

## Определение видового состава смешанного леса на основе совместной обработки публичных спутниковых карт и многовременных изображений Sentinel-2

Е. В. Дмитриев<sup>1,2</sup>, Т. В. Кондранин<sup>2</sup>, П. Г. Мельник<sup>3</sup>, С. А. Донской<sup>4</sup>

<sup>1</sup> *Институт вычислительной математики им. Г. И. Марчука РАН  
Москва, 119333, Россия  
E-mail: e.dmitriev@inm.ras.ru*

<sup>2</sup> *Московский физико-технический институт (НИУ)  
Долгопрудный, 141701, Московская обл., Россия  
E-mail: tvk494@yandex.ru*

<sup>3</sup> *Мытищинский филиал Московского государственного  
технического университета имени Н. Э. Баумана (НИУ)  
Мытищи, 141005, Московская обл., Россия  
E-mail: melnik\_petr@bk.ru*

<sup>4</sup> *Рослесинфорг, Москва, 109316, Россия  
E-mail: lesshii@bk.ru*

Рассматривается задача определения видового состава смешанных лесов, характерных для европейской части России, с использованием находящихся в открытом доступе многовременных мультиспектральных изображений среднего пространственного разрешения (Sentinel-2) и спутниковых карт сверхвысокого пространственного разрешения открытых картографических сервисов (Bing Maps, Google Maps и др.). Основные этапы тематической обработки: текстурная сегментация древостоев и попиксельная классификации видов деревьев с использованием спектрально-временных признаков. Метод сегментации, основанный на совместном использовании статистических и спектральных методов извлечения текстурных признаков, позволяет снизить негативное влияние шумов, характерных для спутниковых карт. Результаты текстурной сегментации древостоев тестового участка (территория Бронницкого лесничества, Московская обл.) показали, что полная вероятность ошибки сегментации не превышает 3,5 % при естественном уровне ошибок за счёт граничных пикселей в 0,6 %. Приводятся оценки точности определения видового состава с использованием как вегетационных индексов, так и непосредственно данных спутниковых спектральных каналов. Результаты обработки во втором случае демонстрируют существенно более высокую достоверность. Ошибки классификации отдельных видов, оцениваемые по методу кросс-валидации, варьируют от 1 до 8 %. Сравнение с данными наземной лесотаксации показывает совпадение доминантного вида для 87 % от общей площади лесотаксационных выделов тестового участка.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование, распознавание образов, тематическая обработка, текстурные признаки, многовременные мультиспектральные спутниковые изображения, видовой состав древостоев

Одобрена к печати: 21.11.2023  
DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-31-50

### Введение

В настоящее время спутниковые данные оптического дистанционного зондирования среднего пространственного разрешения (10–30 м) служат одним из основных средств дистанционного мониторинга растительного покрова на региональных масштабах (Kerr, Ostrovsky, 2003; Lutz et al., 2008). Для Российской Федерации важным объектом мониторинга являются леса, которые занимают почти половину территории и выступают ценным возобновляемым природным ресурсом. Леса России — важная компонента окружающей среды, которая выполняет средообразующие и средозащитные функции, а также оказывает существенное влияние на глобальный климат (Замолодчиков и др., 2015). Изменения биологического разнообразия, ареалов произрастания лесообразующих видов и продуктивности древостоев становятся

важными показателями для оценки последствий изменений климатических факторов антропогенного воздействия на климатическую систему (Bonan, 2008).

В этой связи проблема совершенствования методов тематической обработки постоянно обновляющихся оперативных и архивных данных с учётом развития спутниковых технологий дистанционного зондирования, с одной стороны, и расширения номенклатуры прикладных задач лесопользования — с другой, несмотря на большое число публикаций, остаётся по-прежнему актуальной. Важное преимущество оптических спутниковых систем среднего пространственного разрешения — высокая оперативность (при приемлемой детализации обследуемых объектов) и общедоступность востребованной информации.

Вплоть до последнего времени большинство исследований по рассматриваемой проблеме основывалось на использовании данных среднего пространственного разрешения, получаемых на регулярной основе серией спутников системы Landsat TM/ETM+/OLI (*англ.* Thematic Mapper/Enhanced Thematic Mapper Plus/Operational Land Imager) (Белова, Ершов, 2015; Гаврилюк, Ершов, 2013; Сочилова, Ершов, 2012; Banskota et al., 2014; Nelson et al., 2009). Один из важных результатов подобных работ состоит в том, что единичные спутниковые изображения не представляются достаточно информативными при решении ряда задач по *восстановлению* лесных параметров, в частности при классификации видового состава. В работе (Wolter et al., 1995) указывается, что для обеспечения приемлемой *точности определения* видового состава (как правило, под точностью понимается оценка полной вероятности правильной классификации) необходимо использовать многовременные спутниковые изображения. При обработке таких изображений удаётся использовать характерные особенности изменчивости спектральной отражательной способности крон деревьев в течение периода вегетации и, таким образом, перейти от задач классификации типов лесной растительности (например, хвойных и лиственных отделов) к классификации видов деревьев.

В работе (Wolter et al., 1995) реализована трёхуровневая (лесистость, тип древостоя и видовой состав) схема тематической обработки многовременных изображений Landsat MSS/TM (MSS — *англ.* Multispectral Scanner System) тестовой территории (северная часть штата Висконсин, США). Результаты классификации типов древостоев (хвойные, лиственные и смешанные) получены с точностью 93,6 %, а видового состава — с точностью 80 %. Новые возможности повышения точности картирования видового состава лесов Новой Англии (США) с использованием многовременных изображений Landsat TM/ETM+ представлены в публикации (Pasquarella et al., 2018). Показано, что на основе предложенных спектрально-временных признаков, характеризующих межгодовую и сезонную изменчивость отражательной способности лесного полога, удаётся определить восемь типов древостоев с однородным и смешанным видовым составом с общей точностью до 83 %.

Преимущества использования многовременных мультиспектральных изображений описаны также и в работах российских исследователей (Барталев, Лупян, 2013; Жарко, Барталев, 2014). В частности, в публикации (Барталев, Лупян, 2013) представлены результаты совместной обработки изображений MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и Landsat TM/ETM+, которые показали эффективность использования данных среднего пространственного разрешения для повышения точности глобального картирования лесного покрова в регионах с высоким уровнем его фрагментированности. Эффективность использования многовременных мультиспектральных изображений в задачах картографирования видового состава древостоев обусловлена различиями в динамике фенологического развития (Барталев и др., 2016). Основные лесообразующие виды деревьев, произрастающие на территории Российской Федерации, имеют значимые различия по совокупности датировок фенологических явлений: появления листьев, цветения, созревания семян и ягод, расцветки листвы/хвои, листопада и др. (Елагин, 1994), что оказывает существенное влияние на изменчивость спектральной отражательной способности лесного полога. Как следствие, появляется возможность исследовать информативные признаки для классификации отдельных видов (Миклашевич и др., 2019, 2022; Bartalev et al., 2003). При этом также следует учитывать, что данные показатели могут иметь существенную изменчивость в зависимости от метеорологических условий в течение периода вегетации (Isaacson et al., 2012).

Во многих исследованиях последних лет для решения рассматриваемых задач используются мультиспектральные изображения более современных спутниковых систем, в частности Sentinel-2 (пространственное разрешение 10 м), которые оперативно поступают в свободный доступ (Astola et al., 2019; Clark, 2020). Следует подчеркнуть, что конструкция оптической аппаратуры дистанционного зондирования Sentinel-2 максимально ориентирована на решение задач мониторинга именно растительного покрова, в том числе лесных массивов ([https://www.esa.int/Applications/Observing\\_the\\_Earth/Copernicus/Sentinel-2](https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2)).

Так, например, в работе (Grabska et al., 2019) представлены результаты картирования видового состава смешанных древостоев на территории Польских Карпат с использованием 18 снимков Sentinel-2 за 2018 г. Предлагаемая технология тематической обработки основана на формировании спектрально-временных признаков с использованием средних показателей уменьшения точности и индекса Джини (малое значение данного индекса характеризует взаимную близость точностей классификации отдельных видов). Точность распознавания большинства из девяти рассмотренных видов деревьев превышает 80 %.

В публикации (Wang et al., 2022) с использованием данных Landsat-8 и Sentinel-2 представлены результаты картирования видового состава лесов северной части Китая. Установлено, что с увеличением частоты использования спутниковых изображений происходит повышение общей точности классификации, при этом тенденция наблюдается уже после применения всего лишь двух разновременных кадров, которые характеризуют ключевые фенологические явления. Также показано, что использование изображений Sentinel-2 (пространственное разрешение 10 м) обеспечивает большую точность картирования по сравнению с мультиспектральными данными Landsat OLI (пространственное разрешение 30 м).

Цель настоящей работы заключается в разработке и практической реализации технологии распознавания видового состава смешанных древостоев, характерных для средних широт европейской части России. В основе технологии — совместная спектрально-текстурная обработка многовременных мультиспектральных изображений среднего пространственного разрешения (Sentinel-2) и спутниковых карт сверхвысокого пространственного разрешения, также получаемых из открытых картографических сервисов (Bing Maps, Google Maps и др.). Изображения Sentinel-2 используются для расчёта спектрально-временных характеристик, а данные спутниковых карт — при текстурном анализе. Следует отметить, что эффективность подобного подхода продемонстрирована также при решении аналогичных задач с использованием совместной обработки изображений, получаемых беспилотными летательными аппаратами и спутниками Pleiades (Effiom et al., 2019), или специальной технологии обработки спутниковых изображений Worldview-2 (Sibiya et al., 2021).

