

Возможности выявления затопленной растительности вторично обводнённых торфяников на основе данных ДЗЗ

Е. Р. Агапова^{1,2}, М. А. Медведева²

¹ Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова

Москва, 119991, Россия

E-mail: agapova.helena@gmail.com

² Институт лесоведения РАН, Московская обл., с. Успенское, 143030, Россия

E-mail: medvedeva@ilan.ras.ru

Материалы дистанционного зондирования Земли активно используются для мониторинга изменений растительного покрова на труднодоступных территориях, где проведение полевых исследований затруднительно. Такими представляются вторично обводнённые торфяники, мониторинг которых необходим для оценки качества проведённых рекультивационных мер. Наиболее сложными для выделения классами водно-болотной растительности являются залесённые и закустаренные болота, чьи спектральные сигнатуры схожи как с заболоченными, так и сухими сообществами. В данной работе предложена методика выделения класса обводнённых залесённых и закустаренных торфяных болот, основой которой стало использование разносезонных снимков, а также предварительной обработки спутниковых данных. Были сравнены результаты классификации с обучением, полученные с применением многовременных снимков съёмочных систем Landsat-8 и Sentinel-2. В работе апробированы два алгоритма предварительной обработки космических снимков: метод главных компонент (англ. principal component analysis) и преобразование Каута – Томаса (англ. tasseled cap transformation) — а также вариант использования композита из спектральных индексов NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index) и NDMI (англ. Normalized Difference Moisture Index) за разные сезоны. Было проведено сравнение трёх разных методов классификации на основе алгоритмов Support Vector Machine, Random Trees и K-Nearest Neighbor. Результаты оценивались на основе данных наземных наблюдений. В качестве варианта, показавшего наилучшую точность, признано применение алгоритма классификации Support Vector Machine для снимков Landsat-8 и метода главных компонент в качестве предобработки. В этом случае точность дешифрирования растительности объединённого класса залесённых и закустаренных болот составила 95 %.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, обводнённые торфяники, Landsat-8, Sentinel-2, мониторинг растительного покрова, мультиспектральные изображения, торфяные болота, торфяники, торфоразработка, вторичное обводнение, обводнённая растительность

Одобрена к печати: 04.12.2025
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-337-349

Введение

Использование данных дистанционного зондирования для изучения болотных экосистем считается перспективным, но сопряжённым с большим количеством трудностей методом. Его главные преимущества по сравнению с полевыми исследованиями заключаются в возможности осуществления ежегодного или сезонного мониторинга, большая эффективность с точки затрат ресурсов и времени, а также более простая интеграция спутниковых данных в геоинформационные системы (Ozesmi, Bauer, 2002). Сложности же заключаются в большом разнообразии дешифровочных признаков внутри болотных угодий одного или разных типов, а также в их возможных перекрытиях с другими категориями территорий — в первую очередь лесными и сельскохозяйственными землями. Эти проблемы особенно актуальны для лесных и залесённых болот, имеющих крайне схожие спектральные сигнатуры с сухими участками леса, выделение которых требует привлечения более сложных инструментов анализа структуры изображения (Терентьева и др., 2020) или же дополнительных картографических материалов (Вомперский и др., 2021). Однако в случае высокодинамичных территорий, таких как

вторично обводнённые торфяники, актуальность вспомогательных данных может быть утрачена в короткий период времени, а полнота информации в них ограничена труднодоступностью объектов изучения. Это обстоятельство обуславливает необходимость усовершенствования методики дешифрирования спутниковых данных для нужд мониторинга заболоченных территорий. Отдельным вызовом становится подбор таких материалов дистанционного зондирования и методов их обработки, чтобы сделать возможным выполнение классификации растительного покрова на основе ограниченной обучающей выборки.

Оценка сложности выделения схожих классов водно-болотных угодий по спутниковым данным видимого и инфракрасного диапазона была дана в работе (Application..., 1992). Наблюдается следующая закономерность: точность классификации уменьшается по мере снижения степени обводнённости территории. Наиболее простыми для анализа называются периодически затапливаемые или полностью находящиеся в воде заросли гидрофитной растительности, за ними следуют залесённые болота; причём болота, занятые лиственными породами, классифицируются лучше, чем покрытые хвойными. Самым сложным классом для дешифрирования называются закустаренные болота. При этом важность залесённых и закустаренных болотных сообществ в функционировании экосистем сложно переоценить: они служат местообитанием для множества видов млекопитающих, птиц и насекомых; принимают участие в циклах углерода и азота; регулируют поверхностный сток (Rowinski, 1995). С другой стороны, в случае вторичного обводнения торфяников наличие кустарниковой растительности считается скорее негативным фактором, так как таким образом увеличивается транспирация с поверхности (Tuitila et al., 2000). Эта особенность делает данные типы угодий особенно важными в системе мониторинга рекультивированных торфяников, от степени увлажнённости которых зависит их потенциальная пожароопасность.

Мониторинг объектов вторичного обводнения необходим для оценки эффективности проведённых рекультивационных мер. Настоящая работа дополняет методику, описанную в публикации (Сирин и др., 2021), в которой под обводнёнными территориями учитывается только два класса наземного покрова — «водная поверхность» и «гидрофильтрация растительность». Предлагаемые усовершенствования позволят ввести в мониторинг также класс обводнённых закустаренных и залесённых торфяных болот, что в последствии может использоваться при расчётах эмиссии парниковых газов с объектов обводнения, а также для отслеживания происходящих процессов по восстановлению растительности на них.

Объекты и методы

Объект

В качестве пробных объектов для апробации предлагаемой методики классификации растительного покрова на вторично обводнённых торфяниках были выбраны три участка, находящиеся в Московской области. Всего осушенные торфяники и естественные торфяные болота занимают около 250 тыс. га или же 6 % площади области. В период 2010–2013 гг. более 70 тыс. га осушенных торфяников были обводнены, после чего они стали объектом ежегодного мониторинга, осуществляемого Институтом лесоведения РАН (Информационный..., 2022).

