———— ОБЗОРНЫЕ СТАТЬИ ——

УДК 630*58/64

МЕТОДИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ХАРАКТЕРИСТИК ЛЕСОВ ПО ДАННЫМ СПУТНИКОВОЙ СЪЕМКИ СВЕРХВЫСОКОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ В ОПТИЧЕСКОМ ДИАПАЗОНЕ¹

© 2021 г. С. В. Князева^{*a*, *}, А. Д. Никитина^{*a*}, Е. И. Белова^{*a*}, А. С. Плотникова^{*a*}, Е. С. Подольская^{*a*}, К. А. Ковганко^{*a*}

^аЦентр по проблемам экологии и продуктивности лесов РАН, ул. Профсоюзная, 84/32, Москва, 117799 Россия

**E-mail: knsvetl@gmail.com* Поступила в редакцию 06.04.2021 г. После доработки 29.06.2021 г. Принята к публикации 21.07.2021 г.

В статье представлен обзор около 60 научных публикаций, посвященных основным методам и алгоритмам автоматизированной обработки космических снимков сверхвысокого пространственного разрешения (VHR), полученных в оптическом диапазоне, для определения характеристик лесов. На примерах конкретных исследований продемонстрирована возможность дистанционной оценки основных характеристик древесной растительности (биометрических и морфоструктурных параметров, породного и видового разнообразия, нарушений лесного полога, состояния и динамики лесов. фитомассы и запаса углерода), выделены наиболее перспективные методические подходы и алгоритмы с учетом показателей точности определения целевых параметров. Рассмотрены особенности объектно-ориентированного подхода (OBIA) к обработке высокодетальных изображений VHR, позволяющего преодолеть ограничения традиционных методов попиксельной классификации изображений. Из приведенных в обзоре исследований этот подход применяется в большинстве случаев и дает возможность получить наиболее высокие значения точности определяемых параметров по сравнению с другими методами анализа изображений. Основным показателем, обеспечиваюшим эффективность классификации при OBIA. является точность сегментации изображения по элементам полога. Поэтому особое внимание в статье уделено трудностям и проблемам совершенствования методов сегментации изображения в целях выделения отдельных крон деревьев и разделения освещенных и затененных участков кронового и межкронового пространства древесного полога. В обзоре представлены варианты применения различных алгоритмов и методов классификации и регрессионного моделирования — метод максимального правдоподобия, байесовский классификатор, машина опорных векторов, "деревья" решений, метод К-ближайших соседей, модель гауссовой смеси, искусственная нейронная сеть и др. Выбор оптимального алгоритма зависит от многих факторов: целей дешифрирования, характеристик спутниковых и наземных данных, качества обучающих выборок, сложности структуры древесного полога леса, дополнительной информации о лесной территории и др. OBIA в сочетании с линейным дискриминантным анализом для отбора признаков и обобщенными линейными моделями оказались особенно полезными для определения пород деревьев в бореальных лесах; в тропических и экваториальных лесах лучшие результаты показало применение нейронных сетей, но это наиболее трудоемкая задача. Высокие оценки точности определения биометрических характеристик древостоев продемонстрированы алгоритмами Random Forest и опорных векторов.

Ключевые слова: характеристики лесной растительности, параметры древостоев, изображение лесного полога, спутниковые данные сверхвысокого пространственного разрешения, оптический диапазон съемки, объектно-ориентированные методы, алгоритмы классификации, регрессионное моделирование. DOI: 10.31857/S0024114821060073

Для эффективного управления лесными ресурсами, мониторинга состояния, оценки биоразнообразия и экосистемных функций лесов нужна подробная, точная информация о составе и структуре лесной растительности. Современная парадигма представления о лесе не только как о ценном природном ресурсе для экономики, но, в первую очередь, как о сложной и достаточно уязвимой экосистеме, смещает акцент от хозяйственных, сырьевых функций леса к средообразующим и социокультурным. В настоящее время важное значение придается сбалансированному развитию интенсивного лесопользования в усло-

¹ Исследование выполнено в рамках темы ГЗ ЦЭПЛ РАН (АААА-А18-118052400130-7) и при финансовой поддержке РФФИ (20-34-90152).

виях перехода к биоэкономике, основанной на возобновляемых биологических ресурсах и природосберегающих безотходных технологиях (Тебенькова и др., 2019). Особое внимание в связи с глобальными изменениями климата на Земле уделяется климаторегулирующим функциям леса, в рамках которых актуальны залачи оценки фитомассы, учета стока и эмиссии парниковых газов в лесах, прогностического моделирования бюджета углерода (Pilli et al., 2017; Замолодчиков и др., 2018; Harris et al., 2021; Schepaschenko et al., 2021). Системы инвентаризации лесов являются основным источником детальной информации о лесной растительности, необходимой для решения целого ряда научных и прикладных задач. Требование регулярного и оперативного проведения обследований предполагает широкое использование дистанционных средств наблюдения и современных технологий обработки информации. Данные инвентаризации включают как индивидуальные измерения деревьев и кустарников, так и усредненные расчеты для насаждения на пробной площади: породный состав; возраст, диаметр, высоту стволов; запас стволовой древесины; текущий прирост наличного запаса древостоя; состояние деревьев, подлеска и подроста, напочвенного растительного покрова; повреждение деревьев и кустарников болезнями, вредителями леса, пожарами и другими негативными воздействиями; запас фитомассы; генетическое, видовое и экосистемное биоразнообразие; характеристики почв и запасы углерода (Жирин, Лукина, 2017). Высокий уровень детализации количественных характеристик лесов можно обеспечить в результате оптимального комбинирования методов наземного обследования и дистанционного зондирования со сверхвысоким пространственным разрешением. Технологии дистанционного зондирования. имеющие наибольший потенциал в целях инвентаризации, исследования лесов на локальном уровне включают воздушную (Airborne Laser Scanning – ALS) и наземную (Terrestrial Laser Scanning – TLS) лидарную съемку, аэрофотосъемку с беспилотных летательных аппаратов (Unmanned Aerial Vehicles – UAV или БПЛА) и спутниковую съемку сверхвысокого пространственного разрешения (Very High Resolution -VHR). Сочетание методов съемки при помощи лидаров (ALS и TLS) и аэрофотосъемки с БПЛА (с пространственным разрешением от сантиметра) позволяет получать данные о параметрах отдельных деревьев с высокой точностью, сравнимой с наземными измерениями, дополняя и сопровожлая обследования на пробных плошалях (White et al., 2016). В ряде европейских стран, Канаде и США подобный комплекс дистанционных технологий является важной составной частью системы инвентаризации лесов (Goodbody et al., 2018; White et al., 2016). В Российской Федерации

государственная инвентаризация лесов проводится преимущественно наземными методами, использование высокодетальных дистанционных данных предлагается как необходимый этап развития технологий инвентаризации. На основе дешифрирования данных VHR или БПЛА для древостоев на пробных площадях может быть получен следующий состав количественных и качественных характеристик: породный состав, средний диаметр стволов и высота деревьев, запас стволовой древесины, полнота (сомкнутость древесного полога) (Жирин, Лукина, 2017). Методы аэросъемки (ALS, БПЛА) являются весьма трудоемкими изза сложности проведения съемок, дорогостоящей аппаратуры, обработки большого объема данных. Несомненным преимуществом спутниковых данных VHR, полученных в оптическом диапазоне, по сравнению с материалами других видов съемок является одновременный пространственный охват достаточно больших территорий (в среднем 10-15 км) в сочетании с детальным пространственным разрешением 0.3-1 м в видимом диапазоне спектра. Такая высокая детальность съемки позволяет выделять на изображении освещенные и затененные участки кроновых и межкроновых пространств в древесном пологе, а также отдельные кроны деревьев, поэтому снимки VHR могут рассматриваться в качестве информационной основы для исследования структуры лесных экосистем и морфологии древостоев. В этой связи особое значение данные VHR приобретают для оценки параметров древостоев, которые трудно измерить наземными методами, например, сомкнутость полога, площадь горизонтальной проекции кроны, состояние верхней части кроны дерева и др. Спектральная и текстурная информация, полученная на уровне отдельной кроны дерева, по мнению многих исследователей, предоставляет дополнительные возможности для оценки биометрических параметров и классификации пород деревьев (Clark et al., 2005; Warner et al., 2006; Feret, Asner, 2014; Fassnacht et al., 2016; Ferreira et al., 2019). Mexкроновое пространство (промежутки или просветы между кронами деревьев) характеризует мозаичность растительных сообществ, в значительной степени определяет пространственную вариабельность режима освещенности и увлажнения, питания почв в оконных парцеллах (Браславская, 2012; Malahlela et al., 2014; Орлова и др., 2015; Жирин и др., 2016).

Высокодетальная космическая съемка в оптическом диапазоне имеет продолжительную историю успешного применения в целях оценки различных характеристик лесов, начиная от пленочных фотографических снимков с орбиты в 1980-х годах (Сухих и др., 1996) до снимков оптико-электронными системами VHR с 2000-х годов и по настоящее время. Материалы VHR традиционно широко используются для получения информации в целях инвентаризации и лесоустройства, оценки ущерба от пожаров и лесовосстановления на гарях и вырубках, мониторинга рубок и состояния лесов (White et al., 2005; Coops et al., 2006; Hicke et al., 2009; Falkowski et al., 2009; Papaiordanidis et al., 2017; Vanderhoof et al., 2018; Dalagnol et al., 2019). Значительная часть исследований лесов на основе данных VHR посвящена задачам определения видового (породного) разнообразия (Katoh, 2004; Гамбарова, 2007; Mora et al., 2010; Immitzer et al., 2012; Waser et al., 2014; Lin et al., 2015; Wagner et al., 2018, 2019; Li et al., 2019), биометрических параметров деревьев (Kavitakire et al., 2006; Ozdemir, 2008; Ozdemir, Karnieli, 2011; Chen et al., 2012; Жирин и др., 2018; Bulut et al., 2019; Günlü et al., 2019;), структуры лесного полога (Nelson et al., 2002; Daliakopoulos et al., 2009; Ardila et al., 2012; Gonçalves et al., 2017; Bhugeloo et al., 2018; Wagner et al., 2018; Dalponte et al., 2020; Pandey et al., 2020; Zhu et al., 2020). С развитием возможностей съемочных средств и технологий обработки снимков VHR увеличивается число работ по оценке изменений в лесах на локальном уровне, гибели и усыхания деревьев вследствие различных неблагоприятных факторов, определения фитомассы и запаса углерода (Garrity et al., 2013; Waser et al., 2014; Senf et al., 2017; Харук и др., 2018). Космические снимки сверхвысокого разрешения находят применение при создании карт растительных горючих материалов, природной пожарной опасности (Аброскина и др., 2012; Софронова, Волокитина, 2014). В числе прикладных задач можно отметить применение спутниковых данных VHR для распознавания объектов лесной инфраструктуры (Gecen, Sarp, 2008; Deepan et al., 2018).

Для тематической обработки снимков VHR используются различные методы и подходы. Способы визуального дешифрирования в настоящее время применяются редко, но они не утратили свою значимость для комплексной оценки лесных ландшафтов. С привлечением приемов ландшафтно-индикационного дешифрирования по прямым и косвенным признакам могут быть выделены природно-территориальные комплексы и получены характеристики лесных фитоценозов (Кравцова, 2012; Софронова, Волокитина, 2017).

На современном этапе развития цифровых технологий актуальны разработка и совершенствование автоматизированных методов анализа изображений VHR. Целью статьи является представление и сравнительный анализ наиболее перспективных методических подходов к оценке характеристик лесов на основе цифровой обработки космических снимков со сверхвысоким пространственным разрешением, полученных в оптическом диапазоне. Обзор не претендует на полный всеобъемлющий охват методов и алгоритмов, но мы постарались обозначить основные направления развития технологий автоматизированной обра-

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6 2021

ботки снимков VHR, дать представление о преимуществах и ограничениях различных способов анализа данных. Рассматриваемые в обзоре исследования позволяют проиллюстрировать на конкретных примерах возможность дистанционной оценки основных характеристик древесной растительности, выделить наиболее оптимальные алгоритмы с учетом оценки точности определения целевых параметров, имеющейся базы наземных и спутниковых данных, разнообразия лесных фитоценозов. Структура обзора состоит из 2-х частей: в первой части рассмотрены основные этапы и особенности тематической обработки космических снимков; во второй части – примеры и сравнительная оценка точности дистанционного определения различных характеристик лесов.

1. ОСНОВНЫЕ СРЕДСТВА СЪЕМКИ И МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ VHR

1.1. Космические съемочные системы

В настоящее время на околоземных орбитах работают сотни спутников с оптическими приборами пассивного зондирования Земли различного пространственного, спектрального и радиометрического разрешения. Среди космических оптико-электронных систем, ведущих съемку сверхвысокого пространственного разрешения в оптическом диапазоне, можно выделить следующие спутники: OrbView 3 и WorldView-1, 2, 3 (США), Cartosat-2, 2B, 2C (Индия), Kompsat-2, 3, 3A (Республика Корея), Formasat 2, 5 и GeoEye-1 (США), PlanetScope (США), Pleiades-1A и 1B (Франция), Ресурс-П-1, 2, 3 (Россия). Большинство спутников проводит съемку в панхроматическом диапазоне (0.4-0.8 мкм) с пространственным разрешением лучше 1 м, и в спектральных диапазонах (Blue, Green, Red, Nir) с пространственным разрешением 1.2–4 м. Периодичность съемки обычно варьирует от 1 до 3 суток. С начала 2000 годов собраны глобальные многолетние архивы данных сверхвысокого пространственного разрешения, полученных оптико-электронными системами космической съемки. Большой архив снимков накоплен за время эксплуатации спутников IKONOS и QuickBird (США). IKONOS – первый коммерческий спутник, который обеспечивал съемку с разрешением 1 м в панхроматическом режиме с 1999 по 2015 г. Преимуществом данных QuickBird являлась высокая метрическая точность (0.6 м для панхроматических и 2.4 м для спектральных) и широкая полоса охвата территории (16.5 км). Новый спутник WorldView-3, запущенный на орбиту в 2014 г., обладает самым высоким пространственным разрешением (0.31 м) и расширенным спектральным диапазоном съемки, включающим средний инфракрасный диапазон. С 2014 г. компания Planet (США) разворачивает космическую группировку наноспутников дистанционного зондирования Земли Planet-Scope. В 2020 г. полная группировка состоит из 150 постоянно действующих спутников и обеспечивает большую оперативность и высокую периодичность съемки. С 2012 г. на орбите находится группировка российских КА, состоящая из группы спутников Канопус-В и Ресурс-П, имеющая в своем составе съемочную аппаратуру высокодетальной съемки. Установленная на отечественных спутниках Ресурс-П 1 и 3 съемочная аппаратура "Геотон-Л1" позволяет получать изображения с пространственным разрешением около 1 м в панхроматическом диапазоне и 2-3 м в мультиспектральном. Основными дистрибьюторами данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) сверхвысокого пространственного разрешения в Российской Федерации являются Научный центр оперативного мониторинга Земли АО "Российские космические системы" (данные, получаемые российскими космическими аппаратами Д33), АО "ТерраТех", ООО "Иннотер", ООО ИТЦ "Сканэкс" и др. (данные, получаемые российскими и зарубежными космическими аппаратами ДЗЗ). Основные технические характеристики космических аппаратов, целевой аппаратуры, данных и продуктов их обработки различных уровней (от первичных до тематических) представлены на сайтах компаний в Интернете.

1.2. Подходы к обработке данных космической съемки

Современные технологии обработки дистанционных спутниковых данных сверхвысокого пространственного разрешения предоставляют разнообразный инструментарий для получения информации о лесах. Можно выделить два подхода к анализу космических снимков: пиксельный и объектно-ориентированный. Первый подход более традиционный и использует пиксель изображения в качестве пространственной единицы анализа. Для данных VHR размер пикселя изображения в большинстве случаев значительно меньше среднего размера дешифрируемых объектов, и пиксельный подход становится менее эффективным, так как на спектральные характеристики влияют особенности структуры. Поэтому в настоящее время большое распространение получили методы объектно-ориентированной обработки, учитывающие спектральные, текстурные и пространственные (контекстные) характеристики изображения на уровне объекта (Culvenor, 2002: Immitzer et al., 2012; Evans et al., 2014; Pontius et al., 2017). Основой подобного подхода стала методология GEOgraphic Object-Based Image Analysis (GEOBIA, или OBIA), которая включает в себя два основных этапа: сегментация изображения и классификация объектов (Blaschke et al., 2014). На первом этапе происходит сегментирование изоб-

ражения. Под сегментацией понимают разделение изображения на некоторые однородные области – сегменты, которые соответствуют объектам местности или однородным областям изображения. Для сегментации используют такие свойства изображения, как спектральная яркость, текстура, форма, размер и их комбинации (Hossain, Chen, 2019). Детализация такого разделения зависит от поставленной задачи (Гонсалес, Вудс, 2012). В случае спутниковой съемки сверхвысокого разрешения лесного покрова объектами являются кроны деревьев или группы крон, а также межкроновое пространство. На втором этапе проводится классификация объектов на основе различных алгоритмов и методов регрессионного моделирования. Поскольку в OBIA используются пространственный контекст (отношение соседства/близости объектов) или свойства объектов, такой подход обеспечивает основу для преодоления ограничений традиционных методов классификации изображений на основе пикселей (Cheng, Han, 2016). Поэтому по мнению многих исследователей оценка точности классификации ОВІА должна включать в себя, помимо общепризнанных показателей (матрицы ошибок), специализированные меры точности – матрицы подобия/ошибок на основе объектов, а не числа пикселей (Kim et al., 2008; Radoux et al., 2011; Zhen et al., 2013; Lizarazo, 2014). Haпример, в работе І. Lizarazo (2014) предлагается использовать для оценки точности классификации городского растительного покрова матрицу ступенчатого сходства, сформированную на основе объектно-ориентированного подхода по 4 показателям: совпадение типа, формы, границ и координат объектов.

