

ГИБРИДНЫЕ МЕТОДЫ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ИЗМЕНЕНИЙ ЛАНДШАФТНОГО ПОКРОВА ПО ДАННЫМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ В УСЛОВИЯХ ШУМОВ

А.А. Афанасьев¹, А.В. Замятин¹

¹Национальный исследовательский Томский государственный университет, Томск, Россия

Аннотация

Рассмотрены наиболее используемые на практике методы автоматизированной идентификации изменений ландшафтного покрова по данным дистанционного зондирования Земли. На их основе предложены подходы к формированию гибридных методов. Приведены результаты экспериментальных исследований методов в условиях шумов различного типа и интенсивности. По результатам экспериментов определены гибридные методы, позволяющие получать результаты лучшего качества по сравнению с известными методами при автоматизированном решении задачи идентификации изменений.

Ключевые слова: идентификация изменений ландшафта, динамика ландшафта, гибридные методы идентификации, обработка цифровых изображений, анализ изображений, дистанционное зондирование Земли и сенсоры, обнаружение.

Цитирование: Афанасьев, А.А. Гибридные методы автоматизированной идентификации изменений ландшафтного покрова по данным дистанционного зондирования Земли в условиях шумов / А.А. Афанасьев, А.В. Замятин // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 3. – С. 431–440. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-431-440.

Введение

Методы идентификации изменений ландшафта направлены на обнаружение и измерение произошедших изменений тех или иных характеристик в исследуемой области по разновременным данным аэрокосмической съемки. Эти методы находят применение в различных задачах аэрокосмического мониторинга, требующих с высокой достоверностью зафиксировать произошедшие изменения ландшафта (например, факт обезлесения, урбанизации, последствий землетрясения или наводнения и т.п.) [1]. Постоянно ведётся поиск новых средств и методов идентификации изменений, а также способов совершенствования существующих, которые позволяют получать результат максимально точно и оперативно [2–6]. Существующее разнообразие методов идентификации изменений и одновременно с этим отсутствие общепринятых средств их выбора в каждом конкретном случае приводит к тому, что задача практического применения подходящих в каждом конкретном случае методов часто решается эмпирически, без достаточных обоснований [2–5, 7]. Кроме этого, такое положение вещей значительно затрудняет использование методов идентификации изменений в автоматизированных системах мониторинга.

Несмотря на большое внимание исследователей к задачам идентификации изменений [2, 8, 9], до сих пор существует потенциал совершенствования этих методов и увеличения их адекватности. Так, например, одним из подходов, увеличивающих адекватность таких методов и упрощающих поиск подходящего в каждом конкретном случае метода идентификации, является комбинированное использование нескольких методов. Такие комбинированные методы идентификации называют *гибридными* [3, 4]. При этом выделяют два основных вида комбинирования – на уровне *результатов* и на уровне *процедуры*. Ком-

бинирование на уровне результатов предполагает слияние результатов выполнения различных методов, а на уровне процедуры – использование результатов одного метода как входных данных для другого [10].

Несмотря на активные попытки проведения исследований в области поиска оптимальных гибридных методов идентификации изменений, известные результаты до сих пор имеют потенциал совершенствования. Так, в работах [11–14] результаты применения различных методов идентификации изменений ландшафта для разновременных снимков исследуемой территории сравнивались только по критерию качества, что затрудняет возможность комплексного вывода об эффективности применения этих методов на практике. Часто используют комбинации методов идентификации ландшафта с применением классификационных подходов. Однако в этом случае предполагается активная роль эксперта по ходу выполнения этапов процедуры, что осложняет автоматизированное применение гибридных методов идентификации изменений.

Примером комбинирования на уровне процедуры можно назвать работу [15]. В ней предпринята попытка использования контролируемой классификации совместно с картой изменений, полученной каким-либо другим методом, а это также предполагает активную роль эксперта и усложняет возможность автоматизации. В работе [16] использовалась только пара методов (разность и метод главных компонент) последовательно, а объединение слоёв результирующего изображения выполнялось при помощи нечеткого вывода.

Достаточно полным представляется исследование возможностей совместного использования широкого набора методов идентификации изменений в работе [17]. Однако, как показывают исследования [18, 19], не всегда подобные методы применимы в каждой конкретной ситуации.

Примером альтернативного подхода, при котором производится выбор метода идентификации изменений, а не слияние результатов различных методов, следует считать работу [20]. В этом исследовании использованы различные вегетационные индексы, метод *колпачка с кисточкой* [21] (англ. – *Tasseled Cap*), а выбор нужного метода осуществлялся для разных данных по индексу Джеффриса–Матуситы. Очевидно, использование указанных методов ограничено лишь вегетативными типами ландшафта.

Достаточно популярно также совместное применения традиционных методов (основанных на сравнении пикселей) и объектно-ориентированных методов [3, 22–24]. Считается, что объектно-ориентированный подход даёт более точные результаты и меньше подвержен ошибкам. Однако для эффективного применения соответствующих методов необходимы вспомогательные данные об исследуемом участке [3], что значительно осложняет автоматизированное использование таких методов.