## Район обследования, дистанционные и наземные данные

Район обследования (тестовый участок) — территория Бронницкого лесничества (Раменский городской округ, Московская обл.) площадью около 2500 га (рис. 1). Участок содержит основные лесообразующие виды деревьев, произрастающие в лесах европейской части РФ. Характерной особенностью является наличие значительных площадей искусственных насаждений лесных культур, среди которых можно выделить географические посадки лесничего П. И. Дементьева и лесосеменные насаждения лиственницы. Значительная часть искусственных насаждений характеризуется чистым видовым составом, кроны деревьев имеют схожий диаметр и формируют лесной полог с регулярной структурой, что даёт дополнительные возможности валидации результатов численных экспериментов.

Важно отметить, что для исследуемого тестового участка существуют стандартные наборы данных наземной лесотаксации. В рамках схемы измерений в соответствии с программой государственной инвентаризации лесов России выделяются лесные страты — участки леса, объединённые по определённым критериям для групп видов, возраста и бонитета. В каждой лесной страте на территории объекта работ закладываются круговые постоянные пробные площади (КППП) фиксированных размеров с точной геопривязкой центра. Количество

КППП зависит от представленности насаждений данной страты в объекте работ. Контуры лесотаксационных выделов тестового участка показаны в нижней части *рис. 1*.

Актуализация лесотаксационных данных проводилась в 2018 г. При измерении показателей на КППП использовался принцип концентрических кругов. На каждом круге рассматривались деревья с диаметром выше заданного порогового значения, для которых определялись такие показатели, как вид, диаметр, наличие повреждений, категория состояния, живучесть, высота и объём ствола. Также описывались подрост, подлесок и живой напочвенный покров.

На выбранном тестовом участке проводятся регулярные дополнительные наземные обследования сотрудниками Мытищинского филиала Московского государственного технического университета им. Баумана, в ходе которых вносятся поправки в данные по видовому составу. В частности, были выделены участки, содержащие доминирующие экотипы лиственницы (сибирская, Сукачева и европейская), для которых имеются существенные различия феноиндикаторов.



*Рис. 1.* Расположение тестового участка на территории Бронницкого лесничества и соответствующие контуры лесотаксационных выделов (фиолетовые линии)

В качестве спутниковой информации использовались мультиспектральные изображения Sentinel-2, а также спутниковые карты Bing и Google. Для изображений Sentinel-2 на уровне обработки Level-1C проведена коррекция спектральной отражательной способности к нижней границе атмосферы (уровень обработки Level-2A) с помощью стандартного программного пакета Sen2Cor (Main-Knorn et al., 2017), который выполняет атмосферную коррекцию и вносит поправки на рельеф и влияние перистых облаков. Используемые спутниковые карты Bing и Google представляют собой RGB-мозаики (R — *англ.* red, красный; G — *англ.* green, зелёный; B — *англ.* blue, синий) с пространственным разрешением 0,68 м. Изображения Sentinel-2 охватывают период с 2019 по 2022 г. Даты изображений Bing и Google точно не известны, однако следует отметить, что используемые данные Bing получены до начала строительства Центральной кольцевой автомобильной дороги (ЦКАД) и Новорязанского шоссе, а изображения Google — незадолго до окончания строительства этих объектов.

## Тематическая обработка

Предлагаемая схема тематической обработки состоит из двух основных этапов:

- 1) определение маски древостоев по изображениям сверхвысокого пространственного разрешения на основе текстурного анализа;
- 2) классификация видового состава по многовременным изображениям среднего пространственного разрешения с использованием спектральных признаков.

Необходимость первого этапа связана с тем, что текстурный анализ изображений с пространственным разрешением лучше 1 м позволяет с большей надёжностью идентифицировать древостои по сравнению с традиционными методами на основе вегетационных индексов. В период вегетации спектральные характеристики мелколиственных видов могут иметь схожие значения со спектральными характеристиками луговой растительности. В весенний и осенний периоды подобные проблемы могут появляться в связи с наличием насаждений озимых культур. Текстуры признаков подвержены меньшему влиянию изменений концентрации пигментов в фотоэлементах в течение периода вегетации. При этом, однако, могут возникать некоторые проблемы на границах древостоев, обусловленные наличием теней и большей разнородностью текстур. Также возможны артефакты при наличии сильно выделяющихся антропогенных объектов. Наибольшие проблемы текстурной обработки возникают при наличии сшивок разнородных изображений, в особенности при различии соответствующих пространственных разрешений.

Формирование куба текстурных признаков производилось на основе различных методов извлечения (четырёх статистических и одного спектрального).

Первый статистический метод основан на расчёте матрицы уровней серого (МУС), которая после нормализации представляет собой функцию вероятности появления уровней серого на обрабатываемом изображении (Weszka et al., 1976). Затем рассчитываются статистические параметры, которые в дальнейшем рассматриваются в качестве спектральных признаков.

Второй метод основан на построении матрицы совместной встречаемости уровней серого (СВУС) (Haralick et al., 1973), элементы которой представляют собой частоты совместной встречаемости уровней яркостей пар пикселей панхроматического изображения по заданному направлению смежности (расстояние между пикселями, образующими пару, называют расстоянием смежности). Метод СВУС может применяться не только к исходному изображению, но также и к изображению модуля градиента. В этом случае используется дополнительное обозначение СВГС (совместная встречаемость градиентов серого).

Третий метод основан на построении кресто-диагональной текстурной матрицы (КДТМ) (Al-Janobi, 2001). Для этого на исходном изображении выделяются все возможные ячейки размером  $3 \times 3$ , для которых сравнивается яркость центрального и граничных пикселей. Матрица КДТМ характеризует распределение сочетания значений диагонального и крестового блоков.



Рис. 2. Схема текстурной обработки. НЧП — низкочастотные признаки; ВЧП — высокочастотные признаки; ПВРИ — признаки вейвлет-рассеяния изображений; ГК1 — первая главная компонента

Четвёртый метод (матрица длины серий — МДС) основан на оценке частоты появления линейных примитивов заданной длины с одинаковой яркостью вдоль данного направления. На основе МДС рассчитывается 11 статистических параметров (Galloway, 1975), которые характеризуют преобладание определённой длины, уровней яркости и однородности распределения линейных примитивов. Подробное описание указанных методов, а также наименования и расчётные формулы текстурных признаков представлены в работе (Dmitriev et al., 2022).

Спектральный метод (метод вейвлет-рассеяния изображения — МВРИ) основан на преобразовании вейвлет-рассеяния (Wu et al., 2013). С целью извлечения признаков для обрабатываемого изображения строится многослойная структура, каждый узел которой содержит «коэффициенты рассеяния» для различных масштабов и поворотов базового вейвлета. Коэффициенты рассеяния вычисляются на основе итерационного выполнения свёртки изображения с вейвлет-функцией и вычисления модуля. На заключительном этапе проводится осреднение — свёртка с соответствующим используемой вейвлет-функции фильтром нижних частот.

Общая схема построения текстурного куба представлена на рис. 2. RGB-изображение приводится в чёрно-белый формат и обрабатывается гауссовским фильтром для устранения высокочастотных шумов. Далее проводится расчёт статистических и спектральных признаков. Для этого применяется сеточная модель текстурной обработки, представленная в работе (Dmitriev et al., 2022). Данный подход имеет высокую вычислительную эффективность и становится предпочтительным при проведении массовой обработки спутниковых изображений сверхвысокого пространственного разрешения. Кроме того, формируемый текстурный куб приводится к пространственному разрешению используемых мультиспектральных изображений.

Статистические признаки делятся на две группы: низкочастотные (НЧП) и высокочастотные признаки (ВЧП). Для МУС к НЧП относятся «среднее» и «средний квадрат», для СВУС это «автокорреляция» и «среднее суммы», а для МДС — HGRE (англ. High Gray level Run Emphasis) и SRHGE (англ. Short Run High Gray Level Emphasis). Также для статистических методов были выделены наиболее информативные характеристики высокочастотной изменчивости яркости пикселей исходного изображения: энергия (МУС), энтропия (СВУС), максимум вероятности (СВГС), однородность (СВГС), SRLGE (англ. Short Run Low Gray Level Emphasis) (МДС) и корреляция (КДТМ). Для построения спектральных признаков

ПВРИ (признаки вейвлет-рассеяния изображений) использовалась трёхслойная сеть рассеяния с шестью градациями поворота вейвлетов. Поскольку признаки в каждой группе, в особенности в первой, имеют высокие значения взаимной корреляции, их совместное использование затруднительно. Для эффективного сокращения размерности пространства признаков применялся метод главных компонент (Hastie et al., 2009). Наилучшее решение заключается в использовании только первых главных компонент (ГК1), рассчитываемых для каждой группы.

Для получения маски древостоя к сформированному кубу текстурных признаков применяется метод самокорректирующихся кодов (МСК) (Dietterich, Bakiri, 1995). МСК — это ансамблевый алгоритм, предназначенный для решения задач многоклассовой классификации на основе проведения серии бинарных классификаций и последующего голосования. В качестве базового бинарного классификатора был использован метод опорных векторов (МОВ) с гауссовским ядром (данную модификацию МСК будем обозначать как МСК МОВ). При обучении МСК МОВ необходимо использовать сбалансированную выборку, т.е. каждому классу должно соответствовать одинаковое количество элементов обучающего множества. На основе МСК МОВ проводится попиксельная классификация текстурного куба признаков. Пикселям, классифицированным как объекты лесного полога, присваивается значение 1, а пикселям, классифицированным как прочие объекты, — 0.

