

Оценка биометрических параметров сосновых древостоев по спутниковым данным WorldView-3 и материалам беспилотной аэросъёмки

С. В. Князева, А. Д. Никитина, Е. А. Гаврилюк, Е. В. Тихонова, Н. В. Королева

*Центр по проблемам экологии и продуктивности лесов РАН
Москва, 117997, Россия
E-mail: knsvetl@gmail.com*

Представлены результаты исследования возможностей моделирования основных характеристик древостоев (средние значения высоты, возраста и диаметра стволов деревьев, а также густота (число) деревьев на 1 га) по результатам тематической обработки снимков с высокодетальной оптической спутниковой системы WorldView-3 и данных, полученных при аэросъёмке с беспилотного летательного аппарата (БПЛА), на примере сосновых лесов национального парка «Куршская коса» (Калининградская обл.). Лучшие результаты моделирования как методом случайных лесов, так и методом множественной линейной регрессии (LR) получены для параметра «средний диаметр стволов»: коэффициент детерминации R^2 составляет от 0,54 (для данных WorldView-3) до 0,88 (для данных БПЛА), среднеквадратические ошибки RMSE варьируют от 4,6 до 3 см соответственно. Возможности определения среднего возраста древостоев существенно хуже: R^2 от 0,47 до 0,65 при RMSE от 18,5 до 24 лет. Параметр «средняя высота» характеризуется достаточно хорошими показателями взаимосвязи с изобразительными свойствами спутниковых снимков ($R^2 = 0,53$, RMSE = 2,9 м), но наилучшие результаты моделирования получены при использовании цифровой модели местности (RMSE менее 2 м). Для параметра «средняя густота деревьев» лучший результат достигнут методом LR ($R^2 = 0,69$, RMSE = 600 шт/га). В целом можно констатировать, что увеличение пространственного разрешения при использовании данных БПЛА (<10 см) вместо спутниковых данных сверхвысокого разрешения (<1 м) даёт наибольший прирост производительности для регрессионных моделей параметра «средний диаметр стволов». При моделировании на основе спутниковых данных WorldView-3 дешифровочных характеристик древесного полога, определяемых по ортофотопланам с БПЛА, получены довольно умеренные результаты: R^2 в диапазоне от 0,54 (для сомкнутости древесного полога) до 0,68 (для средней площади кроны).

Ключевые слова: биометрические параметры, сосновые древостои, спутниковые данные, ортофотопланы, регрессионные модели, дешифровочные характеристики древесного полога

Одобрена к печати: 27.10.2022

DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-6-93-107

Введение

Информация, необходимая для задач лесной науки и эффективного развития лесного хозяйства, должна характеризовать состав и структуру леса и быть точной, детальной, актуальной и оптимальной с точки зрения стоимости (Groot et al., 2015; White et al., 2016). Насущная потребность в количественных характеристиках древесных растений, которые продуцируют наибольшую фитомассу лесного сообщества, предполагает широкое использование дистанционных методов для измерения параметров деревьев. Как известно, морфоструктура древостоев, характеризуемая средними размерами стволов и крон деревьев, в значительной степени определяет интенсивность продуцирования наземной фитомассы древостоев (Лебков, Каплина, 2006). Современная спутниковая оптическая аппаратура не даёт возможности прямых измерений фитомассы, но позволяет получать количественные параметры лесов на основе анализа мультиспектрального изображения лесного полога. В целях определения различных параметров древостоев по спутниковым данным сверхвысокого пространственного разрешения в настоящее время большое распространение получили методы объектно-ориентированной обработки, учитывающие спектральные и пространственные (контекстные) характеристики изображения лесного полога (*англ.* Object-Based Image Analysis — OBIA).

Спектральная и текстурная информация, полученная из спутниковых данных, может быть использована для идентификации пород деревьев, определения метрик деревьев (крон) и структуры полога, оценки характеристик древостоя (Ardila et al., 2012; Ferreira et al., 2019). Для выделения крон деревьев в сомкнутом пологе применяются методы фильтрации, классификации изображения по пороговым значениям яркостных и текстурных характеристик (дисперсии значений яркости в пределах «скользящего окна»: локальные минимумы (тени) и максимумы (освещённые участки крон)), градиентный анализ, вейвлет-анализ (Cheng, Han, 2016; Palace et al., 2008). Методы OBIA позволяют выделять отдельные кроны деревьев в несомкнутом пологе с достаточно высокой точностью 70–83 % (Ardila et al., 2012; Pandey et al., 2020), определять видовое разнообразие хвойных и лиственных пород деревьев с точностью 81–83 % (Immitzer et al., 2012; Waser et al., 2014), биометрические параметры древостоев (возраст, высота, диаметр), коррелирующие с характеристиками кронового и межкروнового пространства ($R = 0,8–0,94$) (Жиринов и др., 2018; Chen et al., 2012).

Начиная с 2010-х гг. для получения информации о лесах стали активно использоваться беспилотные летательные аппараты (БПЛА) различных форм и размеров, позволяющие получать изображения мультиспектральной аппаратурой или камерой со съёмкой в видимом диапазоне с более высоким пространственным разрешением, чем высокодетальная космическая съёмка, вплоть до единиц сантиметров. Многочисленные исследования анализируют возможности определения породного состава лесов (Brovkina et al., 2018; Cao et al., 2018; Franklin et al., 2017; Gini et al., 2014; Kampen et al., 2019) и биометрических характеристик древостоя (Медведев и др., 2020; Goodbody et al., 2018; Shashkov et al., 2019; Yilmaz, Güngör, 2019) по данным БПЛА. Беспилотная аэросъёмка используется для определения сомкнутости и высоты лесного полога, изучения оконной структуры древостоя (Bagaram et al., 2018; Getzin et al., 2014), мониторинга состояния лесов и лесной фитопатологии (Lehmann et al., 2015; Michez et al., 2016; Näsi et al., 2015), создания 3D-моделей древостоев (Медведев и др., 2020; Fritz et al., 2013), оценки пожарной динамики лесов (Belmonte et al., 2019; Sudhakar et al., 2020). При тематической обработке ортофотопланов для оценки качественных и количественных характеристик лесов первый этап большинства исследований состоит в выделении на изображении крон деревьев и межкروнового пространства. Кроны могут выделяться вручную или с использованием методов автоматической сегментации изображений ортофотоплана и цифровой модели местности (*англ.* Digital Elevation Model — DEM). Для определения параметров деревьев по характеристикам крон используется большой набор современных алгоритмов от линейных моделей до искусственных нейронных сетей. Авторы работы (Puliti et al., 2019) использовали линейные модели для оценок высоты, запаса, числа стволов и площади поперечного сечения деревьев в хвойных лесах Норвегии. Коэффициент детерминации моделей R^2 составил от 0,57 для числа стволов до 0,97 для доминирующей высоты древостоев. При оценке аналогичных параметров древостоев в лесах Финляндии был использован k-NN-метод (Tuominen et al., 2017), среднеквадратические ошибки варьировались от 15 % для высоты деревьев до 25 % для стволового запаса. В целом наиболее перспективным направлением для определения параметров древостоев большинство авторов считают совместное использование спутниковой оптической съёмки сверхвысокого разрешения и данных лидарной фотосъёмки и съёмки с БПЛА на основе методов цифровой аэрофотограмметрии, сегментации и классификации (Brosofske et al., 2014; Cheng, Han, 2016; White et al., 2016).

