

Формирование базы данных пространственного распределения древесных пород на тестовом полигоне «Ляльский» (Республика Коми) по материалам БПЛА-съёмок

Т. А. Мыльникова, А. Ю. Боровлёв, В. В. Елсаков, В. М. Щанов

*Институт биологии Коми НЦ УрО РАН, Сыктывкар, 167982, Россия
E-mail: mylnikova.t.a@ib.komisc.ru*

На основании обработки разносезонных съёмок с беспилотного летательного аппарата (БПЛА) проведено построение базы данных пространственного распределения крон древесных пород лесного полигона «Ляльский» с привязанными атрибутивными характеристиками. Выделение границ крон выполнено с использованием объектно-ориентированной сегментации изображений по текстурно- и яркостно-однородным участкам, выбора локальных максимумов в пределе контуров, соответствующих освещённым верхушкам деревьев, выращивания участков крон по методу водоразделов. Сравнение сходимости суммарных площадей крон выделенных классов деревьев, полученных автоматизированным и экспертным методами, демонстрирует высокий класс сходимости по двум независимым участкам (85,8 и 90,3 %). Критерии статистической разделимости и межклассовой преобразованной дивергенции демонстрируют наличие возможностей для выделения сухостоя, крон лиственных пород, темнохвойных пород и сосны по спектральным величинам. Ординационная диаграмма многомерного неметрического шкалирования по величинам мультиспектральных летних и осенних съёмки модельных деревьев выделяет ядра классов, характеризующих эти породы. Разделение модельных участков крон по классам породного состава показало средний уровень сходимости с экспертной оценкой (общая сходимость 77,3 %, коэффициент Каппа 67,5 % при $n = 2631$ дереву). Наибольшей точностью определения обладали темнохвойные породы и сухостой, наименьшую — имела осина. Полученные материалы оформлены в виде базы данных «База данных о пространственном распределении древесных пород на тестовом полигоне «Ляльский» (средняя тайга, северо-восток Восточно-Европейской равнины)» (регистрационный № 2024623720). Данные планируется использовать для построения пространственных моделей с привлечением спектрально-аналитических спутниковых снимков (построение моделей методом разложения спектральных смесей и их верификации) и получения таксономических показателей древостоев.

Ключевые слова: БПЛА, Республика Коми, спектральная разделимость, кроны древесных пород

Одобрена к печати: 09.01.2025
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-116-130

Введение

Большинство современных лесоэкологических исследований не обходится без данных дистанционного зондирования Земли. При этом наблюдается тенденция смещения дистанционного космического мониторинга к использованию беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) (Санников и др., 2018). Они выступают с большим количеством преимуществ: пространственная детальность, меньшее влияние атмосферного воздействия и облачности, повторяемость, мобильность в передвижении и управлении (Nyaruhuma et al., 2012; White et al., 2015, 2016). Материалы аэрофотосъёмки, полученные в ходе исследований структуры полога древостоев, позволяют надёжно и уверенно переходить от видимых и измеряемых показателей к косвенным величинам инвентаризации и при экологической характеристике лесных насаждений (Сухих и др., 1977). Анализ литературы показывает, что большинство современных исследований на базе БПЛА направлены на решение прикладных задач. Среди них выделяются следующие основные направления.

Инвентаризация лесов. В последнее время большей популярностью пользуются исследования на основе лидарных данных, которые способны зафиксировать, оценить и спрогнозировать различные показатели продуктивности древостоев (Cabral et al., 2023; Dalla Corte et al., 2020; Shao et al., 2023; Wallace et al., 2012). Использование фотограмметрии и спектральных

характеристик лесного покрова позволяет определять параметры продуктивности как отдельных деревьев, так и лесных массивов (Guerra-Hernández et al., 2019; Moe et al., 2020; Peña et al., 2018; Safonova et al., 2021a).

Детектирование влияния вредителей и болезней. По мнению некоторых исследователей (Safranyik et al., 2010), одним из проявлений климатических изменений в бореальных лесах можно назвать длительные вспышки и смещение ареалов видов жуков-короедов (Ghimire et al., 2016; Kärvelo et al., 2016), птиц (Матко, Сафонова, 2023). Сегментация БПЛА-изображений лесных участков с последующей спектральной идентификацией крон активно используется для выявления поражения патогенными насекомыми и усыхания (Дмитриев и др., 2019; Керчев и др., 2021; Zhang et al., 2020).

Анализ породного состава. О. Невалайнен с коллегами (Nevalainen et al., 2017) отмечают, что использование БПЛА для картографирования бореальных лесов даёт приемлемые результаты: общая точность классификации по методу Random Forest и MLP (*англ.* Multilayer Perceptron) достигает 95 %, F-score — 0,93. В своей работе А. Мичез с соавторами (Michez et al., 2016) достигли точности классификации 84 % при использовании пяти различных видов деревьев, но результаты были ближе к классификации на основе пикселей, где одно дерево не было представлено как единое целое. Применение 3D-свёрточных нейронных сетей (*англ.* 3D convolutional neural network) на основе цифровой модели местности (ЦММ), гиперспектральных и RGB (R — *англ.* Red; G — *англ.* Green; B — *англ.* Blue) каналов позволяет увеличить точность классификации породного состава крон до 99,6 % для сосны, 94,8 % для ели и 97,4 % для берёзы (Nezami et al., 2020).

Мониторинг пожаров и анализ их последствий. Ряд исследований показывает, что темпы восстановления растительности после пожаров можно оценить с помощью вегетационных индексов. По мнению А. Талуччи с коллегами (Talucci et al., 2020), хорошим показателем для прогнозирования продуктивности лиственных лесов Сибири является нормализованный разностный индекс растительности NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index), который приемлемо прогнозирует такие показатели, как объём наземной биомассы и диаметр ствола ($R^2 = 0,52$). В своём исследовании Р. Фрейзер с соавторами (Fraser et al., 2017) провели сравнение степени повреждений растительности от пожаров по изображениям Landsat и масштабированным на их основе снимкам с БПЛА с помощью нормализованного индекса гарей NBR (*англ.* Normalized Burn Ratio) до и после пожара. Результаты показали, что NBR после пирогенного влияния имеет самую сильную связь с долей обугленной поверхности, представленную в виде экспоненциальной функции ($R^2 = 0,79$).

Данные БПЛА-съёмки становятся основой для построения баз данных (БД) различной направленности. Информативная ценность БД состоит в возможности привлечения детальных спектральных съёмок или тематических слоёв крон породного состава для спектрального моделирования по материалам меньшего пространственного разрешения, но имеющих больший временной охват, с целью выявления сезонных и межгодовых трендов изменения лесных фитоценозов, валидации характеристик древостоев по спектрально-показателям снимков среднего пространственного разрешения (Шабанов, и др., 2021), получения материалов по таксационным признакам и последующей лесохозяйственной инвентаризации лесов. Ещё в 1977 г. исследованиями В. В. Кузьмичева (1977) была установлена связь крон деревьев с другими таксационными показателями для разных типов леса. Для целей лесной инвентаризации разработаны различные методы определения отдельных деревьев (*англ.* individual tree detection — ITD), в том числе с использованием воздушного лазерного сканирования (Sparks et al., 2022). Авторы отмечают, что точность методов ITD невысока из-за варьирования плотности древостоя и маскирующего влияния верхнего полога (смешанный — хвойный лес умеренного пояса). Среднее значение (F-score) и стандартное отклонение ($\pm SD$, *англ.* Standard Deviation) составляют в среднем $0,47 \pm 0,03$. В последнее время для выделения крон активно используются и технологии нейронных сетей U-Net и Deeplabv3+ (Матко, Сафонова, 2023; Freudenberg et al., 2022; Weinstein et al., 2019). Привлечение спектральных свойств оптических спутниковых съёмок показывает возможность достаточно полного разделения видового состава смешанных лесов европейской части России (Дмитриев и др., 2024).

