

Распознавание лесных насаждений и доминирующих древесных пород Пензенской области по данным спутника Sentinel-2

Э. А. Курбанов, О. Н. Воробьев, С. А. Меньшиков, Л. Н. Смирнова

*Поволжский государственный технологический университет
Центр устойчивого управления и дистанционного мониторинга лесов
Йошкар-Ола, 424000, Россия
E-mail: kurbanovea@volgatech.net*

Спутниковый мониторинг является важным мероприятием при соблюдении требований лесного законодательства, проведении работ по лесоустройству и инвентаризации лесов. В работе проведена оценка приемлемости использования спутниковых изображений Sentinel-2 Европейского космического агентства для картографирования (дешифрирования) породного состава лесных насаждений Пензенской области. Авторами проведён анализ результатов трёх способов классификации спутниковых данных: картирования по спектральному углу (Spectral Angle Mapper, SAM), метода опорных векторов (Support Vector Machines, SVM) и метода максимального правдоподобия (Maximum Likelihood Classification, MLC). За два полных сезона 2016–2017 гг. на исследуемой территории были заложены 278 тестовых участка, большая часть из которых (60 %) была использована для создания обучающей выборки классификации. Применённая методика декомпозиции спектральных смесей (Spectral Mixture Analysis) на базе обучающей выборки позволила выделить одиннадцать классов лесного покрова в Кирилловском-Подвышенском и Ольшанском лесничествах. Сравнение статистик «точность пользователя» и «точность производителя», полученных на вновь построенные тематические карты, подтверждает, что для выявления большинства классов лесного покрова лучший результат показывает способ классификации MLC. Об этом также свидетельствуют общая точность классификации 0,81 и коэффициент Каппа 0,76 на карты Кирилловского-Подвышенского лесничества, а также общая точность 0,76 и коэффициент Каппа 0,72 для Ольшанского участкового лесничества. Исследование показало, что при тематической классификации лесных насаждений по спутниковым снимкам Sentinel-2 следует учитывать группы возраста древостоев, что позволяет выделить два класса сосновых лесов, а также класс «молодняки хвойных и лиственных пород». Результаты тематической классификации и анализ полученных данных свидетельствуют о большом потенциале изображений спутниковой системы Sentinel-2, обладающих высоким пространственным и временным разрешением, для картографирования, инвентаризации лесов и лесоустройства Российской Федерации.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, Sentinel-2, классификация изображений, тематическое картографирование, лесной покров, Пензенская область, государственная инвентаризация лесов

Одобрена к печати: 16.10.2018
DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-154-166

Введение

Совершенствование дистанционного мониторинга лесов является важной современной проблемой для эффективного решения вопросов по выполнению обязательств странами в рамках международных соглашений по изменению климата, сохранению биоразнообразия и устойчивому управлению лесами. Спутниковый мониторинг лесов также является важной составляющей лесной политики Российской Федерации для соблюдения требований лесного законодательства, воспроизводства лесов, лесоустроительных работ и дистанционного контроля заготовки древесины (Лесной кодекс Российской Федерации, <http://leskod.ru/>). Экстраполирование локальных полевых данных на большие площади с лесными насаждениями на спутниковых изображениях представляет собой фундаментальное направление как в прикладных, так и научных целях (Барталев и др., 2016, 2017; Терехин, 2013). Важную роль в этом процессе играют спутниковые данные, которые можно получить из открытых источников (Loboda et al., 2017).

Обычно для выделения отдельных крон деревьев исследователи используют изображения, полученные с радиометров высокого пространственного разрешения (Жарко и др., 2018; Жирин и др., 2012; Козодеров, Дмитриев, 2017), и спутниковые данные, совмещённые с лидарной съёмкой (Clark et al., 2011; Kane et al., 2010; Kangas et al., 2018). В последние годы для решения подобных задач большой популярностью среди специалистов начинают пользоваться данные спутника Европейского космического агентства Sentinel-2A, который был успешно запущен в июне 2015 г. в рамках европейской программы «Коперник» (ESA Introducing Sentinel-2, http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Introducing_Sentinel-2). Спутник Sentinel-2 оснащён оптико-электронным мультиспектральным сенсором для съёмок с разрешением от 10 до 60 м в видимой, ближней инфракрасной (VNIR) и коротковолновой инфракрасной (SWIR) зонах спектра, включающих в себя 13 спектральных каналов, что гарантирует отображение различий в растительном покрове. Высокое пространственное разрешение изображения (до 10 м), новые спектральные возможности (три канала в красном диапазоне и два канала в SWIR), широкий охват на местности (полоса 290 км) и минимальное пятидневное временное разрешение (два аппарата на орбите) делает этот спутник, по сравнению с американским Landsat, более приемлемым и полезным для государственной инвентаризации лесов (Immitzer et al., 2016).

Несмотря на такой высокий потенциал спутника Sentinel, немного исследований в последние годы были посвящены лесному картографированию и мониторингу с использованием его изображений. Среди научных публикаций в этой области стоит отметить изучение мониторинга состояния растительного покрова саванн и пастбищ Северной Америки (Hill, 2013), оценку содержания хлорофилла в листьях и растительного покрова (Frampton et al., 2013; Verrelst et al., 2012), классификацию альпийской тундровой растительности в Чехии (Kupkova et al., 2017) и наземного покрова в Румынском Закарпатье (Rujoiu-Mare et al., 2017).

Текстурные характеристики лесного полога, полученные по изображениям Sentinel, также представляют большой интерес при классификации типов леса, о чём свидетельствуют предыдущие исследования на примере тропических лесов (Cutler et al., 2012; Lu et al., 2014). Использование текстуры полога, которая показывает пространственную связь между центральным и соседними исследуемыми пикселями изображения, позволяет повысить различимость типов наземного покрова и сохранить границы исследуемых признаков (Laurin et al., 2016; Seetharaman, Palanivel, 2013).

Цель работы — оценить приемлемость использования спутниковых изображений Sentinel-2 для картографирования (дешифрирования) породного состава лесных насаждений на примере двух лесничеств Пензенской области с использованием трёх методов управляемой классификации. В работе также проведена детальная оценка точности результатов тематического картографирования.

Объекты и методика исследований

Объектами исследования явились лесные насаждения на территории Юрсовского и Ленинского лесничеств Пензенской области (рис. 1, см. с. 156), входящих в лесостепной район Европейской части Российской Федерации. Территория Пензенской области расположена на древней платформе, чем обусловлена общая равнинность её территории.