1.3. Основные методы сегментации и классификации данных

Существующие методы сегментации можно разделить на следующие виды (Narkhede, 2013; Иванов, 2016; Hossain, Chen, 2019):

- Пороговая сегментация;
- Алгоритмы, выделяющие границы областей;
- Алгоритмы наращивания областей;
- Комбинированные алгоритмы.

При пороговой сегментации используют значения яркостей пикселов. Пикселы, входящие в заданный яркостной диапазон, относят к сегменту, если нет — исключают. Пороговые значения подбирают или вычисляют эмпирически. Алгоритмы, выделяющие границы областей, направлены на поиск границ (частей границ) сегментов с последующим заполнением внутренней части сегмента однородными пикселами. Зачастую такие алгоритмы используют оператор градиента, где граничные пикселы объединяют в границы сегментов. Примером такого алгоритма является метод водораздела (Huang et al., 2018). Алгоритмы наращивания областей, наоборот, выбирают центр — ядро сегмента, с характеристиками которого сравнивают соседние пикселы. Проводя анализ однородности, принимают решение о включении пиксела в сегмент. К таким алгоритмам относятся алгоритмы кластеризации, например, K-means, FLS (Full Lambda Schedule) (Scherzer, 2011), MeanShift (Comaniciu, Meer, 1999). Комбинированные алгоритмы подразумевают последовательное использование нескольких алгоритмов сегментации для получения желаемого результата.

Структуру изображения лесной растительности на снимках VHR формирует сочетание освещенных и затененных участков кроновых и межкроновых пространств в древесном пологе леса. Теневые участки кронового и межкронового пространств древесного полога являются достаточно информативными и часто используются в качестве дополнительных признаков при классификации лесов (Ozdemir, 2008; Жирин и др., 2018). С ростом деревьев происходит увеличение собственных и падающих теней деревьев и затененных промежутков между кронами, поэтому для молодых густорастущих деревьев характерны минимальные теневые промежутки на изображении древесного полога по сравнению со зрелыми древостоями. В целях выделения теневых участков часто используют методы создания инвариантного цветового пространства в комбинации с пороговой сегментацией на основе гистограммы изображения, применение фильтров на основе различных функций (выделение краевых областей и границ, сглаживание, анализ градиентов и текстуры и др.) (Sarabandi et al., 2004; Tsai, 2006; Chung et al., 2008; Zhou et al., 2009; Susaki, 2012; Das et al., 2013; Vincent, Mathew, 2014). Метод создания маски теней при помощи простого порогового алгоритма сегментации с последующим применением морфологических фильтров показал хорошие результаты при автоматизированном выделении крон деревьев на изображении VHR (Терехов и др., 2014). Индекс тени (SI), рассчитанный на соотношении Blue, Green и интенсивности полного спектра видимого диапазона, позволяет учесть влияние тени на спектральные характеристики кроны дерева (Rikimaru et al., 2002). Одной из основных причин ограничений использования анализа теневых участков изображения при оценке характеристик лесов является большая изменчивость связи между структурой изображения и характеристиками леса в зависимости от параметров съемочной системы (тип датчика, угол обзора) и времени съемки (высота Солнца над горизонтом, фенологическая фаза развития дерева и погодные условия). Таким образом, только при соблюдении одинаковых условий съемки можно считать, что яркостная структура изображения

кот кронового и межкронового пространства полога древостоев (Cheng, Han, 2016; Li et al., 2019).

будет зависеть, главным образом, от особенностей

Спектральные характеристики изображения древесного полога являются основой для расчета текстурных показателей в границах выделенных сегментов. Наряду с исходными мультиспектральными изображениями VHR применяются разнообразные индексы, построенные на соотношениях спектральных данных. С помощью индексов оценивается чувствительность спектральных показателей к биофизическим параметрам растительности, а также к внешним факторам, влияющим на ее отражательную способность. Чаше всего используют следующие индексы – нормализованный вегетационный NDVI. нормированной разности влажности NDMI, отношение спектральных диапазонов SWIR/NIR, R/G, гарей NBR, нарушений DI, стресса влажности (MSI, EWDI), листовой поверхности LAI (White et al., 2005; Senf et al., 2017).

Лля расчета текстурных показателей в большинстве случаев используют статистический подход, учитывающий распределение яркостных значений изображения в 2-х вариантах: 1) по одномерной гистограмме (характеристики 1-го порядка), характеризующей групповые свойства пикселей, составляющих изображение объекта/сегмента; 2) по двумерным гистограммам (характеристики 2-го порядка), характеризующим взаимное расположение соседних пикселей внутри скользящего окна. При втором подходе на основе матрицы смежности уровня серого Харалика (или матрица яркостной зависимости, Grav-Level Co-occurrence Matrix, GLCM) для фиксированных расстояния и угла рассчитываются 14 текстурных признаков второго порядка: второй угловой момент, контрастность, энтропия, корреляция, энергия, вариации, однородность, стандартное отклонение и др. (Ozdemir, Karnieli, 2011; Фраленко, 2014).

Характеристики лесов моделируются как функция спектрально-текстурных показателей при помощи методов классификации и регрессионного анализа. Для оценки точности моделей используются стандартные критерии – коэффициент детерминации (R^2), а также среднеквадратическая ошибка (RMSE) или среднеквадратическое отклонение (RMSD). Стандартными показателями точности классификации являются оценки статистик каппа и общее значение точности. Множественная линейная регрессия (MLR) является самым распространенным способом моделирования для оценки вклада нескольких признаков в прогнозирование структурных переменных леса (Murtaugh, 2009). В зависимости от сложности поставленной задачи и качества обучающих эталонов могут быть выбраны различные алгоритмы классификации – максимального

правдоподобия (MLC), байесовский классификатор (NB), машина опорных векторов (SVM), "деревья" решений (DT), ансамбль решающих "деревьев" (Random Forest, или RF), метод K-ближайших соседей (*K*-NN), модель гауссовой смеси (GMM), искусственная нейронная сеть (NN) и др. Широко используемыми типами параметрических алгоритмов являются MLC и NB, а непараметрическими — K-NN, RF и SVM. Алгоритм SVM относится к классу линейных классификаторов с обучением для задач классификации и регрессионного анализа, который позволяет строить нелинейные разделители на основе замены линейной функции ядра более сложными. Помимо линейной, чаще всего используются полиномиальная, радиальная базисная функция (RBF) и сигмоида (Qian et al., 2014). Большую популярность для решения различных задач приобрел в настоящее время метод ансамблевого обучения для классификации и регрессии RF (Immitzer et al., 2012). Метод основан на построении большого числа (ансамбля) "деревьев" решений, каждое из которых строится по обучающей выборке с помощью бутстрепа (т.е. выборки с возвращением). В отличие от классических алгоритмов DT, в методе RF при построении каждого "дерева" на стадиях "расщепления вершин" используется только фиксированное число случайно отобранных признаков обучающей выборки и строится полное "дерево" без усечения. Классификация осуществляется с помощью голосования классификаторов, определяемых отдельными "деревьями", а оценка регрессии – усреднением оценок регрессии всех "деревьев". Одним из главных преимуществ RF, помимо высокой эффективности для задач классификации, является малое число входных параметров от которых зависит результат работы алгоритма и отсутствие необходимости в сложной настройке (Breiman, 1996; Чистяков, 2013). При выборе алгоритма нужно учитывать несколько ключевых факторов, от которых, главным образом, зависит точность распознавания: качество обучающей выборки, набор признаков и настройка параметров. Например, преимущество нейронных сетей по сравнению с другими алгоритмами классификации наиболее выражено для неравномерных выборок, когда число обучаемых эталонов существенно ниже среднего и выборки не соответствуют нормальному распределению (Рагимов и др., 2007). Достаточно подробно сравнение различных методов машинного обучения и регрессионного анализа рассмотрены в обзорах (Falkowski et al., 2009; Brosofske et al., 2014; Qian et al., 2014; Cheng, Han, 2016).

Часто для описания статистических зависимостей между легко измеряемыми размерами деревьев (высота, окружность/диаметр ствола на высоте груди) и сложными биометрическими параметрами (объем ствола, запас древесины) применяется способ аллометрических уравнений. Как известно, это один из наиболее распространенных методов оценки биомассы (Wang, 2006; Navar, 2009; Yoon et al., 2013). Использование данных VHR для расчета площади горизонтальной проекции крон отдельных деревьев может позволить с помощью аллометрии смоделировать другие параметры, такие как объем кроны, биомасса древесной растительности и др. (Palace et al., 2008; Ku, Popescu, 2019). Необходимо учитывать, что аллометрические уравнения не являются универсальными, так как на выявленные взаимосвязи между параметрами деревьев большое влияние оказывают состав древостоя и условия произрастания.

2. ОЦЕНКА ХАРАКТЕРИСТИК ЛЕСОВ ПО ДАННЫМ VHR

Результаты сегментации изображений лесного полога (сегменты) являются пространственной единицей (или объектом) для расчета спектральных и текстурных показателей, применяемых в задачах оценки характеристик лесов по данным VHR. Можно представить два основных пространственных уровня сегментации: выделение отдельных крон деревьев (ОКД, или ITCs) в пологе и разделение кронового и межкронового пространств древесного полога. Сравнительная оценка точности дистанционного определения характеристик лесов с применением различных алгоритмов сегментации, классификации и моделирования представлена в табл. 1.

2.1. Выделение отдельных крон деревьев

Процесс выделения ОКД включает две задачи: первую - определение местоположения кроны (вершины кроны); вторую – разграничение с другими элементами изображения, т.е. оконтуривание кроны дерева. Множество алгоритмов ОКД, по мнению ряда исследователей, можно разделить на 4 группы: алгоритмы локального максимума, выделения границ, ближайшего соседа и сопоставления с шаблоном (Braga et al., 2020). Перекрытие отдельных крон деревьев, большие различия в формах и размерах крон влияют на точность автоматизированных алгоритмов обнаружения деревьев (Culvenor, 2002; Wang et al., 2006; Falkowski et al., 2009). Поэтому оптимальные параметры и точность сегментации в большой степени зависят не столько от выбора алгоритма, сколько от структурной сложности и густоты древостоев: значительная точность разграничения крон достигается в разреженных одноярусных насаждениях по сравнению с многоярусными лесами с сомкнутым пологом. Также можно отметить, что размеры и формы крон хвойных и лиственных пород деревьев существенно различаются между собой, что усложняет процедуру выделения ОКД для смешанных и сложных по составу лесов.

Таблица 1. Оцен сификации по сп	ка точности дистанционног іутниковым данным сверхвь	о определени асокого прос	я характеристик лесо гранственного разре	ов с применение шения	ем различных подходов	, методов сегментации и клас-
Характеристика	Объект исследования	Спутник	Источник	Методы сегментации	Методы классификации и оценки точности	Параметры точности и ошибки
		Bı	ыделение отдельных і	крон деревьев		
	Оливковые и апельсиновые деревыя, <i>Крит</i>	QuickBird	Daliakopoulos et al., 2009	I	ACE	$R^2 = 0.92$, ошибка = 17%
	Городские насаждения, <i>Нидерланды</i>	QuickBird	Ardila et al., 2012	Multiresolution	(OBIA) k-NN	Ошибка I рода = 39% Ошибка II рода = 26%
	Сомкнутый полог экватори- ального леса, <i>Бразилия</i>	WorldView-2	Wagner et al., 2018	Custom-built	Операция математиче- ской морфологии, Rolling ball method	OT = 85.3%, $KK = 0.7$
	Тропический влажный лес, <i>Индия</i>	WorldView-2	Pandey et al., 2020	Multiresolution	(OBIA) функция при- надлежности	OT = 73%
	Чистые и смешанные дре- востои сосны и дуба, <i>Пор-</i> <i>тугалия</i>	WorldView-2	Gonçalves et al., 2017	Multiresolution with the contrast split	(OBIA) k-NN	OT = 90%
	Хвойные деревья, Канада	IKONOS	Nelson et al., 2002	I	LM	OT = 44%, молодые деревья – 37%, зрелые – 70%
	_	Бис	метрические параме	тры древостоев	-	
Объем ствола (м ³) для отдель-	Можжевеловое редколесье, Турция	QuickBird	Ozdemir, 2008	I	Визуальное дешифри- рование, LR	$R_{\rm adj}^2 = 0.64$, RMSE = 13.0%
ных деревьев				I	ISODATA, LR	$R_{adj}^2 = 0.67$, RMSE = 12.0%
				Bottom-up	(OBIA) k-NN, LR	$R_{adj}^2 = 0.67$, RMSE = 12.0%
Запас стволовой древесины	Бореальныйсмешанныйлес, <i>Канад</i> а	QuickBird	Chen et al., 2012	Multiresolution	(OBIA) Аллометриче- ские уравнения, k-NN	$r = 0.85$, RMSE = 52.59 m^3/ra
	Плантации сосны, <i>Израшь</i>	WorldView-2	Ozdemir, Karnieli, 2011	Chessboard	Stepwise MLR	$R^2 = 0.42$, RMSE = 27.18 m ³ /ra
	Смешанные леса, Россия	IKONOS	Жирин и др., 2018	Пороговая	Кусочно-линейная perpeccия	$R^2 = 0.798$, RMSE = 18.5%
Возраст	Смешанные леса, Бельгия	IKONOS	Kayitakire et al., 2006	I	LR	$R^2 = 0.81$, RMSE = 0.164
	Смешанные леса, Россия	IKONOS	Жирин и др., 2018	Пороговая	Кусочно-линейная регрессия	r = 0.8 - 0.94

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6

2021

-	To day a management						
	Характеристика	Объект исследования	Спутник	Источник	Методы сегментации	Методы классификации и оценки точности	Параметры точности и ошибки
		Бореальныйсмешанныйлес, <i>Канада</i>	QuickBird	Chen et al., 2012	Multiresolution	(OBIA) k-NN	r = 0.85, RMSE = 3.37 (ner)
	Высота	Смешанные леса, Россия	IKONOS	Жирин и др., 2018	Пороговая	Кусочно-линейная регрессия	r = 0.77 - 0.9
		Смешанные леса, Бельгия	IKONOS	Kayitakire et al., 2006	I	LR	$R^2 = 0.76$, RMSE = 2.06 M
	Полнота	Смешанные леса, Россия	IKONOS	Жирин и др., 2018	Пороговая	Кусочно-линейная регрессия	r = 0.82 - 0.88
	Сомкнутость	Смешанные насаждения	IKONOS	Bulut et al., 2019	I	MLC	OT = 88.79%, $KK = 0.85$
		сосны и тополя, Турция			I	SVM polynomial	OT = 91.17%, $KK = 0.88$
					I	CNN	OT = 89.65%, $KK = 0.85$
	Число деревьев	Плантации сосны, <i>Израиль</i>	WorldView-2	Ozdemir, Karnieli, 2011	Chessboard	Stepwise MLR	$R^2 = 0.38$, RMSE = 109.56 (N/ra)
		Чистые сосновые насажде-	WorldView-2	Günlü et al., 2019	I	MLR	$R_{adi}^2 = 0.33$, RMSE = 54.66%
		ния, Іурция			I	NN-MLP	$R_{adi}^2 = 0.34$, RMSE = 55.00%
					I	NN-RBF	$R_{adj}^2 = 0.37$, RMSE = 53.71%
		Смешанные леса, Бельгия	IKONOS	Kayitakire et al., 2006	Ι	LR	$R^2 = 0.82$, RMSE = 0.305
	Диаметр	Тропический влажный лист- венный лес, плантации, Индия	WorldView-2	Pandey et al., 2020	Multiresolution	Степеннаярегрессион- ная модель	R ² = 0.53 (для шореи исполин- ской) R ² = 0.78 (пля тихового лемева)
ЛЕСОВЕД	Стандартное отклонение диа- метра	Плантации сосны, <i>Израшь</i>	WorldView-2	Ozdemir, Karnieli, 2011	Chessboard	Stepwise MLR	$R^2 = 0.67$, RMSE = 0.7
цениі	Категориидрево- стоя по диаметру	Смешанные насаждения сосны и тополя. <i>Туриия</i>	IKONOS	Bulut et al., 2019	Ι	MLC SVM solversial	OT = 93.24%, $KK = 0.90OT = 95.95%$ $KK = 0.94$
E J						NN	OT = 93.87%, $KK = 0.91$
№ 6	Сумма площадей сечений ство-	Плантации сосны, Израиль	WorldView-2	Ozdemir, Karnieli,	Chessboard	Stepwise MLR	$R^2 = 0.54$, RMSE = 1.79 $M^2 ra^{-1}$
2021	сстолица с 190- лов/базальная площадь			1102			

652

Таблица 1. Продолжение

КНЯЗЕВА и др.

