

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РАЗНОСЕЗОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ SENTINEL-2 ДЛЯ КАРТОГРАФИРОВАНИЯ ВОДООХРАННЫХ ЛЕСОВ МАРИЙСКОГО ЗАВОЛЖЬЯ

Л.В. Тарасова, Э.А. Курбанов, О.Н. Воробьев, С.А. Лежнин, Д.М. Дергунов
Поволжский государственный технологический университет

В работе проведена оценка двухступенчатой классификации разносезонных спутниковых снимков Sentinel-2 для дешифрирования водоохранных лесов Марийского Заволжья. На первом этапе были выделены шесть классов наземного покрова: водные объекты, без растительности, древесно-кустарниковая растительность, травянистый покров, хвойные насаждения, смешанные лиственные насаждения. Затем были использованы разносезонные снимки Sentinel-2 (апрель – ноябрь) для разделения лиственных пород на ольху, березу, смешанные дубово-липово-осиновые леса, древесно-кустарниковую растительность, включая молодняки. Для классификации 14 снимков в пакете Envi 5.2 применялся метод классификации Maximum Likelihood. В результате были отобраны 4 снимка (27.07.2017, 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020), показавшие лучшие результаты классификации с общей точностью от 75 %. На их основе созданы синтезированные изображения и проведена их классификация. Результаты показали, что для большинства разновременных синтезированных изображений, общая точность классификации оказалась ниже, чем для изображений, полученных на одну дату. Для изображения, синтезированного из двух разновременных снимков (05.08.2020, 04.10.2020) с использованием всех спектральных каналов, точность классификации оказалась немного лучше (2-3 %), чем для этих отдельных изображений. Наибольшая доля в структуре лесного покрова водоохранной зоны приходится на классы «Древесно-кустарниковая растительность» (39,75 %) и «Хвойные насаждения» (31,14 %). Наименьшими по площади классами лесного покрова являются классы «Береза» (5,58 %) и «Ольха» (2,27 %). Среди лиственных лесов преобладают смешанные дубово-липово-осиновые леса.

Ключевые слова: разносезонные спутниковые снимки, водоохранные леса, дистанционное зондирование, тематическое картирование, ENVI, Sentinel-2.

MAPPING OF RIPARIAN FORESTS IN THE MARI VOLGA REGION USING MULTI-SEASONAL SENTINEL-2 IMAGES

L.V. Tarasova, E.A. Kurbanov, O.N. Vorobev, S.A. Lezhnin, D.M. Dergunov
Volga State University of Technology

The research examines the two-stage classification of Sentinel-2 multi-season satellite images with the goal of decoding riparian forests in the Mari Volga region. In the initial stage, ground cover was grouped into six classes: water, vegetated, herbaceous, shrubs, coniferous plantations, and mixed deciduous plantations. Hardwoods were classified into alder, birch, mixed oak-linden-aspen forests, shrub vegetation, and young trees using Sentinel-2 multi-seasonal images (April to November). The Maximum Likelihood classification method from the Envi 5.2 package was used to

classify 14 images. As a result, four images from the dates 27.07.2017, 5.08.2020, 04.09.2020, and 04.10.2020 were selected. With a 75% accuracy rate, these images demonstrated the best overall classification results. Using them as a basis, the synthesised images were classified. The findings revealed that the overall classification accuracy for the vast majority of images generated at different times was worse than for images obtained on the same day. The classification accuracy was somewhat improved (2–3%) for an image synthesised from two different-time images (05.08.2020, and 04.10.2020) employing all spectral channels. The classes of tree and shrub vegetation (39.75%) and coniferous plantations (31.14%) represent the majority of the forest cover in the riparian forest. The birch (5.58%) and alder (2.27%) are the two least-represented species in the area under study. Mixed oak-lime-aspen stands prevail in the deciduous forests.

Keywords: *multi-seasonal satellite images, riparian forests, remote sensing, thematic mapping, ENVI, Sentinel-2.*

Введение

Точная характеристика и описание породного состава лесов имеют важное значение при проведении мониторинга их нарушенности, оценке среды обитания и биоразнообразия особенно для прибрежных территорий, которые, с одной стороны, отличаются высоким биоразнообразием, а другой – являются наиболее уязвимыми к антропогенному воздействию. За последние столетия деятельность человека привела к нарушению и сокращению более 50 % приречных экосистем в различных регионах мира (Wu et al., 2021; Havrdová et al., 2023). Кроме того, глобализация способствует распространению инвазивных видов, которые вызывают конкурентное давление на местные сообщества прибрежных лесов (Mikulová et al., 2020; Groot et al., 2022).

Для оценки изменений на труднодоступных территориях водоохранных лесов речных бассейнов может быть полезным использование новейших данных и методов дистанционного зондирования, которые по сравнению с традиционными полевыми исследованиями требуют меньше временных и финансовых затрат. В последние десятилетия при исследовании лесных насаждений и отдельных древесных пород часто применяются мультиспектральные изображения спутников Landsat (Курбанов и др., 2014; Peña, Brenning, 2015; Turlej et al., 2022). Тем не менее, считается, что использование спутниковых изображений среднего пространственного разрешения приводит к неточным оценкам в связи с появлением эффекта смешанных пикселей, особенно в неоднородных прибрежных лесах (Reschke, Hüttich, 2014; Assal et al., 2018, Kontopoulos et al., 2022). Другим лимитирующим фактором в таких исследованиях являются ширина водоохранной зоны и спектральное разрешение, поэтому при необходимости детального изучения прибрежной зоны в дополнение к данным Landsat исследователи часто используют данные более высокого разрешения и/или наземные данные (Jeong et al, 2016; Wang et al, 2022).

При картографировании лесного покрова также широко используются гиперспектральные спутниковые изображения и данные LiDAR (*от англ. Light Detection and Ranging*). Гиперспектральные датчики обеспечивают высокий уровень детализации исследуемой местности (Liu, Wu, 2018; Abbas et al., 2021). Мультиспектральные и гиперспектральные данные часто объединяют с данными LiDAR, что позволяет добиться высокой точности (более 90 %) картографирования растительности и получать детальную информацию о породном составе лесов (Mäyrä, 2021; Qin et al., 2022). Тем не менее при использовании таких данных

требуется использовать их оптимальный набор, поскольку большинство из них сильно коррелирует между собой (Zhang et al., 2020; Rosa et al., 2021). Кроме того, для обработки гиперспектральных изображений требуется большая вычислительная мощность.

Мультиспектральные спутниковые данные с высоким пространственным разрешением (<5 м) и данные БПЛА (беспилотный летательный аппарат) позволяют получать информацию о наземном покрове с большой точностью (Cho et al., 2015; Карпов и др., 2019; Остроухов и др., 2020; Daryaei et al., 2020; Morgan et al., 2020; Зотов и др., 2022). В частности, в Австрии была проведена оценка состава древостоя поймы реки Зальцах по данным спутникового снимка сверхвысокого разрешения WorldView-2 с применением объектно-ориентированной классификации (Strasser, Lang, 2015). Для моделирования пространственного распределения преобладающих пород деревьев в провинции Голестан (Иран) учеными использовались данные QuickBird и данные об окружающей среде (Abdollahnejad et al., 2017). При исследовании породного состава и санитарного состояния прибрежных тугайных лесов на юге Бельгии применялись разносезонные снимки, полученные с помощью БПЛА, и данные LiDAR (Michez et al., 2016).

Хотя лидарные и гиперспектральные данные, мультиспектральные спутниковые изображения с высоким пространственным разрешением и данные БПЛА обладают высоким потенциалом для классификации лесного покрова, их использование связано с ограниченной доступностью, высокой стоимостью приобретения и необходимостью высокопроизводительной техники. Поэтому применимость этих данных в региональном масштабе по-прежнему ограничена. Кроме того, данные БПЛА имеют небольшой пространственный охват, а их использование регламентируется разными странами, что сдерживает потенциал и распространение таких технологий в лесной отрасли (Stöcker et al., 2017).

В последнее десятилетие широкое применение при оценках и картографировании наземного покрова находят спутниковые снимки миссии Sentinel Европейского космического агентства (Rüetschi et al., 2021; Dostálová et al., 2021; Waser et al., 2021; Чермошенцев, Чалкова, 2020; Udali et al., 2021; Bhattarai et al., 2021; Lechner et al., 2022; Nabil et al., 2022). Миссия Sentinel-2 может значительно улучшить классификацию по типам лесов и их породному составу (Курбанов и др., 2018; Сидоренков и др., 2018; Денисова и др., 2019; Immitzer et al., 2019). Кроме того, временное разрешение Sentinel-2 составляет пять дней, что позволяет выбрать изображения с наименьшей облачностью различных сезонов. Наиболее эффективными для этой цели являются спектральные каналы с разрешением 10 м (RGB и NIR), а также каналы на границе красного (Red edge) и коротковолнового инфракрасного диапазона SWIR (Persson et al., 2018; Wessel et al., 2018). Для классификации по породному составу широко применяется сочетание Sentinel-2 с другими спутниковыми данными и ЦМР (цифровая модель рельефа) (Bolyn et al., 2018; Lim et al., 2020), а также комбинация спектральных, экологических и текстурных характеристик (Hemmerling et al., 2021).