Таким образом, в большинстве случаев совместного использования методов идентификации изменений ландшафта предполагается существенная степень вовлеченности эксперта в решение прикладной задачи идентификации. Либо выполняется интеграция методов идентификации изменений ландшафта без существенных обоснований их совместного применения. Это осложняет использование рассмотренных подходов к автоматизированной обработке, позволяющей отказаться от активного участия эксперта на различных этапах, что особенно значимо при обработке больших и сверхбольших объемов данных. Кроме того, прикладной характер исследования комбинированных методов в вышеуказанных работах осложняет оценку пределов применимости выбранных гибридных комбинаций.

На адекватность методов идентификации изменений ландшафта может оказывать существенное влияние различного рода шум (как естественного характера, так и вносимого используемым съемочным оборудованием), что может существенно влиять на качество итогового результата [8]. Некоторые искажения при обнаружении значимых изменений возникают из-за разности в калибровке съемочного оборудования, а также условий съемки, таких как состояние атмосферы, азимут и высота солнца над горизонтом, влажность почвы и других факторов [10, 25]. Также искажения и шумы могут появляться из-за сбоя электроники при передаче изображений [26]. Однако в вышеуказанных исследованиях вопросам влияния шумов на результаты идентификации изменений должного внимания не уделяется.

Всё это позволяет сделать вывод о необходимости развития подходов к построению адекватных и устойчивых гибридных методов идентификации изменений ландшафта, в условиях больших и сверхбольших объемов архивных данных дистанционного зондирования Земли, различных типов шумов и дефицита информации о ландшафте исследуемой территории.

1. Постановка задачи идентификации изменений

Исходными данными для задачи идентификации изменений являются два разновременных аэрокосмических изображения (АИ) одного и того же фрагмента ландшафта, представленных в виде трёхмерных массивов $I_1 = \{i_{xyz}, x = 1..H, y = 1..W, z = 1..M\}$ и $I_2 = \{i_{2xyz}, x = 1..H, y = 1..W, z = 1..M\}$, где H и W – число элементов в строках и столбцах исходных АИ, а M – число диапазонов/каналов изображения. Снимки получены с некоторой разницей во времени и в идеале в сходных условиях климата, освещения и вегетационного периода. При этом они географически привязаны или сопоставлены тем или иным способом [6].

Результатом идентификации изменений обычно является матрица изменений

$$B = \{b_{xy} \in \{0, 1\}, x = 1..H, y = 1..W\}.$$

При этом $b_{xy} = 1$ можно интерпретировать как наличие значимого изменения в данной точке, а $b_{xy} = 0$ – отсутствие такового. Также результатом может быть матрица $P = \{p_{xy}, x = 1..H, y = 1..W\}$, в каждой ячейке которой находится вещественное значение, показывающее степень уверенности в наличии значимых изменений в соответствующей точке I_1 и I_2 .

Под значимыми изменениями будем понимать смену типа ландшафта, например, лес – сельскохозяйственная земля, водная поверхность – болото, пастбище – лес и так далее [4].

2. Подход к решению задачи идентификации изменений

Процесс идентификации изменений в общем случае, как правило, проходит в четыре этапа:

- 1) Формирование I_1 и I_2 с помощью предварительной обработки исходных АИ: сопоставления двух АИ, а также коррекции (геометрической, радиометрической, атмосферной и топографической (если анализируется горная местность) коррекций) [27].
- 2) Формирование разностного изображения D применением одного из методов идентификации изменений. В результате его применения получаем трёхмерную матрицу $D = \{d_{xyz}\}$, в каждой ячейке которой находится значение, показывающее степень изменения, соответственно размер матрицы D тот же, что и у I_1 и I_2 . В случае $M > 1$ потребуются дополнительная операция объединения каналов для получения $P = \{p_{xy}\}$.
- 3) Получение матрицы изменений. Обычно матрица $B = \{b_{xy} \in \{0, 1\}, x = 1..H, y = 1..W\}$ получается в результате применения следующей функции:

$$b_{xy} = \begin{cases} 1, & p_{xy} > \tau \\ 0, & p_{xy} \leq \tau \end{cases}$$

где τ – величина порога, которая определяется либо экспертом, либо с помощью специальных функций $\tau = t(P)$, например методом Отцу, Китлера–Иллингворта, Капура, Янни [28–31].

- 4) Оценка качества идентификации изменений по данным наземных наблюдений и других данных. Для оценки точности результата идентификации изменений одним из наиболее используемых показателей является *Kappa-индекс согласия* (англ. *Kappa index of agreement, KIA*) [2, 32]. При отсутствии данных наземного наблюдения этот этап может быть опущен.

3. Используемые методы идентификации изменений

Известно множество различных методов идентификации изменений ландшафта и их модификаций. Тем не менее, на практике существенно чаще других применяют лишь некоторые из них [16, 33–35]. В нашем исследовании используется 7 таких методов, условно называемых здесь ввиду отсутствия устоявшейся русскоязычной терминологии *разность* (англ. *Image Difference*, сокращение *ID*), *отношение* (англ. *Image Rationing*, сокращение *IR*), *векторный анализ* (англ. *Change Vector Analysis*, сокращение *CVA*), *метод главных компонент* (англ. *Principal Component Analysis*, сокращение *PCA*), *метод Пирсона* (англ. – *Pearson*, сокращение *PRSN*), *хи-квадрат* (англ. *Chi-Square*, сокращение *CS*), *метод независимых компонент* (англ. *Independent Component Analysis*, сокращение *ICA*). Приоритетными при поиске методов были критерии универсальности относительно типов ландшафта и отсутствия экспертной настройки их параметров.