Параметры точности и ошибки	$R_{\rm adj}^2 = 0.35$, RMSE = 14.71%	$R_{\rm adj}^2 = 0.34$, RMSE = 34.79%	$R_{\rm adj}^2 = 0.51$, RMSE = 31.13%	_	OT = 62%, широколиственных деревьев = 40-63%, хвойных = = 70%.	OT = 72.8%, KK = 0.678 (для 10 видов)	OT = 88.1%, $KK = 0.837$ (для 4 видов)	OT = 82.4%, $KK = 0.799$ (для 10	видов)	OT = 95.9%, $KK = 0.945$ (для 4 видов)	OT = 70%, $KK = 0.645$ (для 10	видов) ОТ — 96-302 - VV — 0-910 (лто 4	ОІ — 00.2%, NN — U.010 (длія 4 ВИДОВ)	OT = 83.5%, $KK = 0.811$ (для 10	видов)	OT = 94,4%, KK = 0.925 (для 4 витов)	$KK = 0.79$, $sd \pm 0.16$	$KK = 0.66$, $sd \pm 0.16$	$KK = 0.51$, $sd \pm 0.21$	$KK = 0.46$, $sd \pm 0.33$	$KK = 0.33$, $sd \pm 0.16$	$KK = 0.23$, $sd \pm 0.17$
Методы классификации и оценки точности	MLR	NN-MLP	NN-RBF		MLC	RF, пиксельный под- ход		(OBIA) Визуальное	дешифрирование, RF		LDA, пиксельный под-	Тох		(OBIA) Визуальное	дешифрирование, LDA		MLC	SVM	MD	NN	SAM	Signature information divergence (SID)
Методы сегментации	I	I	Ι	видового состава	I	I		I			I			I			I	I	Ι	I	Ι	I
Источник	Günlü et al., 2019			оеделение породного и	Katoh, 2004	Immitzer et al., 2012											Lin et al., 2015					
Спутник	WorldView-2			Ощ	IKONOS	WorldView-2											QuickBird	,				
Объект исследования	Чистые сосновые насажде-	ния, лурция			Смешанные леса, о. Хок- кайдо (<i>Япония</i>)	Смешанные леса (лесное хозяйство), Австрия											Смешанные леса с преобла-	данием лиственных пород,	Тайвань			
Характеристика				_																		

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6 2021

Таблица 1. Продолжение

653

МЕТОДИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ХАРАКТЕРИСТИК ЛЕСОВ

•							
	Характеристика	Объект исследования	Спутник	Источник	Методы сегментации	Методы классификации и оценки точности	Параметры точности и ошибки
I		Мангровый лес, Китай	WorldView-3	Li et al., 2019	Ι	SVM	OT = 72%, $KK = 0.66$
					Ι	RF	OT = 70%, $KK = 0.63$
		Смешанные леса с преобла-	QuickBird	Mora et al., 2010	Segmentation	DT	OT = 72.5%, точность для
		данием хвойных пород, <i>Канада</i>			(eCognition)		отдельных видов от 43.9% до 100%
		Экваториальные леса,	WorldView-3	Wagner et al., 2019	I	NN-U-Net	ОТ = 95.40% для классов терри-
		Бразилия					тории ОТ = 97.09% для плантаций
							ЭВКАЛИПТА
		Экваториальные леса, Бразилия	WorldView-2	Wagner et al., 2018	Custom-built	Визуальное дешифри- рование	OT = 65.9%
					Custom-built	SVM	OT = 62.9%
		Смешанные леса, Германия	WorldView-2	Waser et al., 2014	Multiresolution	LDA	OT = 82.9%, KK = 0.78
					Multiresolution	PCA	OT = 77.2%, $KK = 0.73$
					Multiresolution	Метод пошагового	OT = 66.1%, KK = 0.6
						orfopa (stepwise selec- tion method)	
		Юго-восточная часть Азер- байджана	IKONOS	Гамбарова, 2007	I	NN-MLP	OT = 81.4 и 91.5% (для 12 и 5 классов соответственно)
		- -	Оценка нару	лиений лесного полога	а и состояния дре	BOCTOEB	
лес	Обнаружение окон при нару- цении лесного	Лесные плантации, планта- ции сахарного тростника, вторичные леса, <i>ЮАР</i>	SPOT-7	Bhugeloo et al., 2018	I	RF	OT = 77.78%, $KK = 0.66$
GB	юлога						
' <u>∼</u> ЕДЕ	Азменение лес-	Широколиственный сме-	QuickBird,	Zhu et al., 2020	l	Метод разности NDVI	OT = 84%, KK = 0.73
т т НИЕ	ной раститель- юсти за 10-	шанный лес, Китай	IKONOS, WorldView-2		Ι	МПСА, пиксельный подход	OT = 88%, $KK = 0.79$
ج ر	етний период				Ι	PCA	OT = 72%, $KK = 0.471$
№ 6					I	Спектральный гради-	OT = 85.8%, $KK = 0.75$
202						ентный разностный анализ (SGD)	
21					Watershed	MIICA	OT = 90%, $KK = 0.84$

654

Таблица 1. Продолжение

Продолжение
Ι.
Таблица

Характеристика	Объект исследования	Спутник	Источник	Методы сегментации	Методы классификации и оценки точности	Параметры точности и ошибки
Интенсивность поражения	Лиственные леса, Иран	Pleiades	Esmaili et al., 2020	I	SVM polynomial, пик- сельный подход	OT = 53.24%, $KK = 0.41$
лесов				I	SVM-RBF, пиксель- ный подход	OT = 53.24%, $KK = 0.41$
				Ι	MLC, пиксельный потхол	OT = 54.54%, $KK = 0.54$
				Multiresolution	(OBIA) байссовский алгоритм	OT = 55.2%, $KK = 0.51$
				Multiresolution	(OBIA) SVM – RBF	OT = 39.9%, KK = 0.36
				Multiresolution	(OBIA) DT	OT = 36%, KK = 0.34
Оценка степени	Смешанные леса, Германия	WorldView-2	Waser et al., 2014	Multiresolution	LDA	OT = 77.3%, $KK = 0.69$
повреждения				Multiresolution	PCA	OT = 59.2%, KK = 0.5
ясеня				Multiresolution	Metoд пошагового отбора (stepwise selec- tion method)	OT = 57.1%, $KK = 0.47$
Сезонная дина- мика индекса листовой поверхности	Смешанные леса, <i>Флорида</i>	Pleiades	Pu, Landry, 2019	I	Канонический корре- ляционный анализ (ССА)	R^{2} = 0.6-0.8
Ветровалы	Хвойно-широколиственные леса, Италия	PlanetScope	Dalponte et.al., 2020	I	Change Vector Analysis (CVA)	OT = 95%, $KK = 0.74$
	Смешанные древостои, Швейцария	IKONOS	Schwarz et al., 2003	I	Визуальное дешифри- рование	OT = 93%, $KK = 0.73$
				I	Метод параллелепи- педа, пиксельный под- хол	OT = 92%, $KK = 0.63$
					OBIA, eCognition	OT = 93%, $KK = 0.66$
Вырубки	Тропический лес с сомкну- тым пологом, <i>Бразилия</i>	WorldView-2	Dalagnol et al., 2019	Watershed	RF	OT = 64%

Методы классификации и Параметры точности и ошиб оценки точности	OBIA, $eCognition$ OT = 86.8%	OT = 79.11 - 81.89%	LM, RF $OT = 88\%$	-	Аллометрическиеурав- $ _{r} = 0.68, R^{2} = 48\%$ (для шореи	нения, исполинской) нелинейная регрессия $r = 0.86, R^2 = 74\%$ (для тиково дерева)	(OBIA) Аллометриче- st ские уравнения, k-NN	(OBIA) Аллометриче- $r = 0.85$, RMSE = 39.48 τ/ra ские уравнения, k-NN	Аллометрическиеурав- нения, MLR $R_{adj}^2 = 0.34$, RMSE = 35.22%	Аллометрическиеурав- нения, NN – MLP $R_{adj}^2 = 0.34$, RMSE = 35.13%	Аллометрическиеурав- нения, NN – RBF $R_{adj}^2 = 0.57$, RMSE = 29.33%	vnalysis (OBIA), метод k-ближайших соседей (k-NN), линей C), метод опорных векторов (SVM), линейный дискримина нент (PCA), дерево решений (DT), ансамбль деревьев решен
Методы сегментации		Multiresolution	I	паса углерода	Multiresolution		Multiresolution with the contrast split	Multiresolution	I	I	I	ct-based Image A цоподобия (MLC в главных компон
Источник	Vanderhoof et al., 2018	Papaiordanidis et al., 2017	Meng et al., 2018)ценка фитомассы, за	Pandey et al., 2020		Gonçalves et al., 2017	Chen et al., 2012	Günlü et al., 2019			Enumerator (ACE), Obje од максимального прав е Mapper (SAM), аналис
Спутник	Worldview- 2, World- view-3 QuickBird	IKONOS	WorldView-2		WorldView-2		WorldView-2	QuickBird	WorldView-2			Arbor Crown] ія (MLR), мето), Spectral Angl
Объект исследования	Смена хвойно-широколист- венного леса лиственным после пожара, <i>Колорадо</i> , <i>США</i>	Хвойный лес, <i>Греция</i>	Смешанный сосново-дубо- вый лес, США	-	Тропический влажный лист-	венный лес, плантации, Индия	Чистые и смещанные дре- востои сосны и дуба, <i>Пор-</i> <i>тугалия</i>	Бореальныйсмешанныйлес, <i>Канада</i>	Чистые сосновые насажде- ния, <i>Турция</i>			гр локального максимума (LM), ожественная линейная регресси расстояние Махаланобиса (MD)
Характеристика	Восстановление растительности после пожара	Картографиро- вании террито- рии после пожара		-	Оценка запаса	углерода	Запас фито- массы древостоя					Примечания: филы регрессия (LR), мн ный анализ (LDA), 1

656

Таблица 1. Окончание

КНЯЗЕВА и др.

Одним из подходов для дешифрирования отдельного дерева на снимках является фильтр локального максимума (LM), который позволяет выделять освещенные вершины крон деревьев. Точность фильтрации LM зависит от размера деревьев по отношению к пространственному разрешению изображения. LM с размером скользящего окна 3 × 3 пикселя обеспечивает выявление максимального числа деревьев, которые могут быть найдены на снимках, но может приводить к большим ошибкам ложной идентификации. При пространственном разрешении изображения 1 м диаметр кроны дерева 3 м представляется минимальным размером для идентификации с помощью LM отдельно стоящих деревьев. 6 м и более – в хвойных лесах и 8 м и более – в смешанных и лиственных лесах (Wulder et al., 2000, Katoh, 2004). Используя фильтр локального максимума (с окном 3×3), отдельные кроны хвойных деревьев (Канада) были выделены на изображении ІКОNOS. При помощи LM точно определено 44% деревьев из выборки в 200 деревьев, из них молодые -37%, зрелые -70% (Nelson et al., 2002).

Метод Arbor Crown Enumerator (ACE) был разработан и успешно применен для обнаружения оливковых (Olea europae) и апельсиновых деревьев (Citrus sinensis) на о. Крит по изображению OuickBird. ACE основан на пороговой бинаризации данных красного канала съемки в комбинации с лапласианом гауссовой фильтрации (blob detection) и пороговым значением индекса NDVI (Daliakopoulos et al., 2009; Karantzalos et al., 2010). Сочетание в АСЕ трех способов преобразования изображения минимизирует недостатки каждого и обеспечивает более точную оценку числа деревьев. В зависимости от характеристик древостоя использовались разные пороговые значения яркости, ошибка выделения ОКД не превышала 17% при $R^2 = 0.921$ (Daliakopoulos et al., 2009).

Методология OBIA, реализованная для снимков QuickBird, позволила корректно идентифицировать от 70 до 82% ОКД в насаждениях на территориях небольших городов в Нидерландах. Выделение крон проведено на основе спектральных, пространственных и контекстных характеристик деревьев в городском пространстве с использованием особенностей изображения объектов (изменением размера и формы) в нескольких масштабах сегментации. Большинство ошибок наблюдалось для небольших деревьев и деревьев в частных садах — ошибка ложного определения была равна 26% (в основном для деревьев с площадью кроны <15 м²), ошибка пропуска составляла от 18 до 39% (Ardila et al., 2012).

Более сложной задачей является выделение ОКД в сомкнутом пологе леса. Возможности применения снимков WorldView-2 в целях выделения отдельных крон для нескольких видов деревьев в

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6 2021

плотном пологе экваториального леса (Бразилия) показано в исследовании F. Wagner с соавт. (2018). Метод включает предварительную обработку, обнаружение пикселей в границах кроны, контрастирование границ, коррекцию тени в кронах больших деревьев и сегментацию крон. Для анализа изображения полога, преобразованного из мультиспектрального (RGB) в изображение яркости, оттенка и насыщенности (IHS), используется статистический метод оценки бимодального распределения освещенных пикселей крон и затененных пикселей межкроновых промежутков. Алгоритм "rolling ball" и операция математической морфологии применяются для контрастирования изображений с целью усиления тени границы кроны и удаления мелких объектов. Метод позволяет обнаруживать до 80% ОКД выбранных видов деревьев при сравнении с визуально очерченными эталонами.

Применение сверточной нейронной сети (CNN) для выделения ОКД по изображению на снимке WorldView-2 древесного полога лесов Бразилии позволило получить более точные результаты (Braga et al., 2020), чем использование подхода с выделением границ кроны дерева в работе (Wagner et al., 2018). Для построения обучающего набора был реализован метод получения синтетических изображений на основе быстрой нейронной сети (архитектура Mask R-CNN), который позволил значительно сократить объем визуального дешифрирования ОКД и оценить качество эталонов. Формирование набора эталонов для обучения CNN, позволяющих алгоритму решать задачи обнаружения объектов или сегментации, является весьма трудоемким процессом – для обучения алгоритма потребовалось 19656 синтетических изображений, включающих до 150 оконтуренных ОКД. Связь между площадью кроны дерева (в пикселях) из контрольного набора и нейронной сети характеризуется R^2 равным 0.93. Валидация по контрольной выборке (вручную очерченных крон) показала, что алгоритм корректно определил 92.3% ОКД, теневые участки были выделены с точностью 98.9%. Общая точность классификации составила 96%, а коэффициент каппа – 0.92.

2.2. Биометрические параметры древостоев

Результаты сегментации изображений, включающие выделение ОКД или кронового/межкронового пространства лесного полога, теневых участков, используются для моделирования на основе различных алгоритмов биометрических и морфоструктурных параметров древостоев.

Для определения параметров разреженных лесов аридных или лесотундровых зон, садов и плантаций, городских зеленых насаждений хороший результат получают с использованием алгоритмов расчета высоты дерева по длине его тени и

сомкнутости крон по соотношению площади теней деревьев, дешифрируемых на снимке (Wulder et al., 2000; Новичихин, Тутубалина, 2009; Cartus et al., 2012; Тюкавина, 2012). В отечественной лесной науке еще в конце 80-х годов прошлого века проводились успешные экспериментальные работы по автоматитизированному лешифрированию таксашионных характеристик пустынной растительности на основе длины и площади теней отдельных кустарников и метода LM по аэрофотоснимкам (Барталев, Брейдо, 1989). I. Ozdemir (2008) исследовал связь между измеренным в полевых условиях объемом ствола и площадью кроны, и размером тени дерева, измеренных по изображениям Quickbird для разреженных насаждений крымского можжевельника (Juniperus excelsa) в Турции. Были протестированы как визуальное разграничение, так и автоматизированные методы классификации. Статистический анализ показал, что объем ствола коррелировал как с площадью тени $(R^2 = 0.67, RMSE = 12.5\%)$, так и с площадью кроны ($R^2 = 0.51$, RMSE = 15.2%). Перспективные методы автоматизированной обработки VHR предложены специалистами из МГУ им. М.В. Ломоносова на примере картографирования по данным QuickBird крон деревьев и кустарников в лесотундре горного массива Хибин (Новичихин, Тутубалина, 2009). В основе метода – классификация изображения на основе пороговых значений яркостных характеристик, включающих NDVI и результаты кластеризации снимка (в варианте IHS) и текстурных характеристик (дисперсии значений яркости в пределах "скользящего окна"). Результаты классификации (растительность, тени растительности, прочие объекты) используют для выделения отдельных деревьев и кустарников с кронами заданных размеров, и расчета высоты деревьев по длинам их теней.

