

Метод оценки трансформаций растительного покрова сирийского средиземноморского региона на основе данных спутникового зондирования с помощью эвристических правил

А. Хатиб, В. А. Малинников

Московский государственный университет геодезии и картографии

Москва, 105064, Россия

E-mail: syriaheart@live.com

Постклассификационный метод является одним из наиболее широко используемых на сегодняшний день методов при оценке трансформаций растительного покрова на основе данных спутникового зондирования. Но его использование имеет ряд недостатков. Во-первых, ошибки результатов независимого автоматизированного дешифрирования разновременных данных спутникового зондирования могут накапливаться, что приводит, в свою очередь, к снижению достоверности результатов оценки трансформаций растительного покрова. Во-вторых, при оценке достоверности карты трансформаций растительного покрова размер матрицы ошибок растёт как 2-я степень от матрицы ошибок по одной дате. Это затрудняет создание контрольной выборки и оценку достоверности полученных результатов, поскольку некоторые трансформации не происходят или происходят редко. В данной работе представлен и апробирован подход к сопоставлению результатов автоматизированного дешифрирования разновременных спутниковых изображений и фильтрации возможных ошибок с помощью эвристических правил, составленных на основе априорных знаний о возможных и маловероятных трансформациях типов земного покрова в сирийском средиземноморском регионе за период 2010–2018 гг. Для создания контрольной выборки и оценки достоверности карты трансформаций растительного покрова все изменения на карте сведены к интересующим генерализованным тематическим классам. Общая точность карты трансформаций растительного покрова составила 92 %. Точность производителя тематических классов на карте варьировалась в диапазоне значений 87–100 %, а точность пользователя — 73–99 %, что свидетельствует о высокой достоверности применения предложенного подхода. Кроме того, данный подход даёт информацию о степени неопределённости оценок трансформаций растительного покрова.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, Landsat, трансформация растительного покрова, постклассификационный метод, эвристические правила, доверительные интервалы, автоматизированное дешифрирование, контролируемая классификация, случайный лес, текстурные признаки, цифровая модель рельефа

Одобрена к печати: 22.06.2021

DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-115-127

Введение

За последние десятилетия данные спутникового зондирования широко использовались исследователями для выявления и оценки различных типов изменения растительного покрова, таких, например, как мониторинг динамики лесов на больших территориях (Барталев и др., 2016; Hansen et al., 2013; Potapov et al., 2015), мониторинг сельскохозяйственных (Waldner et al., 2016) и пахотных земель (Bartalev et al., 2016) на больших территориях, оценка запасов древесины в лесах и исследование изменения лесов различных пород (Барталев и др., 2015; Жарко и др., 2018), анализ развития озимых культур (Барталев и др., 2017; Денисов и др., 2020; Лупян и др., 2020; Плотников и др., 2017; Середа и др., 2020), оценка деградации лесных экосистем (Терехин, 2020; Hermosilla et al., 2018), выявление изменения площади цитрусовых садов (Hanzeu et al., 2018) и бамбуковых рощ (Mengna et al., 2016), оценка трансформаций типов земного покрова, в том числе растительного (Henits et al., 2016; Tsarouchi et al., 2014), и другие.

Методы выявления изменений растительного покрова различаются в зависимости от типа интересующих изменений. В обзорных статьях (Banskota et al., 2014; Coppin et al., 2004;

Hussain et al., 2013; Lu et al., 2004; Salah et al., 2019; Singh, 1989; Zhu et al., 2017) встречается подробное описание основных методов выявления изменения на основе данных спутникового зондирования. При оценке трансформаций (переходы между выделенными тематическими классами) растительного покрова постклассификационный метод — один из наиболее адекватных. Но использование этого метода имеет ряд недостатков. Во-первых, ошибки результатов независимого автоматизированного дешифрирования разновременных данных спутникового зондирования могут накапливаться, что приводит, в свою очередь, к снижению достоверности результатов оценки трансформаций растительного покрова (Lu et al., 2014). Во-вторых, при оценке достоверности карты трансформаций растительного покрова размер матрицы ошибок становится $(k^2 \times k^2)$, где k — количество выделенных классов по одной дате. Это затрудняет создание контрольной выборки и оценку достоверности полученных результатов, поскольку некоторые трансформации не происходят или происходят редко (Introductory..., 2015).

Разработка новых методов автоматизированной обработки данных спутникового зондирования в целях повышения достоверности получаемой информации о растительном покрове — одна из главных научных задач (Барталев, Лупян, 2013). Цель нашего исследования состоит в создании метода, направленного на преодоление вышеуказанных недостатков с целью предоставления достоверной информации о трансформациях растительного покрова сирийского средиземноморского региона.

Территория исследования и используемые данные спутникового зондирования

Территория исследования — часть провинции Латакии, находящаяся в сирийском средиземноморском регионе, выбор которой обусловлен в основном наличием качественных спутниковых изображений, предоставляемых сервисом Google Планета Земля (*англ.* Google Earth Pro) за периоды 2009–2010 и 2017–2018 гг. (*рис. 1*), что позволит формировать обучающую и контрольную выборки для выполнения и апробации предложенного подхода.