МСК МОВ также используется и при классификации видового состава по многовременным многоспектральным изображениям среднего пространственного разрешения. В качестве спектральных признаков рассматривались как вегетационные индексы (ВИ), так и непосредственно спектральные коэффициенты отражения в спутниковых каналах. В работе использовались данные пяти спектральных каналов Sentinel-2: синего (B), зелёного (G), красного (R), красного края (RE — *англ.* red edge) и ближнего инфракрасного (NIR — *англ.* near infrared). Разрешение исходного изображения в канале RE — 20 м. Для формирования спектрально-го куба проведено перемасштабирование с помощью линейной интерполяции к разрешению 10 м.

Для вычисления спектральных признаков использовались ВИ, характеризующие концентрацию пигментов и жизненное состояние листвы/хвои. Расчётные формулы для семи рассмотренных ВИ применительно к данным Sentinel-2 представлены в *табл. 1*. Индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс) является одним из самых частоиспользуемых и применяемых в различных задачах, связанных с получением количественных оценок растительного покрова (Rouse et al., 1974). CIGreen (*англ.* Green Chlorophyll Index) — относительный ВИ, имеющий положительную обратную связь с концентрацией хлорофилла в листьях (Gitelson et al., 2005). CIGreen используется при обработке спутниковых данных в отсутствие канала RE. Индекс NDRE (*англ.* Normalized Difference Red Edge — нормализованный разностный индекс красного края) обычно используется для оценки концентрации азота в листьях при решении задач, связанных с изменением жизненного состояния растений (Barnes et al., 2000).

Индексы ARI1 и ARI2 (*англ.* Anthocyanins Reflection Index) (Gitelson et al., 2001) характеризуют концентрацию антоцианов в листьях растений. При ослаблении растения вследствие старения и влияния внешних факторов наблюдается повышение концентрации данного пигмента. Индексы имеют схожую динамику, однако ARI2 считается предпочтительным к использованию при более высоких концентрациях антоцианов. Индексы CRI1 и CRI2 (*англ.* Carotenoid Reflectance Index) (Gitelson et al., 2002) используют для оценки изменения концентрации каротиноидов относительно концентрации хлорофилла. В рамках рассматриваемой задачи данные ВИ могут использоваться при обработке снимков в ранний осенний период. Индекс CRI2 обычно обеспечивает лучшие результаты для древостоев с высокой концентрацией каротиноидов. При применении указанных ВИ должны быть выполнены условия по диапазонам используемых спектральных каналов. Центральные длины волн каналов G, RE и NIR (Sentinel-2) входят в допустимые диапазоны, при этом ширина каналов G и NIR несколько превышает необходимые значения. Канал B покрывает допустимый диапазон, однако его центральная длина волны выпадает из допустимого диапазона.

Таблица 1. Расчётные формулы вегетационных индексов. Расчёт по данным Sentinel-2, уровень обработки Level-2A

Наименование ВИ	Расчётная формула
NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$
ClGreen (Green Chlorophyll Index)	$ClGreen = \frac{NIR}{G} - 1$
NDRE (Normalized Difference Red Edge Index)	$NDRE = \frac{NIR - RE}{NIR + RE}$
ARI1 (Anthocyanin Reflectance Index 1)	$ARI1 = \frac{1}{G} - \frac{1}{RE}$
ARI2 (Anthocyanin Reflectance Index 2)	$ARI2 = NIR \left( \frac{1}{G} - \frac{1}{RE} \right)$
CRI1 (Carotenoid Reflectance Index 1)	$CRI1 = \frac{1}{B} - \frac{1}{G}$
CRI2 (Carotenoid Reflectance Index 2)	$CRI2 = \frac{1}{B} - \frac{1}{RE}$

Второй этап тематической обработки, имеющий целью определение видового состава по многовременным мультиспектральным изображениям, состоит в следующем. На основе календаря фенологических явлений (Гафферберг, 2020; Сезонная..., 1979) определяются даты съёмки, оптимальные для распознавания видов деревьев, произрастающих на тестовой территории. Виды деревьев формируются в группы, которые классифицируются практически точно, если имеются изображения в заданный период. Для классификации могут быть использованы изображения за разные даты. Набор таких изображений определяется отдельно для каждой группы. Для оптимизации спектральных признаков применяется регуляризованный метод последовательного отбора (РМПО) (Dmitriev, 2014).

Для оценки точности классификации использовались методы переклассификации и кросс-валидации. Основной характеристикой служит полная вероятность ошибки (ПВО), которая представляет собой отношение ошибочно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей. Кроме показателя ПВО вычислялись среднее значение ошибок оmissии (СОО) и среднее значение ошибок комиссии (СОК). Показатель СОО характеризует вероятность ошибочной классификации фактических классов, а показатель СОК — вероятность ошибочной классификации ответов классификатора. Также для независимой оценки точности совпадения спутниковых и наземных данных по доминантному виду лесотаксационных выделов используется коэффициент Жаккара (Сёмкин, 2009).

### Численные эксперименты

Результаты построения маски древостоев тестовой территории представлены на *рис. 3* (см. с. 39). Для получения экспертных данных по положению древостоев контуры выделов, представленные на *рис. 1*, были дополнены участками древостоев, не относящихся к лесному фонду. Контуры данных участков определялись на основе визуального анализа. Результаты наложения контуров древостоев на спутниковые карты Bing и Google представлены на *рис. 3а* и *б* соответственно. Полная длина границы выделенных древостоев приблизительно равна 53 км. Наибольшая неопределённость границы соответствует затенённым участкам.

Предлагаемый алгоритм текстурной сегментации применялся к спутниковой карте Bing, поскольку она обладает большей однородностью для рассматриваемой территории и, следовательно, при использовании именно этих данных следует ожидать большую точность. При

выборе размера ячеек сетки, по которым проводился расчёт текстурных признаков, мы исходили из размеров структурных элементов текстуры лесного полога и результатов оценки точности. Характерные размеры крон хвойных и мелколиственных древостоев находятся в интервале 3–7 м. Для дубовых древостоев характерные размеры крон составляют 12–16 м. Поскольку ячейка должна вмещать хотя бы одну крону дерева, то следует рассматривать размеры ячеек более 20 м. Использование ячеек большого размера обеспечивает большую точность оценки статистических характеристик, однако при этом происходит размытие границ и потеря мелких особенностей лесного полога. Для НЧП минимальный размер размера ячейки, при котором обеспечивается приемлемая детализация маски лесного полога, составил 13 м (19 пикселей). Для ВЧП и ПВРИ был выбран размер ячеек 26 м (39 пикселей).

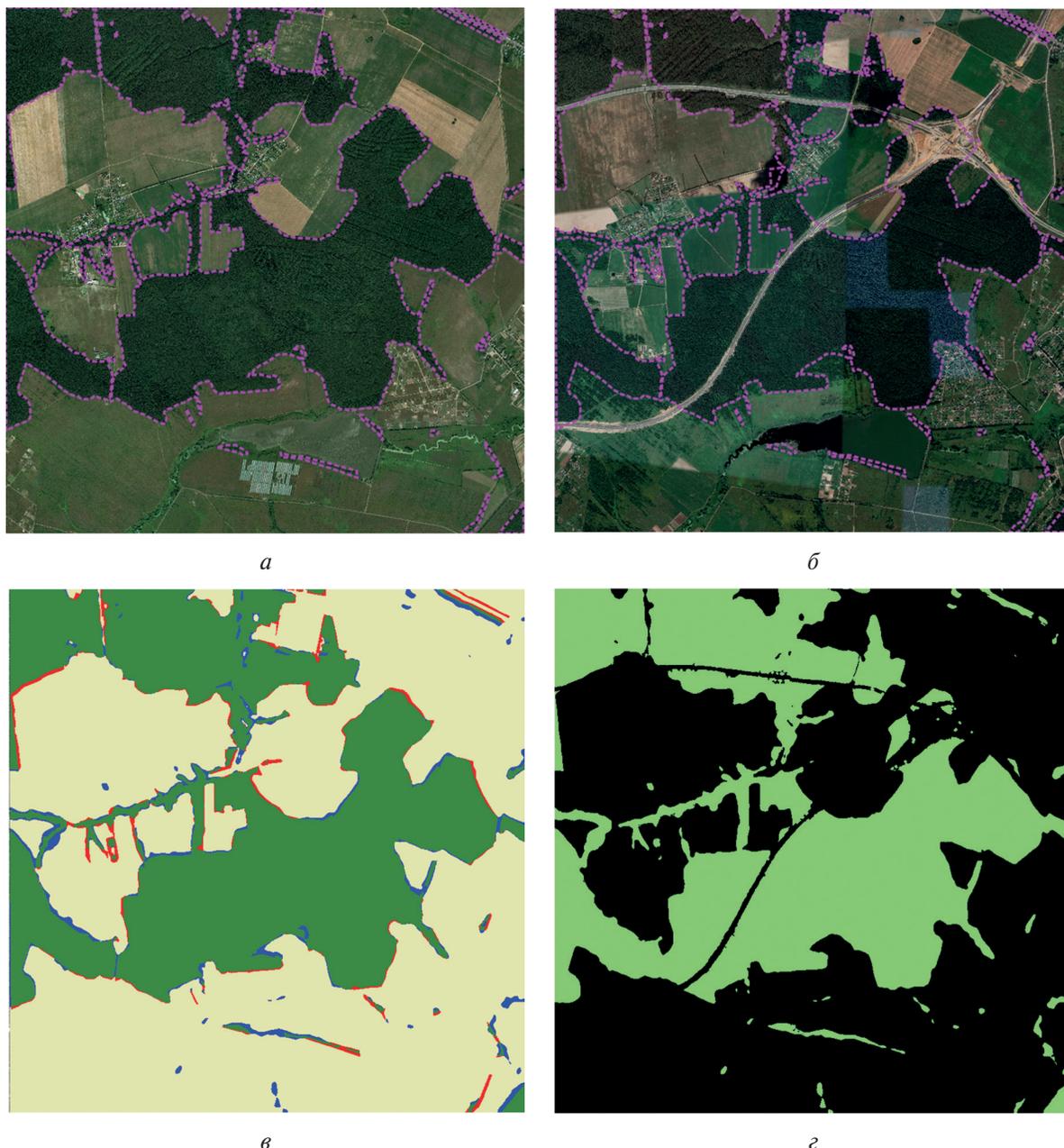


Рис. 3. Результаты текстурной сегментации древостоев тестовой территории: *а, б* — спутниковые карты Bing и Google соответственно, фиолетовой пунктирной линией выделены экспертные контуры древостоев; *в* — карта ошибок текстурной сегментации древостоев по спутниковой карте Bing; зелёный цвет — древостои, бежевый — прочие объекты, красный — ошибка первого рода, синий — ошибка второго рода; *г* — маска леса после наложения результатов обработки спутниковой карты Google