Метод LM может быть использован для оценки возрастных градаций древостоев. Выделенные ОКД при помощи LM представляют в виде точек, которые преобразуются в полигоны Вороного (Nelson et al., 2004). Этот метод позволяет образовать вокруг точечного объекта (дерева) полигон таким образом, что каждому объекту соответствует область пространства, образованная точками, находящимися ближе к этому объекту, чем к любому другому. Площадь и периметр созданных полигонов, зависящие от плотности размещения деревьев, были использованы при моделировании возраста древостоя. Для выявления зависимостей использовались эталоны для девяти классов возраста, выбранные по данным инвентаризации лесов. Таким образом, отдельные деревья были агрегированы в древостои по выбранным возрастным градациям. Точность модели определения классов возраста для пихтовых лесов на тихоокеанском побережье Канады варьирует примерно от 68% для молодых древостоев до 78% для зрелого леса.

Для определения параметров древостоев (сомкнутости, средних высот, возраста и диаметров стволов древостоев) в сомкнутом пологе применяются методы OBIA, сочетающие различные алгоритмы сегментации и классификации изображений с использованием яркостных и текстурных характеристик (Karantzalos et al., 2004; Palace et al., 2008; Pu, Liu 2011; Wu, Bauer, 2013). На разных этапах обработки снимков VHR используют линейное преобразования Tasseled Cap, анализ главных компонент, расчет вегетационных индексов и текстурных показателей GLCM, алгоритмы классификации на основе статистических методов и нейронных сетей, методы регрессионного моделирования (Kavitakire et al., 2006; Гормаш и др., 2010; Алтынцев, 2011; Evans et al., 2014).

Метод пороговой сегментации, несмотря на простоту алгоритма, позволяет получить достаточно надежные результаты при выявлении и анализе характеристик кронового и межкронового пространства древесного полога с характеристиками лесных фитоценозов. Основной задачей метода пороговой сегментации, предложенного в статье В. М. Жирина с соавт. (2018), является оптимизация определения начального уровня локальных минимумов и максимумов яркости, а также рациональное число порогов, необходимое для сегментации изображения. На основе комбинаций пороговых значений яркости изображения затененных и освещенных межкроновых промежутков и сомкнутости полога были получены статистически достоверные результаты (r = 0.76-0.94) при определении основных параметров древостоев, включающих среднюю высоту, возраст и относительную полноту. Избыточность переменных, используемых в регрессионных уравнениях для моделирования биометрических показателей, позволяет значительно уменьшить субъективность выбора значимых пороговых критериев сегментании.

Результаты оценки параметров хвойных насаждений в Канаде на участке площадью около 16 тыс. га, полученные при помощи OBIA при совместной обработке изображений QuickBird и данных воздушного лазерного зондирования (Chen et al., 2012), демонстрируют высокую тесноту связи при определении высоты древесного полога (r = 0.85; RMSE = = 3.37 м) и запаса стволовой древесины (r = 0.85; RMSE = 52.59 м³/га).

Текстурные параметры GLCM (дисперсия, контраст и корреляция) признаны наиболее перспективными для оценки параметров хвойных лесов в исследовании Kayitakire с соавт. (2006). Анализ параметров GLCM, рассчитанных по снимкам IKONOS-2, показал, что существенное влияние на результат моделирования оказывает

не только функция текстуры, но и размер, направление и порог смещения скользящего окна. Размер 15 × 15 пикселей оказался оптимальным для крон ели (*Picea abies*) – R^2 для линейных моделей высоты диаметра ствола и возраста варьировали от 0.76 до 0.82. Высота являлась наиболее точно определяемой переменной, относительные ошибки составили: для высоты – 10%, диаметра ствола – 15%, возраста – 18%. В работе (Ozdemir, Karnieli, 2011) были смоделированы основные параметры леса как функции измерений текстуры, полученных из спутникового изображения WorldView-2 с использованием множественной линейной регрессии. Коэффициент детерминации (R^2) и значения средней квадратической ошибки (RMSE) составили, соответственно: 0.38 и 109.56 га⁻¹ для количества деревьев; 0.42 и 27.18 м³ га⁻¹ для запаса стволовой древесины; 0.67 и 0.70 для стандартного отклонения диаметров стволов. В дополнение к традиционным лесным параметрам авторы предложили использовать для оценки структуры леса пять индексов разнообразия, которые оценивают регулярность распределения деревьев и разнообразие размеров. Дополнительные новые узкие спектральные каналы съемки WorldView-2 в желтой, красной и ближней инфракрасной областях электромагнитного спектра показали большую информативность при моделировании запаса стволовой древесины и индекса вариабельности диаметров стволов деревьев.

В исследовании турецких ученых по оценке числа деревьев и биометрических параметров крымской сосны (Pinus nigra subsp. pallasiana) с использованием данных WorldView-2 продемонстрированы преимущества нейронных сетей по сравнению с регрессионным моделированием (Günlü et al., 2019). Восемь основных текстурных показателей GLCM, рассчитанных в переменном скользящем окне, размером от 3 × 3 до 25 × 25 были использованы для определения запаса (SV), числа деревьев (NT) и надземной биомассы (AGB). В отличие от параметрических методов, нейронные сети Perceptron (MLP) и Radial Basis Function (RBF) обеспечивают лучшие решения сложных проблем моделирования, когда данные не имеют нормального распределения и линейных отношений между параметрами насаждений и независимыми переменными. Модели на основе RBF показали более высокие значения корреляции, чем регрессионные модели – для SV ($R^2 =$ = 0.56 и 0.32), для NT (*R*² = 0.37 и 0.33) и для AGB $(R^2 = 0.57 \text{ M} 0.34).$

Сравнительная оценка различных методов классификации (максимальное правдоподобие (MLC), метод опорных векторов (SVM) и нейронная сеть (NN) для определения групп возраста (SDS) и сомкнутости полога (SCC) смешанных насаждений по изображениям IKONOS пред-

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6 2021

ставлена в работе (Bulut et al., 2019). Лучший результат получен для параметров SDS и SCC с использованием классификатора SVM на основе полиномиальных функций: коэффициенты каппа равны 0.94 и 0.88, соответственно; общая точность классификации более 90%. Классификаторы MLC и ANN показали одинаковые результаты, которые немного хуже, чем у SVM — оценка каппа составляет 0.90 для групп диаметров и 0.85 — для сомкнутости полога.

2.3. Определение породного и видового состава древостоев

Алгоритмы классификации, такие как MLE и K-NN, успешно применяются к мультиспектральным изображениям для определения доминирующих видов (Franco-Lopez et al., 2001; Rogan, Yool, 2001; Finley, McRoberts, 2008). Классификация пород деревьев в смешанных лесах на о. Хоккайдо по спутниковым данным IKONOS с использованием MLE продемонстрировала достаточно хорошие результаты, особенно для хвойных древостоев. Для каждой породы (2 хвойных породы и 19 лиственных) была создана репрезентативная выборка пикселей из центральной части кроны и рассчитаны стандартные статистики (среднее, стандартное отклонение, минимум и максимум). Для выявления статистически значимых различий в спектральных диапазонах использовались дисперсионный анализ, тест множественного сравнения Тьюки и др. С наибольшей точностью были определены пихта (Abies sachalinensis) (74%), лиственница (Larix kaempferi) (70%), вяз (Ulmus davidiana, Ulmus laciniata) (63%) и дуб (Quercus mongolica) (62%). Общая точность классификации составила 62%. Точность классификации лиственных деревьев была немного ниже (40-63%), в то время как хвойных пород выше -70% (Katoh, 2004).

Наиболее детально сравнение двух подходов (пиксельного и объектно-ориентированного) к определению породного состав деревьев по спутниковым данным сверхвысокого разрешения показано в работе M. Immitzer с соавт. (2012). На примере снимков WorldView-2 изучены возможности картографирования древесных пород на участке хвойно-широколиственного леса на востоке Австрии. Для 10 видов древесных пород были созданы обучающие эталоны в 8 съемочных каналах при помощи визуального оконтуривания освешенных участков крон выбранных деревьев на изображении. Для ОВІА были рассчитаны средние значения спектральных характеристик внутри полученных полигонов, а для пиксельного – спектральные значения яркости каждого пиксела внутри полигона. Для классификации выбраны алгоритмы RF и LDA. Использование пиксельного подхода вместо объектно-ориенти-

рованного привело к уменьшению точности классификации на 0.1-0.15, как алгоритмом RF, так и LDA. В целом классификаторы продемонстрировали похожие результаты, но оценки точности RF (каппа = 0.94) немного выше LDA (капna = 0.92) для 4-х основных пород — ель (*Picea ab*ies), сосна (Pinus sylvestris), бук (Fagus sylvatica) и дуб (*Quercus robur*). Если учитывать классификацию всех 10 видов деревьев, то показатель каппа снижается – 0.8 (RF) и 0.81(LDA). Общая точность распознавания хвойных пород составила 81.2%, широколиственных деревьев – 83.8%. Лиственница (Larix decidua) показала самую низкую точность распознавания (66.4%) среди хвойных пород, а граб (*Carpinus betulus*) (33.3%) – срели широколиственных. Наиболее хорошо распознаются сосна (89.8%), бук (94.3%) и береза (Betula pendula) (90.7%).

Сравнительный анализ работы нескольких алгоритмов параметрической (MLE) и непараметрической классификации (SVM, спектрального угла (SAM), NN, расстояние Махаланобиса) в целях определения видовой структуры верхнего яруса субтропических лесов был проведен с использованием снимков сверхвысокого разрешения QuickBird (Lin et al., 2015). Дополнение исходных зональных изображений производными (изображения различных вегетационных индексов, текстурных показателей) позволило значительно увеличить вероятность распознавания пород деревьев. Статистический анализ эффективности классификаций показал, что использование всех исходных и производных изображений Quick-Bird в сочетании с методом MLE или SVM дает самую высокую вероятность распознавания видов деревьев субтропического леса (каппа = 0.98). В работе гонконгских ученых изучены возможности классификации видового состава мангровых зарослей при помощи методов случайных лесов и опорных векторов по данным WorldView-3. Общая точность распознавания при использовании разных алгоритмов была примерно одинакова и составила 0.70-0.72, при комбинировании мультиспектральных снимков с данными лидаров точность распознавания увеличивалась до 0.87-0.88 (Li et al., 2019). Хорошие результаты для определения пород деревьев и степени повреждения ясеня (Fraxinus excelsior) в смешанных лесах на балтийском побережье Германии по летним снимкам WorldView-2 показало применение OBIA в сочетании с LDA (Waser et al., 2014). Предварительная сегментация изображения позволила разделить освещенные и затененные участки полога на основе эмпирически подобранного порога. Далее сегменты были оптимизированы с использованием нескольких уровней детализации и адаптированы к параметрам формы и компактности освешенных крон деревьев эталонных данных, отобранных по аэрофотоснимкам. Классификация

проведена на основе полиномиальной логистической регрессии, использующей методы максимального правдоподобия для оценки вероятности категориальной принадлежности. Для отбора переменных использовались три метода: LDA, PCA и метод ступенчатого отбора. С применением LDA были получены лучшие показатели точности: от 69% для бука до 92–95% для тополя (*Populus* sp.) и ели. Общая точность классификации составила 83%.

Хотя в большинстве случаев дешифрирование породного состава древостоев проводят по мультиспектральным изображениям, хорошие результаты можно получить, используя в качестве источника данных панхроматический снимок. В работе канадских исследователей была использована сегментация панхроматического снимка QuickBird для выделения лесных насаждений с преобладанием ели (Picea glauca, P. mariana), сосны (Pinus contorta) или осины (Populus tremuloides), после чего проведено выделение крон деревьев и межкроновых промежутков в каждом насаждении с применением порогового алгоритма. Классификация с использованием метрик крон деревьев (площадь, диаметр, форма) позволила определить доминирующий вид в 72.5% насаждений с точностью для индивидуальных деревьев, варьирующей от 43.9 до 100.0% (Mora et al., 2010).

Высокая точность классификации экваториальных лесов на атлантическом побережье Бразилии по данным WorldView-3 с использованием нейронной сети представлена в исследовании группы европейских и бразильских ученых (Wagner et al., 2019). Спутниковые данные использованы в виде композита RGB с предварительным паншарпенингом данных. Сегментация изображения проведена при помощи алгоритма U-Net. Алгоритм основан на полностью сверточной сети, что значительно увеличивает скорость его работы, архитектура сети модифицирована и расширена для работы с меньшим количеством обучающих изображений и получения более точных сегментов. Для обучения сети были использованы около 9000 фрагментов изображений. В результате классификации удалось достаточно хорошо дешифрировать естественные леса и плантации эвкалиптовых деревьев (Eucalyptus sp.) – общая точность составила 95.4 и 97.0%, соответственно. Предыдущий эксперимент (Wagner et al., 2018) по идентификации 7 видов деревьев в пологе бразильских лесов на основе сегментации ОКД методом выделения границ кроны также показал высокие значения точности – общая точность классификации видов составила 65.9 и 62.9% для ручного и автоматического выделения крон. Классификация видов проводилась с помощью алгоритма SVM по спектральным и текстурным признакам, рассчитанным в границах выделенных крон.

2.4. Оценка нарушений лесного полога (рубки, ветровалы, пожары)

Для анализа нарушений древесного полога и состояния лесов на локальном уровне применяют методы сегментации изображения и классификации на основе комбинации текстурных показателей и различных индексов (NDVI, NDMI, R/G, NBR, LAI) (White et al., 2005; Senf et al., 2017). Индексы, основанные на соотношениях спектральных диапазонов Green, Red, RedEdge, NIR1 и NIR2, наиболее чувствительны к усыханию древостоев (Waser et al., 2014). Например, классификация Random Forest с использованием индекса NDVI, рассчитанного по данным SPOT7 (разрешение 1.5 м), позволила обнаружить разрывы (окна) в пологе леса с общей точностью около 78%. Дополнительный анализ текстур изображения древесного полога повысил точность классификации до 86.11% (Bhugeloo et al., 2018). В исследовании (Dalagnol et al., 2019) приведены оценки потенциала использования временной серии снимков VHR WorldView-2 и GeoEye-1 с бортовым лидаром для обнаружения нарушений лесного полога, связанных с лесозаготовками, в тропических лесах Бразилии. Средняя точность обнаружения рубок по спутниковым снимкам WorldView-2 при использовании метода RF составила 64%. Несмотря на то, что точность не является оптимальной, обнаруженные нарушения показывают сильную пространственную корреляцию с данными лидарной съемки и наземными обследованиями.

Снимки сверхвысокого разрешения успешно используются при оценке ущерба от лесных пожаров и моделировании постпирогенного лесовосстановления. Например, в результате классификации снимков Quickbird созданы карты сохранившихся после пожара древостоев ели (Picea obovata) и пихты (Abies sibirica) на территорию двух гарей в Центральной Сибири (Jung et al., 2013). Для определения суммы площадей сечений стволов (базальной площади) использован алгоритм RF, а для выбора признаков – Guided Hybrid Genetic Algorithm (GHGA). Точность классификации для ели составила 74%, пихты – 77%, суммарная — 80%. Для оценки степени повреждения пожаром растительности в каньоне Уолдо (США) проанализирован временной ряд снимков Worldview-2, 3 и QuickBird-2 с 2011 по 2016 г. (Vanderhoof et al., 2018). На основе ОВІА авторы составили карты степени повреждения (высокая, средняя, низкая) и темпов восстановления травянистой, кустарниковой, хвойной и лиственной древесной растительности.