Из 77 объектов обводнения были выбраны следующие, представленные на *рис. 1* (см. с. 339) территории: 1) территория Логинского лесничества Павлово-Посадского лесного хозяйства (Объект № 25; координаты центроида участка — 55,69687° с.ш., 38,76871° в.д.); 2) территория старых торфоразработок у посёлка Мисцево Орехово-Зуевского городского округа (Объект № 27; координаты центроида — 55,626473° с.ш., 39,088893° в.д.); 3) территория лесных пожаров 2010 г. и старых торфоразработок, посёлок Чистое Орехово-Зуевского городского округа (Объект № 29; координаты центроида — 55,637290° с.ш., 39,231818° в.д.).

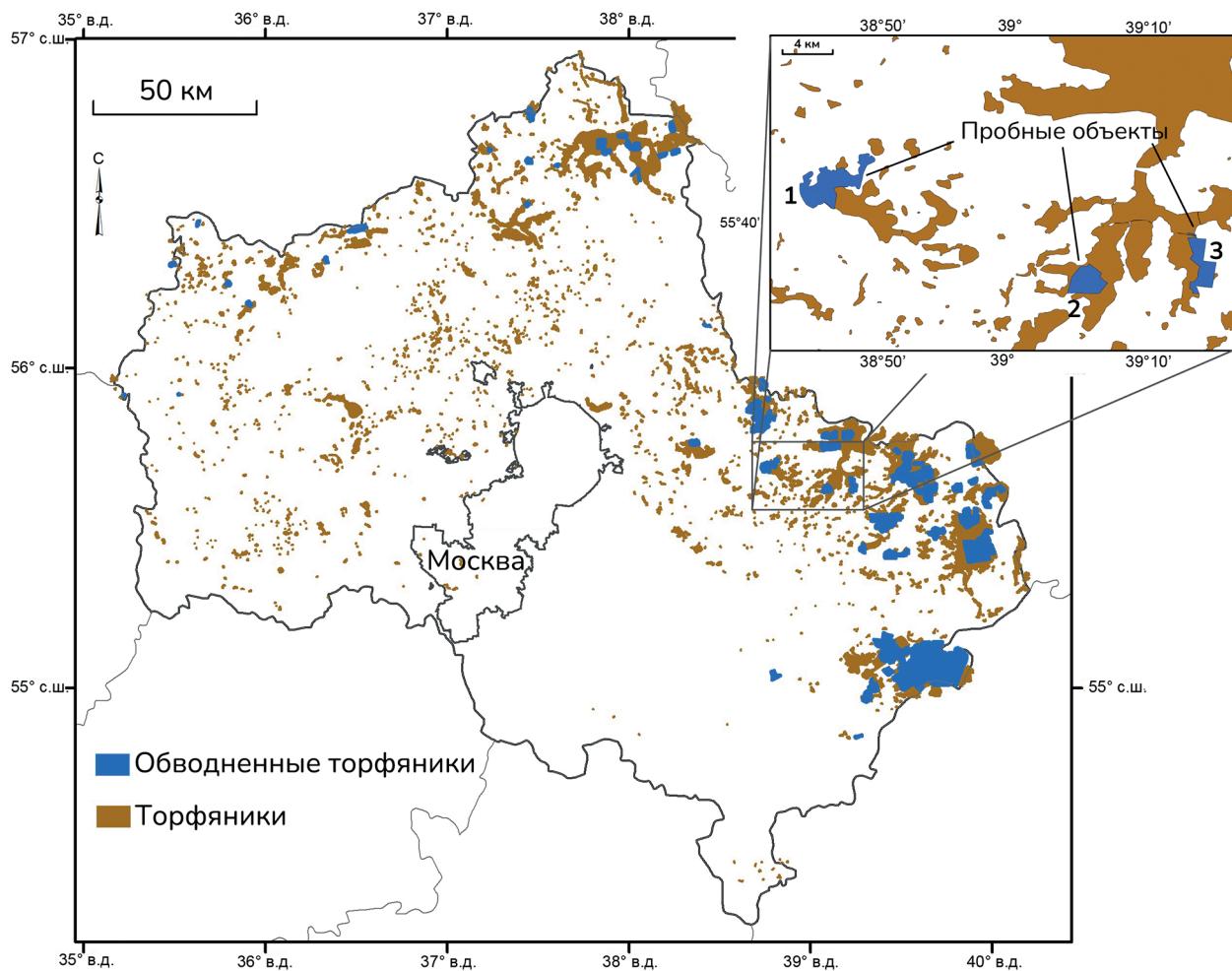


Рис. 1. Схема расположения тестовых объектов. Составлена авторами

Исходные данные

В работе использовались данные съёмки, полученные аппаратурой спутниковых систем Sentinel-2 и Landsat-8, находящиеся в открытом доступе. Выбор был обусловлен не только доступностью данных, но и их пространственным разрешением, наличием в обоих случаях канала в коротковолновом инфракрасном диапазоне SWIR (англ. Short-Wave InfraRed), необходимость использования которого в целях классификации растительного покрова торфяников была выявлена ранее (Медведева и др., 2019).

В рамках апробации предлагаемой методики было решено сравнить результаты классификации снимков двух разных спутниковых систем. Помимо пространственного разрешения — 30 м для видимого и инфракрасного диапазонов, 100 м для тепловой съёмки у спутника Landsat-8; от 10 до 60 м для видимого и инфракрасного диапазонов Sentinel-2 — источником различий может послужить наличие у Landsat-8 каналов в тепловом диапазоне или же большее число каналов с более узкими полосами захвата в ближнем и коротковолновом инфракрасных диапазонах у Sentinel-2.

Для сравнения были взяты сцены Landsat-8 и Sentinel-2, снятые в одинаковые дни, что позволило свести к минимуму влияние на результат классификации фенологических особенностей растительности и погодных условий. Выбранные снимки были засняты аппаратурой спутников 20.06.2021, 15.07.2021 и 22.12.2021.

Так как работа заключалась в улучшении уже существующей методики (Медведева и др., 2011) классификации заболоченных территорий посредством дополнения набора классов категориями обводнённых залесённых и закустаренных торфяников, особенно важно

понимание, какие именно каналы наиболее информативны для этих типов растительного покрова. Подобная оценка приводится в работе (Amani et al., 2018), где каналы разных спутниковых систем оцениваются с точки зрения разделения на изображениях обобщённой категории залесённых и закустаренных болот, верховых болот и сообществ гидрофильных растений. В случае снимков Sentinel-2 наиболее информативными признаны каналы ближнего инфракрасного диапазона; в случае Landsat-8, помимо красного и ближнего инфракрасного каналов, важным для дифференциации закустаренных болот становится тепловой канал. Однако наиболее целесообразным является использование всех доступных каналов съёмочных систем, как и было сделано в настоящей работе.