Автоматизированный алгоритм распознавания крон ИТCD (*англ.* Individual Tree Crowns Delineation), предложенный А. Н. Сафоновой с коллегами (Safonova et al., 2021b), включал три этапа: предварительную обработку (усиление контраста), сегментацию крон на основе вейвлет-преобразования и попиксельную ансамблевую контролируруемую классификацию с последующим выделением границ. Для типичных сцен точность выделения контуров крон (на примере лесных массивов Западно-Балканского хребта (Болгария), повреждённых еловым короедом) составляла около 95 %.

Цель настоящей работы состояла в анализе и построении собственного алгоритма для автоматизированного построения БД по пространственному распределению древесных пород на основании обработки материалов спектрозональной БПЛА-съёмки.

Район исследования

На территории государственного природного заказника «Ляльский» в 2023 г. был организован одноимённый тестовый полигон (координаты центра: 62,27° с.ш., 50,70° в.д.) для долговременного мониторинга климатически активных веществ (*рис. 1*). Полигон расположен в пределах Мезенско-Вычегодской полого-увалистой равнины, поверхность которой покрыта четвертичными отложениями мощностью в десятки метров (Атлас..., 1964). Рельеф плоский, овражно-балочная сеть выражена слабо, средняя высота рельефа — 125 м. По территории полигона протекает река Мая. Климат — умеренно континентальный. Преобладающие направления ветра — юг, юго-запад. Продолжительность вегетативного периода составляет 140–150 дней. Среднегодовая температура воздуха +0,1 °С. Осадков за год выпадает 1000–1100 мм, из них на период вегетации растений приходится 380–450 мм (Атлас..., 1997).

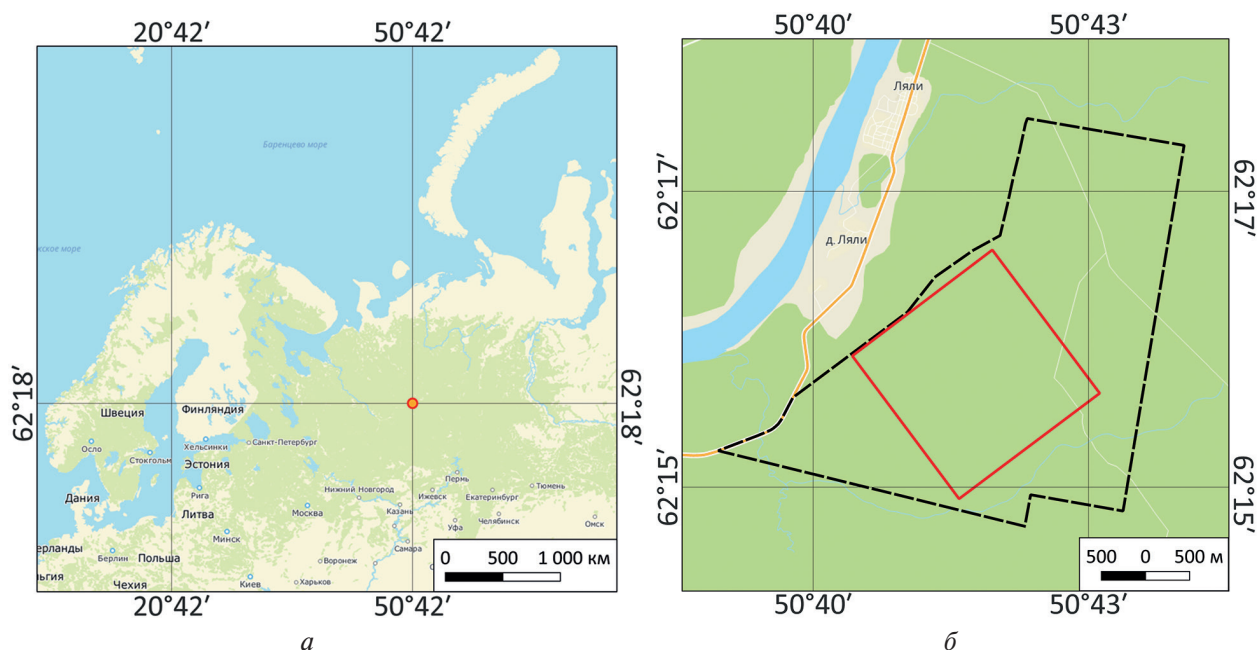


Рис. 1. Район исследования: *а* — в масштабе Североевропейской таёжной провинции; *б* — в масштабе заказника (чёрная штриховая линия — граница заказника «Ляльский», красная — граница тестового полигона)

Согласно почвенно-географическому районированию Республики Коми (Атлас..., 2010) модельный участок относится к Вымь-Вычегодскому округу типичных подзолистых иллювиально-железистых подзолов, торфянисто-подзолисто-глееватых иллювиально-гумусовых почв подзоны средней тайги. По ботанико-географическому районированию

(Растительность..., 1980) территория приурочена к полосе среднетаёжных лесов Кольско-Печорской подпровинции Североевропейской таёжной провинции Евразийской таёжной (хвойно-лесной) области.

Обработка материалов БПЛА-съёмки

На модельный участок территории Ляльского заказника получена разносезонная съёмка с беспилотного аэрофотосъёмочного комплекса «Геоскан 201» и «Геоскан 401 Лидар» (съёмка ООО «Геоскан», Санкт-Петербург). Площадь съёмки составила 4 км². Пространственное разрешение полученных аэрофотоснимков в RGB-диапазоне 3 см/пиксель, в мультиспектральном (R, G, B, RE (*англ.* Red Edge), NIR (*англ.* Near InfraRed)) — 15 см/пиксель. Общее число изображений за летний (08.06.2024) и осенний (19.09.2024) период съёмок в видимом и мультиспектральном диапазонах включает 8623 и 43 070 снимков соответственно. На основании съёмок получены ортофотопланы, цифровые модели местности и рельефа. Пространственное разрешение ЦММ для участка — 6 см, детальность RGB-изображений, использованных при выделении локальных максимумов крон (*англ.* regional maximum), составила 3 см. Выделение «верхушек» крон по ЦММ и локальных максимумов по RGB часто не совпадало: порядка 85 % верхушек, определённых по ЦММ, были смещены относительно локальных максимумов RGB не более чем на 0,6 м. Выделение крон по высоте полого давало бóльшую величину погрешности.

Методика автоматизированного выделения крон деревьев включала этапы:

- объектно-ориентированную сегментацию изображения на основе однородных по текстуре и яркости участков (модуль ENVI FX);
- нивелирование сегментов с высотой растительного покрова менее 2 м;
- перевод RGB-изображения в производные величины интенсивности через использование функции INTENS в программном обеспечении ERDAS Imagine;
- выбор локальных максимумов яркости растра в пределах сегментов деревьев по величинам их яркостных характеристик (верхушки освещённых деревьев характеризуются наибольшими яркостными значениями) и их преобразование в центральные полигоны крон (верхний квартиль значений по сегменту);
- «выращивание» областей крон от участков центральных полигонов крон на основании анализа спектральных величин по методу водоразделов (Алешко и др., 2017).

Сравнение корректности выделения контуров крон отдельных классов деревьев выполнено путём сопоставления их перекрывающихся площадей на изображениях, полученных автоматизированным и экспертным методами.

