

Влияние детальности аэрокосмических изображений на результаты классификации растительных сообществ тундры

В. В. Елсаков

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

Выполнено сравнение набора разномасштабных тематических карт растительного покрова, полученных при обработке спутниковых (Quickbird (Qb), Landsat/TM5 (L5)) изображений и аэросъёмки (квадрокоптер DJI Phantom 2 (*англ.* unmanned aerial vehicle — UAV)), для модельного участка востока Большеземельской тундры. Тожественность характеристик фитоценозов при сравнении спутниковых снимков достигнута близостью дат и условий съёмки, сходством диапазонов спектральных каналов. Съёмка UAV позволила выделить однородные по составу участки изображений Qb и L5 для формирования выборок спектральных сигнатур пикселей-эталонов. Сопоставление аэро- и спутниковых изображений показало, что половина изображений Qb модельного участка содержит комплексные по составу пиксели по UAV с преобладанием в них доминирующего класса ниже 50 %. Только у 14,6 % пикселей доля доминирующего класса превышала 80 %. Большая часть (53,8 %) таких гомогенных элементов изображения приходилась на классы водных поверхностей (39,2 %) и массивы ивняков (24,6 %). Для L5 количество однородных пикселей (более 50 % поверхности относится к одному классу по Qb) не превышало 14,1 %. Коэффициенты спектральной яркости (КСЯ) для однородных по составу пикселей имели высокую сходимость. Комплексные по составу пиксели способны формировать итоговые спектральные сигнатуры с показателями даже отсутствующих в них классов. Смешивание сигнатур классов растительного покрова и водных поверхностей в мозаичных пикселях создавало показатели, близкие к эталонам эродированных торфяников. Снижение степени детальности изображений увеличивало присутствие класса обнажённого торфа от UAV к Qb в 1,6–2,2 раза, от Qb к L5 — в 3,1–4,4 раза, от UAV к L5 — до 6,9 раз. Показатели сходимости результатов классификаций разномасштабных снимков, полученные разными способами выделения классов-эталонов, существенно различались. Отмечено наличие слабой степени сходства между классификациями UAV и Qb (общая — 30,3 %, каппа — 20,7 %), Qb и L5 (44,5 и 30,3 %) и незначительной — между UAV и L5 (28,5 и 15,5 %). В качестве основных факторов, влияющих на величины сходимости и соотношение площадей классов на разномасштабных классификациях, выступали как радиометрические особенности выделяемых страт и способы выделения эталонных сигнатур, так и мозаичность ландшафтов территории.

Ключевые слова: классификация спутниковых изображений, растительные сообщества тундры, спектральные свойства фитоценозов, разномасштабное картографирование

Одобрена к печати: 24.01.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-176-188

Введение

Вопросы оценки информативности аэрокосмических изображений разной степени детальности заслуживают внимания при подготовке тематических карт растительного покрова, проведении сравнительного анализа изменений компонентов экосистем, пространственно-временном моделировании, верификации результатов классификаций сопоставлением разномасштабной съёмки, генерализации снимков при изменении уровней выполняемых исследований. Визуальные характеристики классов земной поверхности и растительного покрова выступают дешифровочными признаками и используются для геоботанического, почвенного и ландшафтного картографирования. Высокая мозаичность контуров почвенно-растительного покрова арктических экосистем разных уровней иерархии диктует необходимость совершенствования и адаптации технологий их картографирования с использованием спутниковых съёмок. В традиционном картографировании растительного и почвенного покрова

разработан широкий арсенал методов исследований гетерогенных и мозаичных образований (Грибова, Исаченко, 1972; Сочава и др., 1979; Фридланд, 1972), формируются новые подходы, ориентированные на использование методов дистанционного зондирования: текстурного анализа (Burnett, Blaschke, 2003), количественных и полуколичественных признаков (Зольников и др., 2010), субпиксельного разложения смесей (Барталев и др., 2009; Михеева и др., 2017). В последнее время наблюдается рост интереса к персонализированным, бинарным и немаркированным алгоритмам классификации как альтернативе мультиклассовых методов (Räsänen et al., 2019).

Основными причинами, влияющими на результаты картографирования растительного покрова, представляются высокая мозаичность и комплексность сообществ, что наиболее выражено в тундровой зоне, где ценотическая и средообразующая роль растений нижних ярусов максимальна и отражает смену экотопических условий. На спутниковых изображениях сомкнутый полог леса элиминирует различия характеристик напочвенного покрова, травяно-кустарничкового, кустарничкового ярусов, наиболее связанных с изменением условий местообитания. Кроны деревьев экранируют нижележащие ярусы растительных сообществ, нивелируют характеристики, используемые для дифференциации сообществ наземными методами. Суммарный запас пигментов лесных фитоценозов определяет в основном автотрофная часть древостоя (от 30–40 % в спелых еловых и хвойно-лиственных насаждениях северной тайги до 82–85 % — средней) (Тужилкина, Бобкова, 2010).

Снижение детальности спутниковых изображений изменяет преемственность при отображении контуров объектов, трансформирует их спектрально, искажает или нивелирует их присутствие («поглощение фоном») (Кравцова, 2014). Многие мелкоконтурные сочетания дисперсного (однородно-смешанного) распределения, имеющие значимые спектральные различия, служат источником появления дополнительных классов, что вызывает существенные расхождения при анализе и интерпретации частотной или площадной представленности классов на тематических картах различного масштаба (Krankina et al., 2011; Pflugmacher et al., 2011).

Цель работы включает: 1) анализ особенностей формирования и трансформации спектральных характеристик доминирующих классов мозаичных тундровых сообществ на аэро- и спутниковых изображениях разной детальности; 2) сравнение результатов классификаций, полученных разными способами выделения однородных и смешанных по составу пикселей; 3) сопоставление результатов разномасштабных классификаций растительного покрова модельного участка для выявления возможных качественных переходов при генерализации.