Сбор наземных данных для изучения водно-болотных угодий сопряжён с рядом проблем, связанных в первую очередь с труднодоступностью объектов и частым отсутствием возможности осуществить GPS-привязку точки описания с высокой точностью. Однако наличие достаточного для территории количества элементов в обучающей и тестовой выборке необходимо для большинства методик, описываемых в литературе (Mahdavi et al., 2018). Малый объём базы наземных описаний не только влияет на итоговую точность классификации, но и ограничивает возможность применения некоторых классификаторов, в том числе тех, которые на данный момент являются наиболее используемыми для схожих задач («случайный лес» (англ. Random Forest), Gradient Boosting, нейросетевые подходы и т. д.). Эта особенность алгоритмов обусловлена применением в ходе их выполнения подвыборок, что в условиях небольшого количества элементов в обучающей выборке в целом может привести к возникновению значительного разброса оценок при обучении модели (Fassnacht et al., 2014).

Для составления обучающей выборки, на основе которой проводилась классификация, использовались полевые данные, полученные в августе – сентябре 2021 г. Всего на три изучаемых объекта была получена 121 точка полевых описаний (без описания объектов класса «вода») с фотоматериалом.

Методика классификации растительного покрова

Предлагаемая методика основывалась на двух дополнениях к традиционно применяемой для дешифрирования растительного покрова классификации с обучением. Первая особенность заключается в использовании в качестве исходных данных многовременного снимка; под многовременным снимком в данном случае подразумевается серия снимков, выполненная одной и той же съёмочной системой с одной орбиты. Применение многовременных данных для классификации растительного покрова в целом считается общепринятой и дающей наилучшие результаты практикой.

Вторая особенность методики заключается в предварительной обработке спутниковых снимков. В работе сравнивалось два алгоритма спектрального преобразования исходных данных: метод главных компонент (англ. Principal Component Analysis — PCA) и преобразование Кайта – Томаса (англ. tasseled cap transformation). Помимо этого, в качестве аналога для снижения размерности используемых данных было решено оценить применение в классификации композитов из спектральных индексов: нормализованного разностного вегетационного индекса NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index) и нормализованного разностного индекса влажности NDMI (англ. Normalized Difference Moisture Index).

Важный фактор получения достоверного результата классификации и высокой точности дешифрирования — использование подходящего алгоритма классификации. В данном случае на выбор метода сильно повлиял небольшой объём обучающей выборки и неравномерное распределение классов внутри неё, что сделало невозможным корректное применение таких классификаторов, как, например, случайный лес. Наиболее популярными в задачах лесного мониторинга алгоритмами классификации, помимо линейных классификаторов, являются метод опорных векторов SVM (англ. Support Vector Machine), группа методов, использующих ближайшее соседство (в том числе метод К-ближайших соседей или KNN (англ. K-Nearest Neighbors)), а также вышеупомянутый случайный лес (Fassnacht et al., 2014). В рамках работы

было решено апробировать методы всех трёх групп: Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors, а также «случайные деревья» (англ. Random Trees) как неансамблевый и подходящий для рассматриваемого объёма обучающей выборки аналог случайному лесу.

Индексными изображениями называются раstry, полученные в результате выполнения арифметических операций со значениями яркости в спектральных зонах, выбор которых зависит от изучаемого природного явления (Балдина, Лабутина, 2021). Наиболее часто применяются вегетационные индексы, позволяющие оценить характеристики продуктивности биомассы за счёт ярко выраженных спектральных различий отражения зелёной растительности в разных участках спектра. Одним из таких индексов, наиболее часто применимым в работах по мониторингу растительности, является нормализованный разностный вегетационный индекс NDVI, вычисляемый по формуле: $NDVI = \frac{B_{NIR} - B_{red}}{B_{NIR} + B_{red}}$, где B_{NIR} и B_{red} — яркость в ближней инфракрасной и красной зонах спектра соответственно. Каналы в коротковолновом инфракрасном диапазоне используют индексы, оценивающие уровень влажности растительности, например нормализованный разностный индекс влажности NDMI, вычисляемый по формуле: $NDMI = \frac{B_{NIR} - B_{SWIR1}}{B_{NIR} + B_{SWIR1}}$, где B_{SWIR1} — яркость в коротковолновой инфракрасной зоне спектра. Индекс NDMI в некоторых случаях называют более информативным для целей мониторинга состояния биомассы растительности из-за более высокой чувствительности к небольшим изменениям состояния древостоя, возможности детектировать водный стресс и т.д. (Jin, Sader, 2005). Несмотря на это, часто индексы используются совместно, в том числе для целей многолетнего мониторинга торфяников: в работе (Crichton et al., 2025) вместо исходных снимков классифицируются именно серии композитов из индексных изображений NDVI в качестве индикатора фотосинтетической активности и NDMI в качестве индикатора увлажнения как растительного, так и почвенного покрова. Аналогичный подход было решено применить также и в данной работе, однако помимо этого использовались и другие методы предобработки спутниковых снимков.

Метод главных компонент представляет собой способ преобразования многозональных снимков, позволяющий уменьшить размерность данных за счёт построения более информативных линейных комбинаций из исходных данных съёмочных каналов и тем самым упростить задачу классификации (Балдина, Лабутина, 2021). Перспективным использованием метода для дальнейшего мониторинга изменения растительности на вторично обводнённых торфяниках может стать также интерпретация одной из компонент (её номер зависит от доли (в %) территории, подвергнутой изменениям за период наблюдения), рассчитанной для многовременного композита за разные годы, как ответственной за произошедшие изменения (Gong, Xu, 2003); различные модификации алгоритма могут также выделить пространственные и временные паттерны изменений (Dronova et al., 2015). Отдельным развивающимся направлением использования метода главных компонент в обработке спутниковых данных для ландшафтных исследований представляется сопоставление компонент, имеющих наибольшую факторную нагрузку, с ландшафтными инвариантами динамических систем, описываемыми различными характеристиками территории (Байбар и др., 2023). Отождествление компонент с запасами биомассы, активностью фотосинтеза и влагосодержанием, подразумеваемое в данном случае, связывает этот подход с другим вариантом предобработки многозональных снимков — преобразованием Каута — Томаса.