В породной структуре лесов исследуемых лесничеств преобладают мягколиственные древостои, на долю которых приходится 64 % (Юрсовское лесничество) и 48 % (Ленинское лесничество) площади покрытых лесной растительностью земель. Хвойные насаждения занимают соответственно 24 и 13 %, а твердолиственные — 11 и 38 % (Лесной план Пензенской области, 2008; <http://minleshov.pnzreg.ru/osnovnye-napravleniya/lesnoe-khozyaystvo/lesnoy-plan/>). Среди лесообразующих и целевых хвойных пород главенствующая роль принадлежит сосне обыкновенной (*Pinus sylvestris*) (98 и 89 %), а среди твердолиственных — дубу низкоствольному (*Quercus robur*) (68 и 87 %). Из мягколиственных пород значительный удельный вес приходится на берёзу повислую (*Betula pendula*) (69 % в Юрсовском лесничестве) и осину обыкновенную (*Populus tremula*) (58 % в Ленинском лесничестве).

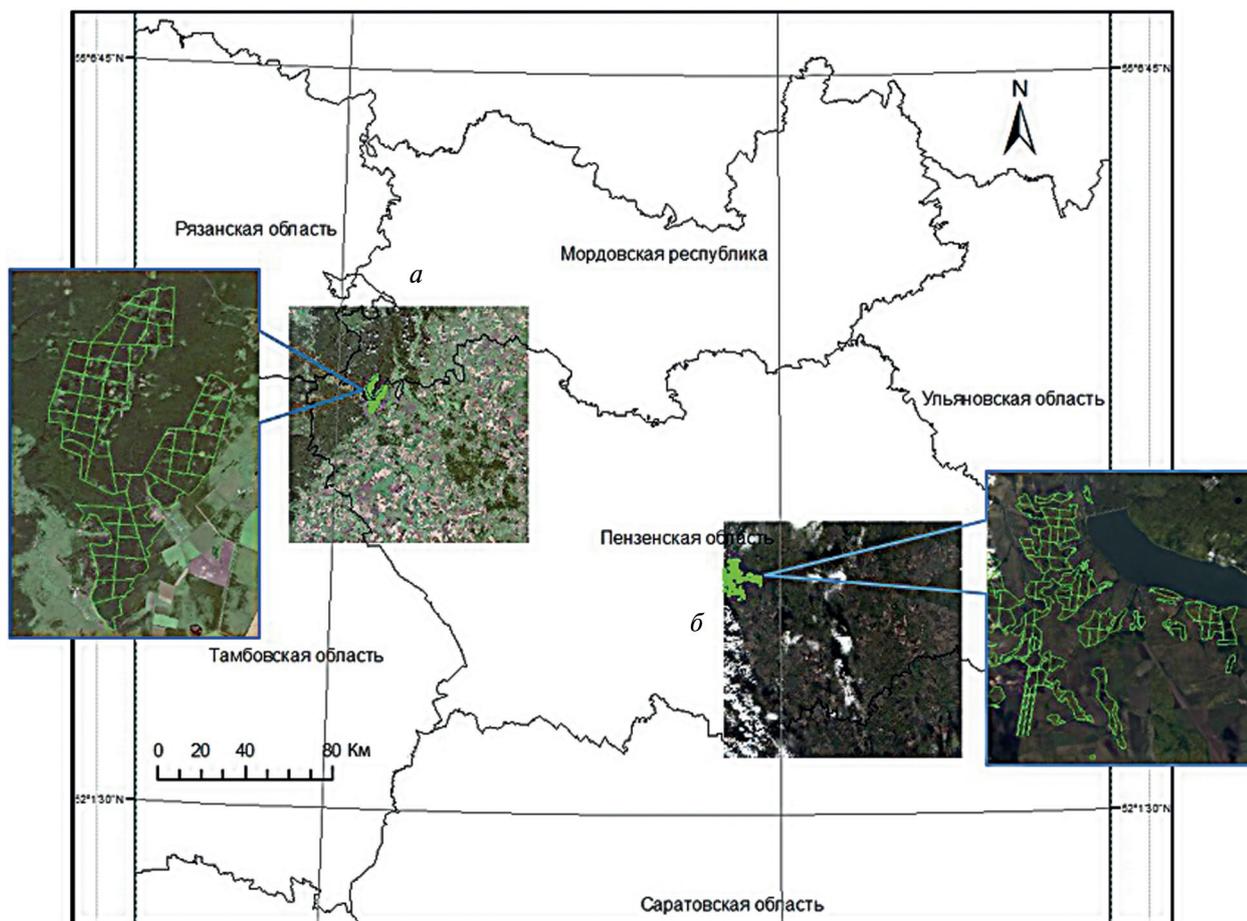


Рис. 1. Исследуемые объекты на карте Пензенской области: Юровское (а) и Ленинское (б) лесничества

В Пензенской области наблюдается тенденция усыхания дубрав, что, как и в других областях Европейской части России, вызвано в первую очередь рубками наиболее высокопродуктивных насаждений, проводившимися в последние столетия. Формирующиеся после вырубке порослевые дубравы менее производительны и изначально менее устойчивы к неблагоприятным факторам среды, что приводит к их вырождению за 3–4 поколения (Иванов и др., 2012). В связи с этим на значительной площади вырубок происходит смена главной породы дуба на берёзовые, липовые, осиновые и кленовые древостои.

Картографической основой для составления планшетов масштаба 1:10 000 служили планшеты предыдущего лесоустройства, топокарты масштаба 1:25 000 и геоданные землеустройства. На территорию исследуемых лесничеств были получены спутниковые снимки Sentinel-2 (табл. 1), сделанные в августе 2017 г. Рабочей гипотезой для использования августовских снимков стало предположение о более высокой разделимости классов лесного покрова по породному составу до начала процесса сезонной дефолиации на основе фенологических различий лиственных и хвойных древесных пород.

Полученные изображения, прошедшие радиометрическую и атмосферную коррекцию, представляют собой данные обработки уровня 1С (Level-1C, Top of atmosphere reflectance). В работе были использованы только четвёртый (красный, 665 нм), третий (зелёный, 560 нм), второй (синий, 490 нм) и восьмой (ближний инфракрасный, 842 нм) спектральные каналы с пространственным разрешением 10 м/пкс и радиометрическим 12 бит/пкс соответственно. Спутниковые изображения Sentinel-2А, визуально сопоставленные с существующими растровыми данными (Landsat-8, Ресурс-П, Канопус-В), показали хорошее согласие как пространственных, так и спектральных характеристик.

Таблица 1. Характеристика используемых изображений MSI Sentinel-2

Номер сцены	Дата съёмки	Покрывание облаками, %
S2A_TILE_20170819_T38ULE	19.08.2017	5
S2B_TILE_20170821_T38UND	21.08.2017	10

Спутниковые изображения Sentinel-2 на территорию исследования прошли атмосферную коррекцию в программном пакете QGIS 1.8.6. Далее были получены мультиспектральные композиты в естественных цветах на основе четырёх спектральных каналов (4-й, 3-й, 2-й, 8-й), имеющие одинаковое пространственное разрешение 10 м (рис. 2).