Повышению точности классификации растительного покрова может способствовать применение разносезонных снимков, что связано с тем, что фенологические вариации способны повысить спектральную разделимость между различными древесными породами. Многие исследования показали, что использование разновременных снимков позволяет добиться более высокой точности картографирования лесных видов, чем при использовании одного изображения (Macintyre et al., 2020; Wang et al., 2022; Karasiak et al., 2017; Grabska et al., 2019).

Цель исследования состояла в оценке эффективности использования разносезонных временных рядов изображений Sentinel-2 при картографировании породного состава водоохранных лесов Марийского лесного Заволжья, характеризующихся высоким содержанием смешанных насаждений.

Область исследования

Объектом исследования явился растительный покров двухсотметровой буферной (водоохранной) зоны участков рек Малая Кокшага, Малый Кундыш, Ошла, Большая Ошла, Большая Кокшага, Большой Кундыш, Илеть, Юшут, Волга, Парат и Рутка Республики Марий Эл, расположенных в пределах сцены T38VPH Sentinel-2 (рис. 1).

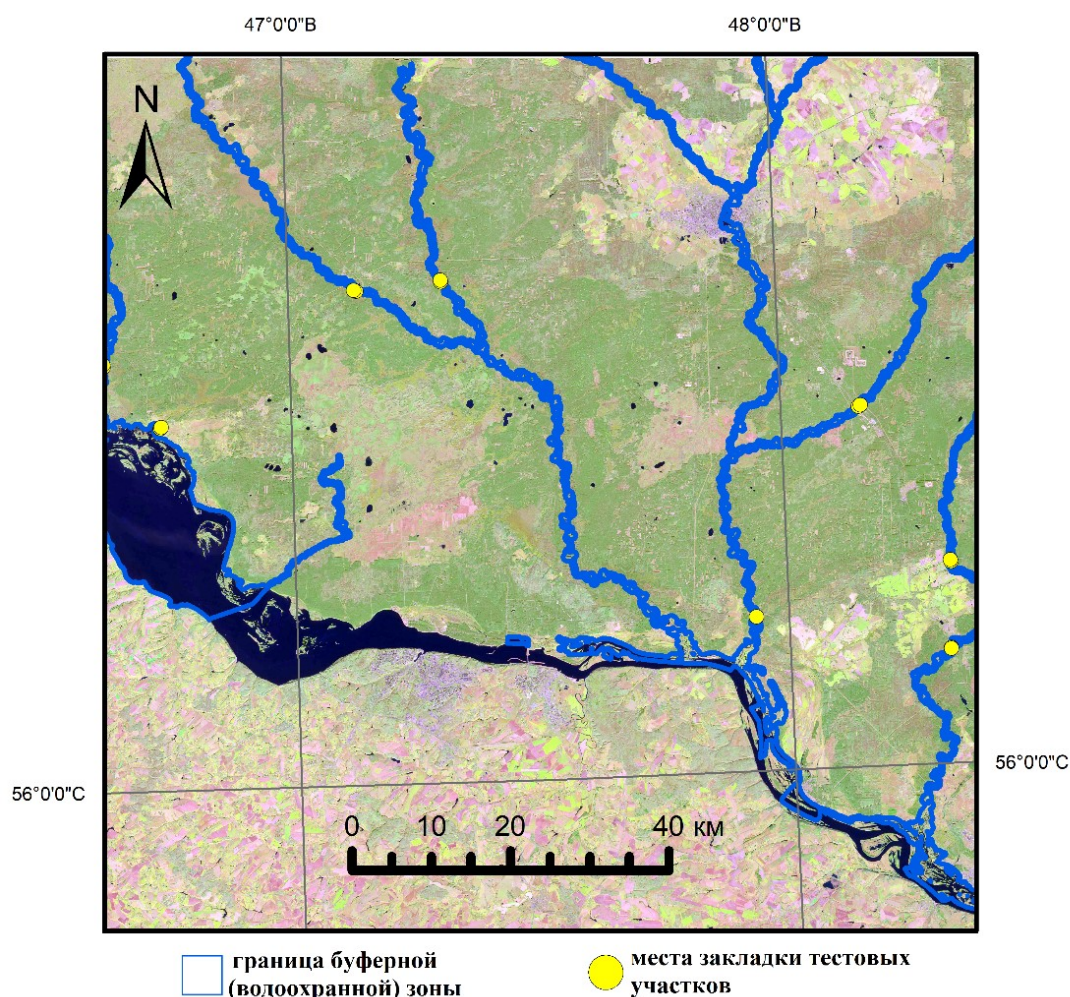


Рис. 1. Водоохранная зона на сцене T38VPH спутника Sentinel-2 на территорию Марийского Заволжья и распределение мест закладки тестовых участков

Материалы и методика исследований

В процессе исследования разработан алгоритм оценки и картографирования водоохранных лесов по разносезонным спутниковым данным, представленный в виде блок-схемы на рисунке 2. Для оценки точности картографирования и валидации результатов проведены полевые исследования с закладкой тестовых участков на территории водоохранных лесов РМЭ (Воробьёв и др., 2019) (рис. 3). Полученные данные также были использованы для определения состояния объектов растительного покрова на исследуемой местности. Тестовые участки, имея точную географическую привязку по GPS координатам, в дальнейшем фиксировались на спутниковых снимках Sentinel-2, которые в свою очередь прошли предварительную радиометрическую и атмосферную коррекцию в QGIS 3.22.

На первом этапе работ на изображении были выделены классы «Хвойные насаждения», «Травянистый покров», «Без растительности», «Водные объекты», «Лиственные насаждения», «Древесно-кустарниковая растительность». Классификация осуществлялась в программном пакете ENVI-5.2 на основе алгоритма Neural Net (нейронная сеть), которая использует стандартный алгоритм обратного распространения ошибки (рис. 4) (Tarasova, Smirnova, 2021). В качестве исходных данных была использована сцена L1C_T38VRH_A018694_20201004T081240.

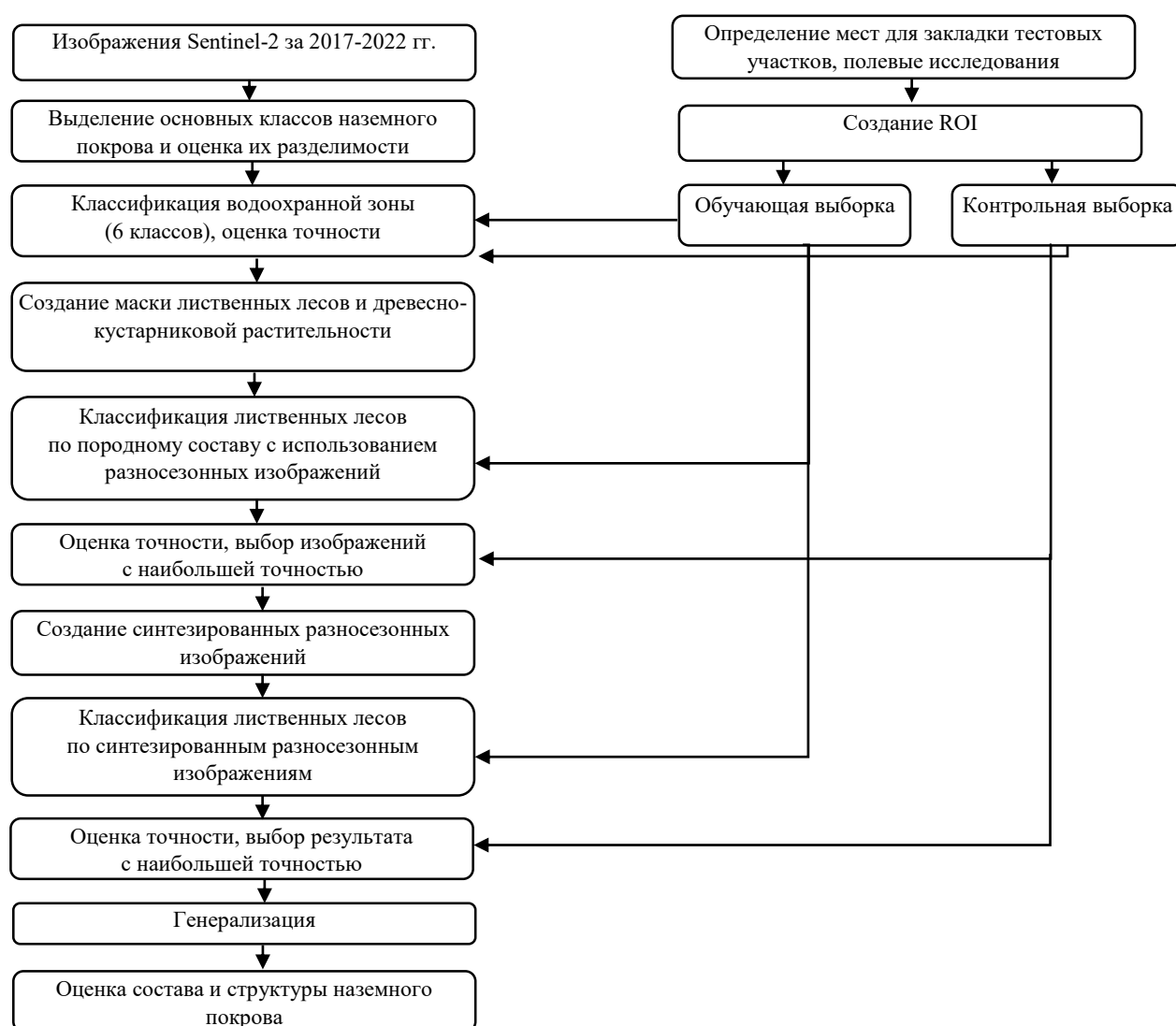


Рис.2. Алгоритм оценки водоохранных лесов по разносезонным спутниковым данным Sentinel-2



Рис. 3. Тестовые участки в водоохранной зоне рек: а) Илеть, б) Юшут, в) Малая Кокшага, г) Большой Кундыш (август 2022 г.)