Преобразование Каута — Томаса, также известное как «шапочка с кисточкой» (англ. tasseled cap), представляет собой получение составных значений каналов в виде их взвешенных сумм. В отличие от метода главных компонент, веса для преобразования Каута — Томаса постоянны и определены для различных спутниковых съёмочных систем и целей анализа. Так, результирующие раstry могут соответствовать яркостному фактору (brightness), фактору растительности (greenness) или фактору увлажнения (wetness) (Crist, Kauth, 1986). Используемые в преобразовании коэффициенты рассчитываются эмпирически на основе средних спектральных кривых растительности и почвенного покрова, что обосновывает

прямую связь результата с физической характеристикой земной поверхности (Crist, Cicone, 1984). Применение преобразования Каута – Томаса можно считать аналогом расчёта спектральных индексов, в котором, однако, учитываются все доступные каналы изображения: фактор увлажнения коррелирует с нормализованным разностным индексом влажности NDMI (Jin, Sader, 2005), а фактор растительности — с нормализованным вегетационным индексом NDVI (Samarawickrama et al., 2017). Данный метод использовался для классификации водно-болотных угодий, в частности залесённых болот, однако оценка точности результатов применения в литературе довольно сильно различается: так, в работе (Sader et al., 1995) точность выделения залесённых болот по преобразованным данным сопоставима с применением исходных спутниковых материалов. С другой стороны, преобразованные с помощью этого метода изображения используются для создания национальной системы мониторинга водно-болотных угодий Австралии (Dunn et al., 2023). Такие результаты могут быть связаны с тем, что коэффициенты для преобразования подразумевают более общие типы растительности в классификации (Crist, Kauth, 1986).

В настоящей работе использовались коэффициенты преобразования Каута – Томаса, рассчитанные для аппаратуры OLI (англ. Operational Land Imager) Landsat-8 и представленные в статье (Baig et al., 2014); для данных Sentinel-2 применялись коэффициенты, определённые в публикации (Shi, Xu, 2019).

В рамках предлагаемой методики выделяется семь видов почвенно-растительного покрова, три из которых попадают в категорию водно-болотных угодий. Основа набора классов взята из исследования (Сирин и др., 2021) и была дополнена двумя новыми классами объектов — обводнённых залесённых и закустаренных торфяных болот.

Для всех трёх изучаемых объектов из 121 точки полевых описаний 52 точки, характеризующиеся наибольшей однородностью внутри участка, использовались для создания обучающей выборки, а остальные — для оценки точности полученной классификации.

Сухие участки обводнённых торфяников были разделены на три класса: 1) «трава» — сухолюбивые травянистые сообщества, представленные луговой растительностью, с редкими деревьями; 2) «хвойный лес» — преимущественно сосново-еловые леса, реже участки сосняков с участием берёзы или ольхи в подлеске; 3) «лиственный лес» — плотные берёзовые леса, иногда с вкраплением хвойных пород, с развитым травянистым ярусом.

К классам заболоченных участков относятся: 4) «гидрофильные сообщества» — сообщества с повышенной степенью увлажнения с преобладанием осоки, тростника и ивы, часто приуроченные к берегам водоёмов и образующие сплавины; 5) «обводнённые залесённые торфяные болота» — древесные сообщества, в первую очередь с преобладанием берёзы и ольхи, с повышенным увлажнением, на торфяных почвах; 6) «обводнённые закустаренные торфяные болота» — участки болот с низкой порослью сосны и берёзы, отличающиеся от предыдущего класса меньшей высотой и плотностью деревьев. Дополнительно выделялся класс 7) «вода» — к нему относились все водные объекты, поверхность которых не скрыта водной растительностью, с минимальной шириной, позволяющей выделить их на спутниковых материалах. В исходном наборе классов также присутствовал открытый торф, однако на модельных объектах, согласно полевым данным, подобные участки отсутствовали.

Выбранные классы дешифрирования справедливо назвать достаточно общими и сложно интерпретируемыми с геоботанической точки зрения. Однако их разбиение на более мелкие, использующие видовые характеристики, не представляется возможным в случае дешифрирования спутниковых данных со средним и высоким пространственным разрешением и небольшим количеством спектральных каналов. Это связано с тем фактом, что водно-болотные угодья в большинстве случаев характеризуются резкими градиентами ландшафтообразующих факторов и высокой мозаичностью — в значении яркости пикселя на снимке могут смешиваться спектральные данные разных видов растений или растительных сообществ (Zomer et al., 2009).

Результаты и обсуждение

Результаты классификации с применением разных алгоритмов предобработки данных Landsat-8 и Sentinel-2 оценивались с помощью тестовой выборки, созданной на основе полевых данных. Были построены матрицы ошибок, позволяющие оценить точность результатов. Результаты по всем использованным спутниковым системам, методам предобработки и алгоритмам классификации сведены в *табл. 1*. Цветом выделены варианты сочетания алгоритмов, показавшие наилучшие результаты классификации.

Таблица 1. Общие точности результатов классификации по матрицам ошибок

Спутниковая система	Метод предобработки	Алгоритм классификации	Общая точность по матрице ошибок, 7 классов, %	Общая точность по матрице ошибок, 6 классов (объединённый класс), %
Landsat-8	Метод главных компонент	SVM	90,10	94,06
		Random Trees	82,18	85,15
		KNN	61,39	64,36
	Преобразование Каута – Томаса	SVM	79,21	82,18
		Random Trees	75,25	77,23
		KNN	64,36	67,33
	Индексы NDVI+NDMI	SVM	68,32	72,28
		Random Trees	66,34	68,32
		KNN	67,33	70,30
Sentinel-2	Метод главных компонент	SVM	78,22	79,21
		Random Trees	67,33	69,31
		KNN	56,44	59,41
	Преобразование Каута – Томаса	SVM	78,22	79,21
		Random Trees	72,28	74,26
		KNN	59,41	69,31
	Индексы NDVI+NDMI	SVM	72,28	77,23
		Random Trees	67,33	70,30
		KNN	51,49	52,48

Как следует из *табл. 1*, наибольшую точность показал метод, использующий предобработку методом главных компонент на данных спутниковой системы Landsat-8 и алгоритм классификации Support Vector Machine. В данном случае проверка показала возможность не только корректного разделения лесов разного породного состава, но и степени заболоченности. Подробная матрица ошибок для этого случая представлена в *табл. 2*. Вторым по точности является использование того же метода предварительной обработки, но с классификацией Random Trees. Незначительно отличаются результаты применения на данных Landsat преобразования Каута – Томаса + SVM, а также классификации Sentinel-2 метод главных компонент+SVM и преобразования Каута – Томаса + SVM.