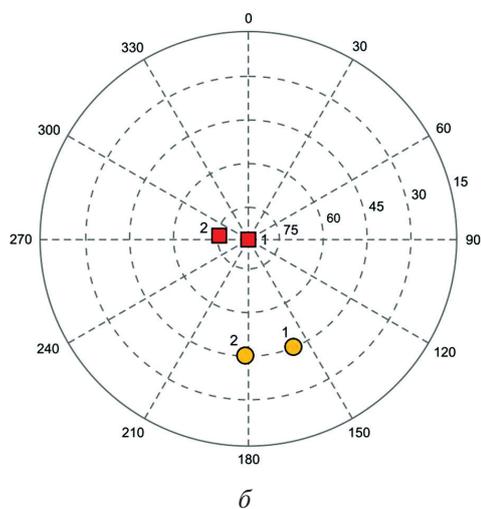
Методика выполнения работы

Участок исследований расположен в 7 км от железнодорожной станции Сейда (Воркутинский р-н Республики Коми, 67° 06' с. ш. и 62° 55' в. д.) в экотонной зоне перехода южной тундры в северную лесотундру. В растительном покрове преобладают тундровые и болотные сообщества, реже берёзовые и еловые редколесья. Площадка полевых наблюдений заложена в пределах низменной холмистой равнины, сформированной в пределах древней озёрной котловины (доминируют сообщества бугристо-мочажинного комплекса и плоскобугристого болота) и на склоне минерального бугра с тундровыми сообществами (Каверин, Пастухов, 2013). Границы контуров и видовой состав доминирующих растительных сообществ фиксировали в ходе геоботанических исследований 2007, 2014 и 2015 гг. Съёмку квадрокоптера DJI Phantom 2 vision plus (далее — UAV, *англ.* unmanned aerial vehicle) камерой Canon GPS S100 (02.08.2015, пространственное разрешение 0,04 м) использовали для построения наиболее детальной классификации. Недостатком снимков стали различия в диапазонах спектральных каналов со спутниковыми изображениями, отсутствие NIR-канала (*англ.* near infrared, ближний инфракрасный). С целью создания пространственно-привязанной мозаики на площадь 69,1 га 615 UAV-фотографий были обработаны программными средствами Agisoft PhotoScan (<http://www.agisoft.com>) (*рис. 1а*, см. с. 178). В комбинации с полевыми геоботаническими

наблюдениями UAV-съёмка стала основой для выделения контуров 11 страт земной поверхности, фитоценозов и их мелкоконтурных сочетаний методами управляемой классификации с применением метода решающих правил.



а



б

Рис. 1. Мозаика изображений модельного участка «Сейдинский», съёмка квадрокоптера DJI Phantom 2 в 2015 г. (а). Сравнение условий спутниковых съёмок Landsat-TM 5 (1) и Quickbird (2) (б); отмечены положения спутников (красные квадраты) и солнца (жёлтые круги) в момент съёмки; представлены значения азимута (по границе окружности) и углы высоты

Спутниковые изображения Landsat/TM5 (англ. Thematic Mapper 5) (далее — L5) (glovis.usgs.gov, съёмка 03.07.2007, 07:11:28 UTC (англ. Coordinated Universal Time, всемирное координированное время)) и Quickbird (Qb) (приобретены в рамках проекта Carbo-North No. 036993, 2006–2010 гг.) (съёмка 06.07.2007, 10:56:14 UTC, пространственное разрешение спектральных каналов — 2,40 м) использовали для построения классификаций. Снимки имеют тождественные диапазоны спектральных каналов. Близость дат и времени съёмки устранили погрешности, связанные с сезонными различиями фитоценозов и состоянием атмосферы, освещённостью объектов (рис. 1б). Основная проблема при сравнении разномасштабных изображений связана с их пространственным совмещением, что преодолено увеличением количества точек привязки и достижением минимальных величин RMS-ошибки (англ. Root Mean Square error), визуальным контролем.

Сравнение результатов наземных полевых наблюдений 2007 и 2015 гг. на участке исследований демонстрирует устойчивость растительных сообществ. Между годами наблюдали отсутствие видимых изменений границ и структурных показателей фитоценозов. Устойчивость ненарушенных тундровых сообществ к изменениям фиксируют многие исследования. Так, тундровые растительные сообщества Западной Сибири в естественных условиях даже на фоне явных климатических изменений демонстрировали высокую устойчивость при отсутствии внешних механических воздействий в течение 1968–2018 гг. (Сизов и др., 2020). Большая часть фитоценозов Воркутинской тундры (65,1 %) для периода 2009–2020 гг. не имела значимых изменений индекса NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index — нор-

мализованный разностный вегетационный индекс) на изображениях ETM+ (*англ.* Enhanced Thematic Mapper Plus) (Елсаков, 2021). Отсутствие существенных изменений для периода наблюдений допускает сравнение между собой границ фитоценозов на спутниковых изображениях и UAV-съёмках 2007 и 2015 гг.

Для построения классификаций использовали каналы видимой части спектра приборов Qb и L5. Мозаика UAV легла в основу выделения однородных по составу участков. Из-за различий пространственного разрешения область перекрытия снимков включала разное количество элементов: для UAV — 390,3 млн пикселей, Qb — 109,2 тыс. пикселей, L5 — 699 пикселей. После геометрической коррекции и радиометрической калибровки в величины коэффициента спектральной яркости (КСЯ) для каждого класса составляли выборку однородных по составу пикселей Qb (UAV-класс заполнял пространство пикселя Qb более чем на 90 %), которую использовали при классификации. Выборка содержала 6,79 % пикселей от площади всего участка, из них 5,48 % пикселей относится к классу водных поверхностей. Классификацию изображений Qb по эталонам гомогенных пикселей выполняли двумя способами. Для первой классификации (Qb₁) снимали усреднённые сигнатуры с наборов всех однородных по UAV пикселей. Для второй (Qb₂) проводили дополнительное разбиение массива однородных пикселей Qb на группы методом кластерного анализа с отбраковкой ошибок и снятием сигнатур только для «ядер» выделенных классов. Распознаваемость классов однородных пикселей на изображении Qb оценена по критерию статистической разделимости (R) и межклассовой преобразованной дивергенции (*англ.* transformed divergence, D_{ij}^T) (Дейвис и др., 1983).

Снижение пространственного разрешения вело к уменьшению количества однородных по составу элементов у L5. Абсолютное доминирование смешанных по UAV пикселей вынудило снизить порог при выделении пикселей-эталонов. Принадлежность к одной из групп для L5 определяла доля доминирующего класса UAV более 50 %, что отмечено для 14,2 % пикселей. В выборке однородных пикселей L5 выделено 8 классов, основная доля которых (79,8 %) составлена классами водной поверхности (34,3 %), кустарниково-лишайниковой тундры (29,3 %) и ивняками (16,2 %). Большая часть пикселей участка (85,8 %) содержала комплексы без доминирующего класса. Полученный набор однородных пикселей использован для построения первого варианта классификации L5 (L5_{UAV}). Для массива пикселей проведён анализ хода величин набора каналов (Red (красный) и NIR) при разных долях содержания доминирующего класса. В качестве эталонов для снятия сигнатур рассматривали и тематические растры Qb₁ и Qb₂ с присутствием класса в пространстве пикселя L5 более 50 %. По ним подготовлены классификации L5₁ и L5₂. Сопоставление величин сходимости каналов Red и NIR снимков разной детальности проводили методом генерализации Qb до размера L5 с усреднением значений в пространстве каждого пикселя.

Для всех классификаций проведено сравнение площадей выделенных страт общепринятыми (Cohen, 1960) показателями общей точности классификации (*англ.* overall accuracy, P) и коэффициента Каппа (κ). При сравнении результатов сходимости изображений различной детальности растры меньшего разрешения приводили к более детальному.