Снятие яркостных величин в различных диапазонах съёмки проводили по выполненным на участке лесотаксационным описаниям с отмеченными координатами модельных деревьев разных пород, включающих выборку размером не менее 100 шт. по кронам каждого класса: сухостой, берёза (*Betula pubescence*), осина (*Populus tremula*), сосна (*Pinus sylvestris*), ель (*Picea obovata*) и пихта (*Abies sibirica*). Визуализацию различий выделяемых классов древостоев проводили построением ординационной диаграммы многомерного неметрического шкалирования (*англ.* non-metric multidimensional scaling — NMS) по величинам мультиспектральных летних и осенних съёмок модельных деревьев. Возможности разделения крон деревьев по породам оценивали с использованием статистических критериев. Распознаваемость доминирующих классов по локальным максимумам анализировали по критериям статистической разделимости (R) и межклассовой преобразованной дивергенции (*англ.* transformed divergence — D_{ij}^T) (Дейвис и др., 1983). Критерии широко используются при анализе распознаваемости выделяемых классов земной поверхности (Плотников, 2011), древесных пород (Жарко, Барталев, 2014), типов леса и разных лесовосстановительных стадий (Данилова, 2014; Ranson et al., 2003), классов сельскохозяйственных земель (Барталёв и др., 2011), тундровой растительности (Elsakov, 2023; Grosse et al., 2006).

Для центральных полигонов крон модельных деревьев доминирующих пород были сняты значения спектральных каналов по двум разносезонным периодам съёмки, что позволило разработать набор индексов, пороговых величин и правил для разделения пород с достижением условия получения минимальных показателей ошибки определения:

Сухостой:	$\frac{\text{Red Edge}_{\text{летнее}} - \text{Blue}_{\text{летнее}}}{\text{Red Edge}_{\text{летнее}} + \text{Blue}_{\text{летнее}}} \leq 0,537$
Берёза:	$\text{NDVI}_{\text{летнее}} - \text{NDVI}_{\text{осеннее}} \geq 0,081$
Осина:	$\text{NDVI}_{\text{летнее}} \geq 0,893$
Сосна:	$\frac{\text{Red}_{\text{ОФП}} - \text{Green}_{\text{ОФП}}}{\text{Red}_{\text{ОФП}} + \text{Green}_{\text{ОФП}}} \geq -0,173$
Темнохвойные:	$\frac{\text{Red}_{\text{ОФП}} - \text{Green}_{\text{ОФП}}}{\text{Red}_{\text{ОФП}} + \text{Green}_{\text{ОФП}}} < -0,173$

Примечание: Red Edge, Blue — каналы мультиспектральной БПЛА-съёмки; Red_{ОФП} и Green_{ОФП} — каналы ортофотоплана RGB БПЛА-съёмки.

Привлечённые для работы изображения нельзя рассматривать как эталонные. На спектральные характеристики растительного покрова влияло множество факторов: время съёмки (положение солнца, особенно в северных широтах), состояние атмосферы (прежде всего облачность), освещённость, сезоны съёмки (фенологическое состояние древесных пород) и др. Поэтому любая съёмка рассматривается как уникальная и результаты её обработки требуют оценки. При выделении крон приходится отказываться от использования осенних съёмок ввиду наличия искажений из-за больших площадей падающих от деревьев теней, маскирующих соседние кроны. Спектральные зависимости, выявленные по использованным съёмкам, являются уникальными, полученными для конкретных условий, однако сам метод может быть охарактеризован как универсальный. Статистическую оценку ограничений используемого подхода не проводили.

Точность классификации породного состава крон по выделенным порогам оценивали построением матрицы ошибок, с расчётом коэффициентов общей сходимости (в %) и коэффициентом Каппа (κ , %).

Результаты

Для упрощения процесса обработки участок съёмки был разделён на 119 выделов. Основные статистические работы выполняли по двум выделам (рис. 2, см. с. 121). Целесообразность разделения территории определялась прежде всего необходимостью снижения объёма обрабатываемых данных (средняя площадь выдела варьировала от 1,4 до 5,3 га, что соответствует объёму 18,0–27,6 Мб). Построение выделов проводилось в ручном режиме: сначала по линейным объектам (ЛЭП, трасса оптоволоконного кабеля, лесные дороги, зарастающие волока), затем более дробное деление выполняли с условием, чтобы построенные границы не пересекали (огибали) соседствующие кроны. В работе детально рассмотрены два выдела (12 % всего изображения), благодаря наличию подробных геоботанических описаний и фиксированных координат крон деревьев. Выделы включают еловые растительные сообщества (ельник чернично-сфагновый и ельник чернично-зеленомошный), которые являются зональными и преобладающими на территории всего полигона.

После процесса сегментации на участках выделено порядка 3–4 тыс. элементов, определённых как кроны и части крон отдельных деревьев. Лиственные породы в отдельных случаях формировали в пределах одного дерева множество объектов, что существенно влияло на ошибку определения их количества.

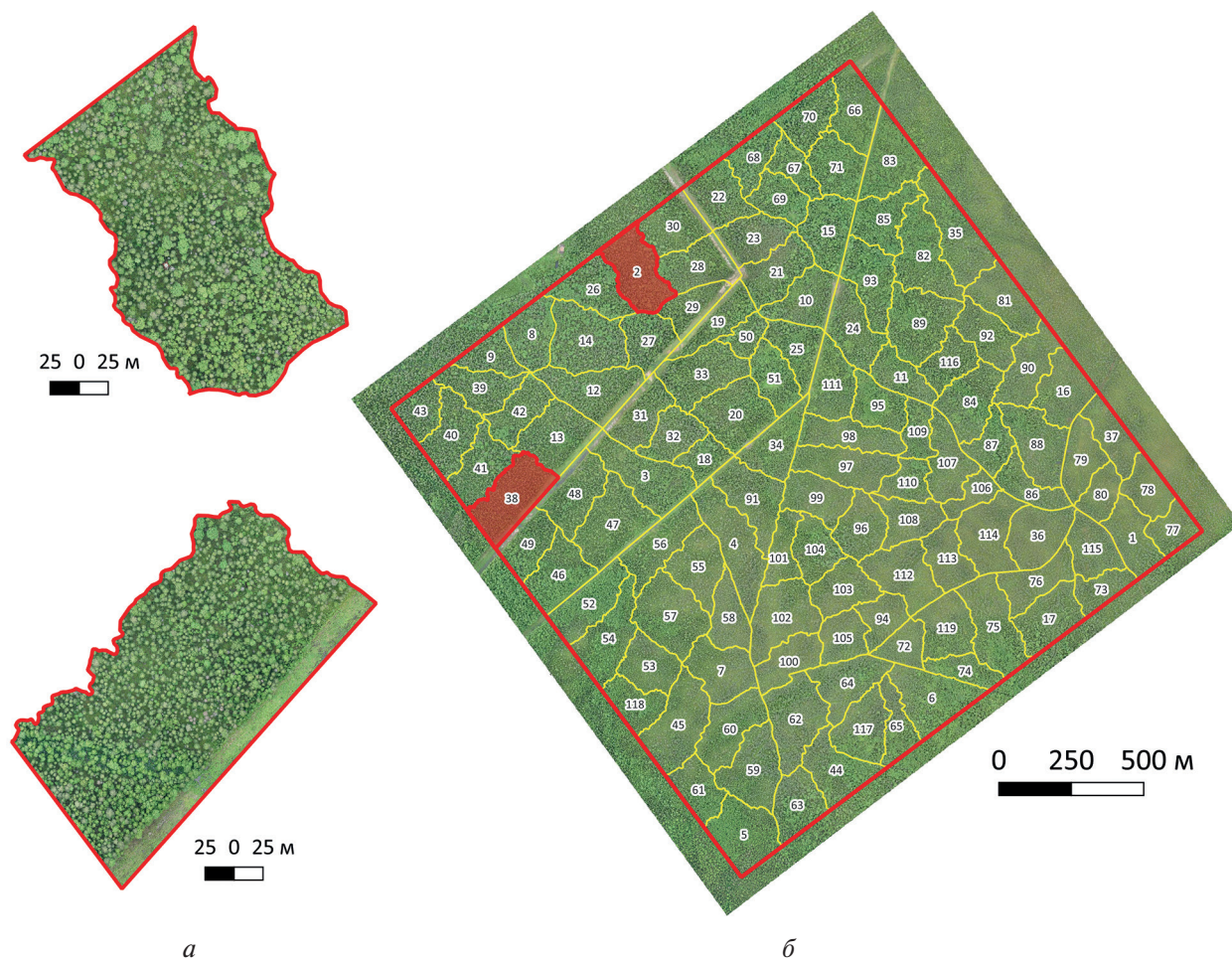


Рис. 2. Пример исходного слоя распределения крон участка Ляльского лесоэкологического стационара на основании съёмки БПЛА: а — фрагменты модельных выделов; б — общий вид мозаики участка