В целом использование данных Landsat-8 показало результаты выше по сравнению с данными Sentinel-2. Особенно в лучшую сторону отличаются результаты классификации данных, предобработанных методом главных компонент. Это может быть связано с важностью наличия теплового канала для повышения точности классификации растительности водно-болотных угодий: при преобразовании Каута – Томаса данные аппаратуры TIRS (англ. Thermal Infrared Sensor) не учитывались, как и в случае индексных изображений, в то время как тепловой канал использовался при расчёте главных компонент. Стоит отметить, что в более ранних работах по данной теме (Медведева и др., 2019; Сирин и др., 2021) тепловой канал Landsat не применялся в классификации.

Таблица 2. Результат классификации снимков Landsat-8, предобработка методом главных компонент

Классы	Наземные данные							Σ	Точность пользователя, %
	Трава	Хвойный лес	Лиственный лес	Гидрофильные сообщества	Вода	Обводнённые залесённые торфяные болота	Обводнённые закустаренные торфяные болота		
Результат дешифрирования Landsat-8, метод главных компонент	Трава	5						5	100,00
	Хвойный лес		17					17	100,00
	Лиственный лес	1	2	27				30	90,00
	Гидрофильные сообщества			12	1		1	14	85,71
	Вода				1	15		16	93,75
	Обводнённые лесные торфяные болота					12	4	16	75,00
	Обводнённые закустаренные земли						3	3	100,00
	Σ	6	19	27	13	16	12	8	101
	Точность производителя, %	83,33	89,47	100,00	92,31	93,75	100,00	37,50	90,10

Корректное выделение класса обводнённых закустаренных торфяных болот оказалось затруднительным, так как большое количество объектов тестовой выборки были отнесены алгоритмом к классу обводнённых лесных болот. Меньшее количество ошибок подобного рода даёт использование данных Sentinel-2, в особенности предобработанных преобразованием Каута – Томаса (91,67 % точности для залесённых и 75 % для закустаренных болот), что, вероятно, связано в первую очередь с пространственным разрешением снимков. Однако результат преобразования Каута – Томаса на данных Sentinel-2 даёт результат ниже среднего при выделении сухих хвойных лесов, а также проигрывает в точности выделения другого класса мониторинга обводнения — гидрофильных сообществ (69,23 % против 92,32 % при использовании метода главных компонент на данных Landsat).

На *рис. 2* (см. с. 345) представлено сравнение лучших результатов классификации на один из тестовых объектов, характеризующийся наибольшим разнообразием заболоченных классов. Отдельно дана схема обводнённости исследуемого участка, наблюдаемой в период полевого обследования.

По совокупности причин, описанных выше, для целей дальнейшего мониторинга предлагается использовать вариант классификации данных Landsat-8 с предобработкой методом главных компонент и классификацией алгоритмом Support Vector Machine. В целях уменьшения количества ошибок омиссии, возникающих в случае обводнённых закустаренных торфяных болот, рекомендуется объединить в один классы «обводнённые залесённые торфяные болота» и «обводнённые закустаренные торфяные болота». В таком случае точность выделения класса заметно повышается (*табл. 1*, последний столбец) и достигает 94 % для выбранного метода классификации и в среднем 65–75 % для всех остальных рассмотренных вариантов.

Заключение

Результат настоящей работы — получение методики выделения класса обводнённых залесённых и закустаренных болот на основе классификации данных спутниковой съёмки. Данный тип растительности сложен для дешифрирования из-за спектральных особенностей и схожести с другими классами растительного покрова, однако необходим для мониторинга объектов вторичного обводнения.