Для обучения МСК МОВ была использована выборка реализаций необходимых текстурных признаков, указанных в описании методики, для трёх основных типов объектов: леса, луга/поля и водной поверхности. Выборка производилась случайным образом из областей небольшого размера, которые достоверно соответствуют указанным типам объектов. Объём выборки составил 1000 реализаций на каждый класс. Оценки ошибок классификации, полученные методом кросс-валидации, имеют слабую чувствительность к изменениям объёма выборки (от 500 до 10 000 реализаций на класс).

Ошибки текстурной сегментации изображения Bing представлены на *рис. 3в*. Оценка ошибок проводилась на основе сравнения результатов расчётов с экспертными данными. ПВО составила 3,5 % при естественном уровне ошибок за счёт граничных пикселей в 0,6 %. Из *рис. 3в* можно видеть, что основная часть ошибок соответствует границе древостоев, а именно зоне теней, характерная ширина которой составляет 7–8 м (10–12 пикселей). Значимый дисбаланс между ошибками оmissии и комиссии отсутствует, значения СОО и СОК составляют 3,6 и 3,9 % соответственно. Также видно преобладание ошибок второго рода (синий цвет), которые возникают, когда алгоритм сегментирует древостой вне контуров экспертной карты.

Необходимо отметить, что спутниковая карта Bing не содержит актуальной информации об антропогенных объектах тестового участка за рассматриваемый период съёмки Sentinel-2 (2019–2022). Поэтому для актуализации маски древостоев мы дополнительно использовали результаты спектральной сегментации открытых почв и антропогенных объектов по спутниковой карте Google с использованием алгоритма МСК МОВ. На *рис. 3г* представлен окончательный вариант маски древостоев тестового участка, который в дальнейшем использовался при тематической обработке изображений Sentinel-2. По уточнённой маске видно, что часть лесотаксационных выделов была существенно нарушена в связи со строительством ЦКАД и Новорязанского шоссе.

Алгоритм классификации видового состава по многовременным изображениям Sentinel-2 тестовой территории состоит из следующих этапов:

1. Построение маски вечнозелёных видов деревьев для пикселей, выделенных маской древостоев.
2. Классификация вечнозелёных видов «ель европейская» и «сосна обыкновенная», для пикселей, выделенных маской из п. 1.
3. Построение маски лиственницы европейской.
4. Построение маски лиственницы Сукачева.
5. Построение маски лиственницы сибирской.
6. Построение маски берёзы бородавчатой.
7. Классификация оставшихся лесообразующих видов тестового участка (дуб черешчатый, осина и ольха чёрная).

Этапы алгоритма классификации определены в соответствии с календарём фенологических явлений тестового участка, построенным на основе результатов работ (Гафферберг, 2020; Сезонная..., 1979) и локальных наземных наблюдений. Следует отметить, что даты таких явлений, как появление листьев, цветение, массовая расцветка листьев, массовый листопад, для отдельных видов могут иметь некоторые различия от года к году. Кроме того, даже с учётом наличия спутниковых изображений за несколько лет из-за присутствия облачности не всегда удаётся попасть в желаемый период съёмки.

Даты снимков Sentinel-2, выбранных для каждого этапа за период с 2019 по 2022 г., представлены в *табл. 2*. Также в *табл. 2* приведены наиболее информативные спектральные признаки (отдельно каналы и вегетационные индексы), полученные по совокупности изображений с помощью РМПО. Согласно данным календаря фенологических явлений, к концу октября происходит окончание листопада практически всех лиственных пород тестовой территории, за исключением лиственницы европейской. В первой половине ноября для данного вида наступает полное пожелтение хвои и начинается массовый листопад (*рис. 4*, см. с. 41). Также на *рис. 4* можно наблюдать хорошее контрастирование еловых и сосновых древостоев как между собой, так и с прочими видами.

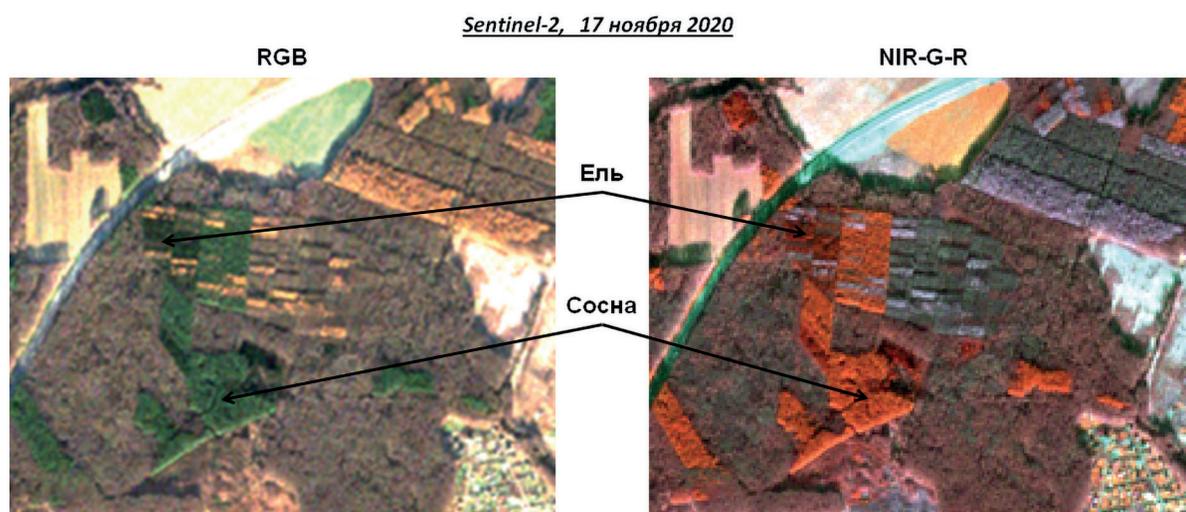


Рис. 4. RGB- и псевдоцветные изображения тестового участка, используемые для определения маски вечнозелёных видов деревьев

Таблица 2. Даты съёмки, используемые на этапах классификации видового состава, и соответствующие наиболее информативные каналы и вегетационные индексы

Этап	Дата съёмки	Каналы	Вегетационные индексы
1	17.11.2020	G, R, NIR	NDVI, CIGreen, NDRE
2	17.11.2020	G, RE, NIR	NDVI, CIGreen
3	11.10.2021 28.10.2020	RE B, RE	NDVI, CIGreen NDVI, CIGreen, ARI1, CRI2
4	26.09.2020 11.10.2021 28.10.2020	RE G, RE R, RE, NIR	– NDVI, CIGreen, NDRE NDVI, CIGreen, ARI1
5	26.09.2020 11.10.2021	RE, NIR R	NDVI, CIGreen NDVI
6	11.05.2021 08.06.2022 30.08.2019	R, RE, NIR R, RE –	NDVI, ARI2 NDRE, ARI1 NDVI, CIGreen
7	11.05.2021 03.06.2021 20.06.2021 08.07.2021 13.07.2021 09.08.2021 23.09.2020	RE – RE – – RE RE	NDVI CIGreen, NDRE – NDRE NDVI, NDRE – –

Ошибки распознавания видов по спектральным признакам для этапов 1–7, возникшие при использовании метода кросс-валидации, представлены в табл. 3. По полученным данным можно заключить, что маска вечнозелёных древостоев (этап 1) определяется практически точно. В реальной ситуации ошибки возможны, когда в смешанном древостое вечнозелёные виды представлены единичными экземплярами, находящимися на расстоянии в несколько десятков метров. В этом случае характерная площадь кроны будет составлять величину порядка 10–30 % от площади пикселя изображения Sentinel-2 и, таким образом, спектральные характеристики будут существенно искажены фоновыми объектами. Также отметим, что точность классификации ели и сосны по значениям вегетационных индексов существенно ниже значений по спектральным каналам. Поскольку ошибка переклассификации и ошибка кросс-валидации совпадают, то данный результат не может быть следствием переобучения.