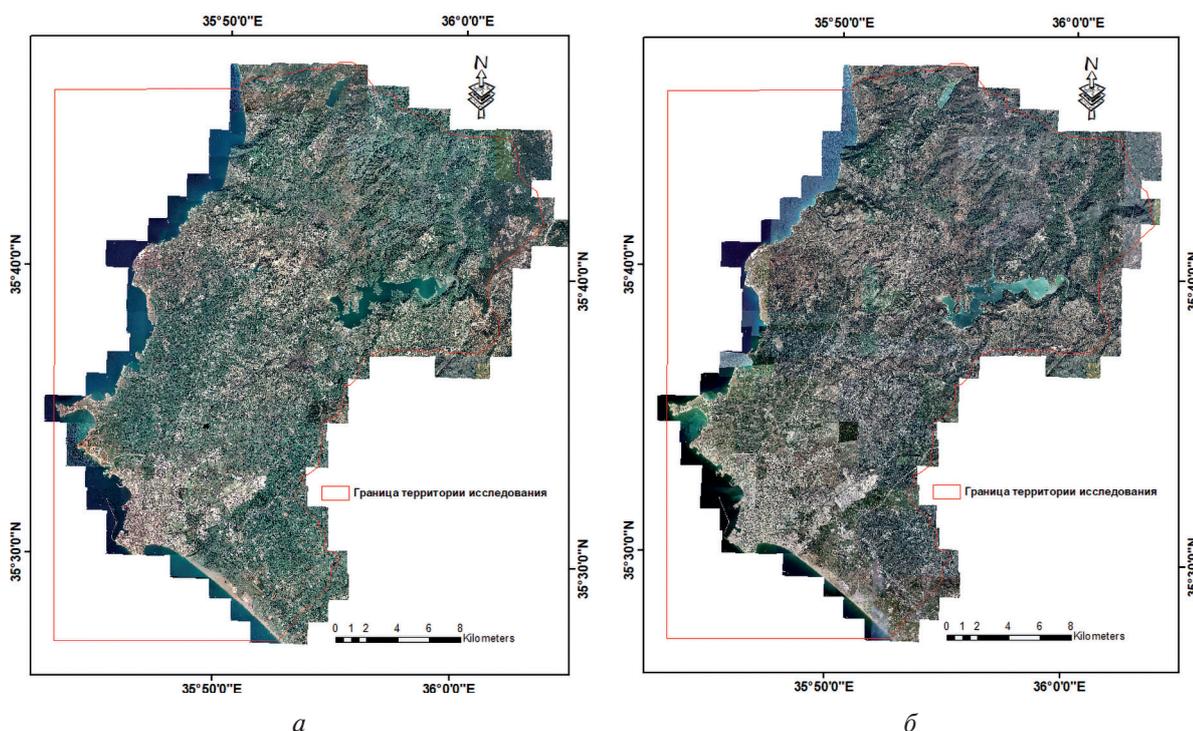


Рис. 1. Разновременные спутниковые изображения Google Earth Pro на территории исследования: *а* — за 2009–2010 гг.; *б* — за 2017–2018 гг.

Описание *использованных данных спутникового зондирования* приведено в *табл. 1*. В приобретённых спутниковых данных Landsat выполнялся поиск изображений, удовлетворяющих следующим критериям:

- критерии, связанные с датами съёмки: исследовался общий период времени 8–10 лет с интервалом 2–3 года; использовались изображения осеннего сезона, поскольку они являются наиболее частыми и позволяют, на наш взгляд, наиболее полно дешифровать основные классы растительности территории исследования; подбирались изображения разных лет на максимально близкие друг к другу дни съёмки;
- критерии, связанные с используемым сенсором и характеристикой изображений: использовались лишь спутниковые изображения Landsat-5 и Landsat-8, поскольку изображения Landsat-7 требуют проведения дополнительных процедур обработки для устранения ошибок сенсора, что может привести к появлению грубых ошибок; брались только безоблачные сцены; использовались однородные по уровню предварительной обработки (Level-2) разновременные спутниковые изображения, полученные с информационного сервиса геологической службы США (United States Geological Survey — USGS, <https://earthexplorer.usgs.gov>); выбирались однородные по спектральному и пространственному разрешению разновременные спутниковые снимки, т.е. зональные изображения в спектральных диапазонах: R (*англ.* red, красный), G (*англ.* green, зелёный), B (*англ.* blue, синий), NIR (*англ.* near infrared, ближний инфракрасный), SWIR₁ и SWIR₂ (*англ.* short wave infrared, коротковолновый инфракрасный).

Таблица 1. Основные характеристики используемых данных спутникового зондирования

Данные спутникового зондирования	Дата съёмки
Спутниковые изображения Landsat-5 в диапазонах: синем (B), зелёном (G), красном (R), ближнем инфракрасном (NIR) и коротковолновых инфракрасных (SWIR ₁ и SWIR ₂) — с пространственным разрешением 30 м	1 ноября 2010 г.
Спутниковые изображения Landsat-8 в диапазонах: синем (B), зелёном (G), красном (R), ближнем инфракрасном (NIR) и коротковолновых инфракрасных (SWIR ₁ и SWIR ₂) — с пространственным разрешением 30 м	8 октября 2013 г. 16 октября 2016 г. 6 октября 2018 г.
ASTER GDEM 2 с пространственным разрешением 30 м	17 октября 2011 г.
Спутниковые изображения Google Earth Pro с детальным пространственным разрешением	2009–2010 и 2017–2018 гг.

Независимое автоматизированное дешифрирование разновременных данных спутникового зондирования

Для независимого автоматизированного дешифрирования разновременных данных спутникового зондирования по каждой дате подготавливался набор из 20 признаков. В этот набор входят: спектральные зональные изображения — B, G, R, NIR, SWIR₁ и SWIR₂; вегетационные индексы — NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс) и EVI (*англ.* Enhanced Vegetation Index — усовершенствованный вегетационный индекс); соотношения спектральных зональных изображений — B/G, B/NIR, B/SWIR₁, G/NIR, R/NIR, R/SWIR₁, NIR/SWIR₂ и SWIR₁/SWIR₂; текстурные признаки — среднее T_{mean} и второй момент (энергия) $T_{s, moment}$, которые извлечены на основе первого главного компонента PC₁ с размером окна 3×3 пикселя; топографические признаки — DEM и SLOPE, полученные по данным цифровой модели рельефа ASTER (*англ.* Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) GDEM2 (*англ.* Global Digital Elevation Model), продукт METI (*англ.* Ministry of Economy, Trade and Industry — Министерство экономики, торговли и промышленности Японии) и NASA (*англ.* National Aeronautics and Space Administration, НАСА — Национальное управление по аэронавтике и исследованию космического пространства). Независимое автоматизированное дешифрирование разновременных данных спутникового зондирования выполнялось алгоритмом случайного леса (*англ.* Random