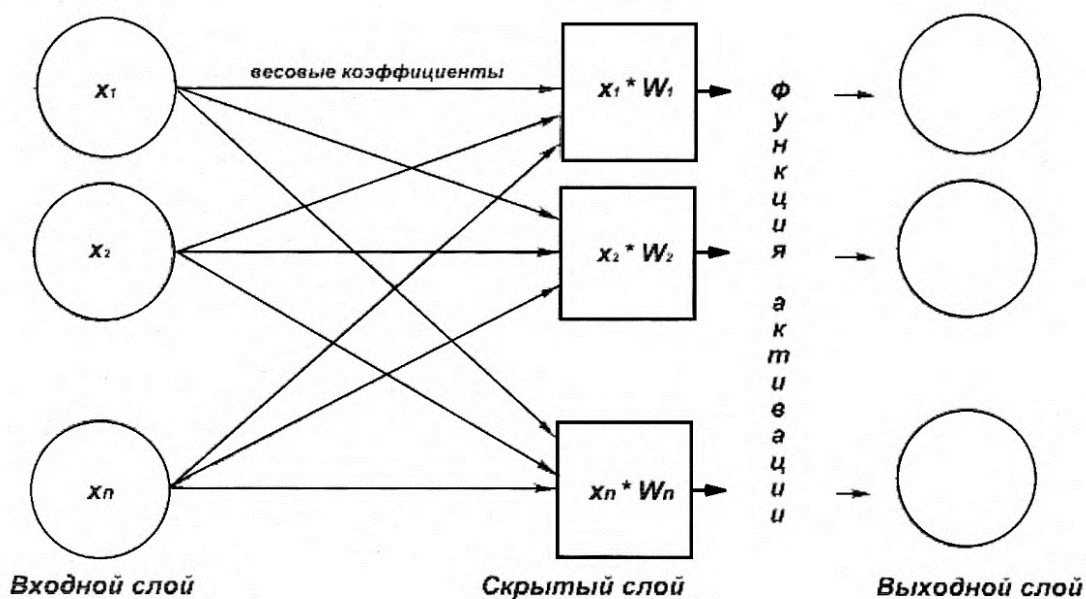


Рис. 4. Алгоритм обратного распространения ошибки (Программный комплекс Envi, 2007)

На втором этапе проводилось выделение породного состава только лиственных лесов, включая древесно-кустарниковую растительность и молодняки. Хвойные леса представлены на исследуемой территории в основном сосновыми насаждениями. Для классификации лиственных лесов по породному составу были использованы разносезонные изображения Sentinel-2, полученные с апреля по ноябрь 2017-2022 гг. с минимальной облачностью (табл. 1).

Характеристика спутниковых снимков Sentinel-2, используемых для классификации породного состава лиственных насаждений водоохранной зоны

ID снимка	Месяц	Дата съемки	Номер тайла /Tile Number	Платформа
L1C_T38VPH_A030391_20210417T081231	апрель	17.04.2021	T38VPH	SENTINEL-2A
L1C_T38VPH_A025386_20200502T080921	май	02.05.2020	T38VPH	SENTINEL-2A
L1C_T38VPH_A021840_20210512T081235	май	12.05.2021	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A027703_20220626T081241	июнь	26.06.2022	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A007254_20180727T080603	июль	27.07.2018	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A017836_20200805T080906	август	05.08.2020	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A016377_20180811T081326	август	11.08.2018	T38VPH	SENTINEL-2A
L1C_T38VPH_A012974_20190831T080610	август	31.08.2019	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A018265_20200904T081239	сентябрь	04.09.2020	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A018551_20200924T081136	сентябрь	24.09.2020	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A018694_20201004T081240	октябрь	04.10.2020	T38VPH	SENTINEL-2B
L1C_T38VPH_A027960_20201029T081241	октябрь	29.10.2020	T38VPH	SENTINEL-2A
L1C_T38VPH_A012373_20171104T081232	ноябрь	04.11.2017	T38VPH	SENTINEL-2A
L1C_T38VPH_A028246_20201118T081239	ноябрь	18.11.2020	T38VPH	SENTINEL-2A

В результате была создана маска лиственных насаждений, на которой выделены классы: «Ольха», «Береза», «Смешанные леса с преобладанием дуба», «Осина», «Липа», «Древесно-кустарниковая растительность», «Молодняки». Далее для каждого класса в программе ENVI 5.2 была проведена оценка их спектральной разделимости на спутниковых снимках Sentinel-2 по методике «Джеффрис-Матусита» (JM). Значения статистической разделимости выбранных ROI могут варьировать от 0 до 2, а значения индекса выше 1,4 свидетельствуют о приемлемой спектральной разделимости исследуемых классов наземного покрова (Nojas-Gascon et al., 2015; Али и др., 2020). По её результатам оказалась низкой разделимость класса «Древесно-кустарниковая растительность» с классом «Молодняки» и классом «Береза», а также класса «Смешанные леса с преобладанием дуба» с классами «Осина» и «Липа», что вызвано сложным составом смешанных лесов с преобладанием дуба, в которых присутствуют липовые и осиновые насаждения. Поэтому классы, которые перемешиваются между собой, были объединены и дальнейшая классификация лиственных насаждений проводилась на 4 класса: «Ольха», «Береза», «Смешанные дубово-липово-осиновые леса» и «Древесно-кустарниковая растительность, молодняки».

14 разносезонных изображений Sentinel-2 были проклассифицированы способом Maximum Likelihood, являющимся в пакете Envi 5.2 менее затратным по времени и наиболее точным (Tarasova, Smirnova, 2021). Оценка точности полученных тематических карт проводилась в модуле утилиты «Accuracy assessment» (оценка точности) программного пакета ENVI-5.2. В качестве тестовых участков использовались наборы пикселей (ROI) с основными классами легенды, выделенные по материалам лесоустройства и полевым данным (табл. 2).

Классы наземного покрова

Наименование класса наземного покрова	Количество ROI (для обучения / оценки точности)	Площадь, га (для обучения / оценки точности)
Ольха	54/45	5,08/1,38
Береза	52/50	6,35/1,58
Смешанные дубово-липово-осиновые леса	57/50	5,28/2,08
Древесно-кустарниковая растительность, молодняки	233/50	9,03/1,07
Хвойные насаждения	249/50	62,78/3,51
Травянистый покров	161/50	50,43/3,44
Без растительности (открытые участки, населенные пункты, дороги)	205/50	13,10/2,12
Водные объекты	748/50	3598,89/1733,20