Для оценки корректности выделения крон проводили корректировку контуров и экспертное объединение сегментов крон. Полученный векторный слой использовали для сравнения результатов работы автоматизированного алгоритма. Наиболее высокие отклонения между автоматическим и экспертным выделением имели кроны лиственных пород. После объединения излишних выделенных элементов в пределах участков количество лиственных деревьев на двух участках было снижено в 1,17 и 2,29 раза. Число элементов других пород было снижено в гораздо меньшей степени (сухостой — 1,2–1,1; сосна — 0,77–1,1; темнохвойные — 0,99–1,16).

Сходимость расположения крон, полученных автоматизированным и экспертным методами при наложении слоёв (пиксели одного слоя соответствуют второму), достигала на участках 85,8 и 90,3 % соответственно. Различия спектральных показателей крон деревьев на съёмках с БПЛА позволяют подойти к решению вопроса разделения доминирующих пород деревьев. Также во время полевых исследований снимали GPS-координаты (англ. Global Positioning System) крон деревьев для формирования выборки разных пород. При выделении и анализе моделей древесного полога на участках с различной плотностью древостоев целесообразно привлекать и данные разносезонных съёмок, в том числе зимних, для более надёжного выделения крон в сомкнутых хвойных древостоях (Медведев и др., 2020).

Сравнение критериев делимости (R и D_{ij}^T) для измеренных выборок сигнатур однородных по составу классов установило наличие различий в оценках их распознаваемости. Наиболее полное разделение классов, отмеченное по обоим критериям (табл. 1), наблюдали для сухостойных деревьев. Это определяет широкий набор алгоритмов и опубликованных

работ, связанных с выделением и анализом прежде всего погибших деревьев (Дмитриев и др., 2019; Керчев и др., 2021; Матко, Сафонова, 2023; Ghimire et al., 2016; Kärvelo et al., 2016). Большинство крон живых деревьев демонстрирует средний уровень разделимости: класс лиственных пород, сосны. Между елью и пихтой отмечена низкая разделимость, поэтому классы были объединены в одну группу (темнохвойные).

Таблица 1. Разделимость выделенных классов по спектральным величинам БПЛА-съёмки по критерию R (числитель) и преобразованной дивергенции D_{ij}^T (знаменатель)

Породы	Осина	Берёза	Сосна	Ель	Пихта
Сухостой	2,54/2000	1,94/1941	1,36/1928	1,75/1886	2,0/1809
Осина	—	0,97/1776	2,94/2000	1,51/1970	1,03/1923
Берёза	—	—	1,65/1950	1,24/1788	1,24/1742
Сосна	—	—	—	1,24/1106	1,65/1525
Ель	—	—	—	—	0,39/148

Примечание: Уровни разделимости по критериям R^* и D_{ij}^{T**} представлены в градациях (Дейвис и др., 1983):

- | | |
|---------------------------------------|--|
| 1* — низкий ($R < 1,0$); | 1** — разделимость классов плохая ($D_{ij}^T < 1700$); |
| 2 — средний ($R = 1,0 \dots 1,96$); | 2 — средняя ($D_{ij}^T \in [1700 \dots 1900]$); |
| 3 — хороший ($R > 1,96$). | 3 — хорошая ($D_{ij}^T > 1900$). |

Классификация деревьев выделенных контуров по породному составу включала разделение на классы: сухостой, берёза, осина, пихта, ель и сосна. На ординационной диаграмме NMS с использованием разносезонных съёмок (рис. 3а) отчётливо выделены сухостой и сосна. Спектральные показатели ели и пихты имели близкие значения, они объединены в общий класс темнохвойные. Схожая ситуация наблюдается с лиственными породами — берёзой и осиной, однако их разделение сохраняли. Ординационная диаграмма NMS демонстрирует обособленность класса сухостоя и наиболее широкий диапазон варьирования для класса лиственных пород. Близкое расположение классов сосны и темнохвойных пород демонстрирует сходство и возможности появления ошибок определения в следствие их спектрального перекрытия.

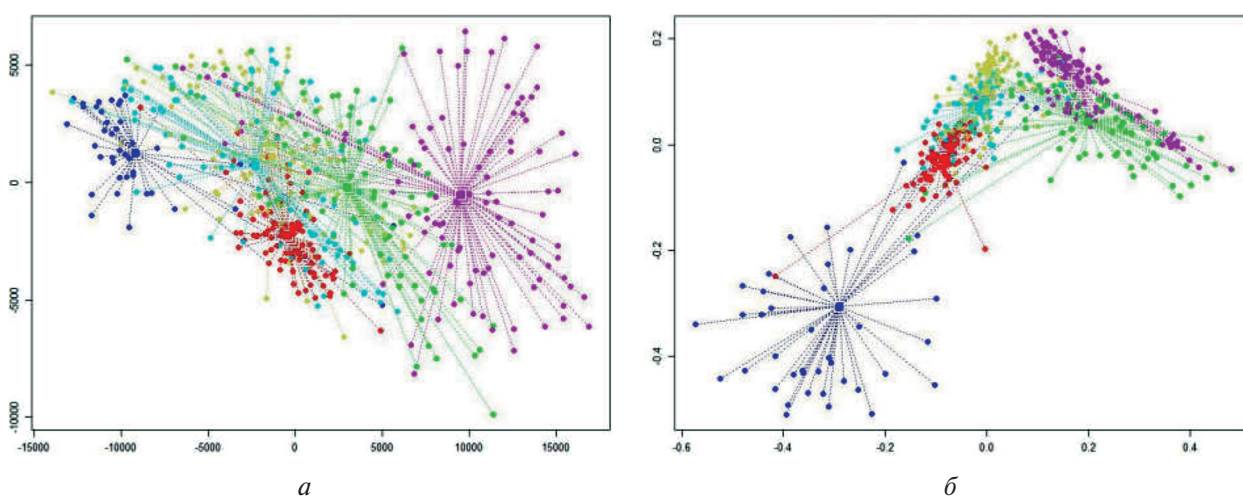


Рис. 3. Ординационные диаграммы многомерного неметрического шкалирования по величинам мультиспектральных летних и осенних съёмок модельных деревьев (а), по набору рассчитанных индексов (б). Цветом обозначены модельные деревья различных пород: сухостой — синим, берёза — зелёным, осина — розовым, сосна — красным, ель — голубым, пихта — жёлтым

Использование спектральных индексов позволило в лучшей степени выделять и различать «ядра» облаков рассеивания отдельных классов крон (см. рис. 3б). Исключение составили кроны пихты и ели, которые имели существенное перекрытие.