В 2016–2017 гг. на территории Юрсовского и Ленинского лесничеств во время проведения полевых работ были заложены тестовые участки (эталоны) в Кирилловском-Подвышенском и Ольшанском участковых лесничествах (рис. 3, см. с. 158). Подбор тестовых участков для валидации и оценки точности создаваемых тематических карт лесного покрова проводился посредством уточнения существующих лесоустроительных материалов (таксационные описания и планы лесных насаждений), также использовались материалы спутниковой съёмки высокого разрешения (КА «Канопус-В», «Ресурс-П»). Главным условием при подборе тестовых участков была их представленность во всех классах наземного покрова и равномерное распределение по территории исследуемых лесничеств.

Площадь тестового участка на местности составляла не менее 1 га, что позволило провести его идентификацию на спутниковом снимке Sentinel-2. Оценка древостоев проводилась методом наземной глазомерно-измерительной таксации.

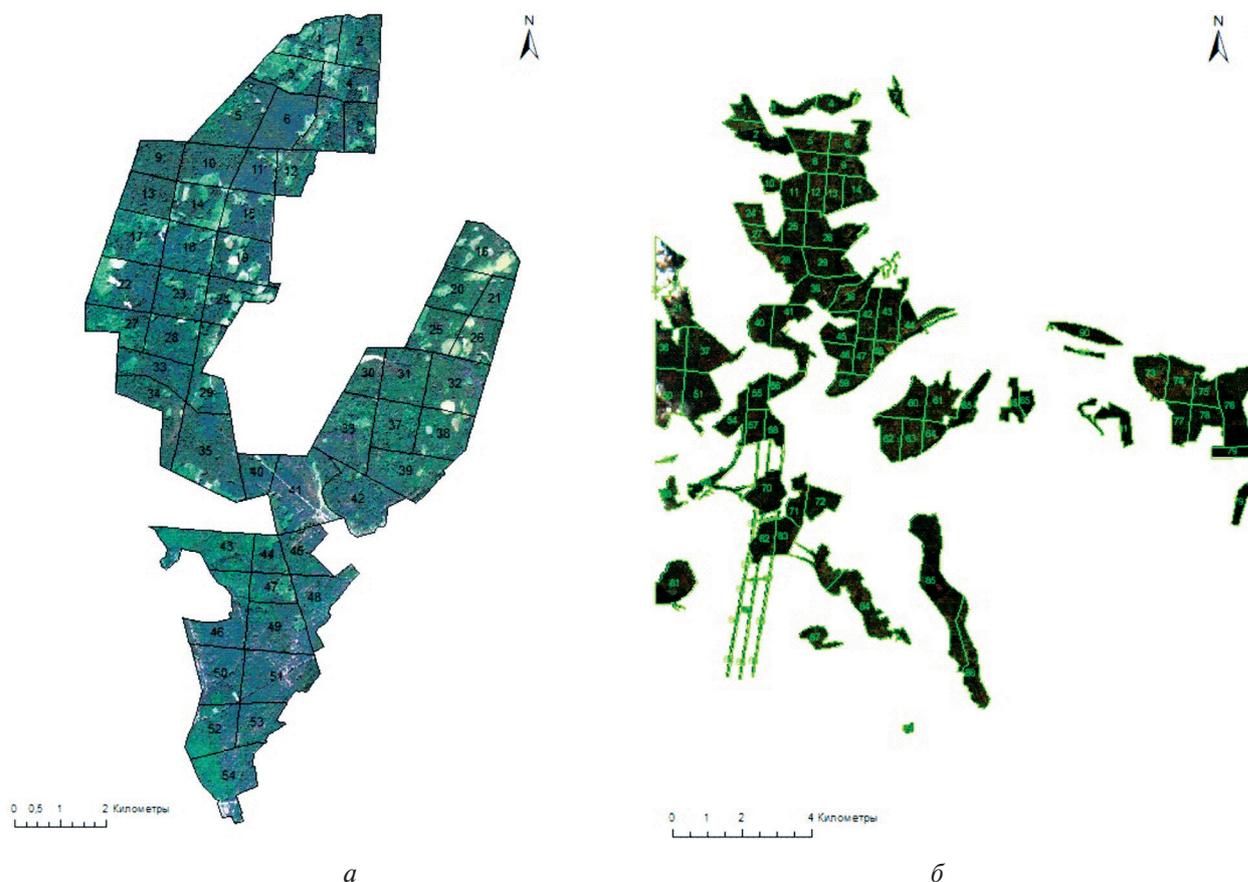


Рис. 2. Мультиспектральные композиты Sentinel-2 в естественных цветах, совмещённые с кварталной сетью: *а* — Кирилловское-Подвышенское участковое лесничество Юрсовского лесничества, *б* — Ольшанское участковое лесничество Ленинского лесничества



Рис. 3. Тестовые участки: а — Кирилловского-Подвышенского участкового лесничества (сосняки средневозрастные, лесные культуры), таксационное описание: 9С1Б, возраст 40 лет, полнота 0,8; б — Олышанского участкового лесничества (осинники спелые и перестойные), таксационное описание: 6Ос4Лп, возраст 60 лет, полнота 0,6

Для каждого тестового участка на местности определяли состав (не менее семи единиц главной породы), средние высоту и диаметр насаждения, а также возраст преобладающей породы древостоя. Каждый исследованный тестовый участок наземного покрова привязывался на местности с помощью GPS-приёмника. За два полевых сезона были заложены 278 тестовых участков, большая часть из которых (60 %) была использована для создания обучающей выборки для классификации. Остальные 40 % были включены в базу данных для последующей оценки точности тематического картографирования по спутниковым снимкам. Описание полученных данных по древесным породам на тестовых участках, распределённых по выделам и соответствующим им пикселям на спутниковых снимках, приведено в *табл. 2*.