В европейских странах данные БПЛА потенциально считаются важным компонентом формирующейся программы расширенной инвентаризации лесов (*англ.* Enhanced Forest Inventory — EFI), в которой существенным требованием выступает идентификация отдельных видов деревьев и соответствующих характеристик, таких как высота, площадь листовой поверхности и структура кроны (Goodbody et al., 2018; White et al., 2016). В отечественном лесном хозяйстве начинают активно осваивать технологические приёмы использования БПЛА для сопровождения наземного обследования на пробных площадях при проведении инвентаризации лесов (Алексеев и др., 2016; Алешко и др., 2017; Богданов и др., 2019; Иванова и др., 2021; Лопатин, Карьялайнен, 2016; Николаев, 2016). Хорошие результаты получены при использовании трёхмерных цифровых моделей местности (фотограмметрических

облаков точек и цифровых моделей высот) с БПЛА для определения высоты деревьев и плотности крон в древесном пологе (Иванова и др., 2021; Медведев и др., 2020). Значительно сложнее задача автоматического оконтуривания крон по ортофотоплану — пока ошибки выделения контуров крон и идентификации деревьев существенно выше, чем при визуальном дешифрировании изображений (Алешко и др., 2017). Большинство научных исследований проводится на сравнительно небольшом числе пробных площадей с моделированием биометрических параметров для отдельных деревьев разных пород. Эксперименты, включающие достаточно много участков с однородной структурой древостоя и ставящие задачу оценки возможности определения по дистанционным данным средних параметров древостоев, не так многочисленны, поэтому наше исследование направлено как раз для решения этих задач.

Цель исследования, представленного в статье, включает выявление и оценку связей между основными биометрическими параметрами сосновых древостоев (средний диаметр ствола, возраст, высота), измеренных наземными методами, и характеристиками изображения древесного полога на высокодетальных дистанционных оптических данных, а также анализ взаимосвязей между спектрально-текстурными показателями сосняков на космических снимках и их дешифровочными характеристиками на аэроснимках, полученных с БПЛА.

Объект и материалы исследования

Исследование проведено на примере сосновых лесов, произрастающих на территории национального парка (НП) «Куршская коса» (Калининградская обл.). Территория парка относится к типу эолового прибрежно-морского ландшафта и, несмотря на свои небольшие размеры (6621 га), характеризуется значительным богатством древесных видов (более 90 видов как местных, так и интродуцированных деревьев и кустарников). Леса занимают большую часть территории, лесистость парка, по данным лесоустройства, составляет около 70 %. Главные лесобразующие породы на Куршской косе — сосна, ель, берёза, ольха чёрная. Основную часть лесопокрытой площади занимают сосняки, из которых большая доля принадлежит сосне обыкновенной (около 2500 га), но встречаются и другие виды (горная, Банка, крымская, Муррея). Сосняки формируют простые и сложные по породному составу древостои с преобладанием средневозрастных сосняков (70 лет) 3-го класса бонитета, занимающих преимущественно возвышенные формы рельефа. В целом возраст древостоя варьирует от совсем молодых посадок на месте гарей и ветровалов (от 5 лет) до старовозрастных насаждений (более 130 лет).

Наземные данные

В исследовании использованы данные лесоустройства 2016 г. и полевых обследований, выполненных в период 2017–2019 гг.

Картографическая база таксационных выделов была создана на основе топографических карт 1:25 000 в поперечной проекции Меркатора (*англ.* Transverse Mercator) (GCS Pulkovo 1942 — *англ.* Geographic Coordinate System, референсная геодезическая система координат 1942 г., СК 42, Пулково 1942). База была перепроецирована в универсальную поперечную проекцию Меркатора UTM (*англ.* Universal Transverse Mercator) (геодезическая система WGS84) и стала основой для географической привязки пробных площадей и дистанционных данных. Из таксационной базы лесоустройства были выбраны характеристики средней высоты, возраста и диаметра ствола сосновых насаждений таксационного выдела для оценки взаимосвязей с космическими снимками.

В качестве биометрических параметров, измеренных на пробных площадях, рассматривались средние значения высоты, возраста и диаметра стволов деревьев, а также густота (число деревьев на 1 га). На территории НП были заложены 27 пробных площадей (ПП) на которых выполнены таксационные и геоботанические описания, проведены серии лётных экспери-

ментов (2017–2019). Координаты углов ПП фиксировались трёхкратно с использованием навигатора Garmin GPSMAP 64st (точность $\pm 3,65$ м). Пробные площади выбирались преимущественно в центре однородных таксационных выделов, чтобы минимизировать влияние неточностей при геопозиционировании на результаты последующего анализа. Размер пробных площадей варьировал в диапазоне от 20×20 до 50×50 м в зависимости от возраста насаждения и густоты древостоя. При проведении полевых работ проведён перебор деревьев (диаметром от 5 см) с указанием вида дерева, диаметра на уровне груди, состояния каждого дерева. Выполнено измерение возраста по керну с использованием возрастного бура у 3–5 деревьев доминирующего вида (большее число измерений не требуется, так как большинство насаждений одновозрастные). Высота деревьев определена с использованием лазерного высотомера. В результате полевых работ были получены биометрические данные более 2100 деревьев.

Для исследования выбраны 20 пробных площадей, представленных разновозрастными сосновыми древостоями: молодняками (5 ПП), средневозрастными (7 ПП) и старовозрастными от 80 лет (8 ПП). Средняя высота деревьев для молодых сосняков составила около 8 м, средневозрастных — 13 м, старовозрастных — 20 м. Средний диаметр стволов деревьев на ПП находился в диапазоне от 5 до 30 см со средним значением 19 см. Густота древостоя на ПП варьировала от 400 шт/га в старовозрастных сосняках со значительной долей старых елей в ярусе А1 до 4300 шт/га на пробной площади в молодняках. Сомкнутость на ПП составила от 0,5 до 0,9 в зависимости от возраста древостоя и наличия второго яруса. Большинство сообществ относится к соснякам ксерофитно-зеленомошным (по классификации Л. Б. Заугольной), на высоких дюнах встречаются также более засушливые сосняки зеленомошно-лишайниковые, а в более увлажнённых низинных местах — сосняки мелкотравно-зеленомошные и сосняки кустарничково-зеленомошные.

Дистанционные данные

Исходные спутниковые данные были представлены мультиспектральными изображениями спутника WorldView-3 (компания DigitalGlobe, США) с пространственным разрешением 0,7 м (панхроматический канал) и 2,8 м (четыре спектральных канала: синий (*англ.* Blue), зелёный (*англ.* Green), красный (*англ.* Red), ближний инфракрасный (*англ.* near infrared — NIR)), полученными 17 августа 2018 г. на территорию Куршской косы. Уровень предварительной обработки спутниковых данных соответствовал стандартному уровню Ortho-Ready Standard в проекции UTM WGS84. Дополнительная геометрическая коррекция изображений не проводилась, так как ошибки совмещения с картографическими таксационными данными не превышали 1–3 пикселей ($< 2,1$ м).

Для проведения аэросъёмки на территории парка были задействованы БПЛА DJI Phantom 3 Advanced и DJI Mavic Pro. Планирование и выполнение полётов было проведено в августе 2018–2019 гг. при помощи бесплатного веб-ориентированного приложения DroneDeploy (<https://www.dronedeploy.com>). Обработка результатов съёмки и формирование геопривязанных мозаик аэроснимков (ортофотопланов) и цифровых моделей местности (DEM) осуществлялось в программном обеспечении (ПО) Agisoft PhotoScan (<http://www.agisoft.com/>). Для дополнительного контроля совмещения ПП и снимков во время съёмки устанавливались маркеры на углах пробных площадей. Точность геопозиционирования ортофотопланов и DEM составляет 1–3 м. Таким образом, на территорию каждой пробной площади составлены DEM (с разрешением 4–30 см/пиксель) и ортофотопланы (с разрешением от 1 до 8 см/пиксель).