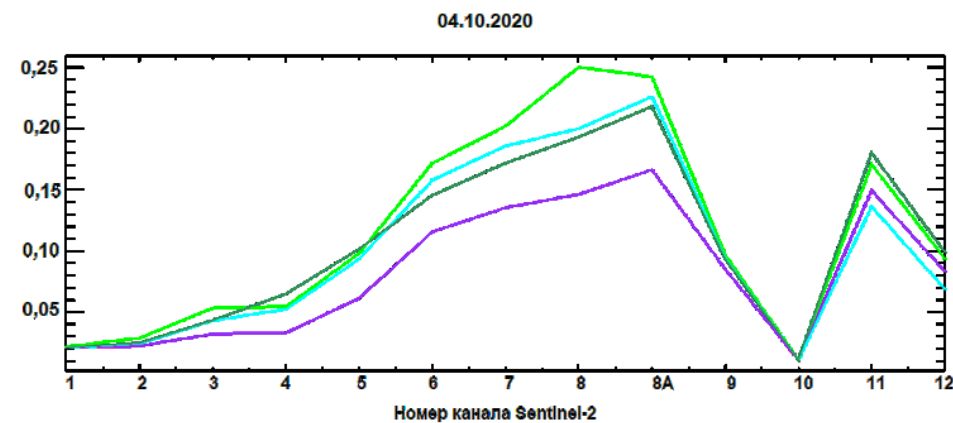
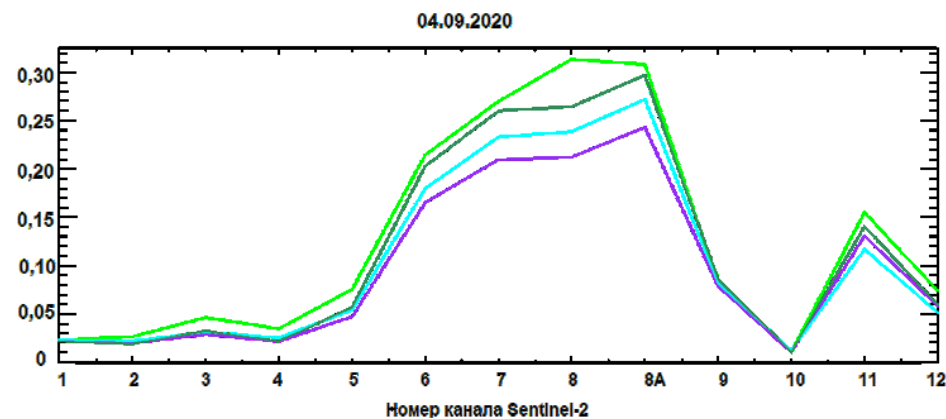
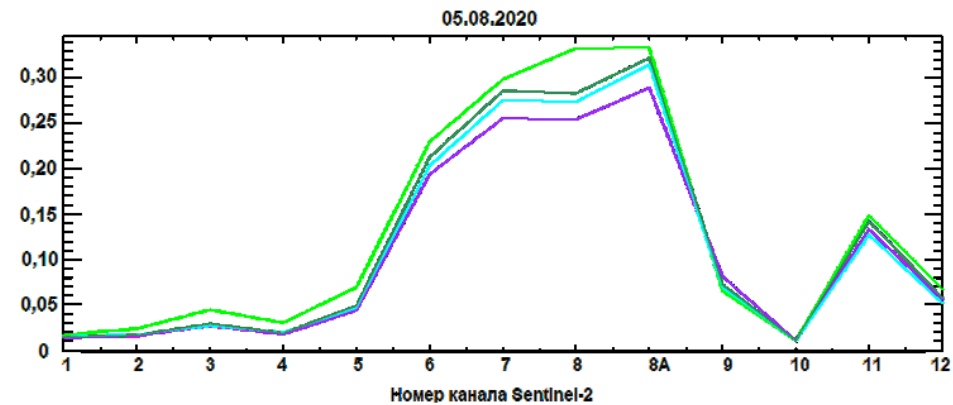
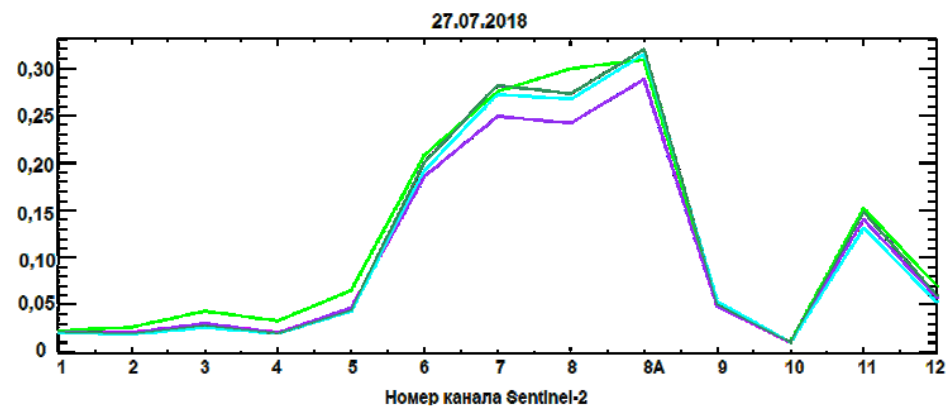
Далее был проведен анализ спектральной яркости изображений, показавших наиболее высокую точность классификации лиственных насаждений: 27.07.2017, 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020 (рис. 5).

Результаты исследования

Среднее значение спектральной яркости класса «Ольха» значительно ниже по сравнению со значениями остальных классов в 3-8, 8А спектральных каналах на снимке Sentinel от 04.10.2020, в 7,8 и 8А каналах на снимках 27.07.2018, 05.08.2020, 4.09.2020. Класс «Древесно-кустарниковая растительность, молодняки» отличается от других классов более высокими средними значениями в 3-5 каналах на снимках 27.07.2018, 05.08.2020, 4.09.2020 и в 3, 6-9 каналах снимка от 4.10.2020.

Класс «Береза» имеет наибольшие различия спектральной яркости в 6-8, 8А, 11,12 каналах на снимках 4.09.2020 и 4.10.2020. Среднее значение спектральной яркости класса «Смешанные дубово-липово-осиновые леса» выше значений других классов в 4,11,12 каналах снимка от 4.10.2020, также имеются различия с другими классами в 6-8,8А каналах на снимках 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020.

В результате были созданы и проклассифицированы способом Maximum Likelihood синтезированные изображения с использованием всех каналов и каналов, в которых наблюдаются наибольшие спектральные различия между классами. Значения общей точности синтезированных изображений также представлены в таблице 3.



— Древесно-кустарниковая растительность, молодняки
— Береза

— Смешанные (преимущественно дубово-липово-осиновые леса)
— Ольха

Рис. 5. Спектральная яркость изображений Sentinel-2 за 27.07.2017, 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020

Оценка точности 14 изображений Sentinel-2 (все каналы) и синтезированных изображений

Дата съемки Sentinel-2	Общая точность классификации лиственных насаждений, %
17.04.2021	63,50
02.05.2020	42,71
12.05.2021	25,88
26.06.2022	71,79
27.07.2018	76,79
05.08.2020	83,52
11.08.2018	68,51
31.08.2019	71,35
04.09.2020	81,36
24.09.2020	67,56
04.10.2020	82,14
29.10.2020	64,54
04.11.2017	64,54
18.11.2020	53,32
из 4 снимков (27.07.2018, 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020) (избранные каналы)	80,33
из 4 снимков (27.07.2018, 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020) (все каналы)	56,95
из 3 снимков: 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020 (избранные каналы)	67,21
из 3 снимков (05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020) (все каналы)	77,57
из 2 снимков: 05.08.2020, 04.10.2020 (избранные каналы)	73,77
из 2 снимков: 05.08.2020, 04.10.2020 (все каналы)	85,50
из 2 снимков: 05.08.2020, 04.09.2020 ((избранные каналы)	51,51
из 2 снимков: 05.08.2020, 04.09.2020 (все каналы)	80,59
из 2 снимков: 04.09.2020, 04.10.2020 (избранные каналы)	57,55
из 2 снимков: 04.09.2020, 04.10.2020 (все каналы)	80,50

Точность классификации синтезированных изображений с использованием всех каналов в большинстве случаев выше, чем синтезированных изображений с отдельными каналами. Наибольшую точность классификации разносезонных синтезированных изображений показало изображение из двух снимков (с использованием всех спектральных каналов) за 05.08.2020 и 4.10.2020 – 85,5 % (табл. 3), однако точность классификации других синтезированных изображений оказалась ниже (меньше 81 %) по сравнению с точностью классификации исходных изображений за 05.08.2020, 04.09.2020, 04.10.2020.

В работе после первого и второго этапов классификации водоохранной зоны тематические карты были объединены в одну итоговую (рис. 6). В результате оценки точности была получена «матрица неточностей» (confusion matrix), включающая основные показатели (статистики) при оценке точности тематических карт: общая точность классификации, коэффициент Каппа, коэффициент «точность производителя» (producer's accuracy, PA), коэффициент «точность пользователя» (user's accuracy, UA), ошибка допущения (commission error, CE), ошибка пропуска (omission error, OE). Матрица неточностей для итоговой карты представлена в таблице 4. Наблюдается перемешивание классов «Древесно-кустарниковая растительность, молодняки» и «Берёза», что объясняется преобладанием березовых насаждений в молодняках.

Таблица 4

Оценка точности итоговой карты

Классы наземного покрова	РА, %	UA, %	CE, %	OE, %
Ольха	98,43	99,60	0,40	1,57
Береза	66,46	99,76	0,24	33,54
Смешанные дубово-липово-осиновые леса	91,67	82,17	17,83	8,33
Древесно-кустарниковая растительность, молодняки	78,29	50,79	49,21	21,71
Хвойные насаждения	98,58	95,17	4,83	1,42
Травянистый покров	95,14	96,15	3,85	4,86
Без растительности	90,00	91,04	8,96	10,00
Водные объекты	99,83	99,99	0,01	0,17
Общая точность	99,59			
Коэффициент Каппа	0,9492			

Оценка структуры и площади наземного покрова по классам приведена в таблице 5.

Таблица 5

Площадь и структура наземного покрова по классам территории исследования

Классы наземного покрова	Количество пикселей	Площадь, га	% от общей площади
Хвойные насаждения	903709	9037,09	13,51
Смешанные (преимущественно дубово-липово-осиновые леса)	617015	6170,15	9,23
Ольха	65795	657,95	0,98
Береза	162042	1620,42	2,42
Древесно-кустарниковая растительность, молодняки	1153694	11536,94	17,25
Травянистый покров	412438	4124,38	6,17
Без растительности	83820	838,2	1,25
Водные объекты	3289834	32898,34	49,19
Итого	6688347	66883,47	100