Рассчитанные пороги разделения статистически обоснованно выделяют на изображении пять классов пород: сухостой, берёза, осина, сосна, темнохвойные (ель, пихта) (рис. 4). На основании найденных величин контуры были разделены на различные породы с получением тематических карт (см. рис. 4). Привлечение полевых данных по распределению пород позволило рассчитать матрицу ошибок (табл. 2), оценивающую общую точность определения породного состава. Общая сходимость экспертной и автоматизированной оценки породной идентификации 2631 кроны деревьев составила 77,3 %. Наибольшая ошибка распознавания приходится на осину, что является следствием небольшой представленности породы на модельном участке. Большая часть деревьев была отнесена к берёзе. Наиболее точно определялись темнохвойные породы (91,3 %).



Рис. 4. Результаты процедуры автоматизированного построения крон деревьев в пределах модельных выделов

Таблица 2. Матрица сходимости определения крон деревьев по модельному участку автоматизированным и экспертным методом определения

	Автоматизированная обработка БПЛА							Итого	РА, %
	Порода	Сухостой	Осина	Берёза	Сосна	Ель (пихта)	Итого		
Экспертная оценка	Сухостой	76	0	2	10	2	90	84,4	
	Осина	0	5	2	0	0	7	71,4	
	Берёза	4	36	657	38	60	795	82,6	
	Сосна	10	0	6	544	10	570	95,4	
	Ель (пихта)	26	8	124	259	752	1169	64,3	
	Итого	116	49	791	851	824	2631		
	UA, %	65,5	10,2	83,1	63,9	91,3	Всего	77,3	
						κ	67,5		

Примечание: UA — показатель точности пользователя (англ. User's Accuracy); PA — показатель точности производителя (англ. Producer's Accuracy).

Объединение классов берёза и осина в общий класс «лиственные» дало повышение общей точности классификации на 1,5 % и коэффициента Каппа на 1,8 %. Принимая во внимание эти незначительные изменения, согласно критериям оценки коэффициента Каппа (Landis, Koch, 1977), выходные данные классификаций с учётом разделения лиственных пород и без него имеют существенную степень согласованности с полевыми данными (табл. 3).

Таблица 3. Матрица сходимости определения крон деревьев по модельному участку автоматизированным и экспертным методом определения

Экспертная оценка	Порода	Автоматизированная обработка БПЛА					РА, %
		Сухостой	Лиственные	Сосна	Ель (пихта)	Итого	
Сухостой		76	2	10	2	90	84,4
Лиственные		4	700	38	60	802	87,3
Сосна		10	6	544	10	570	95,4
Ель (пихта)		26	132	259	752	1169	64,3
Итого		116	840	851	824	2631	
UA, %		65,5	83,3	63,9	91,3	Всего	78,8
						κ	69,3

Анализ полученных тематических карт породного состава (см. рис. 4) даёт представление о пространственном распределении пород на участках. На долю полога леса модельных выделов приходится 62,8 и 63,9 % от всей площади. Для участков характерно абсолютное доминирование ели (45,8 и 49,1 %) и высокая примесь берёзы (19,0 и 26,1 %). Достаточно часто встречается осина (13,4 и 19,4 %), реже сосна (10,3 и 12,4 %). На долю сухостоя приходилось 2,3 и 2,4 % от всей площади лесного полога. На участках отмечено произрастание 2,63 и 2,47 тыс. деревьев. Из них подавляющее большинство ель (54,2 и 57,5 %), реже берёза (14,1 и 19,6 %). В зависимости от условий местообитаний варьирует количество осины (от 8,0 до 18,7 %). Число деревьев сосны не превышает 9,3 и 10,5 %. На рассмотренных выделах наблюдали 3,7 и 4,4 % крон засохших деревьев. Дополнительно для каждого дерева установлена индивидуальная величина верхушки (породный класс, координаты, высота), длина контура и площади проекции кроны.

Заключение

Полученные спектрозональные съёмки БПЛА позволяют статистически обоснованно выделять кроны отдельных пород автоматизированными методами с построением тематических карт. Оценка сходимости материалов инструментальных и дистанционных измерений, проведённых автоматизированными алгоритмами ГИС-анализа, показала ошибку выделения площадей контуров крон по рассмотренным выделам в 14,2 и 9,7 %. При анализе сходимости крон, выделенных инструментальными и автоматическими методами по спектральным величинам, ошибка составила 21,2–22,7 %. Наибольшие показатели делимости по спектральным величинам, полученным с БПЛА, отмечены в отношении сухостоя. Однако по отдельным породам и их группам показатели сходимости изменялись от 64,3 % (ель/пихта) до 95,4 % (сосна), а ошибка соответственно — от 4,6 до 35,7 %. Разреживание полога крон при продвижении к крайним границам ареала должно увеличивать межкрупные промежутки (для модельных участков на межкрупные участки приходилось 37,2 и 36,1 % площади изображения) и повышать точность выделения крон деревьев.

Полученные материалы легли в основу построения БД «База данных о пространственном распределении древесных пород на тестовом полигоне «Ляльский» (средняя тайга, северо-восток Восточно-Европейской равнины)» в государственной информационной системе учёта (№ 2024623720 от 23.08.2024).

Работа выполнена в рамках важнейшего инновационного проекта государственного значения (ВИП ГЗ) «Разработка системы наземного и дистанционного мониторинга пулов углерода и потоков парниковых газов на территории Российской Федерации, обеспечение создания системы учёта данных о потоках климатически активных веществ и бюджете углерода в лесах и других наземных экологических системах» (рег. № 123030300031-6).

Литература

1. *Алешко Р.А., Алексеева А.А., Шошина К.В. и др.* 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.
2. Атлас Коми АССР. М.: ГУГК, 1964. 112 с.
3. Атлас почв Республики Коми / под ред. Г.В. Добровольского, А.И. Таскаева, И.В. Забоевой. Сыктывкар: ООО «Коми республиканская типография», 2010. 356 с.
4. Атлас Республики Коми по климату и гидрологии. М.: Дрофа, 1997. 115 с.
5. *Барталёв С.А., Егоров В.А., Луян Е.А., Плотников Д.Е., Уваров И.А.* Распознавание пахотных земель на основе многолетних спутниковых данных спектрорадиометра MODIS и локально-адаптивной классификации // Компьютерная оптика. 2011. Т. 35. № 1. С. 103–116.
6. *Данилова И.В.* Методика пространственного моделирования лесовосстановительной динамики на основе данных дистанционного зондирования: автореф. ... канд. техн. наук. Новосибирск, 2014. 24 с.
7. *Дейвис Ш.М., Ландгребе Д.А., Филлипс Т.Л., Свейн Ф.Х., Хоффер Р.М., Ланденлауб Д.С., Сиева Ле Р.Ф.* Дистанционное зондирование: количественный подход / пер. с англ. М.: Недра, 1983. 415 с.
8. *Дмитриев Е.В., Козуб В.А., Мельник П.Г. и др.* Классификация и оценка состояния смешанных древостоев по аэроизображениям сверхвысокого пространственного разрешения // Лесной журн. 2019. № 5. С. 9–24. DOI: 10.17238/issn0536-1036.2019.5.9.
9. *Дмитриев Е.В., Кондранин Т.В., Мельник П.Г., Донской С.А.* Определение видового состава смешанного леса на основе совместной обработки публичных спутниковых карт и многовременных изображений Sentinel-2 // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2024. Т. 21. № 1. С. 31–50. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-31-50.
10. *Жарко В.О., Барталев С.А.* Оценка распознаваемости древесных пород леса на основе спутниковых данных о сезонных изменениях их спектрально-отражательных характеристик // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11. № 3. С. 159–170.
11. *Керчев И.А., Маслов К.А., Марков Н.Г., Токарева О.С.* Семантическая сегментация повреждённых деревьев пихты на снимках с беспилотных летательных аппаратов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 1. С. 116–126. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-116-126.
12. *Кузьмичев В.В.* Закономерности роста древостоев. Новосибирск: Наука, 1977. 160 с.
13. *Матко Е.В., Сафонова А.Н.* Методы глубокого обучения для прогнозирования гибели леса вследствие жизнедеятельности Серой цапли (*Ardea cinerea*), по данным БПЛА // Обработка пространственных данных в задачах мониторинга природных и антропогенных процессов (SDM-2023): сб. тр. Всероссийской конф. с международ. участием. Новосибирск: ФГБУ ФИЦ ИВТ, 2023. С. 104–109. DOI: 10.25743/sdm.2023.15.77.018.
14. *Медведев А.А., Тельнова Н.О., Кудиков А.В., Алексеенко Н.А.* Анализ и картографирование структурных параметров редкостойных северотаёжных 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.
15. *Плотников Д.Е.* Разработка методов дистанционной оценки растительного покрова на основе многолетних спутниковых измерений квазипериодических вариаций спектральной яркости: автореф. ... канд. физ.-мат. наук. М., 2011. 23 с.
16. Растительность Европейской части СССР / под ред. С.А. Грибовой, Т.И. Исаченко, Е.М. Лавренко. Л.: Наука. Ленинградское отд-ние, 1980. 429 с.
17. *Санников П.Ю., Андреев Д.Н., Бузмаков С.А.* Выявление и анализ сухостоя при помощи беспилотного летательного аппарата // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 3. С. 103–113. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-3-103-113.
18. *Сухих В.И., Гусев Н.Н., Даниюлис Е.П.* Аэрометоды в лесоустройстве. М.: Лесная промышленность, 1977. 192 с.