Forest). Количество деревьев принималось равным 500, а количество случайно используемых признаков в каждом дереве — 5. Использование именно этого набора признаков и этого алгоритма обусловлено их высокой точностью распознавания растительного покрова территории исследования (Хатиб, Малинников, 2021). На разновременных данных спутникового зондирования выделялось 7 классов и формировалась обучающая выборка из участков, неизменных на всём рассматриваемом периоде (на основе визуального дешифрирования спутниковых изображений Google Earth Pro). Количество обучающих пикселей по выделенным классам приведено в *табл. 2*. Отметим, что из-за путаницы между классами «травяно-кустарниковая растительность» и «другие типы растительности» и с учётом того, что разделение их не имеет большой значимости с точки зрения интересующих нас трансформаций растительного покрова территории исследования, позже мы объединили эти классы в один под названием «прочая растительность».

Таблица 2. Распределение обучающей выборки по классам

Класс	Количество пикселей во всех эталонах
Цитрусовые сады	2211
Оливковые сады	2253
Леса	2126
Травяно-кустарниковая растительность	1047
Другие типы растительности	1255
Вода	2314
Водонепроницаемые поверхности	2243

Сопоставление результатов автоматизированного дешифрирования разновременных спутниковых изображений и фильтрация ошибок

В целях снижения возможных накопленных ошибок при оценке трансформаций растительного покрова по результатам независимого автоматизированного дешифрирования разновременных данных спутникового зондирования на основе визуального дешифрирования спутниковых изображений Google Earth Pro создавалась формализованная база знаний о возможных и маловероятных трансформациях типов земного покрова территории исследования за период 2010–2018 гг. Формализованная база знаний опиралась на следующие данные:

- 1) не существует трансформаций между водными объектами и растительностью;
- 2) не происходит трансформаций водонепроницаемых поверхностей в растительность;
- 3) не встречается трансформаций между лесами и сельскохозяйственными угодьями;
- 4) трансформации сельскохозяйственных угодий идут в одном направлении: от фруктовых (цитрусовых и оливковых) садов к прочим сельскохозяйственным угодьям;
- 5) восстановление лесов происходит настолько редко, что им можно пренебречь.

На основе созданной формализованной базы для каждого класса формировался набор эвристических правил с учётом двух условий:

- а) в каждом эвристическом правиле требуется появление одного из классов в результатах независимого автоматизированного дешифрирования разновременных данных спутникового зондирования как минимум дважды, так как появление некоторого класса только один раз может быть следствием ошибки автоматизированного дешифрирования;
- б) трансформация некоторого класса к другому классу и возвращение к тому же классу за рассматриваемый период времени является невозможным. В исследованиях (Барталев и др., 2016; Zhang, Weng, 2016) применялось это условие под названием «временная фильтрация результатов классификации».

В табл. 3 приведён набор эвристических правил для класса «оливковые сады». По составленным эвристическим правилам выполнялась фильтрация возможных ошибок в результатах независимого автоматизированного дешифрирования разновременных спутниковых изображений инструментами пространственного анализа в ArcGIS.

Таблица 3. Набор эвристических правил для класса «оливковые сады»

№	2010 г.	2013 г.	2016 г.	2018 г.	2010 г.	2013 г.	2016 г.	2018 г.
	Классифицированные значения пикселей				Пересчитанные значения классифицированных пикселей			
1	О	≠ О	О			О		
2	О	≠ О		О		О		
3		≠ О	О	О		О		
4		О	≠ О	О			О	
5	О		≠ О	О			О	
6	О	О	∉ {О, Д, Н}				О	
7	≠ О		О	О	О			
8	≠ О	О	О		О			
9		О	О	∉ {О, Д, Н}				О
10	О	О		∉ {О, Д, Н}				О

Примечание: О — оливковые сады; Д — другие типы растительности; Н — водонепроницаемые поверхности.