Таблица 3. Ошибки, полученные методом кросс-валидации, для этапов классификации видового состава

Этап	Каналы			Вегетационные индексы		
	ПВО	СОО	СОК	ПВО	СОО	СОК
1	0	0	0	0	0	0
2	0,003	0,003	0,003	0,21	0,21	0,20
3	0,005	0,005	0,005	0,03	0,03	0,03
4	0	0	0	0,01	0,01	0,01
5	0,003	0,003	0,003	0,01	0,01	0,01
6	0,04	0,04	0,04	0,06	0,06	0,06
7	0,06	0,06	0,06	0,10	0,10	0,10

При распознавании экотипов лиственницы (этапы 3–5) выбор дат используемых снимков Sentinel-2 был в первую очередь обусловлен различием во времени наступления массовой расцветки хвои и листопада. Пожелтение хвои лиственницы европейской наступает во второй половине октября (рис. 5). К концу октября начинается массовый листопад, в то время как древостой лиственницы сибирской и лиственницы Сукачева уже лишаются хвои. Различие в датах наступления явления расцветки хвои у лиственницы сибирской и лиственницы Сукачева гораздо менее значительно, однако в данном случае удалось получить изображение, на котором это различие заметно (рис. 6, см. с. 43). Точность распознавания экотипов лиственницы достаточно высокая: при использовании спектральных каналов ошибка кросс-валидации не превышает 1 %. Также следует отметить, что распознавание по значениям вегетационных индексов имеет значимо меньшую точность.

Возможность распознавания берёзовых древостоев (этап 6) в первую очередь связана с ранним началом появления листьев и цветения. Из имеющихся данных наиболее информативным оказался снимок в первой половине мая. Снимки за 8 июня и 30 августа, указанные для этапа 6 в табл. 2, гораздо менее информативны, и их отдельное использование для распознавания берёзы приводит к существенным ошибкам. С другой стороны, при совместном использовании данных снимков с изображением за 11 мая удаётся существенно повысить точность. Также отметим, что при распознавании берёзы ошибки кросс-валидации и переклассификации различаются примерно на 1 %, при этом классификация на основе вегетационных индексов имеет на 2 % более низкую точность, чем в случае использования спектральных каналов.

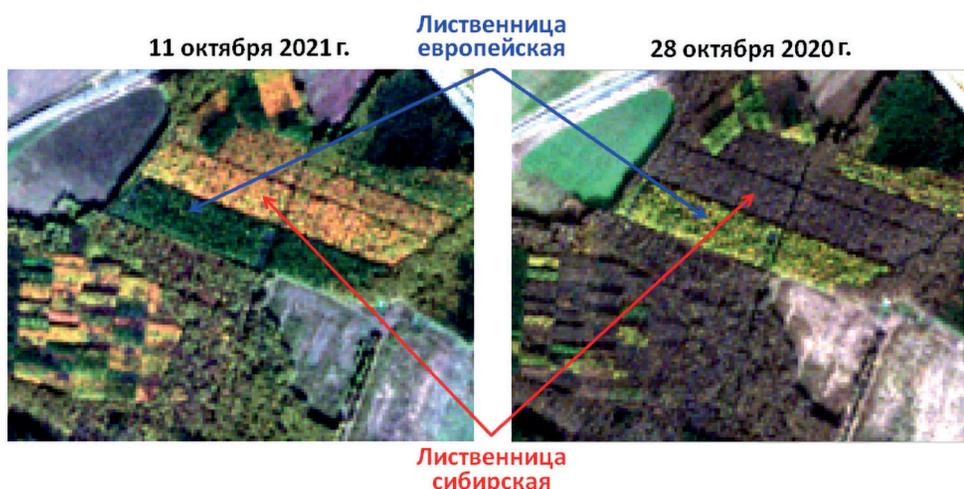


Рис. 5. RGB-изображения тестового участка в даты, используемые для классификации лиственницы европейской



Рис. 6. RGB-изображения тестового участка в даты, используемые для классификации лиственницы Сукачева и лиственницы сибирской

При обработке данных на последнем этапе (7-м — классификация дубовых, осиновых и ольховых древостоев) не удалось выделить изображения, на которых явно видно более позднее наступление расцветки листьев у дуба. Анализ показал, что наиболее вероятной причиной становится то, что для данного тестового участка выделы, где доминирует дуб черешчатый, содержат значительные примеси берёзы и осины, а также орешник во втором ярусе. Поэтому для распознавания рассматривалась вся совокупность имеющихся изображений, из которых методом РМПО были выбраны наиболее информативные признаки. Наименьшая ПВО соответствует использованию спектральных каналов и составляет около 6 %. При варьировании обучающего множества могут происходить изменения ПВО на величину до 1 %. Использование ВИ приводит к увеличению ошибки до 10 %. Наибольшая ошибка распознавания соответствует древостоям ольхи чёрной и составляет примерно 8 %. Дуб черешчатый и осина классифицируются со средней ошибкой в 4 % при использовании спектральных каналов.

Результаты тематической обработки представлены на рис. 7 (см. с. 44). Данные попиксельной классификации (см. рис. 7б) в целом соответствуют плану лесонасаждений с окраской выделов по преобладающим видам (см. рис. 7а). Основная часть хвойных видов, произрастающих на тестовой территории, относится к искусственным насаждениям, и соответствующие древостои, как правило, имеют чистый видовой состав, за исключением участка географических посадок лесничего Дементьева. На рис. 7б можно видеть, что соответствующие области имеют равномерную цветовую структуру, что положительно характеризует результаты попиксельной классификации. Смешанные древостои, как правило, имеют кластерную структуру.

Белым цветом на рис. 7б обозначены пиксели, классифицированные как прочие виды. Среди них достоверно присутствуют такие виды деревьев, как липа, тополь, ясень, лесной орех, ольха серая и три экотипа лиственницы (японская, даурская и Чекановского). По дистанционной оценке, прочие виды занимают 13 % от общей площади древостоев тестового участка. Имеющиеся данные лесотаксации не позволяют объективно валидировать данный показатель, однако, по нашему мнению, он может быть несколько завышен, поскольку основная часть белых пикселей на рис. 7б соответствует границам древостоев и просекам.

Дистанционные карты доминантных и субдоминантных видов представлены на рис. 7в и г. Доминантные и субдоминантные виды определялись по мажоритарному принципу на основе количества пикселей, соответствующих данному виду в границах выдела. Чёрным цветом отмечены выделы с лесистостью менее 50 %. К таким выделам относятся вырубки, неучтённые при лесотаксации, а также выделы, большая часть которых лежит вне изображения. Белым цветом показаны выделы, в которых прочие виды, согласно дистанционным данным, выступают доминантными (см. рис. 7в) или субдоминантными (см. рис. 7г).

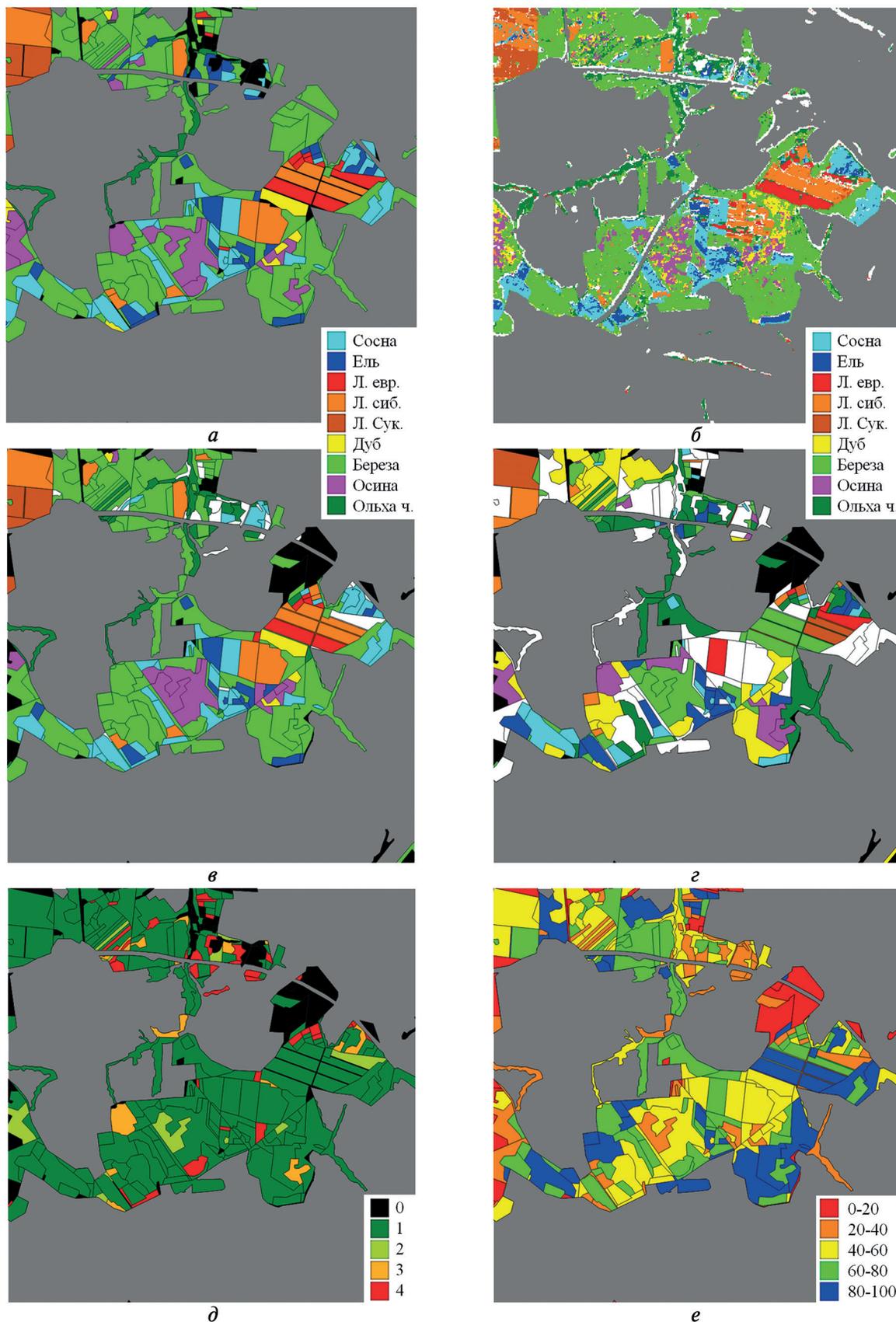


Рис. 7. Результаты распознавания видового состава тестовой территории: а — план лесонасаждений с окраской выделов по преобладающим видам; б — попиксельная классификация; в — карта доминантных видов; г — карта субдоминантных видов; д — сравнение спутниковых и наземных данных по доминантным видам; е — процент покрытия выдела доминантным видом

