol. 13, No. 4, Article 586, DOI: 10.3390/rs13040586.

37. Purwanto A. D., Wikantika K., Deliar A., Darmawan S., Decision tree and random forest classification algorithms for mangrove forest mapping in Sembilang national park, Indonesia, *Remote Sensing*, 2023, Vol. 15, No. 1, Article 16, DOI: 10.3390/rs15010016.
38. Tucker C. J., Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 1979, Vol. 8, No. 2, pp. 127–150, DOI: 10.1016/0034-4257(79)90013-0.
39. Viana-Soto A., Aguado I., Salas J., García M., Identifying post-fire recovery trajectories and driving factors using Landsat time series in fire-prone Mediterranean pine forests, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, No. 9, Article 1499, DOI: 10.3390/rs12091499.
40. Vorobev O. N., Kurbanov E. A., Lezhnin S. A. et al., Monitoring and assessment of forest cover disturbance in the Middle Volga region of Russia using Landsat images, *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science (FORECO 2021)*, 2021, Vol. 932, Article 012007, DOI: 10.1088/1755-1315/932/1/012007.
41. Xu F., Otte A., Ludewig K. et al., Land cover changes (1963–2010) and their environmental factors in the upper Danube floodplain, *Sustainability*, 2017, Vol. 9, No. 6, Article 943, DOI: 10.3390/su9060943.
42. Zhu Z., Woodcock C. E., Olofsson P., Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2012, Vol. 122, pp. 75–91, DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.030.