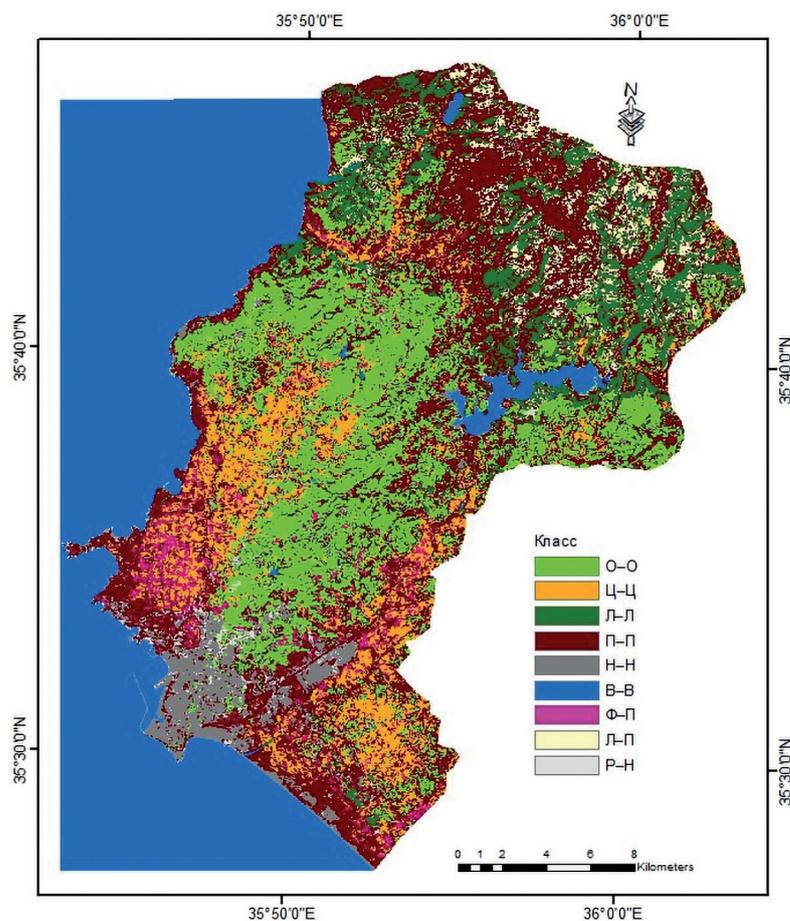


Рис. 2. Карта трансформаций растительного покрова

После этого все трансформации растительного покрова сводились к интересующим генерализованным тематическим классам и составлялась карта трансформаций растительного покрова территории исследования за период 2010–2018 гг. (рис. 2, см. с. 119). Легенда составленной карты включает 9 тематических классов, в том числе 3 класса, представляющих трансформации растительного покрова территории исследования за рассматриваемый период:

- классы О–О, Ц–Ц, Л–Л, П–П, Н–Н, В–В представляют отсутствие трансформаций в классах «оливковые сады», «цитрусовые сады», «леса», «прочая растительность», «водонепроницаемые поверхности» и «вода» соответственно;
- класс Р–Н представляет трансформацию растительного покрова в водонепроницаемые поверхности;
- класс Ф–П представляет трансформацию фруктовых садов в прочую растительность. Можно сказать, что этот класс представляет трансформацию фруктовых (цитрусовых и оливковых) садов в другие сельскохозяйственные угодья;
- класс Л–П представляет трансформацию лесов в прочую растительность. В общем случае этот класс представляет деградацию лесов.

Для сглаживания карты трансформаций растительного покрова идентифицировали те сегменты, в которых количество связанных пикселей одного класса не превышает трёх, и объединили эти сегменты с ближайшим тематическим классом.

Оценка достоверности карты трансформаций растительного покрова

Для оценки достоверности карты трансформаций растительного покрова формировалась стратифицированная случайная выборка. В качестве справочных данных использовались спутниковые изображения Google Earth Pro. Объём контрольной выборки рассчитывался по следующей формуле (Olofsson et al., 2014):

$$n = \frac{\left(\sum_{i=1}^r w_i s_i \right)^2}{s_o^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r w_i s_i^2},$$

где n — объём контрольной выборки; w_i — вес i -го класса (доля его площади от общей площади), $w_i = A_i/A$; A_i — площадь i -го класса; A — общая площадь всех классов; s_i — предлагаемое стандартное отклонение i -го класса, $s_i = \sqrt{U_i(1-U_i)}$; s_o — стандартное отклонение предлагаемой общей точности; r — количество классов; U_i — предлагаемая общая точность пользователя i -го класса; N — общее количество пикселей всех классов.

Таблица 4. Распределение контрольной выборки по классам

Класс	Количество пикселей	Площадь, га	w_i	U_i	s_i	Количество контрольных пикселей	
О–О	146 720	13 205	0,24	0,90	0,30	180	
Ц–Ц	69 133	6 222	0,11	0,90	0,30	125	
Л–Л	58 429	5 259	0,10	0,95	0,22	120	
П–П	235 879	21 229	0,39	0,85	0,36	265	
Н–Н	32 312	2 908	0,05	0,95	0,22	90	
Р–Н	7 072	636	0,01	0,90	0,30	50	
Ф–П	30 057	2 705	0,05	0,80	0,40	90	
Л–П	22 585	2 033	0,04	0,90	0,30	70	
Всего		54 197	1,00			990	
			$n = 990$				$s_o = 0,01$

Количество контрольных пикселей по каждому классу устанавливалось как компромисс между двумя критериями: 1) минимальное количество контрольных пикселей по классам составляет 50; 2) требуется сохранить пропорциональность количества контрольных пикселей с площадью каждого класса (табл. 4).

По контрольной выборке создавалась матрица ошибок (Assessing..., 2009), на её основе — матрица пропорциональных ошибок (Stehman, 2013), элементы которой вычислялись по следующей формуле: $p_{ij} = w_i n_{ij} / n_i$, где n_{ij} — элементы матрицы ошибок в строке i и столбце j ; n_i — сумма элементов матрицы ошибок в строке i . На основе матрицы пропорциональных ошибок рассчитывались показатели достоверности карты трансформаций растительного покрова по следующим формулам (Olofsson et al., 2013):

$$p_{\text{общ}} = \sum_{i=1}^r p_{ii}; \quad p_{\text{пол}} = \frac{p_{ii}}{p_i}; \quad p_{\text{про}} = \frac{p_{jj}}{p_j},$$

где $p_{\text{общ}}$ — общая точность; $p_{\text{пол}}$ — точность пользователя i -го класса; $p_{\text{про}}$ — точность производителя i -го класса; p_{ii} и p_{jj} — элементы матрицы пропорциональных ошибок в строках i, j и столбцах i, j соответственно; p_i и p_j — сумма элементов матрицы пропорциональных ошибок в строке i и в столбце j соответственно. В табл. 5 и 6 приведены матрицы ошибок и пропорциональных ошибок.