Таблица 2. Данные тестовых участков Юрсовского и Ленинского лесничеств

Преобладающая порода	Количество выделов	Средний размер выдела, пиксели	Всего пикселей
Сосна обыкновенная	16	720,4	11526,4
Берёза повислая	18	1111,8	20012,4
Дуб низкоствольный	12	496,5	5958,0
Осина обыкновенная	14	294,1	4117,4
Липа мелколистная	16	621,2	9939,2
Ольха серая	6	487,8	2926,8
Молодняки	14	1167,1	16339,4
<i>Итого</i>	96	699,9	70819,6

Оценка спектральной разделимости

В работе проведена оценка спектральной разделимости исследуемых классов лесного покрова на летних изображениях спутника Sentinel-2. Анализ разделимости тестовых (эталонных) участков проводился с использованием метода декомпозиции спектральных смесей (Spectral Mixture Analysis, SMA) (Воробьев, Курбанов, 2017; Елсаков, Марущак, 2011) для совокупности четырёх спектральных каналов Sentinel-2. SMA — это методика оценки части (доли) каждого пикселя изображения, состоящего из нескольких классов наземного покрова (иногда также называемая субпиксельным анализом). Этот метод направлен на определение (анализ)

состава каждого пикселя изображения. Смешанные пиксели, состоящие из нескольких классов наземного покрова, могут вызвать сложность при проведении классификации изображения. Во время классификации такой пиксель может быть отнесён к нескольким классам или только к одному из них. SMA выявляет составные части смешанных пикселей путём прогнозирования доли пикселя, принадлежащего определённому классу, на основе спектральных характеристик его конечных элементов (компонентов). SMA-алгоритм преобразует яркость изображения в группы спектральных компонентов (endmembers — конечных элементов), которые соответствуют характеристикам исследуемых классов растительного покрова. Спектральные «конечные элементы» — это «чистые» спектры, соответствующие каждому из классов (Kuemmerle et al., 2006).

В исследовании на основе полевых данных (тестовых участков) были получены графики распределения средней спектральной яркости и стандартных отклонений для каждой исследуемой древесной породы (насаждения), которые позволяют статистически оценить разделимость между классами. Наименьшие стандартные отклонения от графика спектральной дисперсии (рис. 4а) показывают, что коэффициенты яркости лесных пород в соответствующем спектральном канале имеют близкие значения.

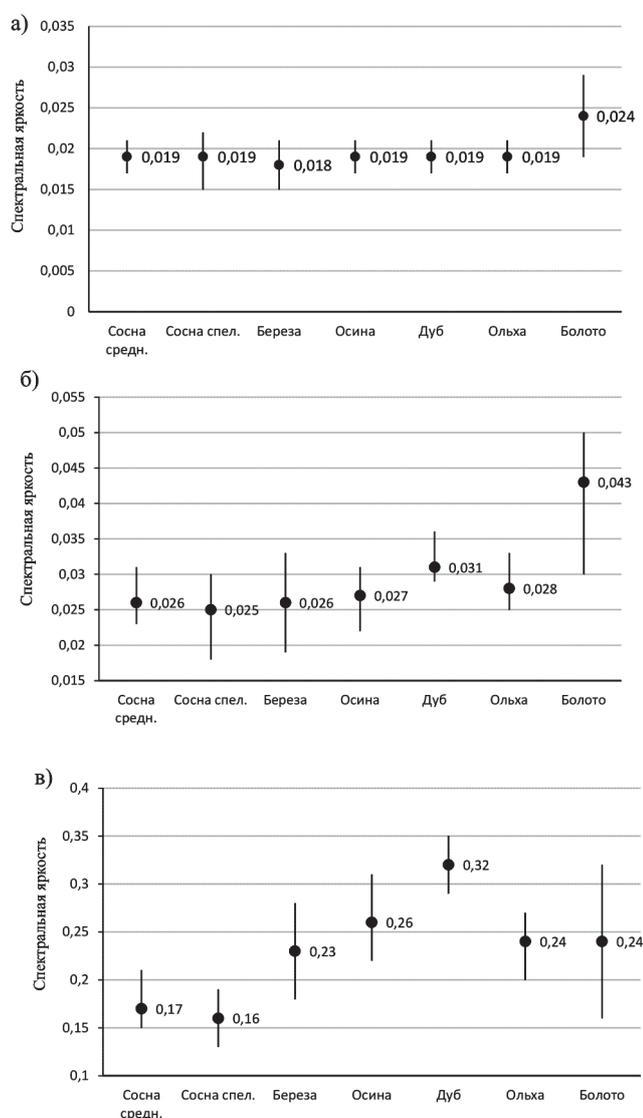


Рис. 4. Графики распределения средней спектральной яркости и стандартных отклонений для каждой исследуемой древесной породы на снимке Sentinel-2 от 19.08.2017 по спектральным каналам: второму (а), третьему (б), восьмому (в)

Максимальные значения стандартного отклонения свидетельствуют о значительной изменчивости спектральной яркости соответствующего класса леса. Перекрывающиеся графики стандартных отклонений показывают спектральное сходство между этими классами, что может привести к потенциальной ошибке при проведении управляемой классификации.

На основе данных тестовых участков, анализа спектральной разделимости классов, экспертного анализа материалов лесоустройства и снимков высокого разрешения на исследуемые участковые лесничества были сформирована легенда карты (табл. 3), представляющая собой 11 классов растительного (лесного) покрова. Каждый такой класс представлен основной древесной породой (не менее семи единиц в составе) разного класса возраста и относительной полноты.

Таблица 3. Легенда тематических классов лесных пород на территорию исследований

Номер класса	Наименование тематического класса (порода, группа возраста и относительная полнота)	Цвет
1	Сосна, средневозрастные, средне- и высокополнотные	
2	Сосна, приспевающие, спелые и перестойные, средне- и высокополнотные	
3	Берёза, приспевающие и спелые, средне- и высокополнотные	
4	Осина, приспевающие и спелые, средне- и высокополнотные	
5	Липа, приспевающие и спелые, средне- и высокополнотные	
6	Дуб, средневозрастные, приспевающие и спелые, средне- и высокополнотные	
7	Ольха, спелые и перестойные, средне- и высокополнотные	
8	Молодняки хвойных и лиственных пород естественного и искусственного происхождения	
9	Не покрытый растительным покровом	
10	Заболоченные участки	
11	Смешанные хвойно-лиственные древостои, приспевающие, спелые и перестойные, средне- и высокополнотные	

В процессе работы над снимками удалось выделить два тематических класса для сосновых насаждений: средневозрастные (41–60 лет) и комбинирование нескольких групп возраста — приспевающие (61–80 лет), спелые (81–120 лет) и перестойные (более 120 лет). Для лиственных пород такой дифференциации получить не удалось, поэтому берёза, осина и липа представлены только одним тематическим классом, в который вошли две группы возраста: приспевающие (40–60 лет) и спелые (61–80 лет) насаждения. Липовые насаждения представлены только в Ольшанском лесничестве, в то время как ольховые только в Кириловском-Подвышенском.

Молодые насаждения хвойных и лиственных пород также были объединены в один тематический класс (10–40 лет). Ольха выделена в отдельный класс, включающий две группы возраста: спелые (61–80 лет) и перестойные (более 80 лет). Тематический класс «Дуб» представлен объединением трёх групп возраста: средневозрастные (40–60 лет), приспевающие (61–80 лет) и спелые (81–120 лет) насаждения. Смешанные насаждения, встречающиеся в основном в Ольшанском участковом лесничестве, состоят из лиственных и хвойных пород разного возраста и полноты.