Классификация ошибок дистанционной оценки доминантных видов представлена на *рис. 7д*. Чёрным цветом (класс 0) отмечены выделы с лесистостью менее 50 %. Количество таких выделов составляет 27 % от общего числа выделов тестовой территории, а их площадь занимает 17 % от общей. Заметим, что большая часть выделов, обозначенных чёрным цветом, попадает на изображение лишь частично. В дальнейших оценках данные выделы будут исключены из рассмотрения.

Тёмно-зелёным цветом (класс 1) обозначены выделы с полным соответствием дистанционной оценки доминантного вида наземным данным. Количество верно классифицированных выделов составляет 72 %, а их площадь занимает 87 % от общей площади выделов с лесистостью более 50 %. Средняя площадь точно классифицированных выделов составляет 365 га, что существенно превышает среднее значение площади выдела по всему тестовому участку в 268 га.

Другими цветами на *рис. 7д* выделены различные типы ошибок. Светло-зелёным цветом (класс 2) обозначены выделы с ошибкой слабого типа. В этом случае доминантный вид содержится в субдоминанте и различие между доминантой и субдоминантой не превышает 10 % — допустимое значение ошибки таксации видового состава по стандартам, принятым до последней реформы лесного хозяйства. Количество и суммарная площадь таких выделов составляют соответственно 5 и 4 % от общих показателей. Средняя площадь выделов с ошибкой класса 2 — 315 га.

Оранжевым цветом обозначаются ошибки более сильного типа (класс 3). Для таких выделов доминантный вид также содержится в субдоминанте, однако различие между ними составляет более 10 %. Количество выделов данного класса — 7 %, а площадь — 4 % от общей. Средняя площадь выделов с ошибкой класса 3 существенно меньше среднего и составляет 169 га. Красным цветом (класс 4) обозначены грубые ошибки. В этом случае доминантный вид, обозначенный в данных лесотаксации, не является ни доминантным, ни субдоминантным по дистанционной оценке. Количество таких выделов значительно: 16 % от общего числа. С другой стороны, выделы с грубыми ошибками, как правило, имеют малые размеры, их средняя площадь составляет 91 га, а суммарная площадь занимает лишь 5 % от общей.

## Заключение

Предложенная в работе технология тематической обработки на основе многовременных многоспектральных спутниковых изображений среднего пространственного разрешения и спутниковых карт высокого пространственного разрешения позволила получить новые результаты, направленные на повышение информативности дистанционных технологий распознавания видового состава смешанных лесов, характерных для европейской части России. Предварительная сегментация древостоев на этапе текстурной обработки спутниковых изображений сверхвысокого пространственного разрешения из открытых картографических сервисов, основанная на комбинировании статистических и спектральных методов, обеспечивает повышение точности определения видового состава смешанных древостоев по спектральным признакам, поскольку практически исключается достаточно широкий класс прочих видов растительности. Для рассмотренного тестового участка ошибка построения маски древостоев составила 3,5 %, при этом большая часть ошибок соответствует граничным пикселям.

Использование современных многовременных спутниковых мультиспектральных изображений совместно с данными о наступлении фенологических изменений позволяет с достаточно высокой точностью определить видовой состав смешанных древостоев. Результаты тематической обработки изображений тестового участка (территория Бронницкого лесничества, Московская обл.) показали, что выделенные девять основных видов деревьев классифицируются с ошибками от 1 до 8 %. По оценкам, полученным на основе кросс-валидации, наибольшая точность соответствует распознаванию ели, сосны и трёх экотипов лиственницы. Полная вероятность ошибки классификации — менее 1 %. Для берёзы, осины и дуба

ошибка классификации составляет около 4 %. Показано, что практически для всех рассматриваемых видов деревьев использование вегетационных индексов приводит к значимому увеличению ошибки классификации по сравнению с использованием данных непосредственно из спутниковых каналов. Сравнение с данными наземной лесотаксации выявило совпадение доминантного вида для 87 % от общей площади учётных древостоев тестового участка. При этом 4 % от общей площади соответствует ошибкам слабого типа. Полученные результаты имеют существенно более высокую точность по сравнению с результатами определения состава смешанных древостоев на территории Польских Карпат по данным Sentinel-2, представленными в работе (Grabska et al., 2019).

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках научного проекта № 23-29-00128 «Методы машинного обучения в задаче автоматизации обработки данных космических систем высокодетального мониторинга растительного покрова».

## Литература

1. *Барталев С. А., Луян Е. А.* Исследования и разработки ИКИ РАН по развитию методов спутникового мониторинга растительного покрова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2013. Т. 10. № 1. С. 197–214.
2. *Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О. и др.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
3. *Белова Е. И., Ершов Д. В.* Опыт оценки естественного лесовосстановления на сплошных вырубках по временным рядам Landsat // Лесоведение. 2015. № 5. С. 339–345.
4. *Гаврилюк Е. А., Ершов Д. В.* Тематическое картографирование породной структуры лесов на основе спутниковых изображений Landsat-TM/ETM+ // 5-я Всероссийская конф. с международ. участием «Аэрокосм. методы и геоинформац. технологии в лесоведении и лесном хоз-ве»: сб. тр. 22–24 апр. 2013. М.: ЦЭПЛ РАН, 2013. С. 112–115.
5. *Гафферберг И. Г.* Фенологический календарь основных древесных пород и некоторых, связанных с ними, животных мордовского государственного заповедника. 1945 год // Тр. Мордовского гос. природ. заповедника им. П. Г. Смидовича. 2020. № 25. С. 50–96.
6. *Елагин И. Н.* Времена года в лесах России. Новосибирск: ВО «Наука», Сибирская изд. фирма, 1994. 272 с.
7. *Жарко В. О., Барталев С. А.* Оценка распознаваемости древесных пород леса на основе спутниковых данных о сезонных изменениях их спектрально-отражательных характеристик // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11. № 3. С. 159–170.
8. *Замолодчиков Д. Г., Кобяков К. К., Кокорин А. О., Алейников А. А., Шматков Н. М.* Лес и климат. М.: Всемирный фонд дикой природы (WWF), 2015. 40 с.
9. *Миклашевич Т. С., Барталев С. А., Плотников Д. Е.* Интерполяционный алгоритм восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений растительного покрова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 6. С. 143–154. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154.
10. *Миклашевич Т. С., Барталев С. А., Егоров В. А.* Метод фенологического совмещения многолетних рядов спутниковых наблюдений на основе данных высокого временного разрешения // Материалы 20-й Международ. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: ИКИ РАН, 2022. С. 319. DOI: 10.21046/20DZZconf-2022a.
11. *Сезонная жизнь природы Русской равнины. Календари природы Нечерноземной зоны РСФСР за 1960–1972 гг.* / ред. Тавровский В. А. Л.: Наука, 1979. 163 с.
12. *Сёмкин Б. И.* О связи между средними значениями двух мер включения и мерами сходства // Бюл. Ботанического сада-института ДВО РАН. 2009. № 3. С. 91–101.
13. *Сочилова Е. Н., Ершов Д. В.* Анализ возможности определения запасов древесных пород по спутниковым данным Landsat ETM // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2012. Т. 9. № 3. С. 277–282.
14. *Al-Janobi A.* Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis // Pattern Recognition. 2001. V. 34. No. 1. P. 171–180. [https://doi.org/10.1016/s0031-3203\(99\)00206-x](https://doi.org/10.1016/s0031-3203(99)00206-x).
15. *Astola H., Hame T., Sirro L. et al.* Comparison of Sentinel-2 and Landsat-8 imagery for forest variable prediction in boreal region // Remote Sensing of Environment. 2019. V. 223. P. 257–273. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.019>.