Методы тематической обработки

Мы использовали объектно-ориентированный подход при тематической обработке дистанционных данных и анализе результатов.

Экспериментальные работы состояли из трёх этапов: на первом оценивались связи параметров древостоев, определённых в результате лесоустройства, со спектрально-текстурными характеристиками изображения древесного полога на снимках WorldView-3; на втором — связи параметров древостоев, измеренных на пробных площадях при полевых геоботанических обследованиях, с характеристиками изображения древесного полога на аэроснимках, полученных с БПЛА; на третьем этапе — взаимосвязи между спектрально-текстурными характеристиками сосняков на спутниковых данных WorldView-3 и их дешифровочными характеристиками на ортофотопланах.

В качестве пространственных переменных для моделирования параметров древостоев на основе спутниковых данных WorldView-3 рассматривались различные текстурные характеристики первого порядка (Parmar et al., 2014), рассчитанные в пределах таксационных выделов на основе значений пикселей спектральных каналов и индексов. Проанализировано 15 характеристик, доступных для расчёта в пакете radiomics (Carlson, 2018) в программной среде R, и в результате выбрано восемь наименее коррелированных между собой показателей распределения: третий квартиль (Q3), стандартное отклонение (SD, *англ.* standard deviation), однородность (Uniformity), энергия (Energy), энтропия (Entropy), коэффициенты асимметрии (Skewness), эксцесса (Kurtosis) и вариации (CV, *англ.* coefficient of variation). Дополнительно использовались относительные значения площадей межкрупных пространств (CLS, *англ.* cumulative layout shift) как эквивалент сомкнутости полога. Показатель CLS рассчитывался на основе индекса теней (Rikimaru et al., 2002) методом интерактивного подбора пороговых значений.

Для анализа взаимосвязей между спутниковыми данными и биометрическими параметрами древостоев, а также для оценки информативности выбранных переменных использован метод случайных лесов (Breiman, 2001; Liaw, Wiener, 2002). В целях корректировки характерного для этого метода эффекта завышения низких и занижения высоких значений при моделировании применён метод повторных медиан (Siegel, 1982). Оптимизация основных параметров алгоритма выполнялась автоматическим перебором значений с использованием кросс-валидации. Обучающая и контрольная выборки на первом этапе формировались из 253 лесоустроительных выделов парка, занятых сосновыми насаждениями 2-го и 3-го бонитетов с полнотой не менее 0,6, средним диаметром стволов не менее 2 см и средней высотой не менее 3 м. Выборки комплектовались в соотношении 1:1 случайным образом.

Оценка информативности и оптимизация набора переменных проводились на основе корреляционного анализа и метода рекурсивного исключения признаков (Guyon et al., 2002). В качестве меры информативности использовалась так называемая пермутационная значимость. В нашем случае это относительное увеличение средней квадратической ошибки (СКО) модели при случайной перестановке значений переменной. Для оценки точности моделей использовались стандартные критерии: коэффициент детерминации (R^2) и значение квадратного корня из среднеквадратической ошибки (*англ.* Root Mean Square Error — RMSE). Кроме того, оценивалось относительное значение RMSE (в процентах) нормированием его исходного значения на величину разброса по выборке. Эти критерии оценивались интегрированным в случайные леса методом ООВ (*англ.* Out-of-bag), а также по отдельной контрольной выборке, выделяемой из исходной выборки методом случайного стратифицированного семплинга в объёме 25 %.

На втором этапе совместного анализа наземных и дистанционных данных для обучения регрессионных моделей использована выборка, включающая 20 пробных площадей. Для регрессионного моделирования возраста и диаметра ствола древостоев применены два метода: множественной линейной регрессии (*англ.* linear regression — LR) и случайных лесов (*англ.* random forest — RF). В качестве переменных в моделях мы использовали результаты визуального дешифрирования крон деревьев. На основе выделенных на ортофотоплане контуров верхней части крон геоинформационными методами рассчитаны следующие характеристики: средняя площадь кроны, сомкнутость древесного полога (отношение суммы площадей горизонтальных проекций крон к площади ПП), плотность крон на 1 га (аналог параметру «густота деревьев» для наземных данных), среднее расстояние между деревьями. Эти дешифро-

вочные характеристики сами по себе имеют значительную информационную ценность для описания структуры древостоя на пробных площадях, так как определение их наземными методами гораздо более трудоёмко.

Определение средней высоты деревьев проводилось по DEM в ПО Erdas Imagine. На сцене DEM определяется глобальный минимум, что соответствует высоте визуально выбранного открытого пространства на местности. При вычитании значения локального минимума из матрицы DEM получена карта высот с абсолютными значениями высоты от уровня земной поверхности. Для территории пробной площади отбрасывались точки с высотой менее 5 м с целью отсеивания открытых пространств в пределах участка. Затем для участка вычислялось среднее значение, которое характеризует высоту древесного полога (Никитина, 2021).

Построение моделей методом множественной линейной регрессии проведено в ПО Statistica 12.0. На предварительных этапах была построена корреляционная матрица, факторы проанализированы на наличие корреляции, мультиколлениарные факторы были отброшены на основании нормализованного коэффициента β , характеризующего вклад фактора в модель. Также из модели исключались факторы, не влияющие на отклик, с уровнем значимости $p_value > 0,05$.

Регрессионное моделирование методом случайных лесов осуществлялось с применением тех же подходов, что и для спутниковых данных. Ввиду ограниченного объёма выборки показатели производительности моделей оценивались только методом ООВ.

На третьем этапе исследованы взаимосвязи между характеристиками древостоев, которые представляют собой результаты визуального дешифрирования крон деревьев по ортофотопланам, и текстурно-спектральными характеристиками спутниковых данных WorldView-3. Регрессионные модели методом случайных лесов были построены для следующих дешифровочных характеристик: средняя площадь кроны, сомкнутость древесного полога, плотность крон на 1 га. В качестве переменных использованы 15 текстурных характеристик первого порядка, рассчитанные в границах пробных площадей на основе значений пикселей спектральных каналов и индексов WorldView-3. С учётом погрешностей при определении координат ПП и географической привязки данных WorldView-3 возможные расхождения при совмещении спутниковых изображений и контуров ПП должны находиться в пределах 6 м. Поскольку пробные площади закладывались преимущественно в центре однородных выделов, такая погрешность была принята допустимой.

Результаты регрессионного моделирования

Наиболее высокую тесноту связи между параметрами сосновых древостоев, полученными по данным лесоустройства, и их спектрально-текстурными признаками на космическом снимке продемонстрировали регрессионные модели случайных лесов со следующими оценками точности методом ООВ (по бутстреп-выборкам):

- 1) для средней высоты древостоев коэффициент детерминации составил $R^2 = 0,53$ при величине корня из средней квадратической ошибки $RMSE = 2,9$ м (17,1 % от разброса по выборке);
- 2) для среднего диаметра стволов — $R^2 = 0,54$ при $RMSE = 4,6$ см (15,2 %);
- 3) для среднего возраста насаждений — $R^2 = 0,47$ при $RMSE = 18,5$ года (18,5 %).

Оценки точности моделей по независимой тестовой выборке были несколько ниже (табл. 1).