Вновь полученные тематические классы (обучающие выборки) были использованы для проведения управляемой классификации спутниковых данных Sentinel-2 на территорию исследуемых участковых лесничеств. Для этого в работе были использованы три алгоритма (pixel-based algorithms): картирование по спектральному углу (Spectral Angle Mapper, SAM), метод опорных векторов (Support Vector Machines, SVM), метод максимального правдоподобия (Maximum Likelihood Classification, MLC), которые широко используются в современных исследованиях (Gomez et al., 2016). Процедура классификации на основе трёх алгоритмов проводилась несколько раз для совокупности исследуемых спектральных каналов. В конечном итоге за основу были приняты наборы параметров и классов лесного покрова, которые показали лучшие результаты классификации.

Анализ и классификация спутниковых снимков проводились в программном комплексе ENVI. Оценка точности классификации осуществлена с использованием 110 тестовых участков в модуле утилиты «Оценка точности» (Accuracy assessment) программного пакета ENVI. Для тестовых участков использовались наборы пикселей (полигоны) по классам лесного покрова, выделенные по материалам лесоустройства и данных полевых исследований. Процедура оценки состоит из наложения всех полигональных тестовых слоёв на классифицированное изображение (Курбанов и др., 2015). В результате была получена «матрица неточностей (ошибок)» (Confusion matrix), включающая основные показатели (статистики) при оценке точности тематических карт: общая точность классификации, коэффициент Каппа, а также коэффициенты «точность производителя» (producer's accuracy, PA) и «точность пользователя» (user's accuracy, UA).

Результаты исследований

График спектральных сигнатур и дисперсий для отдельного изображения Sentinel-2 от 19 августа 2018 г. для Ольшанского участкового лесничества Пензенской области показывает сходство спектрально-отражательных свойств изучаемого полога древостоев различного породного состава (см. рис. 4). Лесные насаждения показывают слабую спектральную изменчивость в видимом спектре, что особенно характерно для второго спектрального канала (см. рис. 4а). Особенно близки по этим показателям сосна средневозрастная и спелая/перестойная, берёза — осина, берёза — ольха, что зачастую приводит к частичному перемешиванию их спектральных значений. В то же время высокая разделяемость классов лесного покрова наблюдается в третьем (видимом) и восьмом инфракрасном спектральных каналах Sentinel-2 (см. рис. 4б, в).

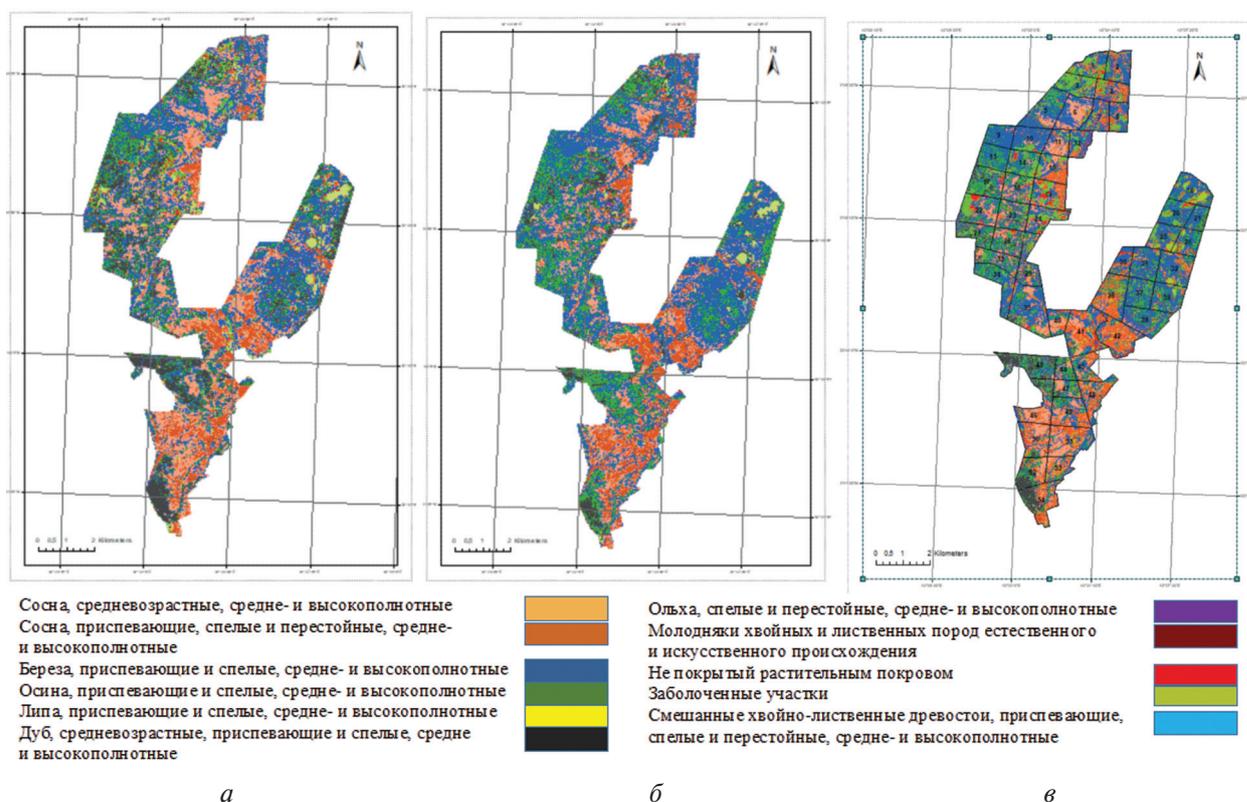


Рис. 5. Тематические карты изображения Sentinel-2 на территорию Кирилловского-Подвышенского участкового лесничества, полученные способами управляемой классификации: а — спектрального угла, б — опорных векторов, в — максимального правдоподобия

Несмотря на сложность в определении пороговых показателей при оценке разделимости листовых пород в составе древостоя, метод декомпозиции спектральных смесей позволяет выявить различие в классах лесного покрова на статистическом уровне значимости (0,95) по изображениям MSI Sentinel-2.

Результаты трёх способов управляемой классификации представлены в виде генерализированных тематических карт спутника Sentinel-2, полученных на основе полигональных векторных слоёв на изучаемые участковые лесничества (рис. 5), и таблицы точности классификации (табл. 4). Полученные карты лесного покрова на территорию двух участковых лесничеств Пензенской области имеют высокий уровень детализации, поскольку они получены на основе изображений спутника Sentinel-2 с пространственным разрешением 10 м.