Объектно-ориентированный подход с привлечением индексов NDVI и модифицированного mSAVI2 позволил оценить площадь гари и степень повреждения хвойных лесов (Греция) по спутниковым данным IKONOS (Papaiordanidis et al.,

ЛЕСОВЕДЕНИЕ № 6 2021

2017). Общая точность определения степени повреждения растительности составила 79% при использовании NDVI и 82% при использовании mSAVI2. Возможность создания модели постпожарного восстановления сосновых лесов на примере трех крупных гарей, находящихся в разных провинциях Испании, с использованием снимков WorldView-2 продемонстрирована в исследовании J.M. Fernández-Guisuraga с соавт. (2019). В качестве предикторов восстановления растительности в обобщенных линейных моделях рассматривались спектральные индексы (NDVI, Anthocyanin Reflectance Index (ARI), Burnt Area Index (BAI), Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index (TCARI)) и текстурные признаки GLCM. Экстраполяция модели, созданной для одной гари, на остальные две с учетом климатического градиента показала хорошие результаты -r > 0.7. Изучению динамики лесов и ее влияния на глобальный углеродный цикл посвящено исследование (Meng et al., 2018). Проанализирована скорость восстановления сосновых и дубовых лесов после пожара 2012 г. на о. Лонг-Айленд, штат Нью-Йорк, США. Была исследована возможность комбинированного использования методов мультисенсорного дистанционного зондирования, включая классификацию гари по снимку WorldView-2 с общей точностью 88% при использовании метода RF. Авторы показали зависимость темпов восстановления лесов от степени повреждения огнем при пожаре. В результате исследования сосновые леса оказались более устойчивы к сильному воздействию огня, чем дубовые.

2.5. Оценка динамики и состояния лесов

Объектно-ориентированный многоиндексный интегральный анализ MIICA для обнаружения изменений лесной растительности за 10-летний период по данным QuickBird, IKONOS и WorldView2 предложен китайскими исследователями (Zhu et al., 2020). В качестве единиц анализа изменений вместо отдельных пикселей используются однородные объекты, выделенные посредством сегментации. Сравнение результатов MIICA с алгоритмами попиксельного обнаружения изменений (включая метод разности NDVI, анализ главных компонент и спектральный градиентный разностный анализ) показали небольшое преимущество объектно-ориентированного подхода в точности классификации – каппа 0.85 и общая точность 0.91 для MIICA и 0.8 и 0.88. соответственно, для пиксельного подхода. Однако, в случае, когда объект исследования на изображении имеет неоднородное пространственное распределение без выраженных границ, объектные классификаторы использовать нецелесообразно. Этот случай продемонстрирован на примере картографирования интенсивности поражения (5 классов) подлеска самшита (Buxus sempervirens subsp. hyrcana) в смешанных лиственных лесах на севере Ирана (Esmaili et al., 2020). Классификация проведена по снимкам Pleiades при помощи методов попиксельного анализа (MLE и SVM с разными функциями ядер) и объектно-ориентированной классификации (на основе алгоритмов SVM и классификатора Байеса) с использованием исходных спектральных изображений VNIR и вегетационных индексов GDVI и DVI. Лучший результат получен классификатором MLE на исходных полоcax VNIR с общей точностью, равной 55%, и значением каппа 54. Следует отметить, что низкая спектральная разделимость между здоровыми самшитовыми деревьями и ослабленными не дает возможности надежного выделения этого класса повреждений (точность около 40%). Хорошие результаты получены только для классов здоровых (точность 94%) и сухостойных деревьев (70%). В эксперименте немецких ученых при оценке пород деревьев и степени повреждения ясеня (Fraxinus excelsior) в лесах Германии по данным World-View-2 (Waser et al., 2014) применение разнообразных вегетационных индексов дополнительно к исходным изображениям позволило значительно (на 20%) повысить точность классификации степени повреждения ясеня, но лишь незначительно улучшило классификацию древесных пород (менее 5%). На основе методов ОВІА в сочетании с LDA была достигнута общая точность, равная 77% для четырех классов повреждения деревьев ясеня.

Интересные результаты по изучению сезонной динамики индекса листовой поверхности (LAI) для пойменных лесов юга Флориды, полученного по мультисезонной серии спутниковых сцен Pléiades, описаны в работе исследователей из США (Pu, Landry, 2019). В исследовании использовались 4 сезонных мультиспектральных изображения для расчета LAI и соответствующие им сезонные измерения индекса в полевых условиях. Подмножество спектральных и текстурных (1-го и 2-го порядков) признаков, извлеченных из изображений Pléiades, были использованы для разработки модели сезонной регрессии LAI с помощью метода корреляционного анализа (ССА) и для картографирования индекса. Относительная точность расчета LAI была наиболее высокой у майских изображений -86.5% ($R^2 = 0.8$, RMSE = 0.45). Текстурные признаки, рассчитанные в окне размером 5×5 , оказались более информативны для расчета LAI, чем спектральные, а среди спектральных признаков – данные красного канала съемки.

Совместное использование данных World-View-3 и многоспектральных беспилотных летательных аппаратов протестировано на примере оценки состояния деревьев макадамии разных сортов (*Macadamia integrifolia, M. tetraphylla*), про-

израстающих на восточном побережье Австралии (Johansen et al., 2020). При помощи методов RF на основе исходных спектральных изображений и вегетационных индексов смоделированы 5 классов состояния деревьев, от отличного до плохого. Результаты показали, что на основе всех дистанционных данных возможно достоверное определение одной из 2-х близких категорий состояния для примерно 98% деревьев. В многовременном масштабе снимки WorldView-3 показали лучшие результаты, чем данные аэрофотосъемки для прогнозирования состояния макадамии в пределах одной категории состояния. Важно отметить, что модели, обученные на основе одного сорта макадамии, не могли быть успешно применены на участке с другой разновидностью деревьев ошибки классификации достигали 31-43%.

2.6. Оценка фитомассы древостоя и запаса углерода

Успешное применение данных WorldView-2 в целях оценки запаса углерода на уровне отдельных деревьев в тропических лесах Индии продемонстрировано в работе (Pandey et al., 2020). Многоуровневая сегментация изображений методом OBIA проведена на основе критерия локальной однородности спектральных значений и формы сегментов. Точность автоматизированного выделения крон деревьев на основе сравнения с визуально выделенными эталонами составила 74%. Классификация деревьев проведена с использованием функций принадлежности на основе пороговых значений индекса NDVI и яркости для теневых участков. Точность определения двух видов деревьев – тектона великая (Тестопа grandis) и шорея исполинская (Shorea robusta) – составила 83%. Используя соотношение между площадью горизонтальной проекции выделенной кроны (СРА) и углеродом, классифицированная карта была преобразована в углеродный запас отдельных деревьев. Для оценки взаимосвязи между СРА и запасом углерода для отдельных деревьев была разработана нелинейная регрессионная модель. Коэффициент корреляции для деревьев шореи составил 0.53, для тиковых деревьев – 0.78. Таким образом, исследование показало новые возможности применения данных VHR для совершенствования оценки и картографирования запасов биомассы и углерода путем определения и классификации СРА отдельных деревьев. Подобный эксперимент, по дистанционной оценке, фитомассы деревьев на основе данных WorldView-2 показал более высокие результаты (Gonçalves et al., 2017). В исследовании рассматривается вычисление с использованием аллометрических уравнений надземной фитомассы сосны итальянской (*Pinus pinea*) и пробкового дуба (Quercus suber) в хвойно-широколиственных лесах на юге Португалии. Точность выделения горизонтальной проекции крон отдельных деревьев по данным WorldView-2 на основе подхода OBIA методом ближайшего соседа составила 90%. Коэффициент регрессии при определении взаимосвязи фитомассы сосны итальянской на основе СРА достаточно высокий ($R^2 = 0.890$).

Заключение. Определение характеристик древостоев по спутниковым данным сверхвысокого пространственного разрешения ставит сложную методологическую задачу анализа и обработки изображений, поскольку на спектральную яркость деревьев влияют вариации освещенности кроны и межкроновых промежутков в лесном пологе. Объектно-ориентированный подход OBIA, основанный на анализе пространственных отношений объекта дешифрирования и соседних элементов изображения, является оптимальным выбором для классификации лесов по снимкам VHR. OBIA позволяет убрать ограничения традиционных методов попиксельной классификации лесов по спектральным признакам, придав именно параметрам структуры изображения лесного полога наибольшую информативность для автоматизированного дешифрирования древостоев. Из приведенных в обзоре исследований этот подход применяется в большинстве случаев и дает возможность получить наиболее высокие значения точности определяемых параметров по сравнению с другими методами анализа изображений.

Основным показателем, обеспечивающим эффективность классификации при ОВІА, является точность сегментации изображения по элементам полога. И если выделение теневых участков, крон отдельно растущих деревьев может быть обеспечено сравнительно простыми алгоритмами на основе пороговой сегментации, выделение ОКД в сомкнутом пологе представляет собой более сложный процесс, требующий предварительной обработки изображения и комбинирования алгоритмов. Наиболее трудную задачу выделение крон деревьев представляет для сложных по составу экваториальных лесов. Однако именно применение снимков VHR для исследования этих труднодоступных лесных территорий наиболее актуально, ввиду сложностей проведения аэросъемок БПЛА и ALS. Теневые участки изображения лесного полога содержат значительную часть информации о параметрах деревьев, особенно для разреженных насаждений – по прямым дешифровочным признакам (длине и площади тени дерева) можно с высокой степенью вероятности определить высоту, а также оценить возраст, диаметр ствола. В сомкнутых древостоях структуру изображения полога в значительной степени определяют межкроновые промежутки (в основном, затененные), пространственные характеристики которых хорошо коррелируют с биометрическими параметрами насаждений.

Рассмотренные в обзоре исследования по применению данных VHR включают разнообразные алгоритмы обработки. Рекомендовать какой-либо метод обработки изображений как универсальный для дистанционной оценки характеристик и состояния лесов затруднительно, так как выбор оптимального алгоритма зависит от многих факторов: целей дешифрирования, характеристик спутниковых данных, доступных обучающих выборок, сложности структуры древесного полога леса, дополнительной информации о лесной территории и др. OBIA в сочетании с линейным дискриминантным анализом (LDA) для отбора признаков и обобщенными линейными моделями (GLM) оказались особенно полезными для определения пород деревьев в бореальных лесах. Также высокие оценки качества классификации продемонстрированы алгоритмами ансамбля деревьев решений RF и опорных векторов SVM. Для дешифрирования пород деревьев в тропических и экваториальных лесах лучшие результаты показало применение нейронных сетей, но это наиболее трудоемкая задача, связанная с необходимостью набора большого количества фрагментов изображений для обучения алгоритма. Среди спектральных каналов съемки наиболее полезны при дешифрировании пород деревьев красный и ближний инфракрасный диапазоны. Дополнительные каналы, например, в данных WorldView-3, могут повысить точность распознавания пород, но незначительно (на несколько процентов). Применение производных индексных изображений является наиболее оптимальным вариантом для оценки состояния лесной растительности (например, степени усыхания или лесовозобновления), однако для распознавания пород деревьев более информативны исходные мультиспектральные изображения VHR.

В настоящее время значительная часть исследований лесных экосистем дистанционными методами на локальном уровне проводится с использованием аэрофотосъемки с БПЛА и лидарной аэросъемки ALS. Поэтому перспективу совершенствования методических подходов к дистанционной оценке характеристик лесов большинство исследователей видят в совместном использовании различных видов высокодетальных съемок (VHR, БПЛА, ALS и TLS) и разработке способов создания производных продуктов, что позволит сочетать преимущества каждого вида дистанционного зондирования для повышения достоверности и точности автоматизированного дешифрирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Аброскина А.К., Волокитина А.В., Корец М.А. Составление карт природной пожарной опасности по материалам лесоустройства // Вестник КрасГАУ. 2012. № 7(70). С. 60–64.

Алтынцев М.А. Преобразование Tasseled Сар по космическим снимкам IKONOS для дешифрирования растительности // Интерэкспо Гео-Сибирь. 2011. Т. 4.

Барталев С.А., Брейдо М.Д. Автоматизированное определение таксационных характеристик кустарниковой растительности пустынь по дистанционным данным // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. 1989. № 4. С. 94–102

Браславская Т.Ю. Градиентный анализ флористического состава и экологической структуры травяного яруса в пойменных лесах // Известия самарского научного центра российской академии наук. 2012. Т. 14. № 1(5). С. 1202–1205.

Гамбарова Е.М. Обучение нейронного классификатора типа многослойный перцептрон и анализ результатов классификации на снимках, полученных со спутника IKONOS, с использованием геоинформационных технологий // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2007. № 1. С. 43–51.

Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Техносфера. Москва. 2012. 1104 с.

Гормаш А.В., Оньков И.В., Чернопазов В.А., Кривенко М.А. Опыт использования космических снимков IKONOS и QuickBird для решения задач муниципального хозяйства г. Перми // Геоматика. 2010. № 1. С. 52–56.

Жирин В.М., Князева С.В., Эйдлина С.П. Оценка влияния морфологии древесного полога и рельефа на спектральные характеристики лесов по данным Landsat // Исследование Земли из космоса. 2016. № 5. С. 10–20.

Жирин В.М., Лукина Н.В. Развитие системы инвентаризации лесов России // Лесной вестник/Forestry Bulletin. 2017. Т. 21. № 2. С. 4–14.

Жирин В. М., Князева С.В., Эйдлина С.П. Оценка биометрических параметров насаждений по изображениям межкронового пространства на снимках сверхвысокого разрешения // Лесоведение. 2018. № 3. С. 163–177.

Замолодчиков Д.Г., Грабовский В.И., Честных О.В. Динамика баланса углерода в лесах федеральных округов Российской Федерации // Вопросы лесной науки. 2018. Т. 1. № 1.

Иванов Е.С. Некоторые приложения сегментации снимков ДЗЗ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13 № 1 С. 105–116.

Кравцова В.И. Пространственная структура экотона тундра — тайга на плато Путорана (по космическим снимкам сверхвысокого разрешения) // Вестник московского Университета. 2012. Сер. 5. География. № 1.

Новичихин А.Е., Тутубалина О.В. Интеграция алгоритмов обработки космических снимков сверхвысокого пространственного разрешения для автоматизированного дешифрирования лесной растительности // Земля из космоса: наиболее эффективные решения. М.: Инженерно-технологический центр "СКАНЭКС". 2009. № 3. С. 40–42.

Орлова М.А., Лукина Н.В., Смирнов В.Э. Методические подходы к отбору образцов лесной подстилки с учетом мозаичности лесных биогеоценозов // Лесоведение. 2015. № 3. С. 214–221.

Рагимов Р.М., Гамбаров А.Ю., Исмаилов Дж.И., Бабаев Э.З., Гамбарова Е.М. Сравнительный анализ статистического и нейронного классификаторов для распознования объектов на снимках IKONOS // Исследование Земли из космоса. 2007. № 1. С. 36–46.

Софронова А. В., Волокитина А. В. Составление карты растительных горючих материалов для объекта нефтегазового комплекса по данным дешифрирования космического снимка сверхвысокого разрешения // Проблемы региональной экологии. 2014. № 4. С. 100–104.

Софронова А.В., Волокитина А.В. Картографирование растительных горючих материалов методом визуально-инструментального дешифрирования космических снимков // География и природные ресурсы. 2017. № 4. С. 189–196.

Сухих В.И., Жирин В.М., Зиемелис Т.А., Шаталов А.В. Оценка информативности космических фотоснимков высокого разрешения для инвентаризации лесов // Исследование Земли из космоса. 1996. № 2. С. 45–56.

Тебенькова Д.Н., Лукина Н.В., Чумаченко С.И., Данилова М.А., Кузнецова А.И., Горнов А.В., Гагарин Ю.Н. Мультифункциональность и биоразнообразие лесных экосистем // Лесоведение. 2019. № 5. С. 341–356.

Терехов А.Г., Макаренко Н.Г., Пак И.Т. Автоматический алгоритм классификации снимков QuickBird в задаче оценки полноты леса // Компьютерная оптика. 2014. Т. 38. № 3.

Тюкавина А.Ю. Определение сомкнутости крон редкостойных лиственничников Таймыра по космическим снимкам разного разрешения // Исследования Земли из космоса. 2012. № 5. С. 64–74.

Фраленко В.П. Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли // Программные системы: теория и приложения. 2014. № 4(22). С. 19–39.

Харук В.И., Им С.Т., Ягунов М.Н. Миграция северной границы распространения сибирского шелкопряда // Сибирский экологический журн. 2018. Т. 25. №. 1. С. 32–44.

Чистяков С.П. Случайные леса: Обзор // Труды Карельского центра РАН. 2013. № 1. С. 117–136.

Ardila J.P., Bijker W., Tolpekin V.A., Stein A. Context-sensitive extraction of tree crown objects in urban areas using VHR satellite images // International J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2012. V. 15. P. 57–69.

Bhugeloo A., Peerbhay K., Ramdhani S., Sershen Assessing the Trade-Offs of SPOT7 Imagery for Monitoring Natural Forest Canopy Intactness // Forests. 2018. V. 9(12). P. 1–14.

Blaschke T., Hay G.J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Feitosa R.Q., van der Meer F., van der Werff H., van Coillie F., Tiede D. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2014. V. 87. P. 180– 191.