19. Шабанов Н. В., Михайлов Н. В., Тихонов Д. Н. и др. Валидация оценки индекса листовой поверхности по данным MODIS для редкостойных лесов Кольского полуострова с использованием материалов съёмки беспилотных летательных аппаратов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 2. С. 156–170. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-2-156-170.
20. Cabral R. P., da Silva G. F., de Almeida A. Q. et al. Mapping of the successional stage of a secondary forest using point clouds derived from UAV photogrammetry // Remote Sensing. 2023. V. 15. No. 2. Article 509. DOI: 10.3390/rs15020509.
21. Dalla Corte A. P., Rex F. E., Alves de Almeida D. R. et al. Measuring individual tree diameter and height using GatorEye high-density UAV-lidar in an integrated crop-livestock-forest system // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 5. Article 863. DOI: 10.3390/rs12050863.
22. Elsakov V. V. Influence of aerospace imagery spatial resolution on mapping results of tundra vegetation // Cosmic Research. 2023. V. 61. Iss. Suppl. 1. P. S163–S172. DOI: 10.1134/S0010952523700557.
23. Fraser R. H., Van der Sluijs J., Hall R. J. Calibrating satellite-based indices of burn severity from UAV-derived metrics of a burned boreal forest in NWT, Canada // Remote Sensing. 2017. V. 9. No. 3. Article 279. DOI: 10.3390/rs9030279.
24. Freudenberg M., Magdon P., Nölke N. Individual tree crown delineation in high-resolution remote sensing images based on U-Net // Neural Computing and Applications. 2022. V. 34. P. 22197–22207. DOI: 10.1007/s00521-022-07640-4.
25. Ghimire R. P., Kivimäenpää M., Blomqvist M. et al. Effect of bark beetle (*Ips typographus* L.) attack on bark VOC emissions of Norway spruce (*Picea abies* Karst.) trees // Atmospheric Environment. 2016. V. 126. P. 145–152. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2015.11.049.
26. Grosse G., Schirmermeister L., Malthus T. J. Application of Landsat-7 satellite data and a DEM for the quantification of thermokarst-affected terrain types in the periglacial Lena–Anabar coastal lowland // Polar Research. 2006. V. 25. No. 1. P. 51–67. DOI: 10.3402/polar.v25i1.6238.
27. Guerra-Hernández J., Cosenza D. N., Cardil A. et al. Predicting growing stock volume of Eucalyptus plantations using 3-D point clouds derived from UAV imagery and ALS data // Forests. 2019. V. 10. No. 10. Article 905. DOI: 10.3390/f10100905.
28. Kärvelo S., Johansson V., Schroeder M. et al. Local colonization-extinction dynamics of a tree-killing bark beetle during a large-scale outbreak // Ecosphere. 2016. V. 7. No. 3. Article e01257. DOI: 10.1002/ecs2.1257.
29. Landis J. R., Koch G. G. The measurement of observer agreement for categorical data // Biometrics. 1977. V. 33. No. 1. P. 159–174.
30. Michez A., Piégay H., Lisein J. et al. 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. Article 146. DOI: 10.1007/s10661-015-4996-2.
31. Moe K. T., Owari T., Furuya N. et al. Comparing individual tree height information derived from field surveys, LiDAR and UAV-DAP for high-value timber species in northern Japan // Forests. 2020. V. 11. No. 2. Article 223. DOI: 10.3390/f11020223.
32. Nevalainen O., Honkavaara E., Tuominen S. et al. Individual tree detection and classification with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging // Remote Sensing. 2017. V. 9. No. 3. Article 185. DOI: 10.3390/rs9030185.
33. Nezami S., Khoramshahi E., Nevalainen O. et al. Tree species classification of drone hyperspectral and RGB imagery with deep learning convolutional neural networks // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 7. Article 1070. DOI: 10.3390/rs12071070.
34. Nyaruhuma P., Gerke M., Vosselman G. et al. Verification of 2D building outlines using oblique airborne images // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2012. V. 71. P. 62–75. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.04.007.
35. Peña M., Castro A., Torres-Sánchez J. et al. Estimating tree height and biomass of a poplar plantation with image-based UAV technology // AIMS Agriculture and Food. 2018. V. 3. No. 3. P. 313–326. DOI: 10.3934/agrfood.2018.3.313.
36. Ranson K. J., Kovacs K., Sun G., Kharuk V. I. Disturbance recognition in the boreal forest using radar and Landsat-7 // Canadian J. Remote Sensing. 2003. V. 29. Iss. 2. P. 271–285. DOI: 10.5589/m02-096.
37. Safonova A., Guirado E., Maglinets Y. et al. (2021a) Olive tree biovolume from UAV multi-resolution image segmentation with Mask R-CNN // Sensors. 2021. V. 21. No. 5. Article 1617. DOI: 10.3390/s21051617.
38. Safonova A., Hamad Y., Dmitriev E. et al. (2021b) Individual tree crown delineation for the species classification and assessment of vital status of forest stands from UAV images // Drones. 2021. V. 5. No. 3. Article 77. DOI: 10.3390/drones5030077.
39. Safranyik L., Carroll A. L., Régnière J. et al. Potential for range expansion of mountain pine beetle into the boreal forest of North America // The Canadian Entomologist. 2010. V. 142. No. 5. P. 415–442. DOI: 10.4039/n08-CPA01.