Таблица 4. Данные оценки точности тематических карт, полученных тремя способами классификации на основе изображений Sentinel-2

Классы наземного покрова	Кирилловское-Подвышенское участковое лесничество						Ольшанское участковое лесничество					
	Точность производителя (РА, %)			Точность пользователя (UA, %)			Точность производителя (РА, %)			Точность пользователя (UA, %)		
	SAM	SVM	MLC	SAM	SVM	MLC	SAM	SVM	MLC	SAM	SVM	MLC
Сосна I	73,1	75,6	82,5	71,4	74,7	80,7	75,9	74,3	77,7	68,2	72,1	79,9
Сосна II	70,4	67,1	84,6	75,0	68,5	77,4	82,4	76,9	71,4	71,6	61,7	70,1
Берёза	78,1	82,8	83,4	70,3	65,5	76,0	64,6	69,4	73,4	71,0	71,5	73,9
Осина	56,7	61,0	64,7	74,6	80,7	82,5	70,1	74,1	75,2	68,4	76,1	82,6
Дуб	79,0	86,5	89,3	70,6	71,8	77,4	67,4	67,2	83,8	60,1	61,8	62,3
Ольха	76,0	61,0	73,2	68,9	70,8	80,8						
Молодняки	76,6	83,2	82,2	70,3	70,6	76,7	74,8	70,0	81,8	72,4	74,2	70,6
Смешанные							59,1	65,3	70,8	77,7	74,5	80,0
Липа							74,7	72,1	81,7	67,4	71,9	85,0
Не покрытые	78,6	79,7	75,5	86,6	79,7	85,8	67,3	76,0	72,9	70,4	72,8	78,4
Заболоченные	63,8	68,8	75,9	74,2	74,8	81,6						
Общая точность	SAM 0,71; SVM 0,74; MLC 0,81						SAM 0,69; SVM 0,71; MLC 0,76					
Коэффициент Каппа	SAM 0,67; SVM 0,7; MLC 0,76						SAM 0,64; SVM 0,65; MLC 0,72					

Сравнение статистик точности пользователя UA и точности производителя РА на вновь полученные тематические карты наземного покрова на территорию Кирилловского-Подвышенского и Ольшанского лесничеств показывает, что для выявления большинства классов лучший результат демонстрирует способ классификации MLC (максимального правдоподобия). Об этом также свидетельствуют общая точность классификации 0,81 и коэффициент Каппа 0,76 на карты Кирилловского-Подвышенского лесничества, а также общая точность 0,76 и коэффициент Каппа 0,72 для Ольшанского участкового лесничества. Способ SVM является следующим по точности выделения заданных классов наземного покрова. Самые низкие статистики результатов управляемой классификации наблюдаются для способа SAM (см. табл. 4).

При классификации способом MLC высокую разделимость в Кирилловском-Подвышенском участковом лесничестве показывают следующие классы лесного покрова: «Сосна I» (РА 82,5 %, UA 80,7 %), «Сосна II» (РА 84,6 %, UA 77,4%), «Берёза» (РА 83,4 %, UA 76,0 %), «Дуб» (РА 83,4 %, UA 76,0 %) и «Молодняки» (РА 82,2 %, UA 76,7 %). В Ольшанском лесничестве при этом же способе классификации максимальные значения статистик имеют такие тематические классы, как «Сосна I» (РА 87,7 %, UA 79,9 %), «Дуб» (РА 83,8 %, UA 62,3 %), «Молодняки» (РА 81,8 %, UA 70,6 %) и «Липа» (РА 81,7 %, UA 85,0 %). Наиболее сложными для дифференциации были классы «Осина» и «Ольха», которые имеют схожие спектральные характеристики с берёзовыми и липовыми насаждениями.

Исследование показало, что при тематической классификации лесных насаждений по спутниковым снимкам Sentinel-2 следует учитывать группы и классы возраста древостоев. Особенно это хорошо проявилось при разделении классов хвойных пород (сосна). В работе удалось выделить два класса сосновых насаждений, что может повысить точность картографирования (дешифрирования) при проведении лесоустроительных и лесоинвентаризационных работ. Также хорошо различимы границы между классом «Молодняки» (до 40 лет) и другими классами разных древесных пород старших групп возраста (средневозрастные, приспевающие, спелые и перестойные насаждения).

Полученные данные и методика тематического картографирования на основе снимков высокого пространственного разрешения Sentinel-2 могут быть использованы для повышения эффективности и оперативности проведения лесоустроительных работ, а также при мониторинге лесного фонда лесничеств между датами лесоустройства.

Работа была поддержана программой Erasmus + Jean Monnet Европейского Союза (проект № 574894-EPP-1-2016-1-RU-EPPJMO-CoE). Данная публикация отражает точку зрения авторов, Европейская Комиссия не несёт ответственности за содержание публикации и её дальнейшее использование.

Литература

1. *Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Хвостиков С. А., Шабанов Н. В.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
2. *Барталев С. А., Стыценко Ф. В., Хвостиков С. А., Луян Е. А.* Методология мониторинга и прогнозирования пирогенной гибели лесов на основе данных спутниковых наблюдений // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2017. Т. 14. № 6. С. 176–193.
3. *Воробьев О. Н., Курбанов Э. А.* Дистанционный мониторинг восстановительной динамики растительности на гарях Марийского лесного Заволжья // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2017. Т. 14. № 2. С. 124–134.
4. *Елсаков В. В., Марущак И. О.* Спектрзональные спутниковые изображения в выявлении трендов климатических изменений лесных фитоценозов западных склонов приполярного Урала // *Компьютерная оптика*. 2011. Т. 35. № 2. С. 281–286.
5. *Жарко В. О., Барталев С. А., Егоров В. А.* Исследование возможностей оценки запасов древесины в лесах Приморского края по данным спутниковой системы Proba-V // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2018. Т. 15. № 1. С. 157–168.
6. *Жирин В. М., Князева С. В., Эйдлина С. П., Зукерт Н. В.* Сезонная информативность многоспектральных космических снимков высокого разрешения при изучении породно-возрастной динамики лесов // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2012. Т. 9. № 1. С. 87–94.
7. *Иванов А. И., Власов А. С., Власова Т. Г., Сащенко С. А.* Древесные растения Пензенской области. Пенза: РИО ПГСХА, 2012. 299 с.
8. *Козодеров В. В., Дмитриев Е. В.* Модели распознавания и оценки состояния лесной растительности по гиперспектральным данным дистанционного зондирования // *Исследования Земли из космоса*. 2017. № 6. С. 78–88.
9. *Курбанов Э. А., Воробьев О. Н., Лежнин С. А., Губаев А. В., Полевщикова Ю. А.* Тематическое картирование растительного покрова по спутниковым снимкам: валидация и оценка точности. Йошкар-Ола: Поволжский гос. технологич. ун-т, 2015. 132 с.
10. *Терехин Э. А.* Применение данных спутниковой съемки для анализа многолетних изменений в лесах Белгородской области // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2013. Т. 10. № 2. С. 70–80.
11. *Clark M. L., Roberts D. A., Ewel J. J., Clark D. B.* Estimation of tropical rain forest aboveground biomass with small-footprint lidar and hyperspectral sensors // *Remote Sensing of Environment*. 2011. V. 115. P. 2931–2942.
12. *Cutler M. E. J., Boyd D. S., Foody G. M., Vetrivel A.* Estimating tropical forest biomass with a combination of SAR image texture and Landsat TM data: An Assessment of Predictions Between Regions // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2012. V. 70. P. 66–77.