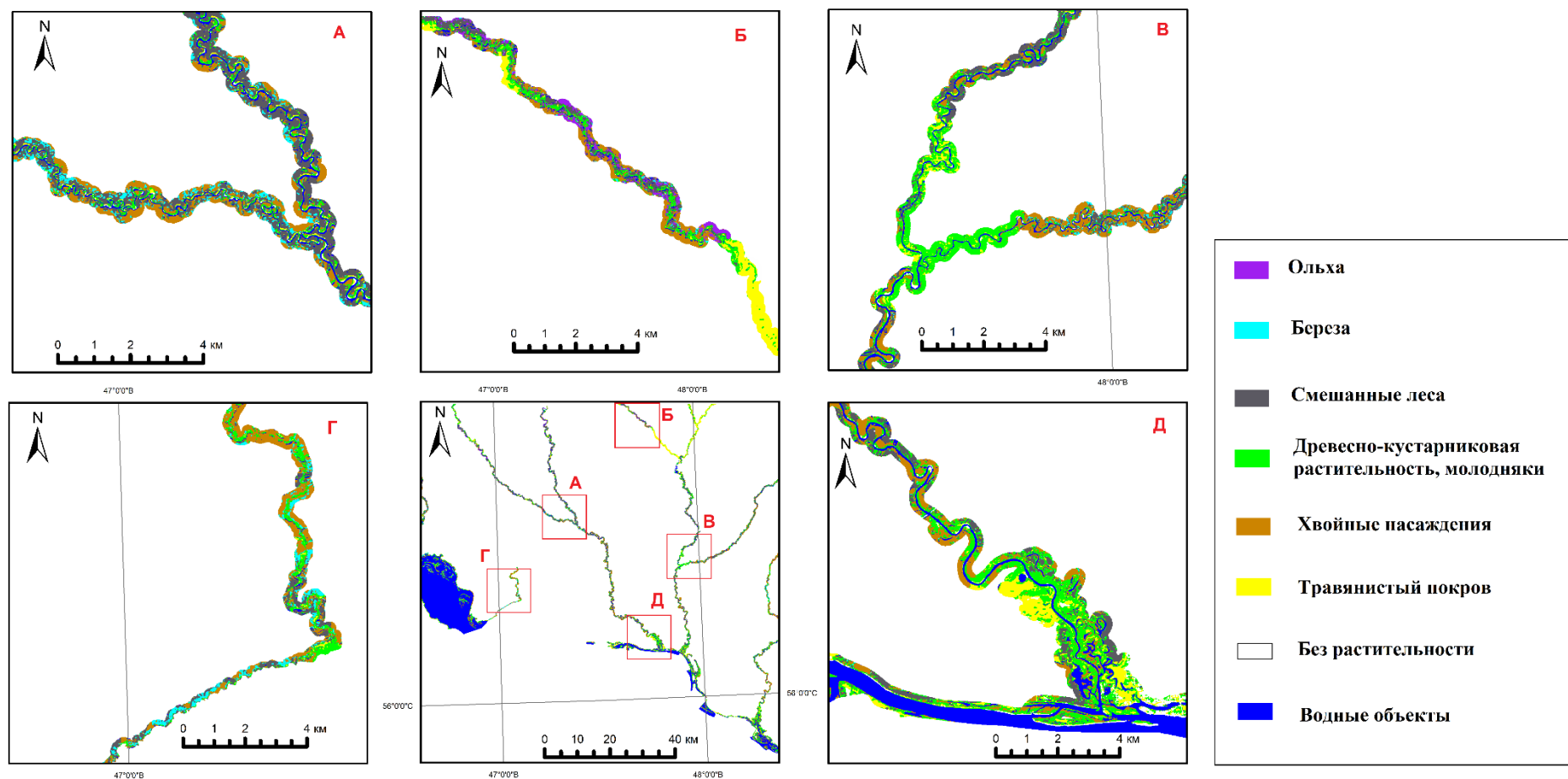


Рис. 6. Итоговая тематическая карта водоохранной зоны сцены T38VPH Sentinel-2 (в центре снизу):

А – участок водоохранной зоны рек Большая Кокшага и Большой Кундыш;

Б – участок водоохранной зоны реки Большая Ошла;

В – участок водоохранной зоны рек Малая Кокшага и Малый Кундыш;

Г – участок водоохранной зоны реки Парат;

Д – участок водоохранной зоны рек Большая Кокшага и Волга

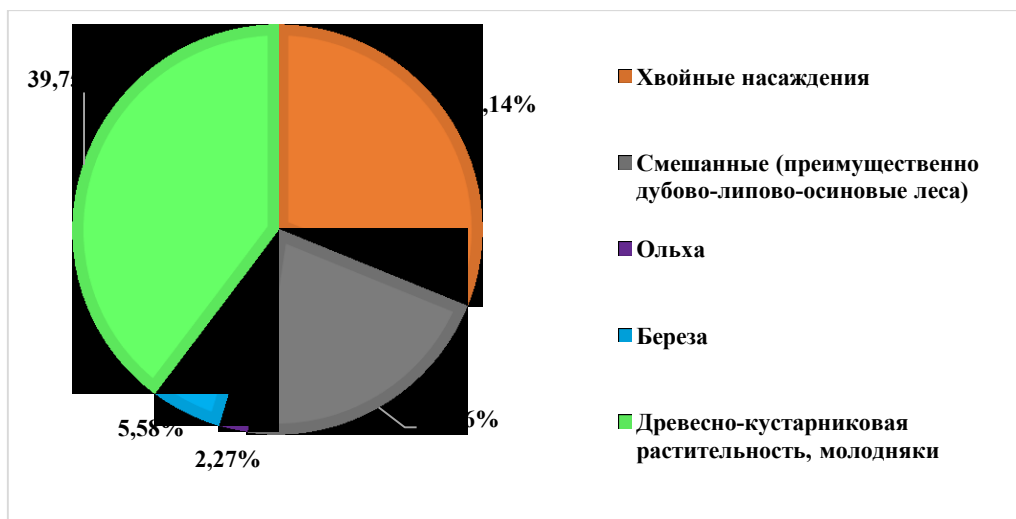


Рис. 7. Структура лесного покрова водоохранной зоны

Наибольшую долю в структуре лесного покрова водоохранной зоны (рис.7) занимают классы «Древесно-кустарниковая растительность» (39,75 %) и «Хвойные насаждения» (31,14 %). Наименьшими по площади классами лесного покрова являются классы «Береза» (5,58 %) и «Ольха» (2,27 %).

Заключение

В статье были использованы спутниковые снимки Sentinel-2 для двухэтапной классификации водоохранной зоны. Использование разносезонных данных позволяет провести оценку породного состава водоохранных лесов. Для разделения лиственных лесов наиболее полезными могут оказаться снимки, сделанные с конца июля до начала октября. Наибольшие отличия спектральных характеристик между лиственными породами наблюдаются в красных краевых 6,7 (Vegetation Red Edge), ближних инфракрасных 8 (Near Infrared /NIR), 8A (Narrow Near Infrared / Narrow NIR), коротковолновых инфракрасных каналах 11,12 (Short Wave Infrared / SWIR). В зеленом 3 (Green), красном 4 (Red), красном краевом 5 (Vegetation Red Edge) каналах в зависимости от даты наблюдаются различия класса «Древесно-кустарниковая растительность» с остальными классами лиственных насаждений. Сочетание поздних летних безоблачных снимков и снимков начала октября может способствовать более точной классификации.



Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда
№ 22-16-00094, <https://rscf.ru/project/22-16-00094/>

Библиографический список

1. Али М.С., Воробьев О.Н., Курбанов Э.А. Алгоритм «Дерево решений» для классификации лесов Сирийской Арабской Республики по снимку SENTINEL -2 // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Сер.: Лес. Экология. Природопользование. 2020. № 1 (45). С. 5-30. DOI: 10.25686/2306-2827.2020.1.5.
2. Воробьев О.Н. Курбанов Э. А., Демишева Е.Н., Меньшиков С.А., Али М.С., Смирнова Л. Н., Тарасова Л.В. Дистанционный мониторинг устойчивости лесных экосистем: монография. Йошкар-Ола: ПГТУ, 2019. 166 с.
3. Денисова А.Ю., Кавеленова Л.М., Корчиков Е.С., Прохорова Н.Б., Терентьева Д.А., Федосеев Б.А. Пространственная классификация преобладающих древесных пород на территории Самарской области по

данным Sentinel-2 и таксации леса // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16, № 4. С. 86-101. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-4-86-101.