Результаты и обсуждение

Построение классификаций Qb по UAV

На основании спектральных и текстурных различий контуров и с привлечением материалов полевых геоботанических исследований на изображении UAV выделено 11 классов (растительные сообщества, водная поверхность и эродированные торфа) (*рис. 2а*, см. с. 180). На долю трёх приходится более половины (52,5 %) площади участка: кустарниково-лишайниковые (19,9 %) и ёрничково-моховые тундры (18,4 %), ивняки (14,2 %). Наименьшая площадь при высокой степени мозаичности отмечена у классов обнажённого торфа (1,2 %), кустарничково-моховых (3,0 %) и моховых (4,2 %) тундр. На класс водных поверхностей приходится 5,7 % изображения. Площади остальных классов варьировали от 5,0 до 11,1 %.

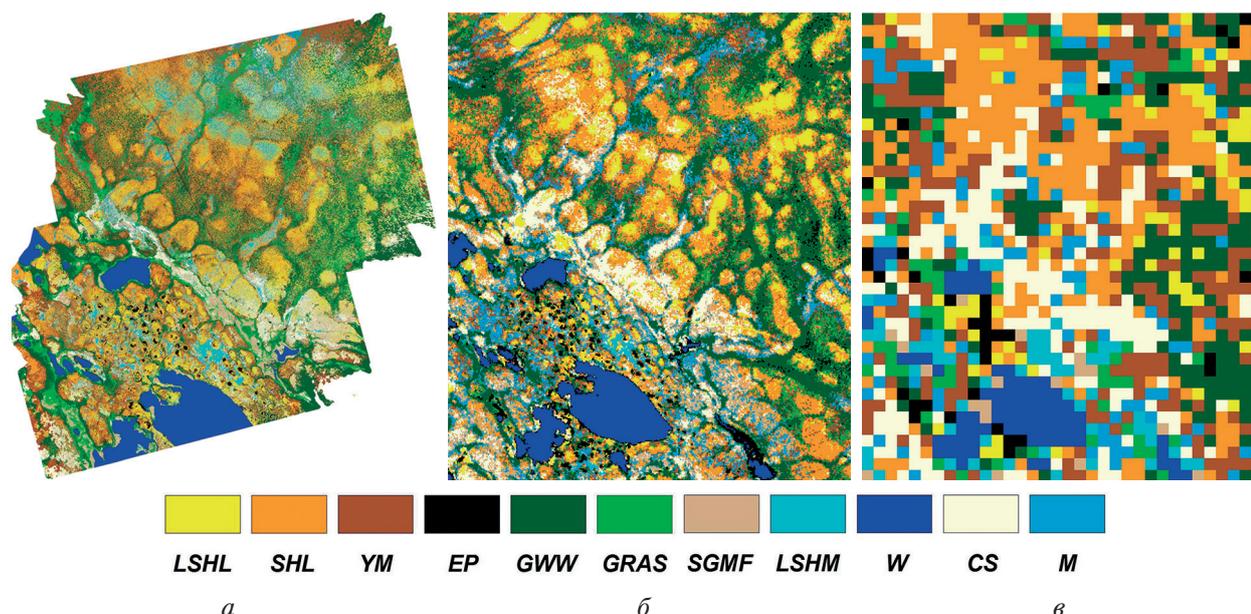


Рис. 2. Распределение доминирующих классов растительного покрова после классификации UAV (а) и спутниковых изображений: Qb₁ (б) и L5₁ (в). Обозначения: 1 — кустарничково-лишайниковые тундры (LSHL); 2 — кустарничково-лишайниковые тундры (SHL); 3 — ёрничково-моховые (YM); 4 — обнажённый торф (EP); 5 — ивняки высокосомкнутые травяные (GWW); 6 — прибрежноводные и осоковые сообщества (GRAS); 7 — осоково-моховые обводнённые сообщества (SGMF); 8 — кустарничково-моховые (LSHM); 9 — водные поверхности (W); 10 — обводнённые пушицево-моховые сообщества (CS); 11 — моховые (M)

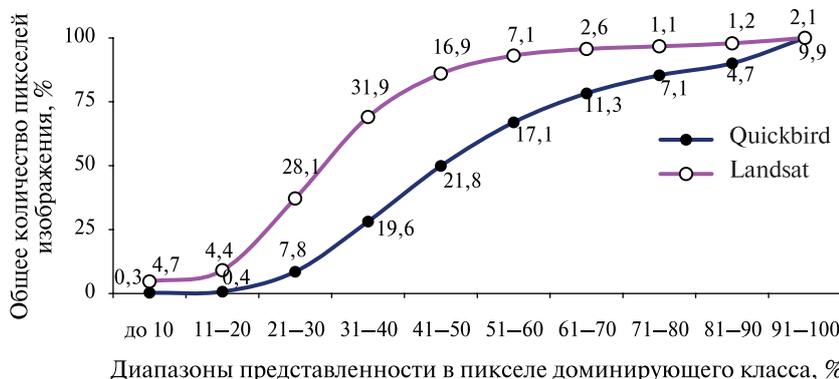


Рис. 3. Распределение пикселей изображения Qb и L5 с разными величинами однородности (график с накоплением). По оси ординат — общее количество пикселей изображения (%). На оси абсцисс представлен процент доминирующего класса в пикселях Qb (оценка по UAV) и L5 (по Qb). Значения представленности доминирующего класса вынесены на график в виде подписей

Сопоставление пикселей снимка Qb с тематической картой UAV показывает, что половина пикселей Qb включает смешанные по составу UAV пиксели с долей наиболее преобладающего класса ниже 50 % (рис. 3). Доля доминирующего класса превышала 70 % для 21,7 % пикселей, более 80 % — для 14,6 % пикселей. Из них наибольшая часть (74,0 %) приходится на крупные и гомогенные по составу классы: водные объекты (39,2 %), ивняки (24,6 %) и ёрничково-моховые тундры (10,2 %). Количество комплексных пикселей существенно возросло при снижении пространственного разрешения. Только у 14,4 % элементов L5 отмечено выраженное доминирование одного из классов (более 50 % пространства пикселя отнесено к одному из классов по Qb).

Выборка однородных по составу пикселей Qb (794 шт.) использована для снятия спектральных величин, выделения эталонов отдельных страт и построения серии классификаций.

Для первой (Qb_1) принадлежность пикселя Qb определял доминирующий класс по UAV (рис. 4а). Ординационная диаграмма (метод главных компонент, *англ.* principal component analysis — PCA) по величинам КСЯ показала, что в распределении элементов изображения порядка 89 % изменчивости определено первой осью ординации, которая тесно связана с величинами NIR-канала, и 9 % — второй. При визуальном отображении выборки «чистых» пикселей Qb с учётом их принадлежности к UAV отмечено взаимное перекрытие облаков рассеивания классов. Большинство классов характеризуется низкой распознаваемостью по критериям разделимости (R и D_{ij}^T). Хороший уровень разделения классов по обоим критериям наблюдали только для водных поверхностей и эродированных торфяников, средний — для класса кустарничково-лишайниковых тундр*. Остальные классы обнаруживают низкую степень разделимости.