13. *Frampton W.J., Dash J., Watmough G., Milton E.J.* Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2013. V. 82. P. 83–92.
14. *Gomez C., White J.C., Wulder M.A.* Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. V. 116. P. 55–72.
15. *Hill M.J.* Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated Sentinel 2 data for a North American transect // *Remote Sensing of Environment*. 2013. V. 137. P. 94–111.
16. *Immitzer M., Vuolo F., Atzberger C.* First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe // *Remote Sensing*. 2016. V. 8. P. 1–27.
17. *Kane V.R., McGaughey R.J., Bakker J.D., Gersonde R.F., Lutz J.A., Franklin J.F.* Comparisons between field- and LiDAR-based measures of stand structural complexity // *Canadian J. Forest Research*. 2010. V. 40. P. 761–773.
18. *Kangas A., Gobakken T., Puliti S., Hauglin M., Næsset E.* Value of airborne laser scanning and digital aerial photogrammetry data in forest decision making // *Silva Fennica*. 2018. V. 52. No. 1. Article ID 9923.
19. *Kuemmerle T., Röder A., Hill J.* Separating grassland and shrub vegetation by multivariate pixel-adaptive spectral mixture analysis // *Intern. J. Remote Sensing*. 2006. V. 27. P. 3251–3271.
20. *Kupkova L., Cervena L., Sucha R., Jakesova L.* Classification of tundra vegetation in the Krkonose Mts. National Park using APEX, AISA Dual and Sentinel-2A data // *European J. Remote Sensing*. 2017. V. 50. P. 29–46.
21. *Laurin G.V., Puletti N., Hawthorne W., Liesenberg V., Corona P., Papale D., Chen Q., Valentini R.* Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data // *Remote Sensing of Environment*. 2016. V. 176. P. 163–176.
22. *Loboda T., Krankina O., Savin I., Kurbanov E., Joanne H.* Land Management and the Impact of the 2010 Extreme Drought Event on the Agricultural and Ecological Systems of European Russia // *Land-Cover and Land-Use Changes in Eastern Europe after the Collapse of the Soviet Union in 1991*. Springer, 2017. P. 173–192.
23. *Lu D., Li G., Moran E., Dutra L., Batistella M.* The roles of textural images in improving land-cover classification in the Brazilian Amazon // *Intern. J. Remote Sensing*. 2014. V. 35. P. 8188–8207.
24. *Rujoiu-Mare M.R., Olariu B., Mihai B.A., Nistor C., Savulescu I.* Land cover classification in Romanian Carpathians and Subcarpathians using multi-date Sentinel-2 remote sensing imagery // *European J. Remote Sensing*. 2017. V. 50. P. 496–508.
25. *Seetharaman K., Palanivel N.* Texture characterization, representation, description, and classification based on full range Gaussian Markov random field model with Bayesian approach // *Intern. J. Image and Data Fusion*. 2013. V. 4. P. 342–362.
26. *Verrelst J., Munoz J., Alonso L., Delegido J., Rivera J.P., Camps-Valls G., Moreno J.* Machine learning regression algorithms for biophysical parameter retrieval: Opportunities for Sentinel-2 and-3 // *Remote Sensing of Environment*. 2012. V. 118. P. 127–139.

Identification of forest stands and dominant tree species in Penza Region using Sentinel-2 imagery

E. A. Kurbanov, O. N. Vorobiev, S. A. Menshikov, L. N. Smirnova

*Volga State University of Technology
Center of Sustainable Forest Management and Remote Sensing
Yoshkar-Ola 424000, Russia
E-mail: kurbanovea@volgatech.net*

Satellite monitoring is essential activity to be carried out in compliance with the requirements of forest legislation, and to provide forest management and inventory. We assessed the suitability of using Sentinel-2 satellite images of the European Space Agency for mapping the tree species structure of forest stands in the Penza Region of Russian Federation. The authors analysed the results of three clas-

sification technics: Spectral Angle Mapper (SAM), Support Vector Machines (SVM) and Maximum Likelihood Classification (MLC). During two field seasons of 2016–2017 278 test sites were established in the area of investigated forest districts, most of which (60 %) were used to create training samples for the classification. Eleven thematic classes of forest cover were distinguished on the investigated territory using the method of Spectral Mixed Analyses and the field sample plots. Comparison of the user's and producer's accuracy statistics for the newly obtained thematic maps of the forest cover on the territory of Kirillovskoe-Podvyshenskoye and Olshanskoye forestry districts shows that the supervised MLC classification has better accuracy for the majority of chosen land cover classes. This is also confirmed by the classification's overall accuracy (0.81%) and the Kappa coefficient (0.76) on the maps of the Kirillovskoe-Podvyshenskoye forestry district, as well as the overall accuracy (0.76 %) and the Kappa coefficient (0.72) for the Olshanskoye forestry district of Penza Region. We have found evidence that for the thematic classification of forest cover with the use of Sentinel-2 satellite images, the age groups of forest stand should be taken into account, which makes it possible to distinguish between two classes of pine forests, as well as the class of young plantations of coniferous and deciduous species. The results of the thematic classification and analysis of the satellite data demonstrate a great potential of Sentinel images, having high spatial and temporal resolution, for mapping, forest management and forest inventory of the Russian Federation.