16. *Banskota A., Kayastha N., Falkowski M.J. et al.* Forest monitoring using Landsat time series data: A review // Canadian J. Remote Sensing. 2014. V. 40. No. 5. P. 362–384. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.987376>.
17. *Barnes E. M., Clarke T. R., Richards S. E. et al.* Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data // Proc. 15<sup>th</sup> Intern. Conf. Precision Agriculture. Bloomington, MN, USA, 2000. V. 1619. 15 p.
18. *Bartalev S. A., Belward A. S., Erchov D. V., Isaev A. S.* A new SPOT4-Vegetation derived land cover map of Northern Eurasia // Intern. J. Remote Sensing. 2003. V. 24. No. 9. P. 1977–1982. <https://doi.org/10.1080/143116031000066297>.
19. *Bonan G. B.* Forests and climate change: forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests // Science. 2008. V. 320. No. 5882. P. 1444–1449. <https://doi.org/10.1126/science.1155121>.
20. *Clark M. L.* Comparison of multi-seasonal Landsat-8, Sentinel-2 and hyperspectral images for mapping forest alliances in Northern California // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2020. V. 159. P. 26–40. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.11.007>.
21. *Dietterich T. G., Bakiri G.* Solving Multiclass Learning Problems via Error-Correcting Output Codes // J. Artificial Intelligence Research. 1995. No. 2. P. 263–286. <https://doi.org/10.1613/jair.105>.
22. *Dmitriev E. V.* Classification of the Forest Cover of Tver' Region Using Hyperspectral Airborne Imagery // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. 2014. V. 50. No. 9. P. 929–942. <https://doi.org/10.1134/s0001433814090072>.
23. *Dmitriev E. V., Kondranin T. V., Zotov S. A.* Segmentation of Natural and Anthropogenic Objects by Panchromatic Satellite Images Using Statistical Textural Features // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2022. V. 58. No. 2. P. 167–179. <https://doi.org/10.3103/s8756699022020029>.
24. *Effiom A. E., van Leeuwen L. M., Nyktas P. et al.* Combining unmanned aerial vehicle and multispectral Pleiades data for tree species identification, a prerequisite for accurate carbon estimation // J. Applied Remote Sensing. 2019. V. 13. No. 3. Article 034530. <https://doi.org/10.1117/1.jrs.13.034530>.
25. *Galloway M. M.* Texture analysis using gray level run lengths // Computer graphics and image processing. 1975. V. 4. No. 2. P. 172–179. [https://doi.org/10.1016/s0146-664x\(75\)80008-6](https://doi.org/10.1016/s0146-664x(75)80008-6).
26. *Gitelson A., Merzlyak M., Chivkunova O.* Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves // Photochemistry and Photobiology. 2001. V. 71. P. 38–45. [https://doi.org/10.1562/0031-8655\(2001\)0740038opane02.0.co2](https://doi.org/10.1562/0031-8655(2001)0740038opane02.0.co2).
27. *Gitelson A. A., Zur Y., Chivkunova O. B., Merzlyak M. N.* Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy // Photochemistry and Photobiology. 2002. V. 75. No. 3. P. 272–281. [https://doi.org/10.1562/0031-8655\(2002\)0750272accipl2.0.co2](https://doi.org/10.1562/0031-8655(2002)0750272accipl2.0.co2).
28. *Gitelson A. A., Vina A., Ciganda V. et al.* Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops // Geophysical Research Letters. 2005. V. 32. No. 8. Article L08403. DOI: 10.1029/2005GL022688.
29. *Grabska E., Hostert P., Pflugmacher D., Ostapowicz K.* Forest stand species mapping using the Sentinel-2 time series // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 10. Article 1197. <https://doi.org/10.3390/rs11101197>.
30. *Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. H.* Textural features for image classification // IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics. 1973. No. 6. P. 610–621. <https://doi.org/10.1109/tsmc.1973.4309314>.
31. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. H.* The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. 2<sup>nd</sup> ed. N. Y.: Springer, 2009. 745 p. DOI: 10.1007/978-0-387-84858-7.
32. *Isaacson B. N., Serbin S. P., Townsend P. A.* Detection of relative differences in phenology of forest species using Landsat and MODIS // Landscape Ecology. 2012. V. 27. P. 529–543. <https://doi.org/10.1007/s10980-012-9703-x>.
33. *Kerr J. T., Ostrovsky M.* From space to species: ecological applications for remote sensing // Trends in Ecology and Evolution. 2003. V. 18. No. 6. P. 299–305. [https://doi.org/10.1016/s0169-5347\(03\)00071-5](https://doi.org/10.1016/s0169-5347(03)00071-5).
34. *Lutz D. A., Washington-Allen R. A., Shugart H. H.* Remote sensing of boreal forest biophysical and inventory parameters: a review // Canadian J. Remote Sensing. 2008. V. 4. No. sup2. P. S286–S313. <https://doi.org/10.5589/m08-057>.
35. *Main-Knorn M., Pflug B., Louis J. et al.* Sen2Cor for sentinel-2 // Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII: Proc. SPIE. 2017. V. 10427. P. 37–48. <https://doi.org/10.1117/12.2278218>.
36. *Nelson M. D., McRoberts R. E., Holden G. R., Bauer M. E.* Effects of satellite image spatial aggregation and resolution on estimates of forest land area // Intern. J. Remote Sensing. 2009. V. 30. No. 8. P. 1913–1940. <https://doi.org/10.1080/01431160802545631>.
37. *Pasquarella V. J., Holden C. E., Woodcock C. E.* Improved mapping of forest type using spectral-temporal Landsat features // Remote Sensing of Environment. 2018. V. 210. P. 193–207. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.064>.
38. *Rouse J. W., Haas R. H., Scheel J. A., Deering D. W.* Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS // Proc. 3<sup>rd</sup> Earth Resource Technology Satellite (ERTS) Symp. 1974. V. 1. P. 48–62.
39. *Sibiya B., Lottering R., Odindi J.* Discriminating commercial forest species using image texture computed from a WorldView-2 pan-sharpened image and partial least squares discriminant analysis // Remote

- Sensing Applications: Society and Environment. 2021. No. 23. Article 100605. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100605>.
40. Wang M., Zheng Y., Huang C. et al. Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China // *Forest Ecosystems*. 2022. V. 9. Article 100032. <https://doi.org/10.1016/j.fecs.2022.100032>.
  41. Weszka J. S., Dyer C. R., Rosenfeld A. A comparative study of texture measures for terrain classification // *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*. 1976. No. 4. P. 269–285. <https://doi.org/10.1109/tsmc.1976.5408777>.
  42. Wolter P. T., Mladenoff D. J., Host G. E., Crow T. R. Using multi-temporal Landsat imagery // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1995. V. 61. P. 1129–1143.
  43. Wu H., Li M., Zhang M., Zheng J., Shen J. Texture segmentation via scattering transform // *Intern. J. Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*. 2013. V. 6. No. 2. P. 165–174.

## Determining mixed forest species composition based on joint processing of public satellite maps and multi-temporal Sentinel-2 images

E. V. Dmitriev<sup>1,2</sup>, T. V. Kondranin<sup>2</sup>, P. G. Melnik<sup>3</sup>, S. A. Donskoi<sup>4</sup>

<sup>1</sup> *Marchuk Institute of Numerical Mathematics RAS, Moscow 119333, Russia*  
*E-mail: e.dmitriev@inm.ras.ru*

<sup>2</sup> *Moscow Institute of Physics and Technology*  
*Dolgoprudny, Moscow Region 141701, Russia*  
*E-mail: tvk494@yandex.ru*

<sup>3</sup> *Mytishchi Branch of Bauman Moscow State Technical University*  
*Mytishchi, Moscow Region 141005, Russia*  
*E-mail: melnik\_petr@bk.ru*

<sup>4</sup> *Roslesinforg, Moscow 109316, Russia*  
*E-mail: lesshi@bk.ru*

The problem of determining species composition of mixed forests for the European part of Russia is considered. The method proposed is based on joint processing of multi-temporal multispectral images of medium spatial resolution (Sentinel-2) and very high spatial resolution satellite images obtained from open mapping services such as Bing Maps, Google Maps, etc. The main stages of thematic processing are segmentation of forest stands using textural features and pixel-by-pixel classification of tree species using spectral-temporal features. The textural segmentation method is based on a combined use of statistical and spectral methods for extracting texture features that allows reducing the negative impact of noise characteristic of satellite maps. The results of forest stand segmentation in a test area (the territory of Bronnitsky forestry, Moscow region) revealed that the total probability error does not exceed 3.5 % with a natural error level due to boundary pixels of 0.6 %. Accuracies of determining species composition using both vegetation indices and directly data from satellite spectral channels are analyzed. The processing results in the second case demonstrate significantly higher reliability. Classification errors for individual species obtained by using the cross-validation method vary from 1 to 8 %. Comparison with terrestrial forest inventory data shows the coincidence of the dominant species for 87 % of the total area of forest inventory plots in the test area.

**Keywords:** remote sensing, pattern recognition, thematic processing, texture features, multitemporal multispectral satellite images, species composition of forest stands