В процессе моделирования выявлено, что наиболее информативный канал съёмки WorldView-3 для оценки биометрических параметров — панхроматический. Самой информативной текстурной характеристикой для оценки всех моделируемых параметров оказалось стандартное отклонение, а наименее информативной — однородность.

Модели на основе данных с БПЛА продемонстрировали более высокую производительность. Среди параметров сосняков, определяемых на основе взаимосвязей между измерениями древостоев методами полевых наземных обследований на пробных площадях и их дешиф-

ровочными характеристиками на ортофотопланах, наиболее высокую точность имеет средний диаметр стволов. Коэффициент детерминации при линейной множественной регрессии равен 0,88, среднеквадратичная ошибка определения среднего диаметра стволов составляет 3,4 см. Густота древостоя и средний возраст определяются хуже: R^2 составляет 0,69 и 0,65 соответственно. Среднеквадратическая ошибка RMSE определения возраста достаточно существенная — 21 год, что составляет 31 % от среднего. RMSE для густоты деревьев на 1 га — 600, что также составляет 31 % от среднего.

Таблица 1. Сводная статистика оценки биометрических параметров древостоев по спутниковым данным WorldView-3

Параметр	Возраст, лет	Диаметр, см	Высота, м
$R^2_{\text{ООВ}}$	0,47	0,54	0,53
$R^2_{\text{тест}}$	0,32	0,41	0,40
$\text{RMSE}_{\text{ООВ}}$	18,5	4,6	2,9
$\text{RMSE}_{\text{тест}}$	19,7	5,0	3,3
$\text{RMSE}_{\text{ООВ}}, \%$	18,5	15,2	17,1
$\text{RMSE}_{\text{тест}}, \%$	23,2	21	22,1

Примечание: ООВ — оценки методом Out-of-bag (по бутстреп-выборкам), тест — оценки по независимой тестовой выборке; все модели статистически значимы ($p < 0,005$); показатели RMSE в процентах приводятся относительно разброса по выборке.

Оценка определения высоты с использованием DEM, полученной с БПЛА, показала хорошую точность прогноза: $\text{RMSE} = 1,7$ м. Полученные результаты говорят о возможности использования DEM для определения средних высот древостоев.

При регрессионном моделировании методом случайных лесов лучший результат был получен также для среднего диаметра стволов: $R^2 = 0,88$ при $\text{RMSE} = 3$ см (10,2 % от разброса по выборке), что тождественно результату, полученному при применении линейной множественной регрессии. Оценка точности моделирования методом RF других параметров древостоев несколько хуже по сравнению с результатами линейных моделей (табл. 2).

Таблица 2. Сводная статистика регрессионных моделей, связывающих характеристики древостоев, измеренные на наземных пробных площадях, с данными БПЛА-съёмки

Показатель	Возраст, лет		Диаметр стволов, см		Густота деревьев, шт/га	
	LR	RF	LR	RF	LR	RF
R^2	0,65	0,57	0,88	0,88	0,69	0,48
RMSE	21,5	24,0	3,4	3,0	600	784,0
$\text{RMSE}_{\text{ООВ}}, \%$	—	20,0	—	10,2	—	21,6

Графики, сопоставляющие исходные значения с результатами моделирования RF, приведены на рис. 1 (см. с. 100).

Наиболее информативной переменной для большинства параметров является дешифровочная характеристика средняя площадь кроны, и только для параметра «густота деревьев» на 1 га лучшую информативность продемонстрировала дешифровочная характеристика «плотность крон» (число крон на 1 га). Этот результат хорошо согласуется с исследованиями других российских учёных, выявивших достаточно сильную зависимость ($R^2 = 0,80$) между диаметром, высотой и диаметром крон для сосновых древостоев в Архангельской обл. (Богданов и др., 2019).

Предсказания

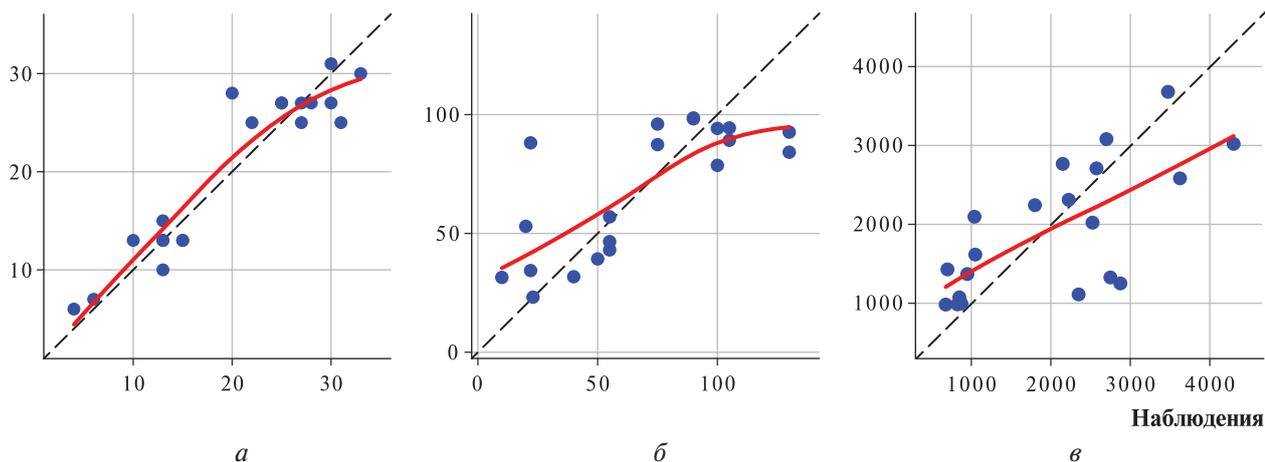


Рис. 1. Двумерные диаграммы рассеяния исходных и предсказанных значений при моделировании методом случайных лесов: *а* — среднего диаметра стволов (см); *б* — среднего возраста древостоев (лет); *в* — средней плотности деревьев (шт/га)

На основе регрессионного моделирования методом случайных лесов дана также оценка взаимосвязей между результатами визуального дешифрирования крон деревьев по ортофотопланам (дешифровочным характеристикам) и текстурно-спектральными характеристиками изображения лесного полога на снимках WorldView-3. Результаты моделирования показали наиболее высокую взаимосвязь между значениями средней площади кроны и характеристиками спутниковых данных: $R^2 = 0,68$ при $RMSE = 2,0 \text{ м}^2$ (табл. 3, рис. 2).