Таблица 5. Матрица ошибок

Данные на карте трансформаций	Справочные данные								Всего
	О–О	Ц–Ц	Л–Л	П–П	Н–Н	Р–Н	Ф–П	Л–П	
О–О	170			10					180
Ц–Ц		122		3					125
Л–Л			117					3	120
П–П	18	8		236	2			1	265
Н–Н	1				89				90
Р–Н	2				2	45		1	50
Ф–П	13	4		4		2	66	1	90
Л–П				1			1	68	70
Всего	204	134	117	254	93	47	67	74	990

Таблица 6. Матрица пропорциональных ошибок

Данные на карте трансформаций	Справочные данные								Всего	$p_{\text{пол}}$
	О–О	Ц–Ц	Л–Л	П–П	Н–Н	Р–Н	Ф–П	Л–П		
О–О	0,230			0,014					0,244	0,94
Ц–Ц		0,112		0,003					0,115	0,98
Л–Л			0,095					0,002	0,097	0,98
П–П	0,027	0,012		0,349	0,003			0,001	0,392	0,89
Н–Н	0,001				0,053				0,054	0,99
Р–Н	0,0005				0,0005	0,011		0,0002	0,012	0,90
Ф–П	0,007	0,002		0,002		0,001	0,037	0,001	0,050	0,73
Л–П				0,001			0,001	0,036	0,038	0,97
Всего	0,265	0,126	0,095	0,368	0,056	0,012	0,037	0,041	$p_{\text{общ}}$	0,92
$p_{\text{про}}$	0,87	0,89	1,00	0,95	0,94	0,91	0,99	0,89		

Общая точность составляла 92 %, что свидетельствует о высокой достоверности карты трансформаций растительного покрова. Точность производителя различных тематических классов на карте варьировалась в диапазоне значений 87–100 %, демонстрируя отсутствие существенных ошибок пропуска. Точность пользователя тематического класса Ф–П составляла 73 %. Такое значение является достаточно высоким, учитывая существенную путаницу между значениями пикселей спутниковых изображений оливковых садов и прочей растительности. Точность пользователя остальных тематических классов на карте варьировалась в диапазоне значений 89–99 %, указывая на отсутствие существенных ошибок комиссии в этих классах.

Также составлялась карта трансформаций растительного покрова территории исследования с применением традиционного постклассификационного метода и рассчитывалась общая точность с использованием одной и той же контрольной выборки. Общая точность составляла 76 %, что свидетельствует о высокой достоверности предложенного подхода по сравнению с традиционным методом.

Расчёт 95%-го доверительного интервала для площади тематических классов на карте трансформаций растительного покрова

Этот расчёт позволяет уточнить оценку площадей с учётом ошибки пропуска и комиссии. 95%-й доверительный интервал $\left[A_j \pm 1,96s_{A_j} A \right]$ рассчитывался согласно следующим уравнениям (Olofsson et al., 2014):

$$A_j = Ap_{.j}; \quad s_{A_j} = A \sqrt{\sum_{i=1}^r \frac{w_i p_{ij} - p_{ij}^2}{1 - n_i}},$$

где s_{A_j} — стандартное отклонение при оценке площади j -го класса; n_i — сумма элементов матрицы ошибок в строке i .

Рассчитанные 95%-е доверительные интервалы для площади тематических классов, представляющих отсутствие трансформаций на карте, и доля этой площади от площади территории исследования без учёта водных объектов составляли: 14362±810 га (26,5±1,5 %) для класса О–О; 6834±483 га (12,6±0,9 %) для класса Ц–Ц; 5127±148 га (9,5±0,3 %) для класса Л–Л; 19938±938 га (36,8±1,7 %) для класса П–П; 3061±233 га (5,6±0,4 %) для класса Н–Н. Рассчитанные 95%-е доверительные интервалы для площади тематических классов, представляющих наличие трансформаций на карте, и доля этой площади от площади территории исследования без учёта водных объектов: 633±99 га (1,2±0,2 %) для класса Р–Н; 2013±255 га (3,7±0,5 %) для класса Ф–П; 2229±239 га (4,1±0,4 %) для класса Л–П.

По результатам проведённого исследования, доля площади изменений растительного покрова за 2010–2018 гг. составляла около 9 % от площади территории исследования без учёта водных объектов, из них около 4 % представляют деградацию лесов. Следует отметить, что не существует данных официальной статистики, особенно на территории исследования, для проведения количественной оценки согласованности полученных результатов с показателями статистики. Визуальное сравнение составленной нами карты трансформаций растительного покрова со спутниковыми изображениями Google Earth Pro детального пространственного разрешения указывает на их высокую согласованность.

Заключение

В работе представлен метод оценки трансформаций растительного покрова сирийского средиземноморского региона на основе данных спутникового зондирования с помощью эвристических правил. Анализ результатов апробации предложенного подхода в центральной части провинции Латакии в Сирии за период 2010–2018 гг. показал высокую достоверность его применения с общей точностью 92 %. Кроме того, предложенный метод позволяет предо-

ставить сведения о степени неопределённости полученных оценок путём расчёта доверительных интервалов для площади тематических классов на карте трансформаций растительного покрова.

Необходимое условие использования представленного подхода заключается в наличии чётких направлений трансформаций типов земного покрова на некоторой территории исследования за некоторый период времени. Такое условие, на наш взгляд, может встречаться на локальном уровне и в меньшей степени — на региональном за относительно среднесрочные периоды времени. Дальнейшее совершенствование предложенного подхода предполагает поиск новых эвристических правил для уменьшения ошибок, имеющих место при использовании постклассификационного метода. В то же время актуальной задачей становится апробация представленного подхода на провинциальном и муниципальном уровнях для проведения количественной оценки согласованности результатов с данными официальной статистики.

Статья выполнена в рамках государственного задания № 0708-2020-0001 Минобрнауки России.