4. Зотов С.А., Дмитриев Е.В., Мельник П.Г., Кондранин Т.В. Повышение информативности мультиспектральных спутниковых изображений с использованием данных текстурного анализа // ИВУЗ. «Лесной журнал». 2022. № 2. С. 84–104. DOI: 10.37482/0536-1036-2022-2-84-104.
5. Карпов А.А., Пирцхалава Н.Р., Гудина А.Г., Алешко Р.А., Богданов А.П. Разработка методики для оценки успешности лесовосстановления дистанционными методами // Лесотехнический журнал. 2019. Т. 9, № 3 (35). С. 25-34. DOI: 10.34220/issn.2222-7962/2019.3/3.
6. Курбанов Э.А., Воробьев О.Н., Меньшиков С.А., Смирнова Л.Н. Распознавание лесных насаждений и доминирующих древесных пород Пензенской области по данным спутника Sentinel-2 // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15, № 5. С. 154–166. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-154-166.
7. Курбанов Э.А., Воробьев О.Н., Губаев А.В., Лежнин С.А., Полевщикова Ю.А., Демишева Е.Н. Четыре десятилетия исследований лесов по снимкам Landsat // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Серия «Лес. Экология. Природопользование». 2014. № 1(21). С. 18-32.
8. Остроухов А.В., Климина Е.М., Купцова В.А. Ландшафтное картографирование труднодоступных территорий на примере государственного природного заповедника «Болонский» (Россия) // Nature Conservation Research. Заповедная наука. 2020. Т. 5, № 2. С. 47-63. DOI: 10.24189/ncr.2020.015.
9. Программный комплекс ENVI: учебное пособие по ENVI. Москва: Совзонд, 2007.
10. Сидоренков В.М., Косицын В.Н., Калнин В.В., Кушнырь О.В., Рыбкин А.С. Современные тенденции развития лесотаксационного дешифрирования по данным спутниковой съемки // Лесохозяйственная информация: электрон. сетевой журн. 2019. № 3. С. 48–60. DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2019.3.04.
11. Чермошенцев А.Ю., Чалкова Т.А. Сравнение результатов поляриметрической классификации радиолокационных снимков Sentinel-1 для определения породного состава лесных насаждений // Регулирование земельно-имущественных отношений в России: правовое и геопространственное обеспечение, оценка недвижимости, экология, технологические решения. 2020. Т. 2. С. 64-69. DOI: 10.33764/2687-041X-2020-2-64-69.
12. Abbas S., Peng Q., Wong M. S., Li Z., Wang J., Kwun Ng K. T. et al. Characterizing and classifying urban tree species using bi-monthly terrestrial hyperspectral images in Hong Kong // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2021. Vol. 177. P. 204-216. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.05.003.
13. Abdollahnejad A., Panagiotidis D., Shataee Joybari S., Surový P. Prediction of Dominant Forest Tree Species Using QuickBird and Environmental Data // Forests. 2017. Vol.8, №2. 42. P.1-19. DOI: 10.3390/f8020042.
14. Assal T.J., Steen V.A., Caltrider T., Cundy T., Stewart C., Manning N., Anderson P.J. Monitoring long-term riparian vegetation trends to inform local habitat management in a mountainous environment // Ecological Indicators. 2021. Vol. 127. 107807. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107807.
15. Bhattarai R., Rahimzadeh-Bajgirani P., Weiskittel A., Meneghini A., MacLean D. A. Spruce budworm tree host species distribution and abundance mapping using multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite imagery // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2021. Vol. 172. P. 28-40. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.11.023.
16. Bolyn C., Michez A., Gaucher P., Lejeune P., Bonnet S. Forest mapping and species composition using supervised per pixel classification of Sentinel-2 imagery // Biotechnol. Agron. Soc. Environ. 2018. Vol.22, №3. P. 172-187. DOI: 10.25518/1780-4507.16524.
17. Cho M.A., Malahlela O., Ramoelo A. Assessing the utility WorldView-2 imagery for tree species mapping in South African subtropical humid forest and the conservation implications: Dukuduku forest patch as case study// International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2015. Vol.38. P. 349-357. DOI: 10.1016/j.jag.2015.01.015.
18. Daryaei A., Sohrabi H., Atzberger C., Immitzer M. Fine-scale detection of vegetation in semi-arid mountainous areas with focus on riparian landscapes using Sentinel-2 and UAV data // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. Vol. 177, 105686, P.1–13. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105686.
19. Dostálová A., Lang M., Ivanovs J., Waser L.T., Wagner W. European Wide Forest Classification Based on Sentinel-1 Data // Remote Sensing. 2021. Vol. 13, № 3. 337. DOI: 10.3390/rs13030337.
20. Grabska E., Hostert P., Pflugmacher D., Ostapowicz K. Forest Stand Species Mapping Using the Sentinel-2 Time Series // Remote Sensing. 2019. Vol. 11, №10. 1197. DOI: 10.3390/rs11101197.
21. Groot M., Schueler S., Sallmannshofer M., Virgillito C., Kovacs G., Cech T. et al. Forest management, site characteristics and climate change affect multiple biotic threats in riparian forests // Forest Ecology and Management. 2022. Vol. 508. 120041. P.1-12. DOI:10.1016/j.foreco.2022.120041.
22. Havrdová A., Douda J., Doudová J. Threats, biodiversity drivers and restoration in temperate floodplain forests related to spatial scales // Science of The Total Environment. 2023. Vol. 854, 158743. DOI:10.1016/j.scitotenv.2022.158743.
23. Hemmerling J., Pflugmacher D., Hostert P. Mapping temperate forest tree species using dense Sentinel-2 time series // Remote Sensing of Environment. 2021. Vol 267, 112743. P.1-13. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112743.

24. Hojas-Gascon L., Belward A., Eva H., Ceccherini G., Hagolle O., Garcia J., Cerutti P. Potential improvement for forest cover and forest degradation mapping with the forthcoming Sentinel-2 program // *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2015. Vol. XL-7/W3. P. 417–423. DOI:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-417-2015.
25. Immitzer M., Neuwirth M., Böck S., Brenner H., Vuolo F., Atzberger C. Optimal Input Features for Tree Species Classification in Central Europe Based on Multi-Temporal Sentinel-2 Data // *Remote Sensing*. 2019. Vol.11, №22. 2599. P. 1-23. DOI: 10.3390/rs11222599.
26. Jeong S.G., Mo Y., Kim H.G., Park C. H., D. K. Lee. Mapping riparian habitat using a combination of remote-sensing techniques // *International Journal of Remote Sensing*. 2016. Vol.37, №5. P.1069-1088. DOI: 10.1080/01431161.2016.1142685.
27. Karasiak N., Sheeren D., Fauvel M., Willm J., Dejoux J. -F., Monteil C. Mapping tree species of forests in southwest France using Sentinel-2 image time series. // *Proceedings of the 2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp)*. Brugge. Belgium, 2017. P. 1-4. DOI: 10.1109/Multi-Temp.2017.8035215.
28. Kontopoulos C., Kitsiou D., Chlorokostas S., Charalampopoulou B., Grammalidis N., Tzepkenlis A. Identification and analysis of long-term changes in river deltas and riparian zones using time-series multispectral data // *Euro-Mediterranean Journal for Environmental Integration*. 2022. <https://doi.org/10.1007/s41207-022-00332-4>.
29. Lechner M., Dostálová A., Hollaus M., Atzberger C., Immitzer M. Combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Tree Species Classification in a Central European Biosphere Reserve // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, №11. 2687. DOI: 10.3390/rs14112687.
30. Lim J., Kim K.-M., Kim E.-H., Jin R. Machine Learning for Tree Species Classification Using Sentinel-2 Spectral Information, Crown Texture, and Environmental Variables // *Remote Sensing*. 2020. Vol.12, № 12, 2049.P.1-21. DOI: 10.3390/rs12122049.
31. Liu H., Wu C. Crown-level tree species classification from AISA hyperspectral imagery using an innovative pixel-weighting approach // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. Vol.68. P. 298-307. DOI: 10.1016/j.jag.2017.12.001.
32. Macintyre P., van Niekerk A., Mucina L. Efficacy of multi-season Sentinel-2 imagery for compositional vegetation classification // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2020. Vol. 85.101980. DOI: 10.1016/j.jag.2019.101980.
33. Mäyrä J., Keski-Saari S., Kivinen S., Tanhuanpää T., Hurskainen P., Kullberg P. et al. Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks // *Remote Sensing of Environment*. 2021. Vol. 256. 112322. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112322.
34. Michez A., Piégay H., Jonathan L., Claessens H., Lejeune P. Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2016. Vol.44. P. 88-94. DOI: 10.1016/j.jag.2015.06.014.
35. Mikulová K., Jarolínek I., Šibík J., Bacigál T., Šibíková M. Long-Term Changes of Softwood Floodplain Forests—Did the Disappearance of Wet Vegetation Accelerate the Invasion Process? // *Forests*. 2020. Vol.11, №11. 1218. P. 1-14. DOI: 10.3390/f11111218.
36. Morgan B.E., Bolger D.T., Chipman J.W., Dietrich J.T. Lateral and longitudinal distribution of riparian vegetation along an ephemeral river in Namibia using remote sensing techniques // *Journal of Arid Environments*. 2020. Vol.181, 104220. P.1–11. DOI: 10.1016/j.jaridenv.2020.104220.
37. Nabil M., Farg E., Arafat S. M., Aboelghar M., Afify N. M, Elsharkawy M. M. Tree-fruits crop type mapping from Sentinel-1 and Sentinel-2 data integration in Egypt's New Delta project // *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 2022. Vol. 27, 100776. DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100776.
38. Peña M.A., Brenning A. Assessing fruit-tree crop classification from Landsat-8 time series for the Maipo Valley, Chile // *Remote Sensing of Environment*. 2015. Vol. 171. P. 234-244. DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.029.
39. Persson M., Lindberg E., Reese H. Tree Species Classification with Multi-Temporal Sentinel-2 Data // *Remote Sensing*. 2018. Vol.10, №11, 1794. P.1-19 DOI: 10.3390/rs10111794.
40. Reschke J., Hüttich C. Continuous field mapping of Mediterranean wetlands using sub-pixel spectral signatures and multi-temporal Landsat data // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2014. Vol. 28. P. 220-229. DOI: 10.1016/j.jag.2013.12.014.
41. Rosa L. E. C., Sothe C., Feitosa R. Q., Almeida C. M., Schimalski M. B., Oliveira D. A. B. Multi-task fully convolutional network for tree species mapping in dense forests using small training hyperspectral data // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. Vol. 179. P. 35-49. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.07.001.
42. Rüetschi M., Schaepman M.E., Small D. Using Multitemporal Sentinel-1 C-band Backscatter to Monitor Phenology and Classify Deciduous and Coniferous Forests in Northern Switzerland // *Remote Sensing*. 2018. Vol.10, №1.55. DOI: 10.3390/rs10010055.
43. Qin H., Zhou W., Yao Y., Wang W. Individual tree segmentation and tree species classification in subtropical broadleaf forests using UAV-based LiDAR, hyperspectral, and ultrahigh-resolution RGB data // *Remote Sensing of Environment*. 2022. Vol. 280.113143. DOI: 10.1016/j.rse.2022.113143.
44. Stöcker C., Bennett R., Nex F., Gerke M., Zevenbergen J. Review of the Current State of UAV Regulations // *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9, № 5. 459. P. 1-26. DOI: 10.3390/rs9050459.