Таблица 3. Сводная статистика регрессионных моделей, связывающих характеристики древостоев, измеренных по БПЛА-изображениям, с данными WorldView-3

Показатель	Сомкнутость, %	Площадь кроны, м^2	Плотность крон, шт/га
R^2	0,54	0,67	0,56
RMSE	10,4	2,0	685
RMSE, %	19,3	15,7	18,6

Предсказания

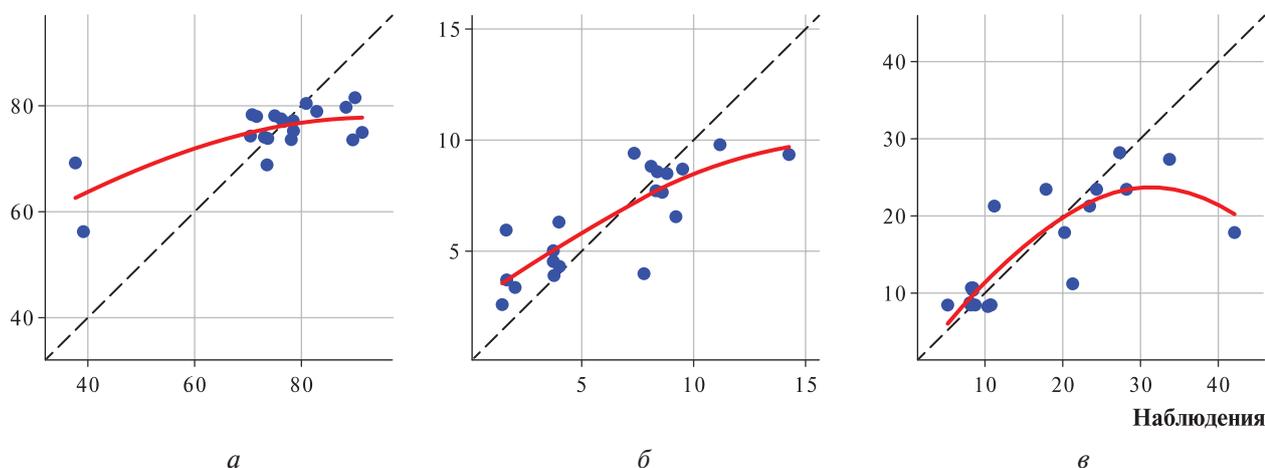


Рис. 2. Двумерные диаграммы рассеяния исходных и предсказанных значений при моделировании методом RF: *а* — сомкнутости древесного полога (%); *б* — средней площади кроны (м^2); *в* — средней плотности крон деревьев (шт/га)

Наиболее информативными переменными при моделировании сомкнутости древесного полога были значения SD и CV , рассчитанные по индексу $NDVI$ (англ. Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс), а для показателей средней площади и средней плотности крон — значения CV в панхроматическом и ближнем инфракрасном каналах WorldView-3. Возможно, полученные результаты несколько занижены, так как технические ограничения измерительной аппаратуры не позволили достичь максимальной точности геопозиционирования наземных и дистанционных данных.

Заключение

В результате проведённого исследования оценены возможности моделирования параметров сосновых древостоев по результатам тематической обработки данных с высокодетальной оптической спутниковой системы WorldView-3 и ортофотопланов, полученных при аэросъёмке с БПЛА, выявлены взаимосвязи между спектрально-текстурными показателями сосняков на спутниковых снимках и их дешифровочными характеристиками на аэроснимках.

Наиболее высокая теснота связи с дистанционными данными и наименьшие ошибки моделирования выявлены у параметра «средний диаметр», а самые худшие результаты получены для параметра «средний возраст». Самой информативной характеристикой при моделировании по данным БПЛА для этих параметров стала средняя площадь кроны. На наш взгляд, лучше использовать эту характеристику древесного полога, так как её значительно проще определять по аэрофотоплану или цифровой модели местности, чем средний диаметр кроны. Параметр «средняя высота» характеризуется достаточно хорошими показателями взаимосвязи с изобразительными свойствами спутниковых снимков, но наилучшие результаты получены при использовании цифровой модели местности с БПЛА (RMSE менее 2 м). Для параметра «средняя густота деревьев», характеризующего морфоструктуру древесного полога, результат моделирования методом линейной регрессии показал более хорошие результаты, чем для метода случайных лесов.

Из наших результатов можно констатировать, что увеличение пространственного разрешения при использовании данных БПЛА (<10 см) вместо спутниковых данных сверхвысокого разрешения (<1 м) даёт прирост производительности для регрессионных моделей всех рассмотренных параметров древостоев. Однако только для параметра «средний диаметр стволов» переход от данных сверхвысокого разрешения к данным с БПЛА позволил увеличить точность почти в 1,5 раза (среднеквадратическая ошибка снизилась с 4,6 до 3 см, а если считать относительно разброса исходной выборки, то ошибка снизилась с 15,2 до 10,2 %). Стоит отметить, что, несмотря на меньший коэффициент регрессии, среднеквадратическая ошибка моделирования для параметра «средний возраст» меньше при использовании данных WorldView-3. Это можно объяснить существенным увеличением как числа, так и размеров наземных полигонов (таксационных выделов), используемых для обучения.

При моделировании дешифровочных характеристик древесного полога, определяемых по ортофотопланам с БПЛА, на основе спутниковых данных WorldView-3 мы получили довольно умеренные результаты. Однако здесь есть потенциал для повышения производительности за счёт формирования более представительной обучающей выборки, увеличения размеров пробных площадей, для которых проводится дешифрирование крон, и увеличения точности геопозиционирования наземных и дистанционных данных.

Исследования выполнены в рамках темы госзадания «Методические подходы к оценке структурной организации и функционирования лесных экосистем», регистрационный номер научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ 121121600118-8, при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 20-34-90152). Авторы статьи выражают благодарность дирекции и всем сотрудникам научного отдела ФБГУ «Национальный парк «Куршская коса», особенно старшему научному сотруднику О. В. Рылькову, за всестороннюю поддержку и помощь в организации экспедиционных работ на территории НП.