Литература

1. *Барталев С. А., Луян Е. А.* Исследования и разработки ИКИ РАН по развитию методов спутникового мониторинга растительного покрова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2013. Т. 10. № 1. С. 197–214.
2. *Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Хвостиков С. А.* Состояние и перспективы развития методов спутникового картографирования растительного покрова России // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 5. С. 203–221.
3. *Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Хвостиков С. А., Шабанов Н. В.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
4. *Барталев С. А., Елкина Е. С., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Толпин В. А.* Дистанционная оценка озимых культур урожая 2017 года в Российской Федерации // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 4. С. 275–280. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-275-280.
5. *Денисов П. В., Серeda И. И., Трошко К. А., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Толпин В. А.* Особенности развития озимых и яровых культур на европейской территории России в сезоне 2019–2020 гг. // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 4. С. 306–311. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-306-311.
6. *Жарко В. О., Барталев С. А., Егоров В. А.* Исследование возможностей оценки запасов древесины в лесах Приморского края по данным спутниковой системы Proba-V // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 1. С. 157–168. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-1-157-168.
7. *Луян Е. А., Денисов П. В., Серeda И. И., Трошко К. А., Плотников Д. Е., Толпин В. А.* Наблюдение развития озимых культур в южных регионах России весной 2020 г. на основе данных дистанционного мониторинга // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 2. С. 285–291. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-285-291.
8. *Плотников Д. Е., Барталев С. А., Луян Е. А., Толпин В. А.* Оценка точности выявления посевов озимых культур в весенне-летний период вегетации по данным прибора MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 4. С. 132–145. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-132-145.
9. *Серeda И. И., Денисов П. В., Трошко К. А., Луян Е. А., Плотников Д. Е., Толпин В. А.* Уникальные условия развития озимых культур, наблюдаемые по данным спутникового мониторинга на европейской территории России в октябре 2020 г. // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 5. С. 304–310. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-304-310.
10. *Терехин Э. А.* Оценка нарушенности лесов лесостепной зоны в начале XXI в. по спутниковым данным // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 2. С. 134–146. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-134-146.
11. *Хатиб А., Малинников В. А.* Автоматизированная классификация растительного покрова среди-земноморского ландшафта по космическим изображениям высокого пространственного разрешения с учётом спектрально-текстурных и топографических признаков // Современные

- проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 2. С. 51–63. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-2-51-63.
12. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. 2nd ed. / eds. Congalton R. G., Green K. F. L. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009. 183 p.
 13. *Banskota A., Kayastha N., Falkowski M., Wulder M., Froese R., White J.* Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review // *Canadian J. Remote Sensing*. 2014. V. 40. No. 5. P. 362–384. DOI: 10.1080/07038992.2014.987376.
 14. *Bartalev S., Plotnikov D., Loupian E.* Mapping of arable land in Russia using multi-year time series of MODIS data and the LAGMA classification technique // *Remote Sensing Letters*. 2016. V. 7. No. 3. P. 269–278. DOI: 10.1080/2150704X.2015.1130874.
 15. *Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B., Lambin E.* Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review // *Intern. J. Remote Sensing*. 2004. V. 25. No. 9. P. 1565–1596. DOI: 10.1080/0143116031000101675.
 16. *Hansen M., Potapov P., Moore R., Hancher M., Turubanova S., Tyukavina A., Thau D., Stehman S., Goetz S., Loveland T., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C. Townshend J.* High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change // *Science*. 2013. V. 342. No. 6160. P. 850–853. DOI: 10.1126/science.1244693.
 17. *Hanzeyu X., Shuhua Q., Peng G., Chong L., Junbang W.* Long-term monitoring of citrus orchard dynamics using time-series Landsat data: a case study in southern China // *Intern. J. Remote Sensing*. 2018. V. 39. No. 22. P. 8271–8292. DOI: 10.1080/01431161.2018.1483088.
 18. *Henits L., Jürgens C., Mucsi L.* Seasonal multitemporal land-cover classification and change detection analysis of Bochum, Germany, using multitemporal Landsat TM data // *Intern. J. Remote Sensing*. 2016. V. 37. No. 15. P. 439–454. DOI: 10.1080/01431161.2015.1125558.
 19. *Hermosilla T., Wulder M., White J., Coops N., Hobart G.* Disturbance-Informed Annual Land Cover Classification Maps of Canada’s Forested Ecosystems for a 29-Year Landsat Time Series // *Canadian J. Remote Sensing*. 2018. V. 44. No. 1. P. 67–87. DOI: 10.1080/07038992.2018.1437719.
 20. *Hussain M., Chen D., Cheng A., Wei H., Stanley D.* Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2013. V. 80. P. 91–106. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006.
 21. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 4th ed. / ed. Jensen J. U. Utah: Pearson Education, 2015. 623 p.
 22. *Lu D., Mausel P., Brondizio E., Moran E.* Change detection techniques // *Intern. J. Remote Sensing*. 2004. V. 25. No. 12. P. 2365–2401. DOI: 10.1080/0143116031000139863.
 23. *Lu D., Li G., Moran E.* Current situation and needs of change detection techniques // *Intern. J. Image and Data Fusion*. 2014. V. 5. No. 1. P. 13–38. DOI: 10.1080/19479832.2013.868372.
 24. *Mengna L., Congcong L., Hong J., Chengyuan F., Jun Y., Zhiliang Z., Lei S., Shirong L., Peng G.* Tracking bamboo dynamics in Zhejiang, China, using time-series of Landsat data from 1990 to 2014 // *Intern. J. Remote Sensing*. 2016. V. 37. No. 7. P. 1714–1729. DOI: 10.1080/01431161.2016.1165885.
 25. *Olofsson P., Foody G., Stehman S., Woodcock C.* Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation // *Remote Sensing of Environment*. 2013. V. 129. P. 122–131. DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.031.
 26. *Olofsson P., Foody G., Herold M., Stehman S., Woodcock C., Wulder M.* Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change // *Remote Sensing of Environment*. 2014. V. 148. P. 42–57. DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.015.
 27. *Potapov P., Turubanova S., Tyukavina A., Krylov A., McCarty J., Radeloff V., Hansen M.* Eastern Europe’s forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive // *Remote Sensing of Environment*. 2015. V. 159. P. 28–43. DOI: 10.1016/j.rse.2014.11.027.
 28. *Salah H., Goldin S., Rezgui A., Nour-Ilislam B., Ait-Aoudia S.* What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework // *Intern. J. Remote Sensing*. 2019. V. 41. No. 5. P. 1788–1812. DOI: 10.1080/01431161.2019.1674463.
 29. *Singh A.* Digital change detection techniques using remotely-sensed data // *Intern. J. Remote Sensing*. 1989. V. 10. No. 6. P. 989–1003. DOI: 10.1080/01431168908903939.
 30. *Stehman S.* Estimating area from an accuracy assessment error matrix // *Remote Sensing of Environment*. 2013. V. 132. P. 202–211. DOI: 10.1016/j.rse.2013.01.016.
 31. *Tsarouchi G., Mijic A., Moulds S., Buytaert W.* Historical and future land-cover changes in the Upper Ganges basin of India // *Intern. J. Remote Sensing*. 2014. V. 35. No. 9. P. 3150–3176. DOI: 10.1080/01431161.2014.903352.
 32. *Waldner F., Fritz S., Gregorio A., Plotnikov D., Bartalev S., Kussul N., Gong P., Thenkabail P., Hazeu G., Klein I., Löw F., Miettinen J., Dadhwal V., Lamarche C., Bontemps S., Defourny P.* A Unified Cropland Layer at 250 m for Global Agriculture Monitoring // *Data*. 2016. V. 1. No. 1. Art. No. 3. 13 p. DOI: 10.3390/data1010003.