Accepted: 21.11.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-31-50

## References

1. Bartalev S. A., Loupian E. A., R&D on methods for satellite monitoring of vegetation by the Russian Academy of Sciences' Space Research Institute, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2013, Vol. 10, No. 1, pp. 197–214 (in Russian).
2. Bartalev S., Egorov V., Zharko V. et al., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p. (in Russian)
3. Belova E. I., Ershov D. V., Assessing reforestation on clear cuts based on Landsat time series, *Lesovedenie*, 2015, No. 5, pp. 339–345 (in Russian).
4. Gavrilyuk E. A., Ershov D. V., Thematic mapping of forest species structure based on Landsat-TM\ETM+ satellite images, *Aerokosmicheskie metody i geoinformatsionnye tekhnologii v lesovedenii i lesnom khozyaistve: doklady 5-i Vserossiiskoi konferentsii* (Aerospace Method and GIS-Technologies in Forestry and Forest Management, Proc. 5<sup>th</sup> All-Russian Conf.), Moscow, Apr. 22–24, 2013, Moscow: CEPL RAS, 2013, pp. 112–115 (in Russian).
5. Gafferberg I. G., Phenological calendar of the main woody plant species and some associated animals in the Mordovia state nature reserve. 1945, *Trudy Mordovskogo gosudarstvennogo prirodnogo zapovednika imeni P. G. Smidovicha*, 2020, No. 25, pp. 50–96 (in Russian).
6. Elagin I. N., *Vremena goda v lesakh Rossii* (Seasons year in Russian forests), Novosibirsk: All-Russian Inc. "Nauka", Sib. Publ. Firm, 1993, 272 p. (in Russian).
7. Zharko V. O., Bartalev S. A., Forest tree species recognizability assessment based on satellite data on their spectral reflectance seasonal changes, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2014, Vol. 11, No. 3, pp. 159–170 (in Russian).
8. Zamolodchikov D. G., Kobyakov K. N., Kokorin A. O., Aleinikov A. A., Shmatkov N. M., *Les i klimat* (Forest and climate), Moscow: World Wildlife Fund (WWF), 2015, 40 p. (in Russian).
9. Miklashevich T. S., Bartalev S. A., Plotnikov D. E., Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 6, pp. 143–154 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154.
10. Miklashevich T. S., Bartalev S. A., Egorov V. A., Method of phenological combination of long-term series of satellite observations based on high time resolution data, *Materialy 20-i Mezhdunarodnoi konferentsii "Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa"* (Proc. 20<sup>th</sup> Intern. Conf. "Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space"), Moscow: IKI RAS, 2022, p. 319 (in Russian), DOI: 10.21046/20DZZconf-2022a.
11. *Sezonnaya zhizn' prirody Russkoi ravniny. Kalendari prirody Nechernozemnoi zony RSFSR za 1960–1972 gg.* (Seasonal life of nature on the Russian Plain. Nature calendars of the Non-Black Earth Zone of the RSFSR for 1960–1972), Tavrovskii V. A. (ed.), Leningrad: Nauka, 1979, 163 p. (in Russian).
12. Semkin B. I., On the relation between mean values of two measures of inclusion and measures of similarity, *Byulleten' Botanicheskogo Sada-Instituta DVO RAN*, 2009, Vol. 3, pp. 91–101 (in Russian).
13. Sochilova E. N., Yerшов D. V., Possibility analysis of stem volume of forests assessment using Landsat ETM, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2012, Vol. 9, No. 3, pp. 277–282 (in Russian).
14. Al-Janobi A., Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis, *Pattern Recognition*, 2001, Vol. 34, No. 1, pp. 171–180, [https://doi.org/10.1016/s0031-3203\(99\)00206-x](https://doi.org/10.1016/s0031-3203(99)00206-x).
15. Astola H., Hame T., Sirro L. et al., Comparison of Sentinel-2 and Landsat-8 imagery for forest variable prediction in boreal region, *Remote Sensing of Environment*, 2019, Vol. 223, pp. 257–273, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.019>.
16. Banskota A., Kayastha N., Falkowski M. J. et al., Forest monitoring using Landsat time series data: A review, *Canadian J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 40, No. 5, pp. 362–384, <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.987376>.
17. Barnes E. M., Clarke T. R., Richards S. E. et al., Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data, *Proc. 5<sup>th</sup> Intern. Conf. Precision Agriculture*, Bloomington, MN, USA, 2000, Vol. 1619, 15 p.
18. Bartalev S. A., Belward A. S., Ershov D. V., Isaev A. S., A new SPOT4-Vegetation derived land cover map of Northern Eurasia, *Intern. J. Remote Sensing*, 2003, Vol. 24, No. 9, pp. 1977–1982, <https://doi.org/10.1080/0143116031000066297>.
19. Bonan G. B., Forests and climate change: forcings, feedbacks, and the climate benefits of forests, *Science*, 2008, Vol. 320, No. 5882, pp. 1444–1449, <https://doi.org/10.1126/science.1155121>.
20. Clark M. L., Comparison of multi-seasonal Landsat-8, Sentinel-2 and hyperspectral images for mapping forest alliances in Northern California, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, Vol. 159, pp. 26–40, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.11.007>.
21. Dietterich T. G., Bakiri G., Solving Multiclass Learning Problems via Error-Correcting Output Codes, *J. Artificial Intelligence Research*, 1995, No. 2, pp. 263–286, <https://doi.org/10.1613/jair.105>.

22. Dmitriev E. V., Classification of the Forest Cover of Tver' Region Using Hyperspectral Airborne Imagery, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2014, Vol. 50, No. 9, pp. 929–942, <https://doi.org/10.1134/s0001433814090072>.
23. Dmitriev E. V., Kondranin T. V., Zotov S. A., Segmentation of Natural and Anthropogenic Objects by Panchromatic Satellite Images Using Statistical Textural Features, *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2022, Vol. 58, No. 2, pp. 167–179, <https://doi.org/10.3103/s8756699022020029>.
24. Effiom A. E., van Leeuwen L. M., Nyktas P. et al., Combining unmanned aerial vehicle and multispectral Pleiades data for tree species identification, a prerequisite for accurate carbon estimation, *J. Applied Remote Sensing*, 2019, Vol. 13, No. 3, Article 034530, <https://doi.org/10.1117/1.jrs.13.034530>.
25. Galloway M. M., Texture analysis using gray level run lengths, *Computer Graphics and Image Processing*, 1975, Vol. 4, No. 2, pp. 172–179, [https://doi.org/10.1016/s0146-664x\(75\)80008-6](https://doi.org/10.1016/s0146-664x(75)80008-6).
26. Gitelson A., Merzlyak M., Chivkunova O., Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves, *Photochemistry and Photobiology*, 2001, Vol. 71, pp. 38–45, [https://doi.org/10.1562/0031-8655\(2001\)0740038opaneo2.0.co2](https://doi.org/10.1562/0031-8655(2001)0740038opaneo2.0.co2).
27. Gitelson A. A., Zur Y., Chivkunova O. B., Merzlyak M. N., Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy, *Photochemistry and Photobiology*, 2002, Vol. 75, No. 3, pp. 272–281, [https://doi.org/10.1562/0031-8655\(2002\)0750272accipl2.0.co2](https://doi.org/10.1562/0031-8655(2002)0750272accipl2.0.co2).
28. Gitelson A. A., Vina A., Ciganda V. et al., Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops, *Geophysical Research Letters*, 2005, Vol. 32, No. 8, Article L08403, DOI: 10.1029/2005GL022688.
29. Grabska E., Hostert P., Pflugmacher D., Ostapowicz K., Forest stand species mapping using the Sentinel-2 time series, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, No. 10, Article 1197, <https://doi.org/10.3390/rs11101197>.
30. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. H., Textural features for image classification, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, No. 6, pp. 610–621, <https://doi.org/10.1109/tsmc.1973.4309314>.
31. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. H., *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*, 2<sup>nd</sup> ed., New York: Springer, 2009, 745 p., DOI: 10.1007/978-0-387-84858-7.
32. Isaacson B. N., Serbin S. P., Townsend P. A., Detection of relative differences in phenology of forest species using Landsat and MODIS, *Landscape Ecology*, 2012, Vol. 27, pp. 529–543, <https://doi.org/10.1007/s10980-012-9703-x>.
33. Kerr J. T., Ostrovsky M., From space to species: ecological applications for remote sensing, *Trends in Ecology and Evolution*, 2003, Vol. 18, No. 6, pp. 299–305, [https://doi.org/10.1016/s0169-5347\(03\)00071-5](https://doi.org/10.1016/s0169-5347(03)00071-5).
34. Lutz D. A., Washington-Allen R. A., Shugart H. H., Remote sensing of boreal forest biophysical and inventory parameters: a review, *Canadian J. Remote Sensing*, 2008, Vol. 34, No. sup2, pp. S286–S313, <https://doi.org/10.5589/m08-057>.
35. Main-Knorn M., Pflug B., Louis J. et al., Sen2Cor for sentinel-2, *Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII: Proc. SPIE*, 2017, Vol. 10427, pp. 37–48, <https://doi.org/10.1117/12.2278218>.
36. Nelson M. D., McRoberts R. E., Holden G. R., Bauer M. E., Effects of satellite image spatial aggregation and resolution on estimates of forest land area, *Intern. J. Remote Sensing*, 2009, Vol. 30, No. 8, pp. 1913–1940, <https://doi.org/10.1080/01431160802545631>.
37. Pasquarella V. J., Holden C. E., Woodcock C. E., Improved mapping of forest type using spectral-temporal Landsat features, *Remote Sensing of Environment*, 2018, Vol. 210, pp. 193–207, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.064>.
38. Rouse J. W., Haas R. H., Scheel J. A., Deering D. W., Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS, *Proc. 3<sup>rd</sup> Earth Resource Technology Satellite (ERTS) Symp.*, 1974, Vol. 1, pp. 48–62.
39. Sibiya B., Lottering R., Odindi J., Discriminating commercial forest species using image texture computed from a WorldView-2 pan-sharpened image and partial least squares discriminant analysis, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2021, No. 23, Article 100605, <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100605>.
40. Wang M., Zheng Y., Huang C. et al., Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China, *Forest Ecosystems*, 2022, Vol. 9, Article 100032, <https://doi.org/10.1016/j.fecs.2022.100032>.
41. Weszka J. S., Dyer C. R., Rosenfeld A., A comparative study of texture measures for terrain classification, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, 1976, No. 4, pp. 269–285, <https://doi.org/10.1109/tsmc.1976.5408777>.
42. Wolter P. T., Mladenoff D. J., Host G. E., Crow T. R., Using multi-temporal Landsat imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1995, Vol. 61, pp. 1129–1143.
43. Wu H., Li M., Zhang M., Zheng J., Shen J., Texture segmentation via scattering transform, *Intern. J. Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2013, Vol. 6, No. 2, pp. 165–174.