45. Strasser T., Lang S. Object-based class modelling for multi-scale riparian forest habitat mapping // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015. Vol.37. P.29-37, DOI: 10.1016/j.jag.2014.10.002.
46. Tarasova L.V., Smirnova L. N. Satellite-based analysis of classification algorithms applied to the riparian zone of the Malaya Kokshaga river // *IOP "FORECO 2021" Conf., Ser.: Earth and Environ. Sci.* 2021. Vol. 932, 012012. 10 p.
47. Turlej K., Ozdogan M., Radeloff V.C. Mapping forest types over large areas with Landsat imagery partially affected by clouds and SLC gaps // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. Vol. 107. 102689. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102689.
48. Udali A., Lingua E., Persson H.J. Assessing Forest Type and Tree Species Classification Using Sentinel-1 C-Band SAR Data in Southern Sweden // *Remote Sensing*. 2021. Vol.13, №16. 3237. DOI: 10.3390/rs13163237
49. Wang M., Zheng Y., Huang C., Meng R., Pang Y., Jia W. et al. Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China // *Forest Ecosystems*. 2022. Vol. 9.100032. DOI: 10.1016/j.fecs.2022.100032.
50. Waser L. T., Rüetschi M., Psomas A., Small D., Rehush N. Mapping dominant leaf type based on combined Sentinel-1/2 data – Challenges for mountainous countries // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. Vol.180. P. 209-226. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.08.017.
51. Wessel M., Brandmeier M., Tiede D. Evaluation of Different Machine Learning Algorithms for Scalable Classification of Tree Types and Tree Species Based on Sentinel-2 Data // *Remote Sensing*. 2018, Vol.10, №9,1419. P. 1–21. DOI: 10.3390/rs10091419.
52. Wu C.-L., Herrington S. J., Charry B., Chu M. L., Knouft J. H. Assessing the potential of riparian reforestation to facilitate watershed climate adaptation // *Journal of Environmental Management*. 2021. Vol. 277,111431, DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.111431.
53. Zhang B., Zhao L., Zhang X. Three-dimensional convolutional neural network model for tree species classification using airborne hyperspectral images // *Remote Sensing of Environment*. 2020. Vol. 247. 111938. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111938.

References

1. Ali M.S., Vorob'ev O.N., Kurbanov E.A. Algoritm «Derevo reshenii» dlya klassifikatsii lesov Siriiskoi Arabskoi Respubliki po snimku SENTINEL -2 (Algorithm "Decision tree" for the classification of forests in the Syrian Arab Republic based on the image SENTINEL -2). *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Ser.: Les. Ekologiya. Prirodopol'zovanie*. 2020. № 1 (45). S. 5-30. DOI: 10.25686/2306-2827.2020.1.5.
2. Vorob'ev O.N. Kurbanov E. A., Demisheva E.N., Men'shikov S.A., Ali M.S., Smirnova L. N., Tarasova L.V. Distantionnyi monitoring ustoichivosti lesnykh ekosistem: monografiya (Remote monitoring of the sustainability of forest ecosystems: monograph). Ioshkar-Ola: PGUTU, 2019. 166 s.
3. Denisova A.Yu., Kavelenova L.M., Korchikov E.S., Prokhorova N.B., Terent'eva D.A., Fedoseev B.A. Prostranstvennaya klassifikatsiya preobladayushchikh drevesnykh porod na territorii Samarskoi oblasti po dannym Sentinel-2 i taksatsii lesa (Spatial classification of the dominant tree species in the Samara region according to Sentinel-2 data and forest inventory). *Sovremennye problemy distantionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2019. T. 16, № 4. S. 86-101. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-4-86-101.
4. Zotov S.A., Dmitriev E.V., Mel'nik P.G., Kondranin T.V. Povyshenie informativnosti mul'tispektral'nykh sputnikovyykh izobrazhenii s ispol'zovaniem dannykh tekturnogo analiza (Improving the information content of multispectral satellite images using texture analysis data). *IVUZ. «Lesnoi zhurnal»*. 2022. № 2. S. 84–104. DOI: 10.37482/0536-1036-2022-2-84-104.
5. Karpov A.A., Pirtskhalava N.R., Gudina A.G., Aleshko R.A., Bogdanov A.P. Razrabotka metodiki dlya otsenki uspekhov lesovosstanovleniya distantionnymi metodami (Development of a methodology for assessing the success of reforestation by remote methods). *Lesotekhnicheskii zhurnal*. 2019. T. 9, № 3 (35). S. 25-34. DOI: 10.34220/issn.2222-7962/2019.3/3.
6. Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., Men'shikov C.A., Smirnova L.N. Raspoznavanie lesnykh nasazhdenii i dominiruyushchikh drevesnykh porod Penzenskoi oblasti po dannym sputnika Sentinel-2 (Recognition of forest plantations and dominant tree species of the Penza region according to the data of the Sentinel-2 satellite). *Sovremennye problemy distantionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2018. T. 15, № 5. S. 154–166. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-154-166.
7. Kurbanov E.A., Vorob'ev O.N., Gubaev A.V., Lezhnin S.A., Polevshchikova Yu.A., Demisheva E.N. Chetyre desyatiletiya issledovaniy lesov po snimkam Landsat (Four decades of forest research based on Landsat images). *Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Seriya «Les. Ekologiya. Prirodopol'zovanie»*. 2014. № 1(21). S. 18-32.
8. Ostroukhov A.V., Klimina E.M., Kuptsova V.A. Landshaftnoe kartografirovaniye trudnodostupnykh territorii na primere gosudarstvennogo prirodnogo zapovednika «Bolon'skii» (Rossiya) (Landscape mapping of hard-to-reach territories on the example of the Bolognsky State Nature Reserve (Russia)). *Nature Conservation Research. Zapovednaya nauka*. 2020. T. 5, № 2. S. 47-63. DOI: 10.24189/ncr.2020.015.
9. Programmnyi kompleks ENVI: uchebnoe posobie po ENVI (ENVI software package: ENVI tutorial). Moskva: Sovzond, 2007.