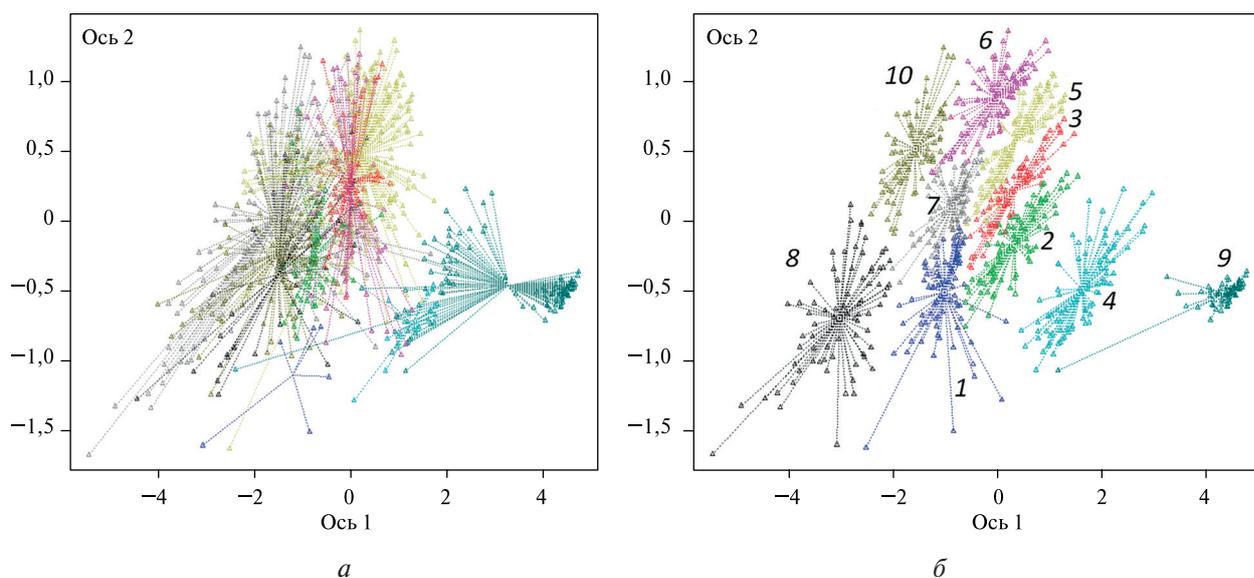


Рис. 4. Ординационные диаграммы многомерного шкалирования (метод главных компонент, PCA), отражающие перераспределение «чистых» по составу пикселей Qb (состав однородного пикселя 90%) при разных способах построения спектральных сигнатур. Построение системы разделения на основании принадлежности к классу UAV (а) и спектральных величин эталонов (б). Отмечены номера классов: 1 — LSHL; 2 — SHL; 3 — YM; 4 — EP; 5 — GWW; 6 — GRAS; 7 — SGMF; 8 — LSHM; 9 — W; 10 — CS

Для построения второй классификации (Qb_2) в пределах массива однородных пикселей выделяли «ядра» эталонов классов (рис. 4б) с проведением процедуры кластеризации по спектральным показателям (метод группировки на основе евклидова расстояния, *англ.* Unweighted Pair Group Method with Arithmetic Mean — UPGMA) и отбраковки ошибочно определённых. Был нивелирован класс моховых тундр (11 — M). Процедура позволила снизить перекрытие облаков рассеивания классов, увеличила статистические показатели их разделимости.

Большинство гомогенных по составу классов растительного покрова часто не имели уникальных и статистически значимых различий по КСЯ (рис. 5а, см. с. 182). Достоверные различия между классами для каналов Red и NIR ($p \leq 0,05$) отмечены для классов водных поверхностей, эродированных торфяников, кустарничково-лишайниковых тундр. Запас зелёной фитомассы (суммарное содержание пигментов) и степень обводнённой сообществ выступали в качестве основных факторов при формировании спектральных величин этало-

* Уровни разделимости по критериям R (низкий — $R < 1,0$; средний — $R = 1,0-1,96$; хороший — $R > 1,96$) и D_{ij}^T (разделимость классов плохая при $D_{ij}^T < 1700$; средняя — при $D_{ij}^T = 1700-1900$; хорошая при $D_{ij}^T > 1900$) принимались по общепринятым грациям (Дейвис и др., 1983).

нов. Разбиение выборки средних величин пикселей однородных классов методом кластерного анализа (группировка по алгоритму оценки близости Евклидова расстояния) выделило несколько групп (рис. 5б).

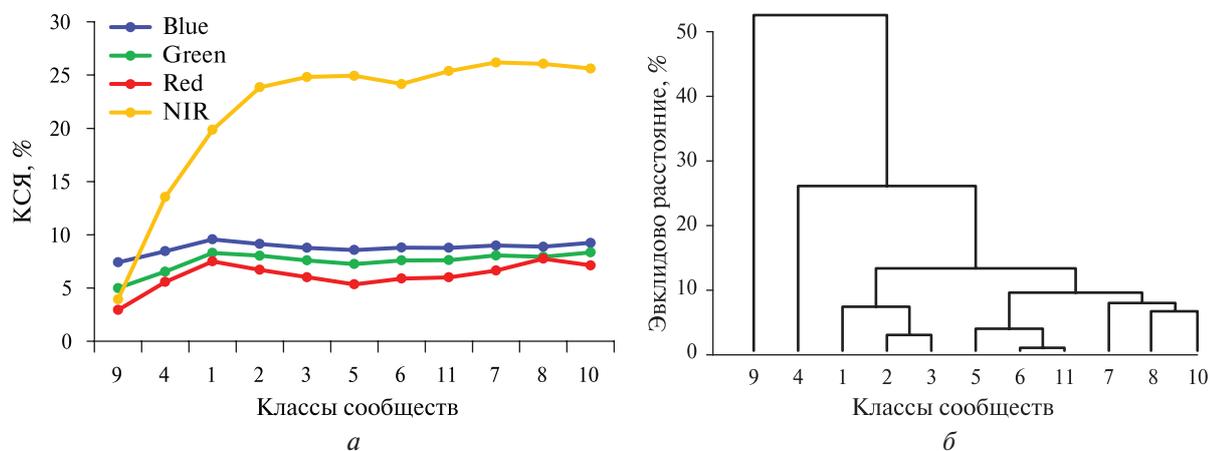


Рис. 5. Спектральные различия средних величин классов для однородных пикселей изображений Qb (а). Дендрограмма распределения классов (евклидово расстояние) по средним значениям КСЯ (б). Цифры соответствуют классам: 1 — LSHL; 2 — SHL; 3 — YM; 4 — EP; 5 — GWW; 6 — GRAS; 7 — SGMF; 8 — LSHM; 9 — W; 10 — CS; 11 — M

Обособлены участки более сухих местообитаний со средними величинами запаса зелёной фитомассы (до $0,72 \pm 0,32$ кг/м²) (кластер 1: 1 — LSHL (см. рис. 2), 2 — SHL и 3 — YM), влажных и обводнённых местообитаний с высоким запасом фитомассы (до $1,2 \pm 0,5$ кг/м²) (кластер 2: 5 — GWW, 6 — GRAS, 11 — M) и группа смешанных по условиям увлажнения классов с низким запасом фитомассы (до $0,44 \pm 0,15$ кг/м²) (кластер 3: 7 — SGMF, 8 — LSHM, 10 — CS).