Литература

1. *Алексеев А. С., Никифоров А. А., Михайлова А. А., Вагизов М. Р.* Новый метод определения запаса насаждений по снимкам сверхвысокого разрешения с беспилотного летательного аппарата (БПЛА) // Докл. 6-й Всероссийской конф. «Аэрокосм. методы и геоинформац. технологии в лесоведении, лесном хоз-ве и экологии». Москва, 20–22 апр. 2016. М.: ЦЭПЛ РАН, 2016. С. 80–84.
2. *Алешко Р. А., Алексеева А. А., Шошина К. В., Богданов А. П., Гурьев А. Т.* Разработка методики актуализации информации о лесном участке с использованием снимков со спутников и малых БПЛА // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 5. С. 87–99. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-87-99.
3. *Богданов А. П., Алешко Р. А., Ильинцев А. С.* Выявление взаимосвязи диаметра кроны деревьев с различными таксационными показателями в северо-таежном лесном районе // Вопросы лесной науки. 2019. Т. 2(4). С. 1–10. DOI: 10.31509/2658-607x-2019-2-4-1-10.
4. *Жирин В. М., Князева С. В., Эйдлина С. П.* Оценка биометрических параметров насаждений по изображению межкоронового пространства на снимках сверхвысокого разрешения // Лесоведение. 2018. № 3. С. 163–177. DOI: 10.7868/S0024114818030014.
5. *Иванова Н. В., Шашков М. П., Шанин В. М.* Исследование структуры древостоев сосновых лесов Приокско-Террасного биосферного заповедника (Россия) по материалам аэрофотосъемки с квадрокоптера // Nature Conservation Research. Заповедная наука. 2021. Т. 6(4). С. 1–14. <https://dx.doi.org/10.24189/ncr.2021.042>.
6. *Лебков В. Ф., Каплина Н. Ф.* Строение естественных сосновых древостоев по протяженности кроны дерева // Актуальные проблемы лесного комплекса. 2006. № 13. С. 65–69.
7. *Лопатин Е. В., Карьялайнен Т.* Разработка мало затратной высокоточной технологии планирования ведения лесного хозяйства, основанной на облачной обработке мультиугловой гиперспектральной съемки с беспилотных летательных аппаратов и долгосрочном прогнозировании лесного сектора // Докл. 6-й Всероссийской конф. «Аэрокосм. методы и геоинформ. технологии в лесоведении, лесном хозяйстве и экологии». Москва, 20–22 апр. 2016. М.: ЦЭПЛ РАН, 2016. С. 38–39.
8. *Медведев А. А., Тельнова Н. О., Кудиков А. В., Алексеенко Н. А.* Анализ и картографирование структурных параметров редкостойных северотаежных лесов на основе фотограмметрических облаков точек // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 1. С. 150–163. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-150-163.
9. *Никитина А. Д.* Возможности использования цифровой модели местности БПЛА для определения некоторых характеристик сосновых древостоев // Сб. материалов участников 17-го Большого географ. фестиваля, посвященного 195-летию российского кругосветного путешествия Ф. П. Литке (1826–1829 гг.). СПб.: Свое изд-во. 2021. С. 503–506.
10. *Николаев А. И.* Новые методы в оценке качественных и количественных характеристик лесных насаждений // Тр. Санкт-Петербургского научно-исслед. ин-та лесного хоз-ва. 2016. № 1. С. 79–85. DOI: 10.21178/2079-6080.2016.8.79.
11. *Ardila J., Bijker W., Tolpekin V., Stein A.* Context-sensitive extraction of tree crown objects in urban areas using VHR satellite images // Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2012. V. 15. P. 57–69. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.06.005>.
12. *Bagaram M., Giuliarelli D., Chirici G., Giannetti F., Barbati A.* UAV remote sensing for biodiversity monitoring: Are forest canopy gaps good covariates? // Remote Sensing. 2018. V. 10. No. 9. Art. No. 1397. <https://doi.org/10.3390/rs10091397>.
13. *Belmonte A., Sankey T., Seyednasrollah B., Biederman J. A.* Quantifying snow cover and persistence in a post restoration environment: UAV-derived forest structure data and forest gap radiation modeling // American Geophysical Union, Fall Meeting. 2019. V. 2019. Abstr. No. EP11C-2146.
14. *Breiman L.* Random forests // Machine Learning. 2001. V. 45. No. 1. P. 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
15. *Brosofske K. D., Froese R. E., Falkowski M. J., Banskota A.* A review of Methods for Mapping and Prediction of Inventory Attributes for Operational Forest Management // Forest Science. 2014. V. 60. Iss. 4. P. 733–756. <https://doi.org/10.5849/forsci.12-134>.
16. *Brovkina O., Cienciala E., Surový P., Janata P.* Unmanned aerial vehicles (UAV) for assessment of qualitative classification of Norway spruce in temperate forest stands // Geo-spatial Information Science. 2018. V. 21. No. 1. P. 12–20. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1416994>.
17. *Cao J., Leng W., Liu K., Liu L., He Z., Zhu Y.* Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models // Remote Sensing. 2018. V. 10. No. 1. Art. No. 89. <https://doi.org/10.3390/rs10010089>.
18. *Carlson J.* Radiomics: ‘Radiomic’ Image Processing Toolbox. R package version 0.1.3. 2018. <https://CRAN.R-project.org/package=radiomics>.

19. *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 // *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2012. V. 15. P. 28–37. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.05.010>.
20. *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. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.0620>.
21. *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. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.019>.
22. *Franklin S.E., Ahmed O.S., Williams G.* Northern conifer forest species classification using multispectral data acquired from an unmanned aerial vehicle // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 2017. V. 83. No. 7. P. 501–507. <https://doi.org/10.14358/PERS.83.7.501>.
23. *Fritz A., Kattenborn T., Koch B.* UAV-based photogrammetric point clouds — Tree stem mapping in open stands in comparison to terrestrial laser scanner point clouds // *Intern. Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2013. V. 40. P. 141–146. <http://dx.doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-W2-141-2013>.
24. *Getzin S., Nuske R., Wiegand K.* Using unmanned aerial vehicles (UAV) to quantify spatial gap patterns in forests // *Remote Sensing*. 2014. V. 6(8). P. 6988–7004. <http://dx.doi.org/10.3390/rs6086988>.
25. *Gini R., Passoni D., Pinto L., Sona G.* Use of unmanned aerial systems for multispectral survey and tree classification: A test in a park area of northern Italy // *European J. Remote Sensing*. 2014. V. 47. No. 1. P. 251–269. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20144716>.
26. *Goodbody T., Coops N., Hermosilla T., Tompalski P., Crawford P.* Assessing the status of forest regeneration using digital aerial photogrammetry and unmanned aerial systems // *Intern. J. Remote Sensing*. 2018. V. 39. No. 15–16. P. 5246–5264. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1402387>.
27. *Groot A., Cortini F., Wulder M.* Crown-fibre attribute relationships for enhanced forest inventory: Progress and prospects // *The Forestry Chronicle*. 2015. V. 91. P. 266–279. DOI: 10.5558/tfc2015-048.
28. *Guyon I., Weston J., Barnhill S., Vapnik V.* Gene selection for cancer classification using support vector machines // *Machine Learning*. 2002. V. 46(1–3). P. 389–422. <https://doi.org/10.1023/A:1012487302797>.
29. *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. <https://doi.org/10.3390/rs4092661>.
30. *Kampen M., Lederbauer S., Mund J., Immitzer M.* UAV-Based Multispectral Data for Tree Species Classification and Tree Vitality Analysis // *Dreiländertagung der DGPF, der OVG und der SGPF in Wien, Österreich*. 2019. V. 28. P. 623–639.
31. *Lehmann E., Caccetta P., Lowell K., Mitchell A., Zheng-Shu Zhou, Held A., Milne T., Tapley I.* SAR and optical remote sensing: Assessment of complementarity and interoperability in the context of a large-scale operational forest monitoring system // *Remote Sensing of Environment*. 2015. V. 156. P. 335–348. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.034>.
32. *Liaw A., Wiener M.* Classification and Regression by RandomForest // *R News*. 2002. V. 2(3). P. 18–22.
33. *Michez A., Piégay H., Lisein J., Claessens H., Lejeune P.* Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system // *Environmental Monitoring and Assessment*. 2016. V. 188. No. 3. P. 146. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10661-015-4996-2>.
34. *Näsi R., Honkavaara E., Lyytikäinen-Saarenmaa P., Blomqvist M., Litkey P., Hakala T., Viljanen N.* Using UAV-based photogrammetry and hyperspectral imaging for mapping bark beetle damage at tree-level // *Remote Sensing*. 2015. V. 7. No. 11. P. 15467–15493. <https://doi.org/10.3390/rs71115467>.
35. *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. No. 2. P. 141–150. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2007.00353.x>.
36. *Pandey S., 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. <http://dx.doi.org/10.1007/s12524-020-01121-8>.
37. *Parmar C., Rios Velazquez E., Leijenaar R., Jermoumi M., Carvalho S., Mak R.H., Mitra S., Shankar B.U., Kikinis R., Haibe-Kains B., Lambin Ph., Aerts H.J.* Robust Radiomics Feature Quantification Using Semiautomatic Volumetric Segmentation // *PLoS ONE*. 2014. V. 9. No. 7. P. 102–107. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102107>.
38. *Puliti S., Solberg S., Granhus A.* Use of UAV photogrammetric data for estimation of biophysical properties in forest stands under regeneration // *Remote Sensing*. 2019. V. 11. No. 3. Art. No. 233. <https://doi.org/10.3390/rs11030233>.
39. *Rikimaru A., Roy P.S., Miyatake S.* Tropical forest cover density mapping // *Tropical Ecology*. 2002. V. 43. No. 1. P. 39–47.