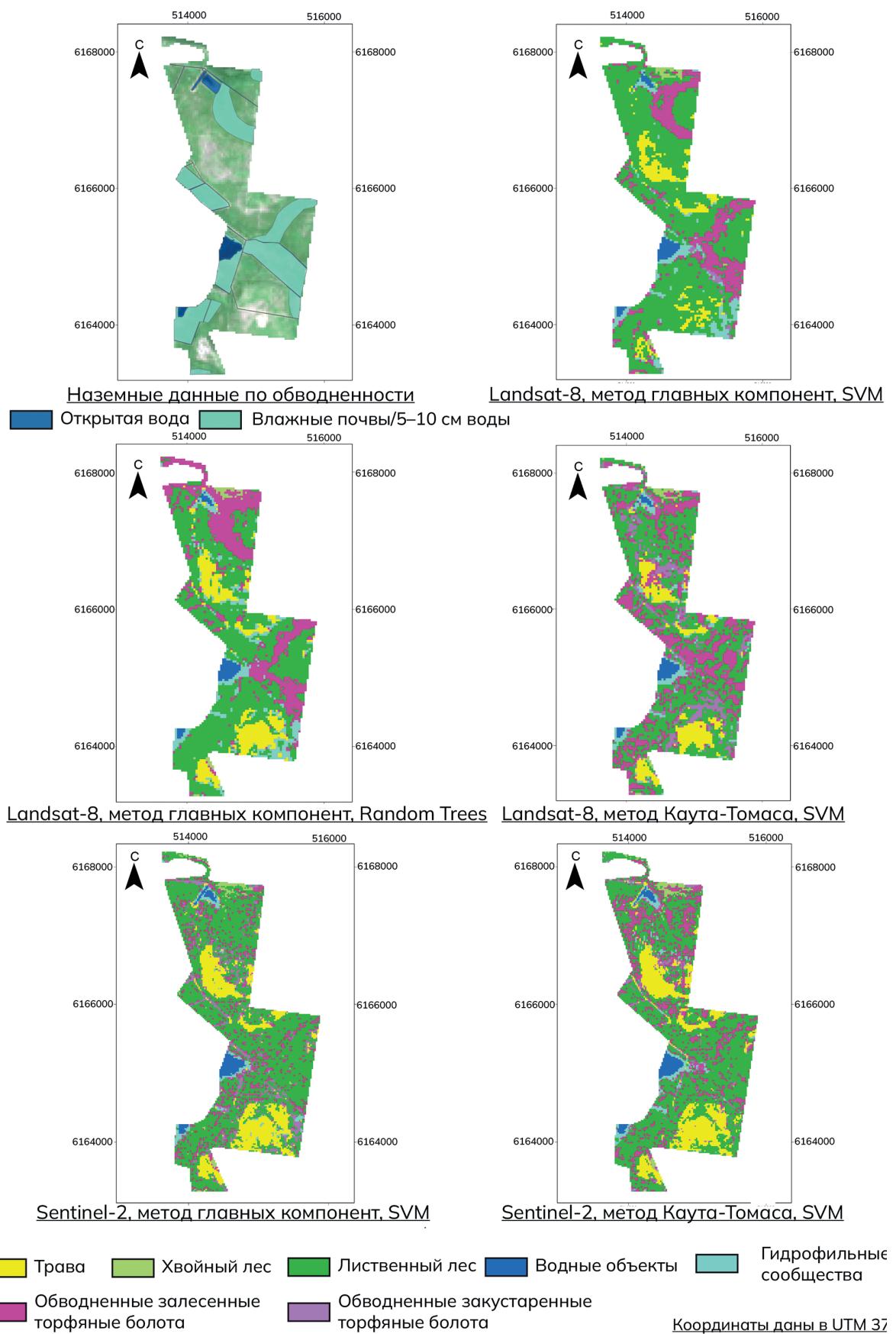


Рис. 2. Результат классификации пробного объекта № 29 (посёлок Чистое) по композитам снимков за 20.06.2021, 15.07.2021, 22.12.2021 разными алгоритмами обработки. UTM (англ. Universal Transverse Mercator). Составлено авторами

Было апробировано использование данных Sentinel-2 и Landsat-8 для классификации растительного покрова вторично обводнённых торфяников. Полученные результаты показали, что с применением аналогичной методики снимки Landsat-8 дают более высокую точность. Данная работа подтверждает важность теплового канала съёмки в целях дешифрирования растительности заболоченных территорий, упоминаемую в литературе. Для дальнейшего мониторинга участков обводнения необходимо использовать все возможные каналы аппаратуры спутниковой системы Landsat-8. В предыдущей версии методики тепловой канал не был применён.

В работе апробированы два алгоритма предварительной обработки космических снимков — метод главных компонент и преобразование Каута — Томаса — а также вариант использования композита из спектральных индексов NDVI и NDMI за разные сезоны. Также было проведено сравнение трёх разных методов классификации, а именно алгоритмов Support Vector Machine, Random Trees и K-Nearest Neighbor. Результаты оценивались на основе данных наземных наблюдений. Малый объём базы наземных описаний не позволил применить алгоритмы Random Forest, Gradient Boosting, нейросетевой подход, что ставит следующую задачу по расширению набора опорных данных.

Наилучшим способом выделения дополнительного класса обводнённых залесённых и закустаренных болот был выбран способ классификации многовременного снимка Landsat-8 алгоритмом Support Vector Machine, предобработанного методом главных компонент. Данный способ сочетает в себе высокую точность выделения как сухих, так и заболоченных классов: для сухих травянистых сообществ — 83,3 %; сухих хвойных и лиственных лесов 89,5 и 100 % соответственно; гидрофильных сообществ — 92,3 %; обводнённых залесённых и закустаренных торфяных болот — 95 %. Для открытой водной поверхности точность выделения составила 93,8 %. Кроме того, пространственное разрешение снимков Landsat позволяет избежать зашумлённости, вызванной особенностями структуры растительного покрова.

Представляемая методика может быть использована в целях мониторинга объектов обводнения и оценки его успешности, а также для выделения схожих классов растительности на участках естественных болот.

Наземные данные, используемые в работе, получены в рамках государственного задания Института лесоведения РАН, обработка полученного полевого материала была проведена при поддержке важнейшего инновационного проекта государственного значения «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), разработка методики выполнена при участии Российского научного фонда (проект 23-74-00067).

Литература

1. Байбар А. С., Пузаченко М. Ю., Сандлерский Р. Б., Кренке А. Н. Ландшафтные инвариантны — параметры порядка динамической системы // Изв. Российской акад. наук. Сер. геогр. 2023. Т. 87. Вып. 3. С. 370–390. DOI: 10.31857/S2587556623030056.
2. Балдина Е. А., Лабутина И. А. Дешифрирование аэрокосмических снимков: учеб., 2-е изд., перераб. и доп. М.: КДУ, Добросвет, 2021. 269 с. DOI: 10.31453/kdu.ru.978-5-7913-1163-4-2021-269.
3. Вомперский С. Э., Сирин А. А., Сальников А. А., Цыганова О. П., Валяева Н. А. Оценка площади болотных и заболоченных лесов России // Лесоведение. 2021. Вып. 5. С. 3–11.
4. Информационный выпуск о состоянии природных ресурсов и окружающей среды Московской области в 2021 году. Красногорск: Министерство экологии и природопользования Московской области, 2022. 162 с.
5. Медведева М. А., Возбранная А. Е., Барталев С. А., Сирин А. А. Оценка состояния заброшенных торфоразработок по многоспектральным спутниковым изображениям // Исслед. Земли из космоса. 2011. № 5. С. 80–88.