33. Zhang L., Weng Q. Annual Dynamics of Impervious Surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, Using Time Series Landsat Imagery // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2016. V. 113. P. 86–96. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.003.
34. Zhu Z. Change detection using Landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications // J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2017. V. 130. P. 370–384. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013.

Method for estimating vegetation cover transformations in the Syrian Mediterranean region based on remotely sensed satellite data using heuristic rules

A. Khatib, V. A. Malinnikov

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow 105064, Russia
E-mail: syriaheart@live.com

The post-classification method is one of the most widely used methods for assessing vegetation cover transformations using remotely sensed satellite data. However, the use of the method has several disadvantages. First, the errors of independent vegetation cover classification based on satellite data at different times can accumulate, which leads, in turn, to a decrease in the accuracy of assessing vegetation cover transformations. Second, when evaluating the reliability of the map of vegetation cover transformations, the size of the error matrix grows as the second power of the error matrix for one date. In this case, it is difficult to create a control sample and assess the accuracy of the obtained results since some transformations do not occur or occur rarely. This work presents and tests an approach for comparing the automated satellite image classification at different times and filtering possible errors using heuristic rules based on a priori knowledge of the probable and unlikely transformations of land cover types in the Syrian Mediterranean region for 2010–2018. To create a control sample and assess the reliability of the map of vegetation cover transformation all changes on the map were reduced to generalized thematic classes of interest. The overall accuracy of the map of vegetation cover transformation was 92 %. The producer's accuracy of thematic classes on the map varied in the range of 87–100 %, and the user's accuracy — 73–99 %, which indicates a high reliability of the proposed approach. In addition, the proposed method gives information on the degree of uncertainty in vegetation cover transformation estimates.

Keywords: remote sensing, Landsat, vegetation cover transformations, post-classification method, heuristic rules, confidence intervals, automated interpretation, supervised classification, random forest, textural features, digital elevation model

Accepted: 22.06.2021

DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-115-127

References

1. Bartalev S. A., Loupian E. A., R&D on methods for satellite monitoring of vegetation by the Russian Academy of Sciences' Space Research Institute, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2013, Vol. 10, No. 1, pp. 197–214 (in Russian).
2. Bartalev S. A., Egorov V. A., Zharko V. O., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Khvostikov S. A., Current state and development prospects of satellite mapping methods of Russia's vegetation cover, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, Vol. 12, No. 5, pp. 203–221 (in Russian).
3. Bartalev S. A., Egorov V. A., Zharko V. O., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Khvostikov S. A., Shabanov N. V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data.), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p. (in Russian).
4. Bartalev S. A., Elkina E. S., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Tolpin V. A., Remote sensing of 2017 winter crops in the Russian Federation, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 4, pp. 275–280 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-275-280.