Keywords: remote sensing, Sentinel-2, image classification, thematic mapping, forest cover, Penza Region, state forest inventory

Accepted: 16.10.2018

DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-154-166

References

1. Bartalev S. A., Egorov V. A., Zharko V. O., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Khvostikov S. A., Shabanov N. V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p.
2. Bartalev S. A., Stytsenko F. V., Khvostikov S. A., Loupian E. A., Metodologiya monitoringa i prognozirovaniya pirogennoi gibeli lesov na osnove dannykh sputnikovykh nablyudenii (Methodology of post-fire tree mortality monitoring and prediction using remote sensing data), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 6, pp. 176–193.
3. Vorob'ev O. N., Kurbanov E. A., Distantsionnyi monitoring vosstanovitel'noi dinamiki rastitel'nosti na garyakh Mariiskogo lesnogo Zavolzh'ya (Remote monitoring of vegetation regeneration dynamics on burnt areas in Mari forest Zavolzhje), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 2, pp. 124–134.
4. Elsakov V. V., Marushchak I. O., Spektrozonal'nye sputnikovyye izobrazheniya v vyyavlenii trendov klimaticheskikh izmenenii lesnykh fitotsenozov zapadnykh sklonov pripolyarnogo Urala (Spectrazonal satellite images in estimation of climatic trends of forest vegetation on west slopes of subpolar Ural), *Komp'yuternaya optika*, 2011, Vol. 35, No. 2, pp. 281–286.
5. Zharko V. O., Bartalev S. A., Egorov V. A., Issledovaniye vozmozhnostey otsenki zapasov drevesiny v lesakh Primorskogo kraya po dannym sputnikovoi sistemy Proba-V (Investigation of forest growing stock volume estimation possibilities over Russian Primorsky Krai region using Proba-V satellite data), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 1, pp. 157–168.
6. Zhirin V. M., Knyazeva S. V., Eidlina S. P., Zukert N. V., Sezonnaya informativnost' mnogosppektral'nykh kosmicheskikh snimkov vysokogo razresheniya pri izuchenii porodno-vozzrastnoi dinamiki lesov (Seasonal informative properties of multispectral high resolution space images for studying of forest species and age dynamics), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2012, Vol. 9, No. 1, pp. 87–94.
7. Ivanov A. I., Vlasov A. S., Vlasova T. G., Sashenkova S. A., *Drevesnyye rasteniya Penzenskoi oblasti* (Woody plants of Penza oblast), Penza: RIO PGSKhA, 2012, 299 p.
8. Kozoderov V. V., Dmitriev E. V., Modeli raspoznavaniya i otsenki sostoyaniya lesnoi rastitel'nosti po giperspektral'nym dannym distantsionnogo zondirovaniya (Models of pattern recognition and parameters estimation for forests using hyper-spectral remote sensing data), *Issledovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, No. 6, pp. 78–88.
9. Kurbanov E. A., Vorob'ev O. N., Lezhnin S. A., Gubaev A. V., Polevshchikova Yu. A., *Tematicheskoe kartirovaniye rastitel'nogo pokrova po sputnikovym snimkam: validatsiya i otsenka tochnosti* (Thematic mapping of

- vegetation cover by satellite images: validation and accuracy assessment), Ioshkar-Ola: Povolzhskii gosudarstvennyi tekhnologicheskii universitet, 2015, 126 p.
10. Terekhin E. A., *Primenenie dannykh sputnikovoi s'emki dlya analiza mnogoletnikh izmenenii v lesakh Belgorodskoi oblasti (Using remote sensing data for the analysis of long-term changes in the forests of the Belgorod region)*, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2013, Vol. 10, No. 2, pp. 70–80.
 11. Clark M. L., Roberts D. A., Ewel J. J., Clark D. B., Estimation of tropical rain forest aboveground biomass with small-footprint lidar and hyperspectral sensors, *Remote Sensing of Environment*, 2011, Vol. 115, pp. 2931–2942.
 12. Cutler M. E. J., Boyd D. S., Foody G. M., Vetrivel A., Estimating tropical forest biomass with a combination of SAR image texture and Landsat TM data: An Assessment of Predictions Between Regions, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, Vol. 70, pp. 66–77.
 13. Frampton W. J., Dash J., Watmough G., Milton E. J., Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, Vol. 82, pp. 83–92.
 14. Gomez C., White J. C., Wulder M. A., Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, Vol. 116, pp. 55–72.
 15. Hill M. J., Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated Sentinel 2 data for a North American transect, *Remote Sensing of Environment*, 2013, Vol. 137, pp. 94–111.
 16. Immitzer M., Vuolo F., Atzberger C., First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe, *Remote Sensing*, 2016, Vol. 8, pp. 1–27.
 17. Kane V. R., McGaughey R. J., Bakker J. D., Gersonde R. F., Lutz J. A., Franklin J. F., Comparisons between field- and LiDAR-based measures of stand structural complexity, *Canadian J. Forest Research*, 2010, Vol. 40, pp. 761–773.
 18. Kangas A., Gobakken T., Puliti S., Hauglin M., Næsset E., Value of airborne laser scanning and digital aerial photogrammetry data in forest decision making, *Silva Fennica*, 2018, Vol. 52, No. 1, Article ID 9923.
 19. Kuemmerle T., Röder A., Hill J., Separating grassland and shrub vegetation by multivariate pixel-adaptive spectral mixture analysis, *Intern. J. Remote Sensing*, 2006, Vol. 27, pp. 3251–3271.
 20. Kupkova L., Cervena L., Sucha R., Jakesova L., Classification of tundra vegetation in the Krkonose Mts. National Park using APEX, AISA Dual and Sentinel-2A data, *European J. Remote Sensing*, 2017, Vol. 50, pp. 29–46.
 21. Laurin G. V., Puletti N., Hawthorne W., Liesenberg V., Corona P., Papale D., Chen Q., Valentini R., Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data, *Remote Sensing of Environment*, 2016, Vol. 176, pp. 163–176.
 22. Loboda T., Krankina O., Savin I., Kurbanov E., Joanne H., Land Management and the Impact of the 2010 Extreme Drought Event on the Agricultural and Ecological Systems of European Russia, In: *Land-Cover and Land-Use Changes in Eastern Europe after the Collapse of the Soviet Union in 1991*, Springer, 2017, pp. 173–192.
 23. Lu D., Li G., Moran E., Dutra L., Batistella M., The roles of textural images in improving land-cover classification in the Brazilian Amazon, *Intern. J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 35, pp. 8188–8207.
 24. Rujoiu-Mare M. R., Olariu B., Mihai B. A., Nistor C., Savulescu I., Land cover classification in Romanian Carpathians and Subcarpathians using multi-date Sentinel-2 remote sensing imagery, *European J. Remote Sensing*, 2017, Vol. 50, pp. 496–508.
 25. Seetharaman K., Palanivel N., Texture characterization, representation, description, and classification based on full range Gaussian Markov random field model with Bayesian approach, *Intern. J. Image and Data Fusion*, 2013, Vol. 4, pp. 342–362.
 26. Verrelst J., Munoz J., Alonso L., Delegido J., Rivera J. P., Camps-Valls G., Moreno J., Machine learning regression algorithms for biophysical parameter retrieval: Opportunities for Sentinel-2 and-3, *Remote Sensing of Environment*, 2012, Vol. 118, pp. 127–139.