6. Медведева М.А., Возбранная А.Е., Сирин А.А., Маслов А.А. Возможности различных мультиспектральных космических данных для мониторинга неиспользуемых пожароопасных торфяников и эффективности их обводнения // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 2. С. 150–159. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-150-159.
7. Сирин А.А., Медведева М.А., Ильясов Д.В. и др. Обводненные торфяники в климатической отчетности Российской Федерации // Фундам. и приклад. климатология. 2021. Т. 7. Вып. 3. С. 84–112. DOI: 10.21513/2410-8758-2021-3-84-112.
8. Терентьева И.Е., Филиппов И.В., Сабреков А.Ф. и др. Картографирование таежных болот Западной Сибири на основе дистанционной информации // Изв. Российской акад. наук. Сер. геогр. 2020. Т. 84. №. 6. С. 920–930. DOI: 10.31857/S2587556620060102.
9. Amani M., Salehi B., Mahdavi S., Brisco B. Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. V. 144. P. 119–136. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.07.005.
10. Application of satellite data for mapping and monitoring wetlands: Fact finding report. Washington, DC, USA: Wetlands Subcommittee, Federal Geographic Data Committee (FGDC), 1992. 32 p.
11. Baig M.H.A., Zhang L., Shuai T., Tong Q. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance // Remote Sensing Letters. 2014. V. 5. Iss. 5. P. 423–431. DOI: 10.1080/2150704X.2014.915434.
12. Crichton K.A., Anderson K., Fewster R.E. et al. Satellite data indicates recent Arctic peatland expansion with warming // Communications Earth and Environment. 2025. V. 6. Iss. 1. Article 461. DOI: 10.1038/s43247-025-02375-1.
13. Crist E. P., Ciccone R. C. A physically-based transformation of Thematic Mapper data — the TM Tasseled Cap // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 1984. V. GE-22. Iss. 3. P. 256–263. DOI: 10.1109/TGRS.1984.350619.
14. Crist E. P., Kauth R. J. The tasseled cap de-mystified // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1986. V. 52. P. 81–86.
15. Dronova I., Gong P., Wang L., Zhong L. Mapping dynamic cover types in a large seasonally flooded wetland using extended principal component analysis and object-based classification // Remote Sensing of Environment. 2015. V. 158. P. 193–206. DOI: 10.1016/j.rse.2014.10.027.
16. Dunn B., Ai E., Alger M.J. et al. Wetlands Insight Tool: Characterising the surface water and vegetation cover dynamics of individual wetlands using multidecadal Landsat satellite data // Wetlands. 2023. V. 43. Iss. 4. Article 37. DOI: 10.1007/s13157-023-01682-7.
17. Fassnacht F.E., Hartig F., Latifi H. et al. Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass // Remote Sensing of Environment. 2014. V. 154. P. 102–114. DOI: 10.1016/j.rse.2014.07.028.
18. Gong P., Xu B. Remote sensing of forests over time // Remote sensing of forest environments: Concepts and case studies / eds. M. A. Wulder, S. E. Franklin. Boston, MA: Springer, 2003. P. 301–333.
19. Jin S., Sader S.A. Comparison of time series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances // Remote Sensing of Environment. 2005. V. 94. Iss. 3. P. 364–372. DOI: 10.1016/j.rse.2004.10.012.
20. Mahdavi S., Salehi B., Granger J. et al. Remote sensing for wetland classification: a comprehensive review // GIScience and Remote Sensing. 2018. V. 55. Iss. 5. P. 623–658. DOI: 10.1080/15481603.2017.1419602.
21. Ozesmi S. L., Bauer M. E. Satellite remote sensing of wetlands // Wetlands Ecology and Management. 2002. V. 10. Iss. 5. P. 381–402. DOI: 10.1023/A:1020908432489.
22. Sader S.A., Ahl D., Liou W.-S. Accuracy of Landsat-TM and GIS rule-based methods for forest wetland classification in Maine // Remote Sensing of Environment. 1995. V. 53. Iss. 3. P. 133–144. DOI: 10.1016/0034-4257(95)00085-F.
23. Rowinski C. Functions and values of forested/scrub-shrub wetlands: research summary. NOAA, 1995. 30 p.
24. Samarawickrama U., Piyaratne D., Ranagalage M. Relationship between NDVI with tasseled cap indices: A remote sensing based analysis // Intern. J. Innovative Research in Technology. 2017. V. 3. Iss. 12. P. 13–19.
25. Shi T., Xu H. Derivation of tasseled cap transformation coefficients for Sentinel-2 MSI at-sensor reflectance data // IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2019. V. 12. Iss. 10. P. 4038–4048. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2938388.
26. Tuittila E.-S., Vasander H., Laine J. Impact of rewetting on the vegetation of a cut-away peatland // Applied Vegetation Science. 2000. V. 3. Iss. 2. P. 205–212. DOI: 10.2307/1478999.
27. Zomer R.J., Trabucco A., Ustin S. L. Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing // J. Environmental Management. 2009. V. 90. Iss. 7. P. 2170–2177. DOI: 10.1016/j.jenvman.2007.06.028.

Monitoring of flooded vegetation of rewetted peatlands based on remote sensing data

E. R. Agapova^{1,2}, M. A. Medvedeva²

¹ Lomonosov Moscow State University, Moscow 119991, Russia

E-mail: agapova.helena@gmail.com

² Institute of Forest Science RAS, Moscow Oblast, Uspenskoye 143030, Russia

E-mail: medvedeva@ilan.ras.ru

Remote sensing data is actively used for vegetation dynamics monitoring in hard-to-reach areas where field research is difficult. These are rewetted peatlands monitoring of which is necessary to assess the quality of rewetting measures. The most difficult classes of wetland vegetation to distinguish are forested and scrub-shrub wetlands whose spectral signatures are similar to both wet and dry communities. In this paper, a method is proposed for identifying a class of flooded forested and shrub peatlands based on the use of multi-season images, as well as pre-processing of satellite data. The classification results were compared with the training ones obtained using multi-temporal images from the Landsat-8 and Sentinel-2 satellites. Two algorithms for preprocessing satellite images were tested: the principal component analysis method and the tasseled cap transformation, as well as the option of using a composite of multi-seasonal NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and NDMI (Normalized Difference Moisture Index) spectral indices. Three different classification methods, namely Support Vector Machine, Random Trees and K-Nearest Neighbor, were also compared. The results were evaluated on the basis of ground-truth data. The use of the Support Vector Machine classification algorithm for Landsat-8 images and the principal component method for preprocessing was recognized as the option that showed the best accuracy. In this case, the accuracy of decoding vegetation of the combined class of forested and shrub peatlands was 95 %.