Величины КСЯ в однородных и смешанных пикселях Qb и L5

Величины КСЯ классов-эталонов (см. рис. 5а) позволяют прогнозировать показатели, формируемые для смешанных по составу пикселей. Комплексные пиксели, содержащие полярные значения (классы воды и растительного покрова), формировали суммарные значения, близкие к классу эродированных торфяников (4 — EP). Класс эродированных торфов был выделен на снимках Qb даже на участках, где он полностью отсутствовал по съёмкам UAV. Такие участки локализованы по окраинам водных объектов с развитой прибрежно-водной растительностью. При снижении детальности съёмки от UAV к Qb за счёт комплексных пикселей площадь торфяников была увеличена в 2,4 раза. Аналогичные искажения маскируют и комплексные по составу пиксели с участием различных классов растительного покрова. Общей закономерностью изменения площадей становится снижение площадей наиболее полярных по спектральным величинам классов: отмечено снижение площадей водных объектов, заболоченных участков (кустарничково-моховые). Высокомозаичные классы «растворились» на изображении Qb в сравнении с UAV с формированием выборок комплексных пикселей с усреднёнными величинами КСЯ.

На итоговые величины КСЯ влияло и соотношение площадей доминирующего и сопутствующих классов (рис. б). Класс водных поверхностей в качестве примеси оказывал наиболее существенное воздействие. В пикселях L5 отмечено сильное падение значений NIR при увеличении доли водных поверхностей в классах ивняков (класс 5 на рис. 6, см. с. 183) и прибрежно-водной растительности (класс 6). Для водных поверхностей (класс 9) рост присутствия доли растительного покрова вёл к резкому, скачкообразному росту в диапазонах Red и NIR при доле водных поверхностей ниже 80 %.

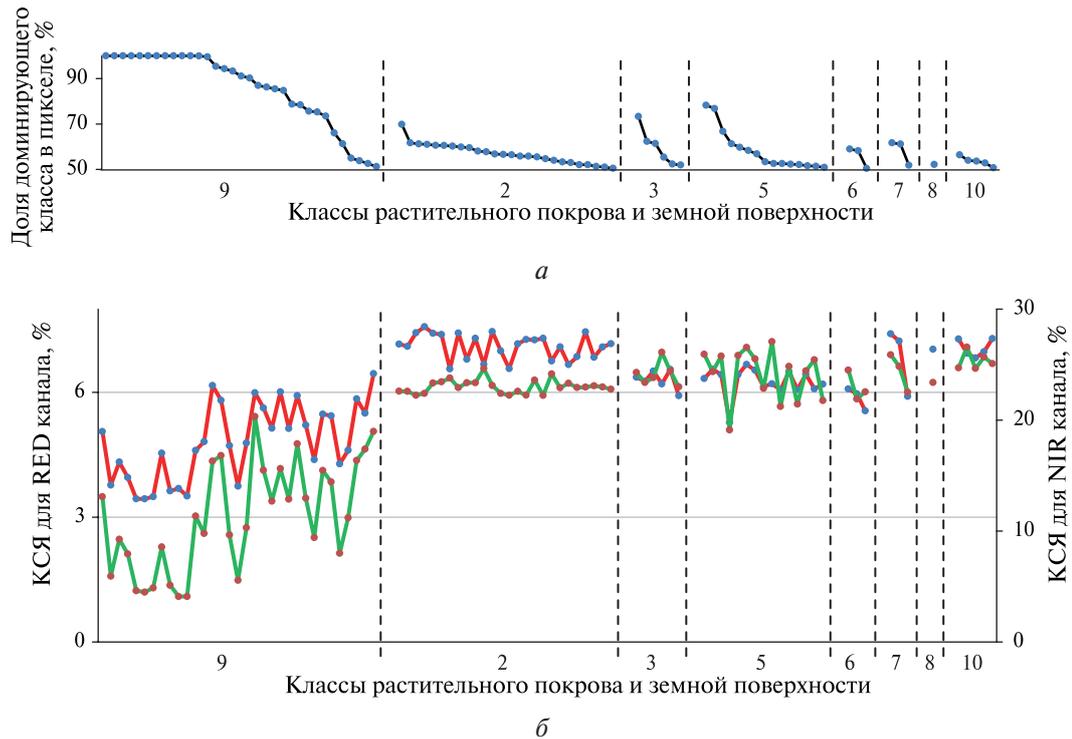


Рис. 6. Доля доминирующего класса в пикселях L5 (а). Суммарные спектральные величины однородных по составу пикселей (более 50 % по UAV) отдельных классов для красного (красные линии) и ближнего инфракрасного (NIR) (зелёные линии) каналов (б). Номера классов соответствуют рис. 2

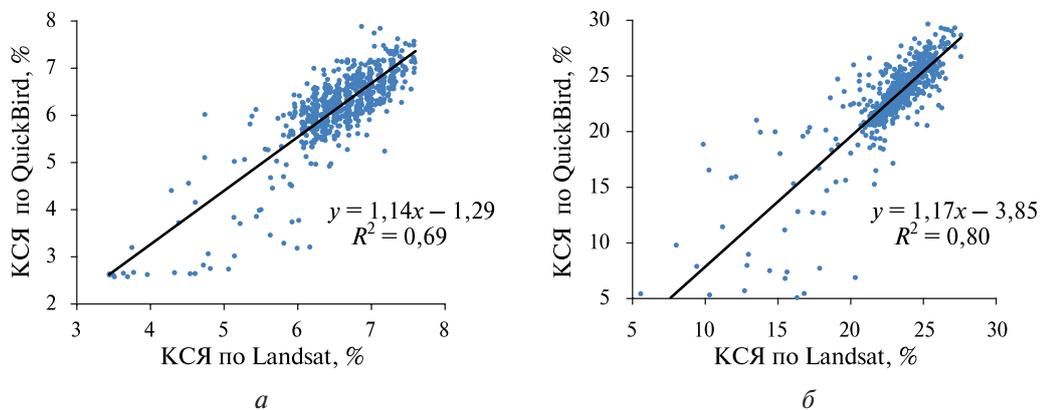


Рис. 7. Величины КСЯ пикселей Landsat и генерализованных до сходных размеров Qb (средние) для каналов: а — RED; б — NIR