40. *Shao J., Habib A., Fei S.* Semantic segmentation of UAV lidar data for tree plantations // The Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2023. V. 43. P. 1901–1906. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-1901-2023.
41. *Sparks A. M., Corrao M. V., Smith A. M.* Cross-comparison of individual tree detection methods using low and high pulse density airborne laser scanning data // Remote Sensing. 2022. V. 14. No. 14. Article 3480. DOI: 10.3390/rs14143480.
42. *Talucci A. C., Forbath E., Kropp H. et al.* Evaluating post-fire vegetation recovery in Cajander larch forests in northeastern Siberia using UAV derived vegetation indices // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 18. Article 2970. DOI: 10.3390/rs12182970.
43. *Wallace L., Lucieer A., Watson C. et al.* Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory // Remote Sensing. 2012. V. 4. No. 6. P. 1519–1543. DOI: 10.3390/rs4061519.
44. *Weinstein B. G., Marconi S., Bohlman S. et al.* Individual tree-crown detection in RGB imagery using semi-supervised deep learning neural networks // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 11. Article 1309. DOI: 10.3390/rs11111309.
45. *White J. C., Stepper C., Tompalski P. et al.* Comparing ALS and image-based point cloud metrics and modelled forest inventory attributes in a complex coastal forest environment // Forests. 2015. V. 6. No. 10. P. 3704–3732. DOI: 10.3390/f6103704.
46. *White J. C., Coops N. C., Wulder M. A. et al.* Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review // Canadian J. Remote Sensing. 2016. V. 42. No. 5. P. 619–641. DOI: 10.1080/07038992.2016.1207484.
47. *Zhang N., Wang Y., Zhang X.* Extraction of tree crowns damaged by *Dendrolimus tabulaeformis* Tsai et Liu via spectral-spatial classification using UAV-based hyperspectral images // Plant Methods. 2020. V. 16. No. 1. Article 135. DOI: 10.1186/s13007-020-00678-2.

Formation of a spatial database of tree species distribution at Lyalsky test site (Komi Republic) based on UAV data

T. A. Mylnikova, A. Yu. Borovlev, V. V. Elsakov, V. M. Shchanov

*Institute of Biology, Komi Science Centre UrB RAS, Syktyvkar 167982, Russia
E-mail: mylnikova.t.a@ib.komisc.ru*

A database of spatial distribution of tree crowns at Lyalsky test site (Komi Republic) with attached attributives has been constructed based on the processing of multiseasonal unmanned aerial vehicle (UAV) imagery. Delineation of crown boundaries was carried out using object-oriented segmentation of images based by texture and brightness homogeneous areas, selection of local maxima in the contour limits corresponding to highlighted tree tops, cultivation of crown areas by the watershed method. Convergence comparison of selected tree classes' crown total areas obtained by automated and expert methods demonstrates a high convergence class for two independent plots (85.8 and 90.3 %). The criteria of statistical separability and inter-class transformed divergence demonstrate the opportunities for separation of deadwood, deciduous, dark coniferous and pine crowns by spectral values. The non-metric multidimensional scaling ordination diagram of the multispectral summer and autumn survey values of model trees extracts the nuclei of the species classes. Split of selected crown areas into species composition classes showed an average level of convergence with expert assessment (overall accuracy 77.3 %, kappa 67.5 % for $n = 2631$ trees). Dark coniferous species and deadwood had the highest accuracy of determination. Aspen had the lowest accuracy of determination. The obtained materials were formalized in the "Database on spatial distribution of tree species at test site Lyalsky (middle taiga, northeast of the East European Plain)" (registration No. 2024623720). The data are planned to be used for building spatial models using spectrozonal satellite images (model building by spectral mixture decomposition and verification), and for obtaining taxonomic indicators of forest stands.

Keywords: UAV, Komi Republic, spectral separability, tree species crowns

Accepted: 09.01.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-1-116-130

References

1. Aleshko R.A., Alekseeva A.A., Shoshina K.V. et al., 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, V. 14, No. 5, pp. 87–99 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-87-99.
2. *Atlas Komi ASSR* (Atlas of the Komi ASSR), Moscow: GUGK, 1964, 112 p. (in Russian).
3. *Atlas pochv Respubliki Komi* (Soil atlas of the Komi Republic), Syktyvkar: LC “Komi Republican Publishing House”, 2010, 356 p. (in Russian).
4. *Atlas Respubliki Komi po klimatu i gidrologii* (Atlas of the Komi Republic on climate and hydrology), Moscow: Drofa, 1997, 115 p. (in Russian).
5. Bartalev S.A., Egorov V.A., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Uvarov I.A., Recognition of arable lands using multi-annual satellite data from spectroradiometer MODIS and locally adaptive supervised classification, *Computer Optics*, 2011, V. 35, No. 1, pp. 103–116 (in Russian).
6. Danilova I.V., *Metodika prostranstvennogo modelirovaniya lesovosstanovitel'noi dinamiki na osnove dannykh distantsionnogo zondirovaniya: Autoref. ... diss. kand. tekhn. nauk* (Methodology of spatial modeling of forest regeneration dynamics based on remotely sensed data, Cand. tech. sci. thesis), Novosibirsk, 2014, 24 p. (in Russian).
7. Davis S.M., Landgrebe D.A., Phillips T.L., Swain P.H., Hoffer R.M., Lindenlaub J.C., Silva L.F., *Remote sensing: The quantitative approach*, New York: McGraw-Hill Intern. Book Co., 1978, 405 p.
8. Dmitriev E.V., Kozub V.A., Melnik P.G. et al., Classification and assessment of the state of mixed forests from very high spatial resolution airborne images, *Forestry J.*, 2019, No. 5, pp. 9–24 (in Russian), DOI: 10.17238/issn0536-1036.2019.5.9.
9. Dmitriev E.V., Kondranin T.V., Melnik P.G., Donskoi S.A., Determining mixed forest species composition based on joint processing of public satellite maps and multi-temporal Sentinel-2 images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2024, V. 21, No. 1, pp. 31–50 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-31-50.
10. Zharko V.O., Bartalev S.A., Forest tree species recognizability assessment based on satellite data on their spectral reflectance seasonal changes, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2014, V. 11, No. 3, pp. 159–170.
11. Kerchev I.A., Maslov K.A., Markov N.G., Tokareva O.S., Semantic segmentation of damaged fir trees in unmanned aerial vehicle images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, V. 18, No. 1, pp. 116–126 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-1-116-126.
12. Kuzmichev V.V., *Zakonomernosti rosta drevostoev* (Regularities of forest stands growth), Novosibirsk: Nauka, 1977, 160 p. (in Russian).
13. Matko E.V., Safonova A.N., Deep learning for forest death prediction based on gray heron (*Ardea cinerea*) activity using UAV data, *Obrabotka prostranstvennykh dannykh v zadachakh monitoringa prirodnykh i antropogennykh protsessov (SDM-2023): sb. tr. Vserossiiskoi konf. s mezhdunarodnym uchastiem* (Proc. All-Russian Conf. with Intern. Participation “Spatial data processing in the tasks of monitoring natural and anthropogenic processes (SDM-2023)”), Novosibirsk: FGBU FITS IVT, 2023, pp. 104–109 (in Russian), DOI: 10.25743/sdm.2023.15.77.018.
14. 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, V. 17, No. 1, pp. 150–163 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-150-163.
15. Plotnikov D.E., *Razrabotka metodov distantsionnoi otsenki rastitel'nogo pokrova na osnove mnogoletnikh sputnikovykh izmerenii kvaziperiodicheskikh variatsii spektral'noi yarkosti: Autoref. diss. ... kand. fiz.-mat. nauk* (Development of methods for remote assessment of vegetation cover based on long-term satellite measurements of quasi-periodic variations of spectral brightness variations, Cand. phys.-math. sci. thesis), Moscow, 2011, 23 p. (in Russian).
16. *Rastitel'nost' Evropeiskoi chasti SSSR* (Vegetation of the European part of the USSR), S.A. Gribova, T.I. Isachenko, E.M. Lavrenko (eds.), Leningrad: Nauka, Leningradskoe otdelenie, 1980, 429 p. (in Russian).
17. Sannikov P.Yu., Andreev D.N., Buzmakov S.A., Identification and analysis of deadwood using an unmanned aerial vehicle, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, V. 15, No. 3, pp. 103–113 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-3-103-113.
18. Sukhikh V.I., Gusev N.N., Danyulis E.P., *Aehrometody v lesoustroistve* (Aerial methods in forest management), Moscow: Forest Industry, 1977, 192 p. (in Russian).
19. Shabanov N.V., Mikhailov N.V., Tikhonov D.N. et al., Validation of the MODIS LAI product over sparse boreal forest of the Kola Peninsula using UAV data, *Sovremennye problemy dis-*

- tantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, V. 18, No. 2, pp. 156–170 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-2-156-170.
20. Cabral R. P., da Silva G. F., de Almeida A. Q. et al., Mapping of the successional stage of a secondary forest using point clouds derived from UAV photogrammetry, *Remote Sensing*, 2023, V. 15, No. 2, Article 509, DOI: 10.3390/rs15020509.
 21. Dalla Corte P., Rex F. E., Alves de Almeida D. R. et al., Measuring individual tree diameter and height using GatorEye high-density UAV-lidar in an integrated crop-livestock-forest system, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 5, Article 863, DOI: 10.3390/rs12050863.
 22. Elsakov V. V., Influence of aerospace imagery spatial resolution on mapping results of tundra vegetation, *Cosmic Research*, 2023, V. 61, Iss. Suppl. 1, pp. S163–S172, DOI: 10.1134/S0010952523700557.
 23. Fraser R. H., Van der Sluijs J., Hall R. J., Calibrating satellite-based indices of burn severity from UAV-derived metrics of a burned boreal forest in NWT, Canada, *Remote Sensing*, 2017, V. 9, No. 3, Article 279, DOI: 10.3390/rs9030279.
 24. Freudenberg M., Magdon P., Nölke N., Individual tree crown delineation in high-resolution remote sensing images based on U-Net, *Neural Computing and Applications*, 2022, V. 34, pp. 22197–22207, DOI: 10.1007/s00521-022-07640-4.
 25. Ghimire R. P., Kivimäenpää M., Blomqvist M. et al., Effect of bark beetle (*Ips typographus* L.) attack on bark VOC emissions of Norway spruce (*Picea abies* Karst.) trees, *Atmospheric Environment*, 2016, V. 126, pp. 145–152, DOI: 10.1016/j.atmosenv.2015.11.049.
 26. Grosse G., Schirrmeister L., Malthus T. J., Application of Landsat-7 satellite data and a DEM for the quantification of thermokarst-affected terrain types in the periglacial Lena–Anabar coastal lowland, *Polar Research*, 2006, V. 25, No. 1, pp. 51–67, DOI: 10.3402/polar.v25i1.6238.
 27. Guerra-Hernández J., Cosenza D. N., Cardil A. et al., Predicting growing stock volume of Eucalyptus plantations using 3-D point clouds derived from UAV imagery and ALS data, *Forests*, 2019, V. 10, No. 10, Article 905, DOI: 10.3390/f10100905.
 28. Kärvelo S., Johansson V., Schroeder M. et al., Local colonization-extinction dynamics of a tree-killing bark beetle during a large-scale outbreak, *Ecosphere*, 2016, V. 7, No. 3, Article e01257, DOI: 10.1002/ecs2.1257.
 29. Landis J. R., Koch G. G., The measurement of observer agreement for categorical data, *Biometrics*, 1977, V. 33, No. 1, pp. 159–174.
 30. Michez A., Piégay H., Lisein J. et al., 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, Article 146, DOI: 10.1007/s10661-015-4996-2.
 31. Moe K. T., Owari T., Furuya N. et al., Comparing individual tree height information derived from field surveys, LiDAR and UAV-DAP for high-value timber species in northern Japan, *Forests*, 2020, V. 11, No. 2, Article 223, DOI: 10.3390/f11020223.
 32. Nevalainen O., Honkavaara E., Tuominen S. et al., Individual tree detection and classification with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging, *Remote Sensing*, 2017, V. 9, No. 3, Article 185, DOI: 10.3390/rs9030185.
 33. Nezami S., Khoramshahi E., Nevalainen O. et al., Tree species classification of drone hyperspectral and RGB imagery with deep learning convolutional neural networks, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 7, Article 1070, DOI: 10.3390/rs12071070.
 34. Nyaruhuma P., Gerke M., Vosselman G. et al., Verification of 2D building outlines using oblique airborne images, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, V. 71, pp. 62–75, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.04.007.
 35. Peña M., Castro A., Torres-Sánchez J. et al., Estimating tree height and biomass of a poplar plantation with image-based UAV technology, *AIMS Agriculture and Food*, 2018, V. 3, No. 3, pp. 313–326, DOI: 10.3934/agrfood.2018.3.313.
 36. Ranson K. J., Kovacs K., Sun G., Kharuk V. I., Disturbance recognition in the boreal forest using radar and Landsat-7, *Canadian J. Remote Sensing*, 2003, V. 29, Iss. 2, pp. 271–285, DOI: 10.5589/m02-096.
 37. Safonova A., Guirado E., Maglinets Y. et al. (2021a), Olive tree biovolume from UAV multi-resolution image segmentation with Mask R-CNN, *Sensors*, 2021, V. 21, No. 5, Article 1617, DOI: 10.3390/s21051617.
 38. Safonova A., Hamad Y., Dmitriev E. et al. (2021b), Individual tree crown delineation for the species classification and assessment of vital status of forest stands from UAV images, *Drones*, 2021, V. 5, No. 3, Article 77, DOI: 10.3390/drones5030077.
 39. Safranyik L., Carroll A. L., Régnière J. et al., Potential for range expansion of mountain pine beetle into the boreal forest of North America, *The Canadian Entomologist*, 2010, V. 142, No. 5, pp. 415–442, DOI: 10.4039/n08-CPA01.
 40. Shao J., Habib A., Fei S., Semantic segmentation of UAV lidar data for tree plantations, *The Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, V. 43, pp. 1901–1906, DOI: 10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-1901-2023.

41. Sparks A. M., Corrao M. V., Smith A. M., Cross-comparison of individual tree detection methods using low and high pulse density airborne laser scanning data, *Remote Sensing*, 2022, V. 14, No. 14, Article 3480, DOI: 10.3390/rs14143480.
42. Talucci A. C., Forbath E., Kropp H. et al., Evaluating post-fire vegetation recovery in Cajander larch forests in northeastern Siberia using UAV derived vegetation indices, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 18, Article 2970, DOI: 10.3390/rs12182970.
43. Wallace L., Lucieer A., Watson C. et al., Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory, *Remote Sensing*, 2012, V. 4, No. 6, pp. 1519–1543, DOI: 10.3390/rs4061519.
44. Weinstein B. G., Marconi S., Bohlman S. et al., Individual tree-crown detection in RGB imagery using semi-supervised deep learning neural networks, *Remote Sensing*, 2019, V. 11, No. 11, Article 1309, DOI: 10.3390/rs11111309.
45. White J. C., Stepper C., Tompalski P. et al., Comparing ALS and image-based point cloud metrics and modelled forest inventory attributes in a complex coastal forest environment, *Forests*, 2015, V. 6, No. 10, pp. 3704–3732, DOI: 10.3390/f6103704.
46. White J. C., Coops N. C., Wulder M. A. et al., Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review, *Canadian J. Remote Sensing*, 2016, V. 42, No. 5, pp. 619–641, DOI: 10.1080/07038992.2016.1207484.
47. Zhang N., Wang Y., Zhang X., Extraction of tree crowns damaged by *Dendrolimus tabulaeformis* Tsai et Liu via spectral-spatial classification using UAV-based hyperspectral images, *Plant Methods*, 2020, V. 16, No. 1, Article 135, DOI: 10.1186/s13007-020-00678-2.