40. Shashkov M., Ivanova N., Shanin V., Grabarnik P. Ground Surveys Versus UAV Photography: The Comparison of Two Tree Crown Mapping Techniques // Information Technologies in the Research of Biodiversity. Cham: Springer, 2019. P. 48–56. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11720-7_8.
41. Siegel A. F. Robust Regression Using Repeated Medians // Biometrika. 1982. V. 69. No. 1. P. 242–244. <https://doi.org/10.1093/biomet/69.1.242>.
42. Sudhakar S., Vijayakumar V., Kumar C., Priya V., Ravi L., Subramaniaswamy V. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) based Forest Fire Detection and monitoring for reducing false alarms in forest-fires // Computer Communications. 2020. V. 149. P. 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.10.007>.
43. Tuominen S., Näsi R., Honkavaara E., Balazs A., Hakala T., Viljanen N., Reinikainen J. Tree species recognition in species rich area using UAV-borne hyperspectral imagery and stereo-photogrammetric point cloud // Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2017. V. XLII-3/W3. P. 185–194. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W3-185-2017.
44. Waser L., Kuchler 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. DOI: 10.3390/rs6054515.
45. White J., 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. No. 5. P. 619–641. <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>.
46. Yilmaz V., Güngör O. Estimating crown diameters in urban forests with Unmanned Aerial System-based photogrammetric point clouds // Intern. J. Remote Sensing. 2019. V. 40. No. 2. P. 468–505. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1562255>.

Biometric parameter determination of pine stands based on WorldView-3 imagery and UAV survey

S. V. Knyazeva, A. D. Nikitina, E. A. Gavrilyuk, E. V. Tikhonova, N. V. Koroleva

Centre of Forest Ecology and Productivity Problems RAS, Moscow 117799, Russia
E-mail: knsvet@gmail.com

The article presents the results of a study of the possibilities to model the main characteristics of stands (average values of height, age and diameter of tree trunks, as well as the density (number) of trees per 1 ha) based on the results of thematic processing of images from the highly detailed optical satellite system WorldView-3 and data obtained during aerial photography from an unmanned aerial vehicle (UAV), by the example of pine forests of the Curonian Spit National Park (Kaliningrad region). The best results of modeling by both random forests (RF) and multiple linear regression (LR) were obtained for the parameter average trunk diameter: the coefficient of determination R^2 ranges from 0.54 (for WorldView-3 data) to 0.88 (for UAV data), root mean square error (RMSE) ranges from 4.6 to 3 cm, respectively. The possibilities to determine the average age of stands are significantly worse: R^2 from 0.47 to 0.65 with RMSE from 18.5 to 24 years. The average height parameter is characterized by fairly good indicators of the relationship with the visual properties of satellite images ($R^2 = 0.53$, RMSE = 2.9 m), but the best modeling results are obtained using a digital terrain model (RMSE less than 2 m). For the parameter average tree density, the best result was achieved by the LR method ($R^2 = 0.69$ and RMSE = 600 pcs/ha). In general, it can be stated that an increase in spatial resolution when using UAV data (<10 cm) instead of ultra-high resolution satellite data (<1 m) gives the greatest performance gain for regression models of the average barrel diameter parameter. When modeling, on the basis of WorldView-3 satellite data, the decoding characteristics of the tree canopy determined by orthophotoplanes from UAVs, we obtained fairly moderate results: R^2 in the range from 0.54 (for the closeness of the tree canopy) to 0.68 (for the average crown area).

Keywords: biometric parameters, pine stand, satellite data, orthophotoplanes, regression models, detecting characteristics of the tree canopy

Accepted: 27.10.2022

DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-6-93-107

References

1. Alekseev A. S., Nikiforov A. A., Mikhailova A. A., Vagizov M. R., New method for tree stands growing stock determination using high resolution images done by unmanned aerial vehicle, *Aerokosmicheskie metody i geoinformatsionnye tekhnologii v lesovedenii, lesnom khozyaistve i ekologii* (Aerospace methods and GIS-technologies in forestry, forest management and ecology), Proc. 6th All-Russia Conf., Moscow, 20–22 Apr. 2016, Moscow: CEPF RAS, 2016, pp. 80–84 (in Russian).
2. Aleshko R. A., Alekseeva A. A., Shoshina K. V., Bogdanov A. P., Guriev A. T., Development of the methodology to update the information on a forest area using satellite imagery and small UAVs, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 5, pp. 87–99 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-87-99.
3. Bogdanov A. P., Ilintsev A. S., Aleshko R. A., Relationship between tree crown diameter and various taxation indicators in the north-taiga forest area, *Forest Science Issues*, 2019, Vol. 2(4), pp. 1–10 (in Russian), DOI: 10.31509/2658-607x-2019-2-4-1-10.
4. 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, *Lesovedenie*, 2018, No. 3, pp. 163–177 (in Russian), DOI: 10.7868/S0024114818030014.
5. Ivanova N. V., Shashkov M. P., Shanin V. N., Study of pine forest stand structure in the Priosko-Terrasny State Nature Biosphere Reserve (Russia) based on aerial photography by quadrocopter, *Nature Conservation Research*, 2021, Vol. 6(4), pp. 1–14 (in Russian), <https://dx.doi.org/10.24189/ncr.2021.042>.
6. Lebkov V. F., Kaplina N. F., Structure of natural pine stands by tree crown extent, *Aktual'nye problemy lesnogo kompleksa*, 2006, No. 13, pp. 65–69 (in Russian).
7. Lopatin E., Karjalainen T., Development of the low-cost high precision forest inventory and planning technology based on hyperspectral multi-angular data from unmanned aerial vehicles and long-term forest sector modelling, *Aerokosmicheskie metody i geoinformatsionnye tekhnologii v lesovedenii, lesnom khozyaistve i ekologii* (Aerospace methods and GIS-technologies in forestry, forest management and ecology), Proc. 6th All-Russia Conf., Moscow, 20–22 Apr. 2016, Moscow: CEPF RAS, 2016, pp. 38–39 (in Russian).
8. Medvedev A. A., Telnova N. O., Kudikov A. V., Alekseenko N. A., Use of photogrammetric point clouds for the analysis and mapping of structural variables in sparse northern boreal forests, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 1, pp. 150–163 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-150-163.
9. Nikitina A. D., Using UAV's digital terrain model to determine characteristics of a pine forest, *Sbornik materialov uchastnikov XVII Bol'shogo geograficheskogo festivalya, posvyashchennogo 195-letiyu rossiiskogo krugosvetnogo puteshestviya F. P. Litke* (Materials of the participants of the XVII Great Geographical Festival dedicated to the 195th anniversary of the Russian round-the-world trip of F. P. Litke), Saint Petersburg: Svoe izd., 2021, pp. 503–506 (in Russian).
10. Nikolaev A. I., New methods in the assessment of qualitative and quantitative characteristics of forest stands, *Trudy Sankt-Peterburgskogo nauchno-issledovatel'skogo instituta lesnogo khozyaistva* (Proc. Saint Petersburg Forestry Research Institute), 2016, No. 1, pp. 79–85 (in Russian), DOI: 10.21178/2079-6080.2016.8.79.
11. Ardila J., Bijker W., Tolpekin V., Stein A., Context-sensitive extraction of tree crown objects in urban areas using VHR satellite images, *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, Vol. 15, pp. 57–69, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.06.005>.
12. Bagaram M., Giularelli D., Chirici G., Giannetti F., Barbati A., UAV remote sensing for biodiversity monitoring: Are forest canopy gaps good covariates? *Remote Sensing*, 2018, Vol. 10, No. 9, Art. No. 1397, <https://doi.org/10.3390/rs10091397>.
13. Belmonte A., Sankey T., Seyednasrollah B., Biederman J. A., Quantifying snow cover and persistence in a post restoration environment: UAV-derived forest structure data and forest gap radiation modeling, *American Geophysical Union, Fall Meeting*, 2019, Vol. 2019, Abstr. No. EP11C-2146.
14. Breiman L., Random forests, *Machine Learning*, 2001, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
15. Brosofske K. D., Froese R. E., Falkowski M. J., Banskota A., A review of Methods for Mapping and Prediction of Inventory Attributes for Operational Forest Management, *Forest Science*, 2014, Vol. 60, Issue 4, pp. 733–756, <https://doi.org/10.5849/forsci.12-134>.
16. Brovkina O., Cienciala E., Surovy P., Janata P., Unmanned aerial vehicles (UAV) for assessment of qualitative classification of Norway spruce in temperate forest stands, *Geo-spatial information science*, 2018, Vol. 21, No. 1, pp. 12–20, <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1416994>.
17. Cao J., Leng W., Liu K., Liu L., He Z., Zhu Y., Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models, *Remote Sensing*, 2018, Vol. 10, No. 1, Art. No. 89, <https://doi.org/10.3390/rs10010089>.