Между величинами КСЯ пикселей L5 и генерализованными до их размера Qb (усреднены по всему пространству пикселя) для изображений одного времени съёмки наблюдали высокий уровень сходимости для каналов Red ($R^2 = 0,69$) и NIR ($R^2 = 0,80$) (рис. 7). Переход уровней детализации снимков от Qb к L5 может рассматриваться как усреднение величин пикселей снимков большей детальности до соответствующего размера. Наибольшие расхождения отмечены на участках береговых линий озёр. Для наземных участков величины КСЯ по L5 над генерализованными Qb в среднем превышали на 5,1 % по Red-каналам и занижали на 0,68 % по NIR-каналам. Снижение пространственного разрешения снимков Qb до L5 устраняло экстремумы, перераспределяло мозаичные классы. Данные особенности важны при анализе количественных показателей растительного покрова участков (распределение индексов растительности, моделирование зелёной фитомассы и др.), для которых при снижении пространственного разрешения крайние величины рядов нивелируются, растёт область

средних значений. Большинство смешанных по составу пикселей L5 формировало плавные переходы значений между классами в пределах спектральных каналов, снижалась их разделимость.

Для сравниваемых сцен L5 и Qb величины КСЯ классов-эталонов гомогенных по составу пикселей максимально приближены друг к другу по спектральным показателям. Рост числа комплексных пикселей на изображении при снижении детальности L5 формирует возможности для возникновения потенциальных ошибок классификаций. На изображении L5 для общего участка лишь 23 пикселя класса водных поверхностей отнесены к эталонам (100 % содержание класса по UAV). Использование радиометров с разными спектральными диапазонами или временем съёмки также влияет на сходимость классификаций. Даже незначительные смещения диапазонов КСЯ сенсоров линейки Landsat смежных дат съёмки приводили к ощутимым расхождениям (наиболее выраженные между TM и OLI (англ. Operational Land Imager)) количественных характеристик растительности (Елсаков, 2021)

Сравнение площадей страт построенных классификаций

Использование снимков разной детальности (UAV, Qb и L5) и вариантов выделения сигнатур классов-эталонов стали основой для построения серии классификаций для сравнения площадей выделенных страт (табл. 1). Наименьшая вариабельность между всеми рассмотренными классификациями отмечена для наиболее контрастного по КСЯ класса водных поверхностей (от 4,1 до 5,7 % площади участка). Наибольшие площади (5,7 %) фиксировали по детальным съёмкам UAV. Лидирующее положение (от 41,7 до 70,7 %) по площадям сохранили классы кластера 1 (сухие тундры с варьирующим диапазоном запаса фитомассы). Для большинства классов характерна существенная вариабельность площадей между тематическими картами.

Таблица 1. Площади выделенных страт для общего участка по разным классификациям (%)

Классы	UAV	Qb ₁	Qb ₂	L5 _{UAV}	L5 ₁	L5 ₂
9 — водные поверхности	5,7	5,1	5,5	5,2	4,1	4,7
4 — обнажённый торф	1,2	2,7	1,9	—	8,3	8,0
1 — кустарничково-лишайниковые тундры	8,9	8,2	18,6	—	2,4	11,3
2 — кустарничково-лишайниковые тундры	19,9	21,0	31,1	28,6	17,7	32,2
3 — ёрничково-моховые	18,4	12,5	21,1	16,9	42,3	33,0
Итого по кластеру 1:	47,2	41,7	70,7	45,5	62,5	76,5
5 — ивняки травяные	14,2	15,4	9,8	27,6	5,4	4,3
6 — прибрежно-водные и осоковые сообщества	11,1	7,1	4,6	9,4	—	—
11 — моховые	4,2	11,0	0,7		12,4	
Итого по кластеру 2:	29,6	33,6	15,2	37,1	17,9	4,3
7 — осоково-моховые обводнённые сообщества	5,0	6,6	6,2	3,3	2,1	6,4
8 — кустарничково-моховые	3,0	0,9	0,6			
10 — обводнённые пушицево-моховые сообщества	8,5	9,4	—	9,0	5,0	—
Итого по кластеру 3:	16,4	16,9	6,8	12,3	7,2	6,4

При увеличении пространственного разрешения отмечены изменения, связанные с модификацией КСЯ в пределах мозаичных пикселей и ростом значений в области средних величин. Классы, увеличившие долю своего присутствия при снижении пространственного разрешения снимков, могут рассматриваться как классы-акцепторы. К ним отнесены пре-

где всего класс обнажённого торфа (рост площади при переходе от UAV к Qb в 1,6–2,2 раза, от Qb к L5 — в 3,1–4,4 раза, от UAV к L5 — до 6,9 раз), ряд классов растительного покрова. Высокомозаичные классы, часто переходящие в другие страты при генерализации, выступали донорами.

Таблица 2. Показатели сходимости построенных классификаций (P/κ)

P/κ	Qb ₁	Qb ₂	L5 _{UAV}	L5 ₁	L5 ₂
UAV	30,3/20,7	29,5/17,8	28,5/15,5	22,6/10,4	24,1/11,0
Qb ₁	—	38,0/28,4	31,2/18,7	28,8/18,6	25,2/13,6
Qb ₂	—	—	25,4/11,1	25,2/10,9	44,5/30,3
L5 _{UAV}	—	—	—	38,9/27,7	34,0/21,0
L5 ₁	—	—	—	—	42,9/0,27,6

Анализ сходимости классификаций (доведены до разрешения UAV) демонстрирует визуально хорошее воспроизводство большинства классов, однако отмечена слабая степень их согласованности* (Czaplewski, 1994) (табл. 2). Наибольшая сходимость площадей (при слабом уровне согласованности) со съёмкой UAV, лежащей в основе построения классификации, отмечена в отношении классификации Qb₁ ($P = 30,3$; $\kappa = 20,7$). При использовании дополнительных преобразований с выделением ядер-эталонов классов по близости спектральных показателей (Qb₂) отмечено незначительное снижение сходимости. Наиболее высокий уровень сходимости отмечен между тематическими картами Qb₂ и L5₂ ($P = 44,5$; $\kappa = 30,3$).

Заключение

Детальность спутниковых снимков, способы выделения сигнатур тематических категорий растительного покрова, их спектральные особенности, размеры и мозаичность распределения фитоценозов оказывали существенное влияние на результаты оценки площадей на построенных классификациях. Комплексность пикселей возрастала при снижении детальности съёмок: для модельного участка лишь половина пикселей Qb имели выраженное доминирование по UAV (более 50 % поверхности пикселя отнесено к одному классу) и 14,4 % — для L5. Рост площадей однородных, контрастных по спектральным показателям классов должен приводить к увеличению показателей точности результатов верификаций, т. е. показатели сходимости будут определять региональные особенности картографируемых ландшафтов.