Braga J.R.G., Peripato V., Dalagnol R., Ferreira M.P., Tarabalka Y., Aragão L.E.O.C., de Campos Velho H.F., Shiguemori E.H., Wagner F.H. Tree Crown Delineation Algorithm Based on a Convolutional Neural Network // Remote Sensing. 2020. V. 12. P. 1–27.

Breiman L. Bagging predictors // Machine Learning. 1996. V. 24. № 2. P. 123–140.

Brosofske K.D., Froese R.E., Falkowski M.J., Banskota A. A Review of Methods for Mapping and Prediction of Invento-ry Attributes for Operational Forest Management // Forest Science. 2014. V. 60(4).

Bulut S., Günlü A., Keleş S. Estimation of forest development stage and crown closure using different classification methods and satellite images: A case study from Turkey // J. Forest Science. 2019. V. 65. № 1. P. 18–26.

Cartus O., Kellndorfer J., Rombach M., Walker W. Mapping Canopy Height and Growing Stock Volume Using Airborne Lidar, ALOS PALSAR and Landsat ETM+ // Remote Sensing. 2012. V. 4. № 11. P. 3320–3345.

Chen G., Hay G.J., St-Onge B. A GEOBIA framework to estimate forest parameters from lidar transects, Quickbird imagery and machine learning: A case study in Quebec, Canada // International J.—f Applied Earth Observation and Geoinformation. 2012. V. 15. P. 28-37.

Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2016. V. 117. P. 11–28.

Chung K.L., Lin Y.R., Huang Y.H. Efficient shadow detection of color aerial images based on successive thresholding scheme // IEEE transactions on geoscience and remote sensing. 2008. V. 47. \mathbb{N} 2. P. 671–682.

Clark M.L., Roberts D.A., Clark D.B. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales // Remote sensing of environment. 2005. V. 96. \mathbb{N} 3–4. P. 375–398.

Comaniciu D., Meer P. Mean shift analysis and applications // Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. 1999.

Coops N.C., Johnson M., Wulder M.A., White J.C. Assessment of QuickBird high spatial resolution imagery to detect red attack damage due to mountain pine beetle infestation // Remote Sensing of Environment. 2006. V. 103. P. 67–80.

Culvenor D.S. TIDA: an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery // Computers & Geosciences. 2002. V. 28. № 1. P. 33–44.

Dalagnol R., Phillips O.L., Gloor E., Galvao L.S., Wagner F.H., Locks C.J., Aragao L.E.O. Quantifying Canopy Tree Loss and Gap Recovery in Tropical Forests under Low-Intensity Logging Using VHR Satellite Imagery and Airborne Li-DAR // Remote sensing. 2019. V. 11. P. 1–20.

Daliakopoulos I., Grillakis G., Koutroulis A., Tsanis I. Tree Crown Detection on Multispectral VHR Satellite Imagery // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. 2009. V. 75. № 10. P. 1201–1211.

Dalponte M., Marzini S., Solano-Correa Y.T., Tonon G., Vescovo L., Gianelle D. Mapping forest windthrows using high spatial resolution multispectral satellite images // International J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2020. V. 93. P. 1–12.

Das S., Aery A. A review: shadow detection and shadow removal from images // International J. Engineering Trends and Technology (IJETT). 2013. V. 4. № 5. P. 1764–1767.

Deepan P., Abinaya S., Haritha G., Iswarya V. Road recognition from remote sensing imagery using machine learning // International Research J. Engineering and Technology (IRJET). 2018 V. 5. № 3. P. 3677–3683.

Duan Q., Tu Y-H., Searle C., Wu D., Phinn S., Robson A., McCabe M.F. Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and WorldView-3 imagery // ISP-PRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2020. V. 165. P. 28–40.

Evans B., Lyons T., Barber P., Stone C., Hardy G. Dieback classification modelling using high-resolution digital multi-

spectral imagery and in situ assessments of crown condition // Remote sensing letters. 2014. V. 3. № 6. P. 541–550.

Esmaili R., Jouibary S.S., Soosani J., Naghavi H. Mapping of understory infested boxwood trees using high resolution imagery // Remote Sensing Applications: Society and Environment. 2020. V. 18. P. 1–11.

Falkowski M.J., Wulder M.A., White J.C., Gillis M.D. 2009. Supporting large-area, sample-based forest inventories with very high spatial resolution satellite imagery // Progress in Physical Geography. 2009. V. 33. P. 403–423.

Fassnacht F.E., Latifi H., Stereńczak K., Modzelewska A. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data // Remote Sensing of Environment. 2016. V. 186. P. 64–87.

Féret J.B., Asner G.P. Mapping tropical forest canopy diversity using high-fidelity imaging spectroscopy // Ecological Applications. 2014. V. 24. № 6. P. 1289–1296.

Fernández-Guisuraga J.M., Calvo L., Fernández-García V., Marcos-Porras E., Taboada A., Suárez-Seoane S. Efficiency of remote sensing tools for post-fire management along a climatic Gradient // Forest Ecology and Management. 2019. V. 433. P. 553–562.

Ferreira M.P., Wagner F.H., Aragão L.E.O., Shimabukuro Y.E. Tree species classification in tropical forests using visible to shortwave infrared WorldView-3 images and texture analysis // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2019. V. 149. P. 119–131

Finley A.O., McRoberts R.E. Efficient k-nearest neighbor searches for multi-source forest attribute mapping // Remote Sensing of Environment. 2008. V. 112. № 5. P. 2203–2211.

Franco-Lopez H., Ek A. R., Bauer M. E. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method // Remote sensing of Environment. 2001. V. 77. № 3. P. 251–274.

Garrity S.R., Allen C.D., Brumby S.P., Gangodagamage C., McDowell N.G., Cai D.M. Quantifying tree mortality in a mixed species woodland using multitemporal high spatial resolution satellite imagery // Remote Sensing of Environment. 2013. V. 129. P. 54–65.

Gecen R., Sarp G. Road detection from high- and low-resolution satellite images // The International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2008. V. XXXVII. Part B4. P. 355–357.

Gonçalves A.C., Sousa A.M.O., Silva J.R.M. Pinus pinea above ground biomass estimation with very high spatial resolution satellite images// Options Méditerranéennes.2017. N° 122. P. 49–54.

Goodbody T.R.H., Coops N.C., Hermosilla T., Tompalski P., Crawford P. Assessing the status of forest regeneration using digital aerial photogrammetry and unmanned aerial systems // International J. Remote Sensing. 2018. V. 39. $N_{\rm P}$ 15–16. P. 5246–5264.

Günlü A., Ercanlı İ., Şenyurt M., Keleş S. Estimation of some stand parameters from textural features from WorldView-2 satellite image using the artificial neural network and multiple regression methods: a case study from Turkey // Geocarto International. 2019. P. 1-18.

Harris N.L., Gibbs D.A., Baccini A., Birdsey R.A., Bruin S.D., Farina M., Fatoyinbo L., Hansen M.C., Herold M., Houghton R.A., Potapov P.V., Suarez D.R., Roman-cuesta R.M., Saatchi S.S., Slay C.M., Turubanova S.A., Tyukavina A.

Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes // Nature Climate Change. 2021. V. 11. № 3. P. 234–240.

Hicke J.A., Logan J. Mapping whitebark pine mortality caused by a mountain pine beetle outbreak with high spatial resolution satellite imagery. // International J. Remote Sensing. 2009. V. 30. P. 4427–4441.

Hossain M.D., Chen D. Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2019. V.150. P. 115–134.

Huang H., Li X., Chen C. Individual Tree Crown Detection and Delineation From Very-High-Resolution UAV Images Based on Bias Field and Marker-Controlled Watershed Segmentation Algorithms // IEEE J. selected topics in applied earth observations and remote sensing. 2018. P. 1939–1404

Immitzer M., Atzberger C., Koukal T. Tree Species Classification with Random Forest Using Very High Spatial Resolution 8-Band WorldView-2 Satellite Data // Remote Sensing. 2012. V. 4. P. 2661–2693.

Johansen K., Duan Q., Tu Y.-H., Searle C., Wu D., Phinn S., Robson A., McCabe M.F. Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and WorldView-3 imagery // ISPPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2020. V. 165. P. 28–40.

Jung M., Tautenhahn S., Kattge J., Wirth C. Estimating basal area of spruce and fir in post-fire residual stands in Central Siberia using QuickBird, feature selection, and Random forests // Procedia Computer Science. Cep. "2013 International Conference on Computational Science, ICCS 2013". 2013. P. 2386–2395.

Karantzalos K., Argialas D. Towards automatic olive trees extraction from aerial and satellite imagery // International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Istanbul, Turkey. 2004. № 35(5). P. 360–365.

Karantzalos K.G., Argialas D.P. Towards Automatic Olive Tree Extraction from Satellite Imagery // Commission III. 2010.

Katoh M. Classifying tree species in a northern mixed forest using high-resolution IKONOS data // J. Forest Research. 2004. V. 9. № 1. P. 7–14.

Kayitakire F., Hamel C., Defourny P. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery // Remote sensing of environment. 2006. V. 102. № 3–4. P. 390–401.

Kim M., Madden M., Warner T. Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery // Object-based image analysis. Springer. Berlin. Heidelberg. 2008. P. 291–307.

Ku N., Popescu S. A comparison of multiple methods for mapping local-scale mesquite tree aboveground biomass with remotely sensed data // Biomass and Bioenergy. 2019. V. 122(1). P. 270–279.

Li Q., Wong F.K.K., Fung T. Classification of Mangrove Species Using Combined WordView-3 and LiDAR Data in Mai Po Nature Reserve, Hong Kong // Remote Sensing. 2019. V. 11. P. 1–17.

Lin C., Popescu S.C., Thomson G., Tsogt K., Chang C.I. Classification of tree species in overstorey canopy of subtropical forest using QuickBird images // PloS one. 2015. V. 10. № 5. *Lizarazo I.* Accuracy assessment of object-based image classification: another STEP // International J. Remote Sensing. 2014. V. 35. № 16. P. 6135–6156.

Malahlela O., Cho M.A., Mutanga O. Mapping canopy gaps in an indigenous subtropical coastal forest using highresolution WorldView-2 data // International J. Remote Sensing. 2014. V. 35. № 17. P. 6397–6417.

Meng R., Wu J., Serbin S.P., Zhao F, Cook B.D., Hanavan R.P. Measuring short-term post-fire forest recovery across a burn severity gradient in a mixed pine-oak forest using multi-sensor remote sensing techniques // Remote Sensing of Environment. 2018. V. 210. P. 282–296.

Mora B., Wulder M.A., White J.C. Identifying leading species using tree crown metrics derived from very high spatial resolution imagery in a boreal forest environment // Canadian J. Remote Sensing. 2010. V. 36. № 4. P. 332–344.

Murtaugh P.A. Performance of several variable selection methods applied to real ecological data // Ecology Letters. 2009. V. 12(10). P. 1061–1068.

Narkhede H.P. Review of Image Segmentation Techniques // International J. Science and Modern Engineering (IJISME). 2013. V. 1. № 8. P. 54–61.

Navar J. Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico // Forest Ecology and Management. 2009. V. 257(2). P. 427–434.

Nelson T., Niemann K.O., Wulder M.A. Spatial statistical techniques for aggregating point objects extracted from high spatial resolution remotely sensed imagery // J. Geographical Systems. 2002. V. 4. P. 423–433.

Nelson T., Roots B., Wilder M., Feick R. Predicting forest age classes from high spatial resolution remotely sensed imagery using Voronoi polygon aggregation // GeoInformatica. 2004. V. 8. № 2. P. 143–155.

Ozdemir I. Estimating stem volume by tree crown area and tree shadow area extracted from pan-sharpened Quickbird imagery in open Crimean juniper forests // International J. Remote Sensing. 2008. V. 29. № 19. P. 5643–5655.

Ozdemir I., Karnieli A. Predicting forest structural parameters using the image texture derived from WorldView-2 multispectral imagery in a dryland forest, Israel // International J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2011. V. 13. \mathbb{N} 5. P. 701–710.

Palace M., Keller M., Asner G., Hagen S., Braswell B. Amazon forest structure from IKONOS satellite data and the automated characterization of forest canopy properties // Biotropica. 2008. V. 40. № 2. P. 141–150.

Pandey S.K., Chand N., Nandy S., Muminov A., Sharma A., Ghosh S., Srinet R. High-Resolution Mapping of Forest Carbon Stock Using Object-Based Image Analysis (OBIA) Technique // J. Indian Society of Remote Sensing. 2020. V. 48. P. 865–875.

Papaiordanidis S., Tompoulidou M., Lefakis P., Gitas I.Z. Evaluation of spectral indices efficiency in burned area mapping using object-based image analysis // GeoScience. 2017. № 2. P. 65–72.

Pilli R., Grassi G., Kurz W.A., Fiorese G., Cescatti A. The European forest sector: past and future carbon budget and fluxes under different management scenarios // Biogeosciences. 2017. V. 14. № 9. P. 2387–2405.

Pontius J., Hanavan R., Hallett R., Cook B., Corp L. High spatial resolution spectral unmixing for mapping ash species

across a complex urban environment // Remote Sensing of Environment. 2017. V. 199. P. 360–369.

Pu R., Liu D. Segmented canonical discriminant analysis of in situ hyperspectral data for identifying 13 urban tree species // International J. Remote Sensing. 2011. V. 32. № 8. P. 2207–2226.

Pu R., Landry S. Evaluating seasonal effect on forest leaf area index mapping using multi-seasonal high resolution satellite pléiades imagery // International J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2019. V. 80. P. 268–279.

Qian Y., Yan J., Zhou W., Han. L. Comparing Machine Learning Classifiers for Object-Based Land Cover Classification Using Very High Resolution Imagery // 2014. Remote Sensing. V. 7(1). P. 153–168.

Radoux J., Bogaert P., Fasbender D., Defourny P. Thematic accuracy assessment of geographic object-based image classification // International J. Geographical Information Science. 2011. V. 25. № 6. P. 895–911.

Rikimaru A., Roy P.S., Miyatake S. Tropical forest cover density mapping // Tropical ecology. 2002. V. 43. № 1. P. 39–47.

Rogan J., Yool S.R. Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico // International J. Remote Sensing. 2001. V. 22. № 16. P. 3101–3121.

Sarabandi P., Yamazaki F., Matsuoka M., Kiremidjian K. Shadow Detection and Radiometric Restoration in Satellite High Resolution Images. // IGARSS 2004. International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE. 2004. V. 6. P. 3744–3747.

Schepaschenko D., Moltchanova E., Fedorov S., Karminov V., Ontikov P., Santoro M., See L., Kositsyn V., Shvidenko A., Romanovskaya A., Korotkov V., Lesiv M., Bartalev S., Fritz S., Shchepashchenko M., Kraxner F. Russian forest sequesters substantially more carbon than previously reported // Nature. 2021.

Scherzer O. Handbook of Mathematical Methods in Imaging. Springer. 2011. 1067 p.

Schwarz M., Steinmeier C., Holecz F., Stebler O., Wagner H. Detection of windthrow in mountainous regions with different remote sensing data and classification methods // Scandinavian J. Forest Research. 2003. V. 18. \mathbb{N} 6. P. 525–536.

Senf C., Seidl R., Hostert P. Remote sensing of forest insect disturbances: Current state and future directions // International J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2017. V. 60. P. 49–60.

Susaki J. Segmentation of shadowed buildings in dense urban areas from aerial photographs // Remote Sensing. 2012. V. 4. № 4. P. 911–933.

Tsai V.J.D. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. 2006. V. 44. N_{\odot} 6. P. 1661–1671.

Vanderhoof M.K., Burt C., Hawbaker T.J. Time series of high-resolution images enhances efforts to monitor postfire condition and recovery, Waldo Canyon fire, Colorado, USA // International J. Wildland Fire. 2018. V. 27. № 10. P. 699–713.

Vincent N., Mathew S. Shadow detection: A review of various approaches to enhance image quality // International J. Computer Sciences and Engineering. 2014. V. 2. № 4. P. 49–54.

Wagner F.H., Ferreira M.P., Sanchez A., Hirye M.C., Zortea M., Gloor E., Phillips O.L., de S. Filho C.R., Shimabukuro Y.E., Aragão L.E. Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. V. 145. P. 362–377.

Wagner F.H., Sanchez A., Tarabalka Y., Lotte R.G., Ferreira M.P., Aidar M.P., Gloo E., Phillips O.L., Aragão L.E. Using the U-net convolutional network to map forest types and disturbance in the Atlantic rainforest with very high resolution images // Remote Sensing in Ecology and Conservation. 2019. P. 1–16.

Wang C. Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests // Forest Ecology and Management. 2006. V. 222(1–3). P. 9–16.

Warner T.A., McGraw J.B., Landenberger R. Segmentation and classification of high resolution imagery for mapping individual species in a closed canopy, deciduous forest // Science in China Series E: Technological Sciences. 2006. V. 49. № 1. P. 128–139.