18. Carlson J., *Radiomics: 'Radiomic' Image Processing Toolbox, R Package version 0.1.3*, 2018, <https://CRAN.R-project.org/package=radiomics>.
19. 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, *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, Vol. 15, pp. 28–37, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.05.010>.
20. 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, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.06201>.
21. 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, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.019>.
22. Franklin S. E., Ahmed O. S., Williams G., Northern conifer forest species classification using multispectral data acquired from an unmanned aerial vehicle, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2017, Vol. 83, No. 7, pp. 501–507, <https://doi.org/10.14358/PERS.83.7.501>.
23. Fritz A., Kattenborn T., Koch B., UAV-based photogrammetric point clouds —Tree stem mapping in open stands in comparison to terrestrial laser scanner point clouds, *Intern. Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2013, Vol. 40, pp. 141–146, <http://dx.doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-W2-141-2013>.
24. Getzin S., Nuske R., Wiegand K., Using unmanned aerial vehicles (UAV) to quantify spatial gap patterns in forests, *Remote Sensing*, 2014, Vol. 6(8), pp. 6988–7004, <http://dx.doi.org/10.3390/rs6086988>.
25. Gini R., Passoni D., Pinto L., Sona G., Use of unmanned aerial systems for multispectral survey and tree classification: A test in a park area of northern Italy, *European J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 47, No. 1, pp. 251–269, <https://doi.org/10.5721/EuJRS20144716>.
26. Goodbody T., Coops N., Hermosilla T., Tompalski P., Crawford P., Assessing the status of forest regeneration using digital aerial photogrammetry and unmanned aerial systems, *Intern. J. Remote Sensing*, 2018, Vol. 39, No. 15–16, pp. 5246–5264, <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1402387>.
27. Groot A., Cortini F., Wulder M., Crown-fibre attribute relationships for enhanced forest inventory: Progress and prospects, *The Forestry Chronicle*, 2015, Vol. 91, pp. 266–279, DOI: 10.5558/tfc2015-048.
28. Guyon I., Weston J., Barnhill S., Vapnik V., Gene selection for cancer classification using support vector machines, *Machine Learning*, 2002, Vol. 46(1–3), pp. 389–422, <https://doi.org/10.1023/A:1012487302797>.
29. 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, <https://doi.org/10.3390/rs4092661>.
30. Kampen M., Lederbauer S., Mund J., Immitzer M., UAV-Based Multispectral Data for Tree Species Classification and Tree Vitality Analysis, *Dreiländertagung der DGPF, der OVG und der SGPF in Wien, Österreich*, 2019, Vol. 28, pp. 623–639.
31. Lehmann E., Caccetta P., Lowell K., Mitchell A., Zheng-Shu Zhou, Held A., Milne T., Tapley I., SAR and optical remote sensing: Assessment of complementarity and interoperability in the context of a large-scale operational forest monitoring system, *Remote Sensing of Environment*, 2015, Vol. 156, pp. 335–348, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.034>.
32. Liaw A., Wiener M., Classification and Regression by RandomForest, *R News*, 2002, Vol. 2(3), pp. 18–22.
33. Michez A., Piégay H., Lisein J., Claessens H., Lejeune P., Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system, *Environmental Monitoring and Assessment*, 2016, Vol. 188, No. 3, p. 146, <https://link.springer.com/article/10.1007/s10661-015-4996-2>.
34. Näsi R., Honkavaara E., Lyytikäinen-Saarenmaa P., Blomqvist M., Litkey P., Hakala T., Viljanen N., Using UAV-based photogrammetry and hyperspectral imaging for mapping bark beetle damage at tree-level, *Remote Sensing*, 2015, Vol. 7, No. 11, pp. 15467–15493, <https://doi.org/10.3390/rs71115467>.
35. 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, <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2007.00353.x>.
36. Pandey S., 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, <http://dx.doi.org/10.1007/s12524-020-01121-8>.
37. Parmar C., Rios Velazquez E., Leijenaar R., Jermoumi M., Carvalho S., Mak R. H., Mitra S., Shankar B. U., Kikinis R., Haibe-Kains B., Lambin Ph., Aerts H. J., Robust Radiomics Feature Quantification Using Semiautomatic Volumetric Segmentation, *PLoS ONE*, 2014, Vol. 9, No. 7, pp. 102–107, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102107>.
38. Puliti S., Solberg S., Granhus A., Use of UAV photogrammetric data for estimation of biophysical properties in forest stands under regeneration, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, No. 3, Art. No. 233, <https://doi.org/10.3390/rs11030233>.

39. Rikimaru A., Roy P. S., Miyatake S., Tropical forest cover density mapping, *Tropical Ecology*, 2002, Vol. 43, No. 1, pp. 39–47.
40. Shashkov M., Ivanova N., Shanin V., Grabarnik P., Ground Surveys Versus UAV Photography: The Comparison of Two Tree Crown Mapping Techniques, *Information Technologies in the Research of Biodiversity*, Cham: Springer, 2019, pp. 48–56, https://doi.org/10.1007/978-3-030-11720-7_8.
41. Siegel A. F., Robust Regression Using Repeated Medians, *Biometrika*, 1982, Vol. 69, No. 1, pp. 242–244, <https://doi.org/10.1093/biomet/69.1.242>.
42. Sudhakar S., Vijayakumar V., Kumar C., Priya V., Ravi L., Subramaniaswamy V., Unmanned Aerial Vehicle (UAV) based Forest Fire Detection and monitoring for reducing false alarms in forest-fires, *Computer Communications*, 2020, Vol. 149, pp. 1–16, <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.10.007>.
43. Tuominen S., Näsi R., Honkavaara E., Balazs A., Hakala T., Viljanen N., Reinikainen J., Tree species recognition in species rich area using UAV-borne hyperspectral imagery and stereo-photogrammetric point cloud, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, Vol. XLII-3/W3, pp. 185–194, DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W3-185-2017.
44. Waser L., Kuchler 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, DOI: 10.3390/rs6054515.
45. White J., 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, <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>.
46. Yilmaz V., Güngör O., Estimating crown diameters in urban forests with Unmanned Aerial System-based photogrammetric point clouds, *Intern. J. Remote Sensing*, 2019, Vol. 40, No. 2, pp. 468–505, <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1562255>.