Значение комплексных пикселей в появлении погрешностей при спектральном дешифрировании классов показано и для экотона «лес — тундра» севера Кольского п-ова (Кравцова, Лошкарева, 2010). Резко различающиеся в ближней инфракрасной зоне значения яркости крон деревьев и их теней в сумме давали яркость, близкую к яркости лишайниково-кустарничковых тундр, что не позволило выполнить картографирование границ редкостойной древесной растительности по снимкам Landsat в отличие от Qb.

Высокая комплексность и слабая спектральная делимость большинства фитоценозов ограничивают выполнение измерений точных площадных характеристик классов, анализ их межгодовых изменений на фоне сезонных вариаций. Анализ площадных изменений целесообразно проводить для наиболее контрастных по спектральным величинам и крупным по протяжённости классам (водные поверхности, участки нарушений, контрастные по показателям классы растительного покрова и т. д.) или их устойчивым сочетаниям.

* Согласно критерию согласованности классификаций по κ (Czaplewski, 1994) выделены градации: больше 0 — нет согласованности; 0–0,2 — незначительная; 0,21–0,40 — слабый уровень; 0,41–0,60 — умеренная; 0,61–0,80 — значительная; 0,81–1,00 — высокая.

Дополнительные трудности при картографировании высокомозаичных фитоценозов связаны и с разработкой легенды карты, так как представлены как однородные по составу классы (единицы растительных сообществ разного ранга), так и возможные сочетания их комплексов. По результатам исследования сделан ряд выводов:

1. Для широко используемых сцен высокого пространственного разрешения (Landsat, Sentinel) при картографировании растительного покрова мозаичных фитоценозов актуальна проблема присутствия смешанных пикселей, часто с отсутствием доминирующего класса.
2. Верификационные оценки точности классификаций по снимкам разного пространственного разрешения методом построения матрицы ошибок часто не дают корректной оценки за счёт потери данных при генерализации и формировании классов комплексных пикселей. Показатели сходимости связаны с региональными особенностями картографируемых ландшафтов.
3. При проведении классификации необходимо учитывать величины спектральных образов классов-эталонов с оценкой степени их разделимости и возможностей формирования КСЯ комплексных классов.

Работа выполнена в рамках государственной темы научно-исследовательской работы «Оценка эколого-ценотического, видового и популяционного разнообразия растительного мира ключевых особо охраняемых природных территорий Республики Коми».

Литература

1. *Барталев С. А., Ховратович Т. С., Елсаков В. В.* Использование спутниковых изображений для оценки потерь углерода лесными экосистемами в результате вырубок // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2009. Т. 2. № 6. С. 343–351.
2. *Грибова С. А., Исаченко Т. И.* Картирование растительности в съемочных масштабах // *Полевая геоботаника*. 1972. Т. 4. С. 137–331.
3. *Дейвис Ш. М., Ландгребе Д. А., Филлипс Т. Л., Свейн Ф. Х., Хоффер Р. М., Ланденлауб Д. С., Ле Сиева Р. Ф.* Дистанционное зондирование: количественный подход: пер. с англ. М.: Недра, 1983. 415 с.
4. *Елсаков В. В.* Спектральные различия характеристик растительного покрова тундровых сообществ сенсоров Landsat // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2021. Т. 18. № 4. С. 92–101. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-92-101.
5. *Зольников И. Д., Лямина В. А., Королюк А. Ю.* Комплексная технология картографирования и мониторинга гетерогенного растительного покрова // *География и природные ресурсы*. 2010. Вып. 2. С. 126–131.
6. *Каверин Д. А., Пастухов А. В.* Генетическая характеристика мерзлотных почв оголенных пятен на плоскобугристых торфяниках Большеземельской тундры // *Изв. Самарского науч. центра РАН*. 2013. Т. 15. № 3. С. 55–62.
7. *Кравцова В. И.* Дискретная пиксельная стереомодель: графическое моделирование. М.: Науч. мир, 2014. 172 с.
8. *Кравцова В. И., Лошкарева А. Р.* Исследование северной границы леса по космическим снимкам разного разрешения // *Вестн. Московского ун-та. Сер. 5: География*. 2010. № 6. С. 49–57.
9. *Михеева А. И., Тутубалина О. В., Зимин М. В., Голубева Е. И.* Методика субпиксельной классификации растительности экотона «тундра – тайга» по космическим изображениям (на примере долины р. Тульок, Хибинские горы) // *Исслед. Земли из космоса*. 2017. № 1. С. 24–34.
10. *Сизов О. С., Цымбарович П. Р., Ежова Е. В., Соромотин А. В., Приходько Н. В.* Оценка постпирогенной динамики тундровой растительности на севере Западной Сибири за последние 50 лет (1968–2018) на основе данных ДЗЗ детального и высокого разрешения // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2020. Т. 17. № 4. С. 137–153. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-137-153.
11. *Сочава В. Б.* Растительный покров на тематических картах. Новосибирск: Наука, 1979. 189 с.
12. *Тужилкина В. В., Бобкова К. С.* Хлорофилльный индекс в фитоценозах коренных ельников Европейского северо-востока // *Лесной журн*. 2010. № 2. С. 17–23.
13. *Фридланд В. М.* Структура почвенного покрова. М.: Мысль, 1972. 423 с.
14. *Burnett C., Blaschke T. A.* Multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis // *Ecological Modelling*. 2003. V. 168. Iss. 3. P. 233–249.

15. *Cohen J. A.* Coefficient of agreement for nominal scales // *Educational and Psychological Measurement*. 1960. No. 1. V. 20. P. 37–46.
16. *Krankina O. N., Pflugmacher D., Hayes D. J., McGuire A. D., Hansen M. C., Hame T., Elsakov V. V., Nelson P.* Vegetation cover in the Eurasian Arctic: Distribution Monitoring, and Role in Carbon Cycling // *Eurasian Arctic Land Cover and Land Use in a Changing Climate*. 1st ed. / eds. G. Gutman, A. Reissell. 2011. P. 79–108.
17. *Pflugmacher D., Elsakov V. V., Krankina O. N., Cohen W. B., Friedl M. A., Sulla-Menashe D., Kennedy R. E., Nelson P., Loboda T. V., Kuemmerle T., Dyukarev E., Kharuk V. I.* Comparison and Assessment of Coarse Resolution Land Cover Maps for Northern Eurasia // *Remote Sensing of Environment*. 2011. V. 115. Iss. 12. P. 3539–3553.
18. *Räsänen A., Elsakov V. V., Virtanen T.* Usability of one-class classification in mapping and detecting changes in bare peat surfaces in the tundra // *Intern. J. Remote Sensing*. 2019. 21 p. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1558376>.