5. Denisov P. V., Sereda I. I., Troshko K. A., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Tolpin V. A., Development of winter and spring crops in European Russia in the season 2019–2020, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 4, pp. 306–311 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-306-311.
6. Zharko V. O., Bartalev S. A., Egorov V. A., Investigation of forest growing stock volume estimation possibilities over Russian Primorsky Krai region using Proba-V satellite data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 1, pp. 157–168 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-1-157-168.
7. Loupian E. A., Denisov P. V., Sereda I. I., Troshko K. A., Plotnikov D. E., Tolpin V. A., Analysis of winter crops development in the southern regions of Russia in spring 2020 based on remote monitoring, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 2, pp. 285–291 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-285-291.
8. Plotnikov D. E., Bartalev S. A., Loupian E. A., Tolpin V. A., Accuracy assessment for winter crops mapping in spring-summer growing season with MODIS data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, Vol. 14, No. 4, pp. 132–145 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-132-145.
9. Sereda I. I., Denisov P. V., Troshko K. A., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Tolpin V. A., The unique situation of winter crops development observed from remote sensing data in the European territory of Russia in October 2020, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 5, pp. 304–310 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-5-304-310.
10. Terekhin E. A., Estimation of forest disturbance in the forest-steppe zone at the beginning of the XXI century using satellite data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 2, pp. 134–146 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-134-146.
11. Khatib A., Malinnikov V. A., Automated classification of the vegetation cover of Mediterranean landscape using spectral-textural and topographic features of high spatial resolution satellite imagery, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 2, pp. 51–63 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-2-51-63.
12. Congalton R., Green K., *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices, Second Edition*, Congalton R. G., Green K. F. L. (eds.), Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009, 183 p.
13. Banskota A., Kayastha N., Falkowski M., Wulder M., Froese R., White J., Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review, *Canadian J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 40, No. 5, pp. 362–384, DOI: 10.1080/07038992.2014.987376.
14. Bartalev S., Plotnikov D., Loupian E., Mapping of arable land in Russia using multi-year time series of MODIS data and the LAGMA classification technique, *Remote Sensing Letters*, 2016, Vol. 7, No. 3, pp. 269–278, DOI: 10.1080/2150704X.2015.1130874.
15. Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B., Lambin E., Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review, *Intern. J. Remote Sensing*, 2004, Vol. 25, No. 9, pp. 1565–1596, DOI: 10.1080/0143116031000101675.
16. Hansen M., Potapov P., Moore R., Hancher M., Turubanova S., Tyukavina A., Thau D., Stehman S., Goetz S., Loveland T., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C., Townshend J., High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change, *Science*, 2013, Vol. 342, No. 6160, pp. 850–853, DOI: 10.1126/science.1244693.
17. Hanzeyu X., Shuhua Q., Peng G., Chong L., Junbang W., Long-term monitoring of citrus orchard dynamics using time-series Landsat data: a case study in southern China, *Intern. J. Remote Sensing*, 2018, Vol. 39, No. 22, pp. 8271–8292, DOI: 10.1080/01431161.2018.1483088.
18. Henits L., Jürgens C., Mucsi L., Seasonal multitemporal land-cover classification and change detection analysis of Bochum, Germany, using multitemporal Landsat TM data, *Intern. J. Remote Sensing*, 2016, Vol. 37, No. 15, pp. 3439–3454, DOI: 10.1080/01431161.2015.1125558.
19. Hermosilla T., Wulder M., White J., Coops N., Hobart G., Disturbance-Informed Annual Land Cover Classification Maps of Canada's Forested Ecosystems for a 29-Year Landsat Time Series, *Canadian J. Remote Sensing*, 2018, Vol. 44, No. 1, pp. 67–87, DOI: 10.1080/07038992.2018.1437719.
20. Hussain M., Chen D., Cheng A., Wei H., Stanley D., Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, Vol. 80, pp. 91–106, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006.
21. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, Fourth Edition*, Jensen J. U. (ed.), Utah: Pearson Education, 2015, 623 p.
22. Lu D., Mausel P., Brondizio E., Moran E., Change detection techniques, *Intern. J. Remote Sensing*, 2004, Vol. 25, No. 12, pp. 2365–2401, DOI: 10.1080/0143116031000139863.
23. Lu D., Li G., Moran E., Current situation and needs of change detection techniques, *Intern. J. Image and Data Fusion*, 2014, Vol. 5, No. 1, pp. 13–38, DOI: 10.1080/19479832.2013.868372.

24. Mengna L., Congcong L., Hong J., Chengyuan F., Jun Y., Zhiliang Z., Lei S., Shirong L., Peng G., Tracking bamboo dynamics in Zhejiang, China, using time-series of Landsat data from 1990 to 2014, *Intern. J. Remote Sensing*, 2016, Vol. 37, No. 7, pp. 1714–1729, DOI: 10.1080/01431161.2016.1165885.
25. Olofsson P., Foody G., Stehman S., Woodcock C., Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation, *Remote Sensing of Environment*, 2013, Vol. 129, pp. 122–131, DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.031.
26. Olofsson P., Foody G., Herold M., Stehman S., Woodcock C., Wulder M., Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change, *Remote Sensing of Environment*, 2014, Vol. 148, pp. 42–57, DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.015.
27. Potapov P., Turubanova S., Tyukavina A., Krylov A., McCarty J., Radeloff V., Hansen M., Eastern Europe's forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive, *Remote Sensing of Environment*, 2015, Vol. 159, pp. 28–43, DOI: 10.1016/j.rse.2014.11.027.
28. Salah H., Goldin S., Rezgui A., Nour-Ilislam B., Ait-Aoudia S., What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework, *Intern. J. Remote Sensing*, 2019, Vol. 41, No. 5, pp. 1788–1812, DOI: 10.1080/01431161.2019.1674463.
29. Singh A., Digital change detection techniques using remotely-sensed data, *International J. Remote Sensing*, 1989, Vol. 10, No. 6, pp. 989–1003, DOI: 10.1080/01431168908903939.
30. Stehman S., Estimating area from an accuracy assessment error matrix, *Remote Sensing of Environment*, 2013, Vol. 132, pp. 202–211, DOI: 10.1016/j.rse.2013.01.016.
31. Tsarouchi G., Mijic A., Moulds S., Buytaert W., Historical and future land-cover changes in the Upper Ganges basin of India, *Intern. J. Remote Sensing*, 2014, Vol. 35, No. 9, pp. 3150–3176, DOI: 10.1080/01431161.2014.903352.
32. Waldner F., Fritz S., Gregorio A., Plotnikov D., Bartalev S., Kussul N., Gong P., Thenkabail P., Hazeu G., Klein I., Low F., Miettinen J., Dadhwal V., Lamarche C., Bontemps S., Defourny P., A Unified Cropland Layer at 250 m for Global Agriculture Monitoring, *Data*, 2016, Vol. 1, No. 1, Art. No. 3, 13 p., DOI: 10.3390/data1010003.
33. Zhang L., Weng Q., Annual Dynamics of Impervious Surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, Using Time Series Landsat Imagery, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, Vol. 113, pp. 86–96, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.003.
34. Zhu Z., Change detection using Landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications, *J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, Vol. 130, pp. 370–384, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013.