Keywords: remote sensing, rewetted peatlands, Landsat-8, Sentinel-2, vegetation monitoring, multispectral images, peat bogs, peatlands, peat mining, rewetting, flooded vegetation

Accepted: 04.12.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-337-349

References

1. Baibar A. S., Puzachenko M. Yu., Sandlersky R. B., Krenke A. N., Landscape invariants — order parameters of a dynamic system, *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Ser. geograficheskaya*, 2023, V. 87, Iss. 3, pp. 370–390 (in Russian), DOI: 10.31857/S2587556623030056.
2. Baldina E. A., Labutina I. A., *Deshifrovanie aerokosmicheskikh snimkov: uchebnik* (Decoding of aerospace images: Textbook), 2nd ed., Moscow: KDU, Dobrosvet, 2021, 269 p. (in Russian), DOI: 10.31453/kdu.ru.978-5-7913-1163-4-2021-269.
3. Vompersky S. E., Sirin A. A., Sal'nikov A. A., Tsyganova O. P., Valyaeva N. A., Estimation of the area of peatland and paludified shallow-peat forest in Russia, *Lesovedenie*, 2021, Iss. 5, pp. 3–11 (in Russian).
4. *Informatsionnyi vypusk o sostoyanii prirodnykh resursov i okruzhayushchey sredy Moskovskoi oblasti v 2021 godu* (Information report of Moscow district nature resources and environment condition in 2021), Krasnogorsk: Ministerstvo ekologii i prirodopol'zovaniya Moskovskoi oblasti, 2022, 162 p. (in Russian).
5. Medvedeva M. A., Vozbrannaya A. E., Bartalev S. A., Sirin A. A., Multispectral remote sensing for assessing changes on abandoned peat extraction lands, *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2011, No. 5, pp. 80–88 (in Russian).
6. Medvedeva M. A., Vozbrannaya A. E., Sirin A. A., Maslov A. A., Possibilities of different multispectral satellite data for monitoring abandoned fire hazardous peatlands and rewetting effectiveness, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, V. 16, No. 2, pp. 150–159 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-150-159.
7. Sirin A. A., Medvedeva M. A., Ilyasov D. V. et al., Rewetted peatland in the climate reporting of the Russian Federation, *Fundamental and Applied Climatology*, 2021, V. 7, Iss. 3, pp. 84–112 (in Russian), DOI: 10.21513/2410-8758-2021-3-84-112.

8. Terentieva I. E., Filippov I. V., Sabrekov A. F. et al., Western Siberia's taiga wetlands mapping based on remote sensing data, *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Ser. geograficheskaya*, 2020, V. 84, Iss. 6, pp. 920–930 (in Russian), DOI: 10.31857/S2587556620060102.
9. Amani M., Salehi B., Mahdavi S., Brisco B., Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, V. 144, pp. 119–136, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.07.005.
10. *Application of satellite data for mapping and monitoring wetlands: Fact finding report*, Washington, DC, USA: Wetlands Subcommittee, Federal Geographic Data Committee (FGDC), 1992, 32 p.
11. Baig M. H. A., Zhang L., Shuai T., Tong Q., Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance, *Remote Sensing Letters*, 2014, V. 5, Iss. 5, pp. 423–431, DOI: 10.1080/2150704X.2014.915434.
12. Crichton K. A., Anderson K., Fewster R. E. et al., Satellite data indicates recent Arctic peatland expansion with warming, *Communications Earth and Environment*, 2025, V. 6, Iss. 1, Article 461, DOI: 10.1038/s43247-025-02375-1.
13. Crist E. P., Ciccone R. C., A physically-based transformation of Thematic Mapper data — the TM Tasseled Cap, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 1984, V. GE-22, Iss. 3, pp. 256–263, DOI: 10.1109/TGRS.1984.350619.
14. Crist E. P., Kauth R. J., The tasseled cap de-mystified, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1986, V. 52, pp. 81–86.
15. Dronova I., Gong P., Wang L., Zhong L., Mapping dynamic cover types in a large seasonally flooded wetland using extended principal component analysis and object-based classification, *Remote Sensing of Environment*, 2015, V. 158, pp. 193–206, DOI: 10.1016/j.rse.2014.10.027.
16. Dunn B., Ai E., Alger M. J. et al., Wetlands Insight Tool: Characterising the surface water and vegetation cover dynamics of individual wetlands using multidecadal Landsat satellite data, *Wetlands*, 2023, V. 43, Iss. 4, Article 37, DOI: 10.1007/s13157-023-01682-7.
17. Fassnacht F. E., Hartig F., Latifi H. et al., Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass, *Remote Sensing of Environment*, 2014, V. 154, pp. 102–114, DOI: 10.1016/j.rse.2014.07.028.
18. Gong P., Xu B., Remote sensing of forests over time, In: *Remote Sensing of Forest Environments: Concepts and Case Studies*, M. A. Wulder, S. E. Franklin (eds.), Boston, MA: Springer, 2003, pp. 301–333.
19. Jin S., Sader S. A., Comparison of time series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances, *Remote Sensing of Environment*, 2005, V. 94, Iss. 3, pp. 364–372, DOI: 10.1016/j.rse.2004.10.012.
20. Mahdavi S., Salehi B., Granger J. et al., Remote sensing for wetland classification: a comprehensive review, *GIScience and Remote Sensing*, 2018, V. 55, Iss. 5, pp. 623–658, DOI: 10.1080/15481603.2017.1419602.
21. Ozesmi S. L., Bauer M. E., Satellite remote sensing of wetlands, *Wetlands Ecology and Management*, 2002, V. 10, Iss. 5, pp. 381–402, DOI: 10.1023/A:1020908432489.
22. Sader S. A., Ahl D., Liou W.-S., Accuracy of Landsat-TM and GIS rule-based methods for forest wetland classification in Maine, *Remote Sensing of Environment*, 1995, V. 53, Iss. 3, pp. 133–144, DOI: 10.1016/0034-4257(95)00085-F.
23. Rowinski C., *Functions and values of forested/scrub-shrub wetlands: research summary*, NOAA, 1995, 30 p.
24. Samarawickrama U., Piyaratne D., Ranagalage M., Relationship between NDVI with tasseled cap indices: A remote sensing based analysis, *Intern. J. Innovative Research in Technology*, 2017, V. 3, Iss. 12, pp. 13–19.
25. Shi T., Xu H., Derivation of tasseled cap transformation coefficients for Sentinel-2 MSI at-sensor reflectance data, *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, V. 12, Iss. 10, pp. 4038–4048, DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2938388.
26. Tuittila E.-S., Vasander H., Laine J., Impact of rewetting on the vegetation of a cut-away peatland, *Applied Vegetation Science*, 2000, V. 3, Iss. 2, pp. 205–212, DOI: 10.2307/1478999.
27. Zomer R. J., Trabucco A., Ustin S. L., Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing, *J. Environmental Management*, 2009, V. 90, Iss. 7, pp. 2170–2177, DOI: 10.1016/j.jenvman.2007.06.028.