The influence of aerospace imagery spatial resolution on mapping results of tundra vegetation

V. V. Elsakov

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

In this work, multi-scale thematic maps of vegetation cover of the eastern Bolshezemelskaya tundra model area were analysed. The primary mapping data was obtained by processing satellite (Quickbird (Qb), Landsat TM5 (L5)) and aerial (DJI Phantom 2 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV)) images. Same imaging dates, survey conditions, and the spectral channel ranges of satellite radiometers determined the identity of the vegetation cover characteristics on the satellite images. Homogeneous areas were used for spectral signatures calculation of classes (Qb and L5 classifications) and were obtained based on UAV imagery. A comparison of aerial and satellite images of the model area showed that the bulk of the Qb image contained pixels with a composition of the dominant class below 50 %. Only 14.6 % of the pixels had a proportion of the dominant class greater than 80 %. A significant number (53.8 %) of such homogeneous image elements included water surface classes (39.2 %) and willow vegetation (24.6 %). The number of homogeneous pixels of L5 (composition of more than 50 % belongs to the same Qb class) did not exceed 14.1 %. The spectral brightness ratios for homogeneous pixels had high convergence between Qb and L5. Mixed pixels were able to form spectral signatures with new values and sometimes with classes often missing inside. Overlapping the land cover and water surface class spectral features in mixed pixels formed spectres of eroded peatlands and bare soil. With reducing the resolution, an increase in the presence of an exposed peat class was noticed (1.6–2.2 fold for transition UAV to Qb, 3.1–4.4 fold for Qb to L5, when the highest result was detected during UAV-L5 transition (6.9 fold)). Methods of spectres selection of etalon classes affected the convergence of classification results of spatially different images as well. A weak degree of conjunction was observed between UAV and Qb (30.3 % (total) and 20.7 % (κ)) and Qb and L5 classifications (44.5 and 30.3 %, respectively). This index was negligible for UAV and L5 vegetation maps (28.5 and 15.5 %). The main factors influencing the level of convergence and the ratio of class areas on different-scale images were the radiometric features of the class standards and the spatial homogeneity of the mapped landscapes.

Keywords: classification of satellite images, tundra vegetation communities, spectral properties of vegetation, various-scale mapping

Accepted: 24.01.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-176-188

References

1. Bartalev S. A., Khovratovich T. S., Elsakov V. V., Estimation of carbon losses in a forest ecosystem caused by logging with the use of satellite data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2009, Vol. 2, No. 6, pp. 343–351 (in Russian).
2. Gribova S. A., Isachenko T. I., The vegetation mapping on a shooting scales, *Polevaya geobotanika*, 1972, Vol. 4, pp. 137–331 (in Russian).
3. Devis Sh. M., Landgrebe D. A., Phillips T. L., Svein F. X., Khoffer R. M., Landenlaub D. S., Le Sieva R. F., *Remote sensing: the quantitative approach*, New York, US, 1978, 396 p.
4. Elsakov V. V., Spectral differences in vegetation cover characteristics of tundra communities by Landsat sensors, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 4, pp. 92–101 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-92-101.
5. Zolnikov I. D., Lyamina V. A., Korolyuk A. Yu., The complex technology of mapping and monitoring of heterogeneous vegetation cover, *Geografiya i prirodnye resursy*, 2010, Vol. 2, pp. 126–131 (in Russian).
6. Kaverin D. A., Pastukhov A. V., The permafrost soils genetic characteristic of exposed patches on the flattened peat bogs of the Bolshezemelskaya tundra, *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra RAN*, 2013, Vol. 15, No. 3, pp. 55–62 (in Russian).
7. Kravtsova V. I., *Diskretnaya piksel'naya stereomodel': graficheskoe modelirovanie* (The discrete pixel stereo model: graphical modeling), Moscow: Nauchnyi mir, 2014, 172 p. (in Russian).
8. Kravtsova V. I., Loshkareva A. R., Study of the northern forest line using space imagery of different resolutions, *Vestnik Moskovskogo universiteta, Ser. 5: Geografiya*, 2010, No. 6, pp. 49–57 (in Russian).
9. Mikheeva A. I., Tutubalina O. V., Zimin M. V., Golubeva E. I., Subpixel Classification of Tundra – Taiga Ecotone Using Terra ASTER Imagery (Case Study of Tuliok River Valley, Khibiny Mountains, Russia), *Issledovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, No. 1, pp. 24–34 (in Russian).
10. Sizov O. S., Tsymbarovich P. R., Ezhova E. V., Soromotin A. V., Prikhodko N. V., Assessment of the post-pyrogenic dynamics of tundra vegetation in the northern part of Western Siberia over the past 50 years (1968–2018) based on detailed and high resolution remote sensing data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 4, pp. 137–153 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-137-153.
11. Sochava V. B., *Rastitel'nyi pokrov na tematicheskikh kartakh* (The vegetation cover on thematic maps), Novosibirsk: Nauka, 1979, 189 p. (in Russian).
12. Tuzhilkina V. V., Bobkova K. S., Chlorophyllous index in phytocenoses of virgin spruce forests in European Northeast, *Lesnoi zhurnal*, 2010, No. 2, pp. 17–23 (in Russian).
13. Fridland V. M., *Struktura pochvennogo pokrova* (The structure of soil cover), Moscow: Mysl', 1972, 423 p. (in Russian).
14. Burnett C., Blaschke T. A., Multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis, *Ecological Modelling*, 2003, Vol. 168, Issue 3, pp. 233–249.
15. Cohen J. A., Coefficient of agreement for nominal scales, *Educational and Psychological Measurement*, 1960, No. 1, Vol. 20, pp. 37–46.
16. Krankina O. N., Pflugmacher D., Hayes D. J., McGuire A. D., Hansen M. C., Hame T., Elsakov V. V., Nelson P., Vegetation cover in the Eurasian Arctic: Distribution Monitoring, and Role in Carbon Cycling, *Eurasian Arctic Land Cover and Land Use in a Changing Climate, 1st ed.*, G. Gutman, A. Reissell. (eds.), 2011, pp. 79–108.
17. Pflugmacher D., Elsakov V. V., Krankina O. N., Cohen W. B., Friedl M. A., Sulla-Menashe D., Kennedy R. E., Nelson P., Loboda T. V., Kuemmerle T., Dyukarev E., Kharuk V. I., Comparison and Assessment of Coarse Resolution Land Cover Maps for Northern Eurasia, *Remote Sensing of Environment*, 2011, Vol. 115, Issue 12, pp. 3539–3553.
18. Räsänen A., Elsakov V. V., Virtanen T., Usability of one-class classification in mapping and detecting changes in bare peat surfaces in the tundra, *Intern. J. Remote Sensing*, 2019, 21 p., <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1558376>.