Waser L.T., Küchler M., Jütte K., Stampfer T. Evaluating the Potential of WorldView-2 Data to Classify Tree Species and Different Levels of Ash Mortality // Remote Sensing. 2014. V. 6. P. 4515–4545.

White J.C., Wulder M.A., Brooks D., Reich R., Wheate R.D. Detection of red attack stage mountain pine beetle infestation with high spatial resolution satellite imagery // Remote Sensing of Environment. 2005. V. 96. P. 340–351.

White J.C., Coops N., Wulder M., Vastaranta M., Hilker T., Tompalski P. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review // Canadian J. Remote Sensing. 2016. V. 42. № 5. P. 619–641.

Wu J., Bauer M.E. Evaluating the Effects of Shadow Detection on QuickBird Image Classification and Spectroradiometric Restoration // Remote Sensing. 2013. V. 5. № 9. P. 4450–4469.

Wulder M., Niemann K.O., Goodenough D.G. Local maximum filtering for the extraction of tree locations and basal area from high spatial resolution imagery // Remote Sensing of environment. 2000. V. 73. No 1. P. 103–114.

Yoon T.K., Park C.W., Lee S.J., Ko S., Kim K.N., Son Y., Lee K.H., Oh S., Lee W.K., Son Y. Allometric equations for estimating the aboveground volume of five common urban street tree species in Daegu, Korea // Urban Forestry & Urban Greening. 2013. V. 12(3). P. 344–349.

Yu D., Li J., Wang Y. An integrated method for road network centerline detection from multispectral imagery // Springer International Publishing AG 2016. P. 332–341.

Zhen Z., Quackenbush L.J., Stehman S.V., Zhang L. Impact of training and validation sample selection on classification accuracy and accuracy assessment when using reference polygons in object-based classification // International J. Remote Sensing, 2013. V. 34. \mathbb{N} 19. P. 6914–6930.

Zhou W., Huang G., Troy A., Cadenasso M.L. Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study. // Remote Sensing of Environment. 2009. V. 113. № 8. P. 1769–1777.

Zhu F, Shen W., Diao J., Li M., Zheng G. Integrating crosssensor high spatial resolution satellite images to detect subtle forest vegetation change in the Purple Mountains, a national scenic spot in Nanjing, China // J. Forestry Research. 2020. V. 31. P. 1743–1758.

Methods and Approaches to the Estimation of Forest Characteristics Using the Optical Satellite Data of Very High Spatial Resolution

S. V. Knyazeva^{1, *}, A. D. Nikitina¹, Ye. I. Belova¹, A. S. Plotnikova¹, Ye. S. Podolskaya¹, and K. A. Kovganko¹

¹Center for Forest Ecology and Productivity of the Russian Academy of Sciences (CEPF RAS), Profsoyuznaya st., 84/32, bldg. 14, Moscov, 117997 Russia *E-mail: knsvetl@gmail.com

The article presents a review of about sixty scientific publications regarding the main methods and algorithms for automated processing of the very high spatial resolution (VHR) satellite images obtained in the optical range of spectrum to determinate the forests characteristics. Using the examples of specific studies, we have demonstrated the remote assessment of the main characteristics of wood vegetation (biometric and morphostructural parameters, species diversity, disturbances of forest canopy, state of forests and its dynamics, phytomass and carbon stock); we have identified the most promising methodological approaches and algorithms taking into account the estimates of target parameters' accuracy. Features of object-oriented approach (OBIA) concerning the processing of the VHR images were discussed, since such an approach is able to overcome the limitations of traditional methods of pixel-by-pixel image classification. OBIA is based on the spatial relationships (proximity) or objects properties and includes two main steps: image segmentation and objects classification. The main indicator that ensures the efficiency of classification in OBIA is an accuracy of image segmentation by canopy elements. Therefore, article's special attention is paid to the difficulties and challenges of improving the methods of image segmentation to detect the individual tree crowns (OCD) and to separate the illuminated and shaded crown areas of the crown and inter-crown parts of tree canopy. Review presents the options for applying various algorithms and methods of classification and regression modeling: maximum likelihood method (MLC), Bayesian classifier (NB), support vector machine (SVM), decision trees (DT), ensemble of decision trees (Random Forest or RF), k-nearest neighbors method (KNN), Gaussian mixture model (GMM), artificial neural network (ANN), etc. The choice of an optimal algorithm depends on many factors: interpretation goals, characteristics of satellite and field data, quality of training samples, complexity of tree canopy structure in the forests, additional information about the forest area, etc. Key words: forest vegetation characteristics, tree stand parameters, forest canopy image, ultra-high spatial resolution (VHR) satellite data, optical survey range, object-oriented methods, classification algorithms, regression modeling.

Keywords: forest vegetation's characteristics, forest stand's parameters, forest canopy's images, satellite data of very high spatial resolution, recording in visible spectrum, classification algorithms, regression modelling.

Acknowledgements: The study was carried out within the framework of the State Contract with the CEPF RAS (AAAA-A18-118052400130-7) and with a financial support of the RFBR (20-34-90152).

REFERENCES

Abroskina A.K., Volokitina A.V., Korets M.A., Sostavlenie kart prirodnoi pozharnoi opasnosti po materialam lesoustroistva (Natural fire danger map making on the basis of the forest management data), *Vestnik KrasGAU*, 2012, No. 7(70), pp. 60–64.

Altyntsev M.A., Preobrazovanie Tasseled Cap po kosmicheskim snimkam IKONOS dlya deshifrirovaniya rastitel'nosti (A Tasseled Cap transformation for IKONOS imagery for vegetation decoding), *Interekspo Geo-Sibir'*, 2011, Vol. 4. Ardila J.P., Bijker W., Tolpekin V.A., Stein A., Contextsensitive extraction of tree crown objects in urban areas using VHR satellite images, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, Vol. 15, pp. 57–69.

Bartalev S.A., Breido M.D., Avtomatizirovannoe opredelenie taksatsionnykh kharakteristik kustarnikovoi rastitel'nosti pustyn' po distantsionnym dannym (Automated recognition of taxation features of shrub plants from remote data in deserts), *Izvestiya Vysshikh uchebnykh zavedenii. Geodeziya i aerofotos'emka*, 1989, No. 4, pp. 94–102

Bhugeloo A., Peerbhay K., Ramdhani S., Sershen, Assessing the Trade-Offs of SPOT7 Imagery for Monitoring Natural Forest Canopy Intactness, *Forests*, 2018, Vol. 9(12), pp. 1–14.

Blaschke T., Hay G.J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Feitosa R.Q., van der Meer F., van der Werff H., van Coillie F., Tiede D., Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, Vol. 87, pp. 180–191.

Braga J.R.G., Peripato V., Dalagnol R., Ferreira M.P., Tarabalka Y., Aragão L.E.O.C., de Campos Velho H.F., Shiguemori E.H., Wagner F.H., Tree Crown Delineation Algorithm Based on a Convolutional Neural Network, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, pp. 1–27.

Braslavskaya T., Gradientnyi analiz floristicheskogo sostava i ekologicheskoi struktury travyanogo yarusa v poimennykh lesakh (Gradient analysis of herb-layer species composition and functional structure in afforested floodplain), *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiiskoi Akademii nauk*, 2012, Vol. 14, No. 1–5, pp. 12021205.

Breiman L., Bagging predictors, *Machine Learning*, 1996, Vol. 24, No. 2, pp. 123–140.

Brosofske K.D., Froese R.E., Falkowski M.J., Banskota A., A Review of Methods for Mapping and Prediction of Inven-

tory Attributes for Operational Forest Management, *Forest Science*, 2014, Vol. 60(4).

Bulut S., Günlü A., Keleş S., Estimation of forest development stage and crown closure using different classification methods and satellite images: A case study from Turkey, *J. Forest Science*, 2019, Vol. 65, No. 1, pp. 18–26.

Cartus O., Kellndorfer J., Rombach M., Walker W., Mapping Canopy Height and Growing Stock Volume Using Airborne Lidar, ALOS PALSAR and Landsat ETM+, *Remote Sensing*, 2012, Vol. 4, No. 11, pp. 3320–3345.

Chen G., Hay G.J., St-Onge B., A GEOBIA framework to estimate forest parameters from lidar transects, Quickbird imagery and machine learning: A case study in Quebec, Canada, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, Vol. 15, pp. 28–37.

Cheng G., Han J., A survey on object detection in optical remote sensing images, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, Vol. 117, pp. 11–28.

Chistyakov S.P., Sluchainye lesa: Obzor (Random Forests: An Overview), *Trudy Karel'skogo tsentra RAN*, 2013, No. 1, pp. 117–136.

Chung K.L., Lin Y.R., Huang Y.H., Efficient shadow detection of color aerial images based on successive thresholding scheme, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2008, Vol. 47, No. 2, pp. 671–682.

Clark M.L., Roberts D.A., Clark D.B., Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales, *Remote sensing of environment*, 2005, Vol. 96, No. 3–4, pp. 375–398.

Comaniciu D., Meer P., Mean shift analysis and applications, *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999.

Coops N.C., Johnson M., Wulder M.A., White J.C., Assessment of QuickBird high spatial resolution imagery to detect red attack damage due to mountain pine beetle infestation, *Remote Sensing of Environment*, 2006, Vol. 103, pp. 67–80.

Culvenor D.S., TIDA: an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery, *Computers & Geosciences*, 2002, Vol. 28, No. 1, pp. 33–44.

Dalagnol R., Phillips O.L., Gloor E., Galvao L.S., Wagner F.H., Locks C.J., Aragao L.E.O., Quantifying Canopy Tree Loss and Gap Recovery in Tropical Forests under Low-Intensity Logging Using VHR Satellite Imagery and Airborne LiDAR, *Remote sensing*, 2019, Vol. 11, pp. 1–20.

Daliakopoulos I., Grillakis G., Koutroulis A., Tsanis I., Tree Crown Detection on Multispectral VHR Satellite Imagery, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2009, Vol. 75, No. 10, pp. 1201–1211.

Dalponte M., Marzini S., Solano-Correa Y.T., Tonon G., Vescovo L., Gianelle D., Mapping forest windthrows using high spatial resolution multispectral satellite images, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, Vol. 93, pp. 1–12.

Das S., Aery A., A review: shadow detection and shadow removal from images, *International J. Engineering Trends and Technology (IJETT)*, 2013, Vol. 4, No. 5, pp. 1764–1767.

Deepan P., Abinaya S., Haritha G., Iswarya V., Road recognition from remote sensing imagery using machine learning, *International Research J. Engineering and Technology* (*IRJET*), 2018, Vol. 5, No. 3, pp. 3677–3683. Duan Q., Tu Y.-H., Searle C., Wu D., Phinn S., Robson A., McCabe M.F., Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and WorldView-3 imagery, *ISPPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, Vol. 165, pp. 28–40.

Esmaili R., Jouibary S.S., Soosani J., Naghavi H., Mapping of understory infested boxwood trees using high resolution imagery, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2020, Vol. 18, pp. 1–11.

Evans B., Lyons T., Barber P., Stone C., Hardy G., Dieback classification modelling using high-resolution digital multi-spectral imagery and in situ assessments of crown condition, *Remote sensing letters*, 2014, Vol. 3, No. 6, pp. 541–550.

Falkowski M.J., Wulder M.A., White J.C., Gillis M.D., Supporting large-area, sample-based forest inventories with very high spatial resolution satellite imagery, *Progress in Physical Geography*, 2009, Vol. 33, pp. 403–423.

Fassnacht F.E., Latifi H., Stereńczak K., Modzelewska A., Review of studies on tree species classification from remotely sensed data, *Remote Sensing of Environment*, 2016, Vol. 186, pp. 64–87.

Féret J.B., Asner G.P., Mapping tropical forest canopy diversity using high-fidelity imaging spectroscopy, *Ecological Applications*, 2014, Vol. 24, No. 6, pp. 1289–1296.

Fernández-Guisuraga J.M., Calvo L., Fernández-García V., Marcos-Porras E., Taboada A., Suárez-Seoane S., Efficiency of remote sensing tools for post-fire management along a climatic Gradient, *Forest Ecology and Management*, 2019, Vol. 433, pp. 553–562.

Ferreira M.P., Wagner F.H., Aragão L.E.O., Shimabukuro Y.E., Tree species classification in tropical forests using visible to shortwave infrared WorldView-3 images and texture analysis, *ISPRS j. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, Vol. 149, pp. 119–131.

Finley A.O., McRoberts R.E., Efficient k-nearest neighbor searches for multi-source forest attribute mapping, *Remote Sensing of Environment*, 2008, Vol. 112, No. 5, pp. 2203–2211.

Fralenko V.P., Metody teksturnogo analiza izobrazhenii, obrabotka dannykh distantsionnogo zondirovaniya Zemli (Methods of image texture analysis, Earth remote sensing data processing), *Programmnye sistemy: teoriya i prilozheni-ya*, 2014, No. 4(22), pp. 19–39.

Franco-Lopez H., Ek A.R., Bauer M.E., Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method, *Remote sensing of Environment*, 2001, Vol. 77, No. 3, pp. 251–274.

Gambarova E.M., Obuchenie neironnogo klassifikatora tipa mnogosloinyi pertseptron i analiz rezul'tatov klassifikatsii na snimkakh, poluchennykh so sputnika IKONOS, s ispol'zovaniem geoinformatsionnykh tekhnologii (Training of multiplayer perceptron neural classifiers and analysis of classification results on IKONOS satellite imagery using geoinformation technologies), *Vestnik VGU. Seriya: Sistemnyi analiz i informatsionnye tekhnologii*, 2007, No. 1, pp. 43–51.

Garrity S.R., Allen C.D., Brumby S.P., Gangodagamage C., McDowell N.G., Cai D.M., Quantifying tree mortality in a mixed species woodland using multitemporal high spatial resolution satellite imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2013, Vol. 129, pp. 54–65.

Gecen R., Sarp G., Road detection from high- and low-resolution satellite images, *The International Archives of the*

Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, Vol. XXXVII, Part B4, pp. 355–357.

Gonçalves A.C., Sousa A.M.O., Silva J.R.M., *Pinus pinea* above ground biomass estimation with very high spatial resolution satellite images, *Options Méditerranéennes*, 2017, No. 122, pp. 49–54.

Gonsales R., Vuds R., *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii* (Digital image processing), M.: Tekhnosfera, 2012, 1104 p. Goodbody T.R.H., Coops N.C.; Hermosilla T., Tompalski P., Crawford P., Assessing the status of forest regeneration using digital aerial photogrammetry and unmanned aerial systems, *International J. Remote Sensing*, 201, Vol. 39, No. 15–16, pp. 5246–5264.

Gormash A.V., On'kov I.V., Chernopazov V.A., Krivenko M.A., Opyt ispol'zovaniya kosmicheskikh snimkov IKONOS i QuickBird dlya resheniya zadach munitsipal'nogo khozyaistva g. Permi (Experience of using IKONOS and QuickBird satellites data for municipal purposes in Perm city), *Geomatika*, 2010, No. 1, pp. 52–56.

Günlü A., Ercanlı İ., Şenyurt M., Keleş S., Estimation of some stand parameters from textural features from World-View-2 satellite image using the artificial neural network and multiple regression methods: a case study from Turkey, *Geocarto International*, 2019, pp. 1–18.

Harris N.L., Gibbs D.A., Baccini A., Birdsey R.A., Bruin S.D., Farina M., Fatoyinbo L., Hansen M.C., Herold M., Houghton R.A., Potapov P.V., Suarez D.R., Romancuesta R.M., Saatchi S.S., Slay C.M., Turubanova S.A., Tyukavina A., Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes, *Nature Climate Change*, 2021, Vol. 11, No. 3, pp. 234–240.

Hicke J.A., Logan J., Mapping whitebark pine mortality caused by a mountain pine beetle outbreak with high spatial resolution satellite imagery, *International J. Remote Sensing*, 2009, Vol. 30, pp. 4427–4441.

Hossain M.D., Chen D., Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, Vol. 150, pp. 115–134.

Huang H., Li X., Chen C., Individual Tree Crown Detection and Delineation From Very-High-Resolution UAV Images Based on Bias Field and Marker-Controlled Watershed Segmentation Algorithms, *IEEE J. selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2018, pp. 1939–1404.

Immitzer M., Atzberger C., Koukal T., Tree Species Classification with Random Forest Using Very High Spatial Resolution 8-Band WorldView-2 Satellite Data, *Remote Sensing*, 2012, Vol. 4, pp. 2661–2693.

Ivanov E.S., Nekotorye prilozheniya segmentatsii snimkov DZZ (Some applications of remote sensing image segmentation), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovani-ya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 1, pp. 105–116.