10. Sidorenkov V.M., Kositsyn V.N., Kalnin V.V., Kushnir' O.V., Rybkin A.S. Sovremennye tendentsii razvitiya lesotaksatsionnogo deshifirovaniya po dannym sputnikovoi s"emki (Modern trends in the development of forest inventory interpretation based on satellite imagery). *Lesokhozyaistvennaya. informatsiya: elektron. setevoi zhurn.* 2019. № 3. S. 48–60. DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2019.3.04.
11. Chermoshentsev A.Yu., Chalkova T.A. Sravnenie rezul'tatov polyarimetricheskoi klassifikatsii radiolokatsionnykh snimkov Sentinel-1 dlya opredeleniya porodnogo sostava lesnykh nasazhdenii (Comparison of the results of the polarimetric classification of Sentinel-1 radar images to determine the species composition of forest plantations). *Regulirovanie zemel'no-imushchestvennykh otnoshenii v Rossii: pravovoe i geoprostranstvennoe obespechenie, otsenka nedvizhimosti, ekologiya, tekhnologicheskie resheniya.* 2020. T. 2. S. 64-69. DOI: 10.33764/2687-041X-2020-2-64-69.
12. Abbas S., Peng Q., Wong M. S., Li Z., Wang J., Kwun Ng K. T. et al. Characterizing and classifying urban tree species using bi-monthly terrestrial hyperspectral images in Hong Kong. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 2021. Vol. 177. P. 204-216. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.05.003.
13. Abdollahnejad A., Panagiotidis D., Shataee Joybari S., Surový P. Prediction of Dominant Forest Tree Species Using QuickBird and Environmental Data. *Forests.* 2017. Vol.8, №2. 42. P.1-19. DOI: 10.3390/f8020042.
14. Assal T.J., Steen V.A., Caltrider T., Cundy T., Stewart C., Manning N., Anderson P.J. Monitoring long-term riparian vegetation trends to inform local habitat management in a mountainous environment. *Ecological Indicators.* 2021. Vol. 127. 107807. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107807.
15. Bhattarai R., Rahimzadeh-Bajgiran P., Weiskittel A., Meneghini A., MacLean D. A. Spruce budworm tree host species distribution and abundance mapping using multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 2021. Vol. 172. P. 28-40. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.11.023.
16. Bolyn C., Michez A., Gaucher P., Lejeune P., Bonnet S. Forest mapping and species composition using supervised per pixel classification of Sentinel-2 imagery. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 2018. Vol.22, №3. P. 172-187. DOI: 10.25518/1780-4507.16524.
17. Cho M.A., Malahlela O., Ramoelo A. Assessing the utility WorldView-2 imagery for tree species mapping in South African subtropical humid forest and the conservation implications: Dukuduku forest patch as case study. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.* 2015. Vol.38. P. 349-357. DOI: 10.1016/j.jag.2015.01.015.
18. Daryaei A., Sohrabi H., Atzberger C., Immitzer M. Fine-scale detection of vegetation in semi-arid mountainous areas with focus on riparian landscapes using Sentinel-2 and UAV data. *Computers and Electronics in Agriculture.* 2020. Vol. 177, 105686, P.1–13. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105686.
19. Dostálová A., Lang M., Ivanovs J., Waser L.T., Wagner W. European Wide Forest Classification Based on Sentinel-1 Data. *Remote Sensing.* 2021. Vol. 13, № 3. 337. DOI: 10.3390/rs13030337.
20. Grabska E., Hostert P., Pflugmacher D., Ostapowicz K. Forest Stand Species Mapping Using the Sentinel-2 Time Series. *Remote Sensing.* 2019. Vol. 11, №10. 1197. DOI: 10.3390/rs11101197.
21. Groot M., Schueler S., Sallmannshofer M., Virgillito C., Kovacs G., Cech T. et al. Forest management, site characteristics and climate change affect multiple biotic threats in riparian forests. *Forest Ecology and Management.* 2022. Vol. 508. 120041. P.1-12. DOI:10.1016/j.foreco.2022.120041.
22. Havrdová A., Douda J., Doudová J. Threats, biodiversity drivers and restoration in temperate floodplain forests related to spatial scales // *Science of The Total Environment.* 2023. Vol. 854, 158743. DOI:/10.1016/j.scitotenv.2022.158743.
23. Hemmerling J., Pflugmacher D., Hostert P. Mapping temperate forest tree species using dense Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment.* 2021. Vol 267, 112743. P.1-13. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112743.
24. Hojas-Gascon L., Belward A., Eva H., Ceccherini G., Hagolle O., Garcia J., Cerutti P. Potential improvement for forest cover and forest degradation mapping with the forthcoming Sentinel-2 program. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2015.Vol. XL-7/W3. P. 417–423. DOI:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-417-2015.
25. Immitzer M., Neuwirth M., Böck S., Brenner H., Vuolo F., Atzberger C. Optimal Input Features for Tree Species Classification in Central Europe Based on Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sensing.* 2019. Vol.11, №22. 2599. P. 1-23. DOI: 10.3390/rs11222599.
26. Jeong S.G., Mo Y., Kim H.G., Park C. H., D. K. Lee. Mapping riparian habitat using a combination of remote-sensing techniques. *International Journal of Remote Sensing.* 2016. Vol.37, №5. P.1069-1088. DOI: 10.1080/01431161.2016.1142685.
27. Karasiak N., Sheeren D., Fauvel M., Willm J., Dejoux J. -F., Monteil C. Mapping tree species of forests in southwest France using Sentinel-2 image time series. *Proceedings of the 2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp).* Brugge, Belgium, 2017. P. 1-4. DOI: 10.1109/Multi-Temp.2017.8035215.
28. Kontopoulos C., Kitsiou D., Chlorokostas S., Charalampopoulou B., Grammalidis N., Tzepkenlis A. Identification and analysis of long-term changes in river deltas and riparian zones using time-series multispectral data. *Euro-Mediterranean Journal for Environmental Integration.* 2022. <https://doi.org/10.1007/s41207-022-00332-4>.
29. Lechner M., Dostálová A., Hollaus M., Atzberger C., Immitzer M. Combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Tree Species Classification in a Central European Biosphere Reserve. *Remote Sensing.* 2022. Vol. 14, №11. 2687. DOI: 10.3390/rs14112687.

30. Lim J., Kim K.-M., Kim E.-H., Jin R. Machine Learning for Tree Species Classification Using Sentinel-2 Spectral Information, Crown Texture, and Environmental Variables. *Remote Sensing*. 2020. Vol.12, № 12, 2049. P.1-21. DOI: 10.3390/rs12122049.
31. Liu H., Wu C. Crown-level tree species classification from AISA hyperspectral imagery using an innovative pixel-weighting approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. Vol.68. P. 298-307. DOI: 10.1016/j.jag.2017.12.001.
32. Macintyre P., van Niekerk A., Mucina L. Efficacy of multi-season Sentinel-2 imagery for compositional vegetation classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2020. Vol. 85.101980. DOI: 10.1016/j.jag.2019.101980.
33. Mäyrä J., Keski-Saari S., Kivinen S., Tanhuanpää T., Hurskainen P., Kullberg P. et al. Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment*. 2021. Vol. 256. 112322. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112322.
34. Michez A., Piégay H., Jonathan L., Claessens H., Lejeune P. Mapping of riparian invasive species with supervised classification of Unmanned Aerial System (UAS) imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2016. Vol.44. P. 88-94. DOI: 10.1016/j.jag.2015.06.014.
35. Mikulová K., Jarolímek I., Šibík J., Bacigál T., Šibíková M. Long-Term Changes of Softwood Floodplain Forests—Did the Disappearance of Wet Vegetation Accelerate the Invasion Process? *Forests*. 2020. Vol.11, №11. 1218. P. 1-14. DOI: 10.3390/f11111218.
36. Morgan B.E., Bolger D.T., Chipman J.W., Dietrich J.T. Lateral and longitudinal distribution of riparian vegetation along an ephemeral river in Namibia using remote sensing techniques. *Journal of Arid Environments*. 2020. Vol.181, 104220. P.1–11. DOI: 10.1016/j.jaridenv.2020.104220.
37. Nabil M., Farg E., Arafat S. M., Aboelghar M., Afify N. M., Elsharkawy M. M. Tree-fruits crop type mapping from Sentinel-1 and Sentinel-2 data integration in Egypt's New Delta project. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 2022. Vol. 27, 100776. DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100776.
38. Peña M.A., Brenning A. Assessing fruit-tree crop classification from Landsat-8 time series for the Maipo Valley, Chile. *Remote Sensing of Environment*. 2015. Vol. 171. P. 234-244. DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.029.
39. Persson M., Lindberg E., Reese H. Tree Species Classification with Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*. 2018. Vol.10, №11, 1794. P.1-19 DOI: 10.3390/rs10111794.
40. Reschke J., Hüttich C. Continuous field mapping of Mediterranean wetlands using sub-pixel spectral signatures and multi-temporal Landsat data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2014. Vol. 28. P. 220-229. DOI: 10.1016/j.jag.2013.12.014.
41. Rosa L. E. C., Sothe C., Feitosa R. Q., Almeida C. M., Schimalski M. B., Oliveira D. A. B. Multi-task fully convolutional network for tree species mapping in dense forests using small training hyperspectral data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. Vol. 179. P. 35-49. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.07.001.
42. Rüetschi M., Schaepman M.E., Small D. Using Multitemporal Sentinel-1 C-band Backscatter to Monitor Phenology and Classify Deciduous and Coniferous Forests in Northern Switzerland. *Remote Sensing*. 2018. Vol.10, №1.55. DOI: 10.3390/rs10010055.
43. Qin H., Zhou W., Yao Y., Wang W. Individual tree segmentation and tree species classification in subtropical broadleaf forests using UAV-based LiDAR, hyperspectral, and ultrahigh-resolution RGB data. *Remote Sensing of Environment*. 2022. Vol. 280.113143. DOI: 10.1016/j.rse.2022.113143.
44. Stöcker C., Bennett R., Nex F., Gerke M., Zevenbergen J. Review of the Current State of UAV Regulations. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9, № 5. 459. P. 1-26. DOI: 10.3390/rs9050459.
45. Strasser T., Lang S. Object-based class modelling for multi-scale riparian forest habitat mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015. Vol.37. P.29-37, DOI: 10.1016/j.jag.2014.10.002.
46. Tarasova L.V., Smirnova L. N. Satellite-based analysis of classification algorithms applied to the riparian zone of the Malaya Kokshaga river. *IOP "FORECO 2021" Conf., Ser.: Earth and Environ. Sci.* 2021. Vol. 932, 012012. 10 p.
47. Turler K., Ozdogan M., Radeloff V.C. Mapping forest types over large areas with Landsat imagery partially affected by clouds and SLC gaps. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. Vol. 107. 102689. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102689.
48. Udali A., Lingua E., Persson H.J. Assessing Forest Type and Tree Species Classification Using Sentinel-1 C-Band SAR Data in Southern Sweden. *Remote Sensing*. 2021. Vol.13, №16. 3237. DOI: 10.3390/rs13163237
49. Wang M., Zheng Y., Huang C., Meng R., Pang Y., Jia W. et al. Assessing Landsat-8 and Sentinel-2 spectral-temporal features for mapping tree species of northern plantation forests in Heilongjiang Province, China. *Forest Ecosystems*. 2022. Vol. 9.100032. DOI: 10.1016/j.fecs.2022.100032.
50. Waser L. T., Rüetschi M., Psomas A., Small D., Rehush N. Mapping dominant leaf type based on combined Sentinel-1/-2 data – Challenges for mountainous countries. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. Vol.180. P. 209-226. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.08.017.
51. Wessel M., Brandmeier M., Tiede D. Evaluation of Different Machine Learning Algorithms for Scalable Classification of Tree Types and Tree Species Based on Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*. 2018, Vol.10, №9,1419. P. 1–21. DOI: 10.3390/rs10091419.

52. Wu C.-L., Herrington S. J., Charry B., Chu M. L., Knouft J. H. Assessing the potential of riparian reforestation to facilitate watershed climate adaptation. *Journal of Environmental Management*. 2021. Vol. 277,111431, DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.111431.
53. Zhang B., Zhao L., Zhang X. Three-dimensional convolutional neural network model for tree species classification using airborne hyperspectral images. *Remote Sensing of Environment*. 2020. Vol. 247. 111938. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111938.