Johansen K., Duan Q., Tu Y.-H., Searle C., Wu D., Phinn S., Robson A., McCabe M.F., Mapping the condition of macadamia tree crops using multi-spectral UAV and World-View-3 imagery, *ISPPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, Vol. 165, pp. 28–40.

Jung M., Tautenhahn S., Kattge J., Wirth C., Estimating basal area of spruce and fir in post-fire residual stands in Central Siberia using QuickBird, feature selection, and

Random forests, Procedia Computer Science, 2013 International Conference on Computational Science, ICCS 2013, 2013, pp. 2386–2395.

Karantzalos K., Argialas D., Towards automatic olive trees extraction from aerial and satellite imagery, *International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Istanbul, Turkey, 2004, No. 35(5), pp. 360–365.

Karantzalos K.G., Argialas D.P., *Towards Automatic Olive Tree Extraction from Satellite Imagery*, Commission III, 2010.

Katoh M., Classifying tree species in a northern mixed forest using high-resolution IKONOS data, *J. Forest Research*, 2004, Vol. 9, No. 1, pp. 7–14.

Kayitakire F., Hamel C., Defourny P., Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery, *Remote sensing of environment*, 2006, Vol. 102, No. 3–4, pp. 390–401.

Kharuk V.I., Im S.T., Yagunov M.N., Migration of the northern boundary of the Siberian silk moth, *Contemporary Problems of Ecology*, 2018, Vol. 11, No. 1, pp. 26–34.

Kim M., Madden M., Warner T., Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery, In: *Object-based image analysis*, Berlin, Heidelberg: Springer, 2008, pp. 291–307.

Kravtsova V.I., Prostranstvennaya struktura ekotona tundra-taiga na plato Putorana (po kosmicheskim snimkam sverkhvysokogo razresheniya) (Spatial structure of tundrataiga ecotone within the Putorana Plateau (basing on very high-resolution space imagery)), *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 5: Geografiya*, 2012, No. 1, pp. 67–74.

Ku N., Popescu S., A comparison of multiple methods for mapping local-scale mesquite tree aboveground biomass with remotely sensed data, *Biomass and Bioenergy*, 2019, Vol. 122(1), pp. 270–279.

Li Q., Wong F.K.K., Fung T., Classification of Mangrove Species Using Combined WordView-3 and LiDAR Data in Mai Po Nature Reserve, Hong Kong, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, pp. 1–17.

Lin C., Popescu S.C., Thomson G., Tsogt K., Chang, C.I., Classification of tree species in overstorey canopy of subtropical forest using QuickBird images, *PloS one*, 2015, Vol. 10, No. 5.

Lizarazo I., Accuracy assessment of object-based image classification: another STEP, *International J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 35, No. 16, pp. 6135–6156.

Malahlela O., Cho M. A., Mutanga O., Mapping canopy gaps in an indigenous subtropical coastal forest using highresolution WorldView-2 data, *International J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 35, No. 17, pp. 6397–6417.

Meng R., Wu J., Serbin S.P., Zhao F., Cook B.D., Hanavan R.P., Measuring short-term post-fire forest recovery across a burn severity gradient in a mixed pine-oak forest using multi-sensor remote sensing techniques, *Remote Sensing of Environment*, 2018, Vol. 210, pp. 282–296.

Mora B., Wulder M.A., White J.C., Identifying leading species using tree crown metrics derived from very high spatial resolution imagery in a boreal forest environment, *Canadian J. Remote Sensing*, 2010, Vol. 36, No. 4, pp. 332–344.

Murtaugh P.A., Performance of several variable selection methods applied to real ecological data, *Ecology Letters*, 2009, Vol. 12(10), pp. 1061–1068.

Narkhede H.P., Review of Image Segmentation Techniques, *International J. Science and Modern Engineering* (*IJISME*), 2013, Vol. 1, No. 8, pp. 54–61.

Navar J., Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico, *Forest Ecology and Management*, 2009, Vol. 257(2), pp. 427–434.

Nelson T., Niemann K.O., Wulder M.A., Spatial statistical techniques for aggregating point objects extracted from high spatial resolution remotely sensed imagery, *J. Geographical Systems*, 2002, Vol. 4, pp. 423–433.

Nelson T., Roots B., Wilder M., Feick R., Predicting forest age classes from high spatial resolution remotely sensed imagery using Voronoi polygon aggregation, *GeoInformatica*, 2004, Vol. 8, No. 2, pp. 143–155.

Novichikhin A.E., Tutubalina O.V., Integratsiya algoritmov obrabotki kosmicheskikh snimkov sverkhvysokogo prostranstvennogo razresheniya dlya avtomatizirovannogo deshifrirovaniya lesnoi rastitel'nosti (Integration of ultra-high resolution space images processing algorithms for the purpose of forest vegetation automatic deciphering), *Zemlya iz kosmosa: naibolee effektivnye resheniya*, 2009, No. 3, pp. 40–42.

Orlova M.A., Lukina N.V., Smirnov V.E., Metodicheskie podkhody k otboru obraztsov lesnoi podstilki s uchetom mozaichnosti lesnykh biogeotsenozov (Methodology of forest litter sampling taking into account the patchiness of forest biogeocoenoses), *Lesovedenie*, 2015, No. 3, pp. 214–221.

Ozdemir I., Estimating stem volume by tree crown area and tree shadow area extracted from pan-sharpened Quickbird imagery in open Crimean juniper forests, *International J. Remote Sensing*, 2008, Vol. 29, No. 19, pp. 5643–5655.

Ozdemir I., Karnieli A., Predicting forest structural parameters using the image texture derived from WorldView-2 multispectral imagery in a dryland forest, Israel, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, Vol. 13, No. 5, pp. 701–710.

Palace M., Keller M., Asner G., Hagen S., Braswell B., Amazon forest structure from IKONOS satellite data and the automated characterization of forest canopy properties, *Biotropica*, 2008, Vol. 40, No. 2, pp. 141–150.

Pandey S.K., Chand N., Nandy S., Muminov A., Sharma A., Ghosh S., Srinet R., High-Resolution Mapping of Forest Carbon Stock Using Object-Based Image Analysis (OBIA) Technique, *J. Indian Society of Remote Sensing*, 2020, Vol. 48, pp. 865–875.

Papaiordanidis S., Tompoulidou M., Lefakis P., Gitas I.Z., Evaluation of spectral indices efficiency in burned area mapping using object-based image analysis, *GeoScience*, 2017, No. 2, pp. 65–72.

Pilli R., Grassi G., Kurz W.A., Fiorese G., Cescatti A., The European forest sector: past and future carbon budget and fluxes under different management scenarios, *Biogeosciences*, 2017, Vol. 14, No. 9, pp. 2387–2405.

Pontius J., Hanavan R., Hallett R., Cook B., Corp L., High spatial resolution spectral unmixing for mapping ash species across a complex urban environment, *Remote Sensing of Environment*, 2017, Vol. 199, pp. 360–369.

Pu R., Landry S., Evaluating seasonal effect on forest leaf area index mapping using multi-seasonal high resolution satellite pléiades imagery, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, Vol. 80, pp. 268–279.

Pu R., Liu D., Segmented canonical discriminant analysis of in situ hyperspectral data for identifying 13 urban tree species, *International J. Remote Sensing*, 2011, Vol. 32, No. 8, pp. 2207–2226.

Qian Y., Yan J., Zhou W., Han. L., Comparing Machine Learning Classifiers for Object-Based Land Cover Classification Using Very High Resolution Imagery, 2014, *Remote Sensing*, Vol. 7(1), pp. 153–168.

Radoux J., Bogaert P., Fasbender D., Defourny P., Thematic accuracy assessment of geographic object-based image classification, *International J. Geographical Information Science*, 2011, Vol. 25, No. 6, pp. 895–911.

Ragimov R.M., Gambarov A.Y., Ismailov D.I., Babaev E.Z., Gambarova E.M., Sravnitel'nyi analiz statisticheskogo i neironnogo klassifikatorov dlya raspoznovaniya ob'ektov na snimkakh IKONOS (Comparative analysis of statistical and neural classifiers for object recognition in IKONOS images), *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2007, No. 1, pp. 36–46.

Rikimaru A., Roy P.S., Miyatake S., Tropical forest cover density mapping, *Tropical ecology*, 2002, Vol. 43, No. 1, pp. 39–47.

Rogan J., Yool S.R., Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico, *International J. Remote Sensing*, 2001, Vol. 22, No. 16, pp. 3101–3121.

Sarabandi P., Yamazaki F., Matsuoka M., Kiremidjian K., Shadow Detection and Radiometric Restoration in Satellite High Resolution Images, *IGARSS 2004*, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE, 2004, Vol. 6, pp. 3744–3747.

Schepaschenko D., Moltchanova E., Fedorov S., Karminov V., Ontikov P., Santoro M., See L., Kositsyn V., Shvidenko A., Romanovskaya A., Korotkov V., Lesiv M., Bartalev S., Fritz S., Shchepashchenko M., Kraxner F., Russian forest sequesters substantially more carbon than previously reported, *Nature*, 2021.

Scherzer O., Handbook of Mathematical Methods in Imaging, Springer, 2011, 1067 p.

Schwarz M., Steinmeier C., Holecz F., Stebler O., Wagner H., Detection of windthrow in mountainous regions with different remote sensing data and classification methods, *Scandinavian J. Forest Research*, 2003, Vol. 18, No. 6, pp. 525–536.

Senf C., Seidl R., Hostert P., Remote sensing of forest insect disturbances: Current state and future directions, *International J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, Vol. 60, pp. 49–60.

Sofronova A.V., Volokitina A.V., Kartografirovanie rastitel'nykh goryuchikh materialov metodom vizual'no-instrumental'nogo deshifrirovaniya kosmicheskikh snimkov (Vegetation fuel mapping by the method of visual-instrumental interpretation of space images), *Geografiya i prirodnye resursy*, 2017, No. 4, pp. 189–196.

Sofronova A.V., Volokitina A.V., Sostavlenie karty rastitel'nykh goryuchikh materialov dlya ob'ekta neftegazovogo kompleksa po dannym deshifrirovaniya kosmicheskogo snimka sverkhvysokogo razresheniya (Mapping of fossil fuels for an oil and gas object according to the interpretation of ultrahigh-resolution satellite image), *Problemy regional'noi ekologii*, 2014, No. 4, pp. 100–104.

Sukhikh V.I., Zhirin V.M., Ziemelis T.A., Shatalov A.V., Otsenka informativnosti kosmicheskikh fotosnimkov vysok-

ogo razresheniya dlya inventarizatsii lesov (Evaluation of content of high-resolution space images for forest incentories), *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 1996, No. 2, pp. 45–56.

Susaki J., Segmentation of shadowed buildings in dense urban areas from aerial photographs, *Remote Sensing*, 2012, Vol. 4, No. 4, pp. 911–933.

Teben'kova D.N., Lukina N.V., Chumachenko S.I., Danilova M.A., Kuznetsova A.I., Gornov A.V., Gagarin Yu.N., Mul'tifunktsional'nost' i bioraznoobrazie lesnykh ekosistem (Multifunctionality and biodiversity of forest ecosystems), *Lesovedenie*, 2019, No. 5, pp. 341–356.

Terekhov A.G., Makarenko N.G., Pak I.T., Avtomaticheskii algoritm klassifikatsii snimkov QuickBird v zadache otsenki polnoty lesa (Automatic classification algorithm of quick bird images in the problem of evaluating of forest completeness), *Komp'yuternaya optika*, 2014, Vol. 38, No. 3.

Tsai V.J.D., A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models, *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 2006, Vol. 44, No. 6, pp. 1661–1671.

Tyukavina A.Y., Opredelenie somknutosti kron redkostoinykh listvennichnikov Taimyra po kosmicheskim snimkam raznogo razresheniya (Determination of crown density of rare larch forests in Taimyr using satellite images of different resolution), *Issledovaniya Zemli iz kosmosa*, 2012, No. 5, pp. 64–74.

Vanderhoof M.K., Burt C., Hawbaker T.J., Time series of high-resolution images enhances efforts to monitor post-fire condition and recovery, Waldo Canyon fire, Colorado, USA, *International J. Wildland Fire*, 2018, Vol. 27, No. 10, pp. 699–713.

Vincent N., Mathew S., Shadow detection: A review of various approaches to enhance image quality, *International J. Computer Sciences and Engineering*, 2014, Vol. 2, No. 4, pp. 49–54.

Wagner F.H., Ferreira M.P., Sanchez A., Hirye, M.C., Zortea M., Gloor E., Phillips O.L., de S. Filho C.R., Shimabukuro Y.E., Aragão, L.E., Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, Vol. 145, pp. 362–377.

Wagner F.H., Sanchez A., Tarabalka Y., Lotte R.G., Ferreira M.P., Aidar M.P., Gloo E., Phillips O.L., Aragão L.E., Using the U-net convolutional network to map forest types and disturbance in the Atlantic rainforest with very high resolution images, *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2019, pp. 1–16.

Wang C., Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests, *Forest Ecology and Management*, 2006, Vol. 222(1–3), pp. 9–16.

Warner T.A., McGraw J.B., Landenberger R., Segmentation and classification of high resolution imagery for mapping individual species in a closed canopy, deciduous forest, *Science in China Series E: Technological Sciences*, 2006, Vol. 49, No. 1, pp. 128–139.

Waser L.T., Küchler M., Jütte K., Stampfer T., Evaluating the Potential of WorldView-2 Data to Classify Tree Species and Different Levels of Ash Mortality, *Remote Sensing*, 2014, Vol. 6, pp. 4515–4545. White J.C., Coops N., Wulder M., Vastaranta M., Hilker T., Tompalski P., Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review, *Canadian J. Remote Sensing*, 2016, Vol. 42, No. 5, pp. 619–641.

White J.C., Wulder M.A., Brooks D., Reich R., Wheate R.D., Detection of red attack stage mountain pine beetle infestation with high spatial resolution satellite imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2005, Vol. 96, pp. 340–351.

Wu J., Bauer M.E., Evaluating the Effects of Shadow Detection on QuickBird Image Classification and Spectroradiometric Restoration, *Remote Sensing*, 2013, Vol. 5, No. 9, pp. 4450–4469.

Wulder M., Niemann K.O., Goodenough D.G., Local maximum filtering for the extraction of tree locations and basal area from high spatial resolution imagery, *Remote Sensing of environment*, 2000, Vol. 73, No. 1, pp. 103–114.

Yoon T.K., Park C.W., Lee S.J., Ko S., Kim K.N., Son Y., Lee K.H., Oh S., Lee W.K., Son Y., Allometric equations for estimating the aboveground volume of five common urban street tree species in Daegu, Korea, *Urban Forestry & Urban Greening*, 2013, Vol. 12(3), pp. 344–349.

Yu D., Li J., Wang Y., An integrated method for road network centerline detection from multispectral imagery, *Springer International Publishing AG*, 2016, pp. 332–341.

Zamolodchikov D.G., Grabovskii V.I., Chestnykh O.V., Dinamika balansa ugleroda v lesakh federal'nykh okrugov Rossiiskoi Federatsii (Dynamic pattern of carbon balance in the forests of federal districts of the Russian Federation), *Voprosy lesnoi nauki*, 2018, Vol. 1, No. 1.

Zhen Z., Quackenbush L.J., Stehman S.V., Zhang L., Impact of training and validation sample selection on classification accuracy and accuracy assessment when using reference polygons in object-based classification, *International J. Remote Sensing*, 2013, Vol. 34, No. 19, pp. 6914–6930.

Zhirin V.M., Knyazeva S.V., Eidlina S.P., Estimation of linkages between biometric indexes of forests and pattern of canopy spaces on super-high-resolution satellite images, *Contemporary Problems of Ecology*, 2018, Vol. 11, No. 7, pp. 743–753.

Zhirin V.M., Knyazeva S.V., Eidlina S.P., Otsenka vliyaniya morfologii drevesnogo pologa i rel'efa na spektral'nye kharakteristiki lesov po dannym Landsat (Effect of topog-raphy and tree canopy morphology on spectral features of forests derived from Landsat data), *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2016, No. 5, pp. 10–20.

Zhirin V.M., Lukina N.V., Razvitie sistemy inventarizatsii lesov Rossii (Development of the Russian forest inventory system), *Lesnoi vestnik/Forestry Bulletin*, 2017, Vol. 21, No. 2, pp. 4–14.

Zhou W., Huang G., Troy A., Cadenasso M.L., Objectbased land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study, *Remote Sensing of Environment*, 2009, Vol. 113, No. 8, pp. 1769–1777.

Zhu F., Shen W., Diao J., Li M., Zheng G., Integrating cross-sensor high spatial resolution satellite images to detect subtle forest vegetation change in the Purple Mountains, a national scenic spot in Nanjing, China, *J. Forestry Research*, 2020, Vol. 31, pp. 1743–1758.