Метод *разность* применяется чаще других из-за своей простоты и высокой производительности [15, 27, 33]. Каждая ячейка **D** содержит абсолютное значение разности соответствующих ячеек **I**₁ и **I**₂, то есть $d_{xyz} = |i_{1,xyz} - i_{2,xyz}|$. Соответственно, чем меньше значение конкретного элемента матрицы, тем меньше вероятность того, что в соответствующей области, произошло значимое изменение. Поскольку результатом метода *разность* является трёхмерный массив **D**, требуется объединить полученные результаты по слоям тем или иным способом для получения итоговой двумерной матрицы **B**. То же самое можно сказать и о других методах, работающих поканально, таких, например, как *отношение*. В нашем случае применялось поканальное слияние как матрицы **D**, так и **B**. В первом случае использовалась стратегия *по среднему из нормированных значений*

$$\left(ID_{norm}, \mathbf{P} = \left\{ p_{xy} = \sum_{z=1}^M d_{norm,xyz} / M \right\} \right),$$

где

$$\mathbf{D}_{norm} = \left\{ d_{norm,xyz} = \frac{d_{xyz} - \min(d_{1..H\ 1..W\ z})}{\max(d_{1..H\ 1..W\ z}) - \min(d_{1..H\ 1..W\ z})} \right\},$$

что позволяет использовать пороговую функцию только один раз. Однако в этом случае при значительных отклонениях значений **D** по слоям возможно возникновение ошибок.

Во втором случае для объединения бинарных данных использовались три стратегии – *дизъюнкция*

($ID_{disj}, \mathbf{B} = \{b_{xy} = b_{xy1} | b_{xy2} | \dots | b_{xyM}\}$), *конъюнкция* ($ID_{conj}, \mathbf{B} = \{b_{xy} = b_{xy1} \& b_{xy2} \& \dots \& b_{xyM}\}$) и *по принципу большинства*

$$\left(ID_{maj}, \mathbf{B} = \left\{ b_{xy} = \begin{cases} 1, & \text{если } \left(\sum_{z=1}^M b_{xyz} \right) \geq \frac{M}{2}, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \right\} \right).$$

Метод *отношение* также сравнительно широко применяемый метод, отличающийся от предыдущего тем, что вместо разности применяется отношение $d_{xyz} = |i_{1,xyz} / i_{2,xyz}|$. В этом случае $d_{xyz} \in [0, +\infty)$, и чем ближе значение d_{xyz} к 1, тем меньше вероятность того, что в соответствующей ей области произошло значимое изменение. Послойное слияние результатов проводилось аналогично методу *разность*.

Метод *векторный анализ* рассматривает значения ячеек матриц **I**₁ и **I**₂ с фиксированными координатами *x* и *y* как координаты векторов $V_{1xy} = \{i_{1xy1}, i_{1xy2}, \dots, i_{1xyM}\}$ и $V_{2xy} = \{i_{2xy1}, i_{2xy2}, \dots, i_{2xyM}\}$. Таким образом, значения ячеек матрицы разности **P** можно получать как Евклидово расстояние между соответствующими векторами. Достоинство данного метода в том, что он позволяет сразу получать двумерную матрицу **P** без дополнительного слияния каналов. Также этот метод иногда применяют для классификации типов изменений, так как в этом случае, кроме величины изменений, возможно нахождение *M*-мерного вектора изменения [15, 35, 36].

Метод *главных компонент* использует статистическое преобразование Карунена–Лоэва для уменьшения размерности [37]. В результате получаем преобразованные матрицы **I**₁ и **I**₂. Чаще всего после преобразования оставляют только одну или две первые компоненты разложения, содержащие около 95 % значимой информации [27]. Данный метод также относится к наиболее часто используемым, несмотря на его невысокую вычислительную эффективность. Используем также модифицированный метод главных компонент с использованием общих осей (PCA-SA) – в этом случае коэффициенты преобразования (матрица, составленная из собственных векторов) для **I**₁ применяются также для **I**₂.

Метод *критерия Пирсона* использует одноименный критерий согласия для проверки отклонения значений второго изображения от значений первого.

Рассчитывается статистика $\chi^2 = \sum_{z=1}^M (i_{1,xyz} - i_{2,xyz})^2 / i_{2,xyz}$.

Далее это значение сравнивается с табличным значением, выбирающимся в зависимости от значения *M*.

Метод *хи-квадрат* предполагает трансформацию вида

$$\mathbf{D}'_{xy} = (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}), \quad \text{где}$$

$\mathbf{X} = (\mathbf{D}_{xy1}, \mathbf{D}_{xy2}, \dots, \mathbf{D}_{xyM})^T$ – вектор разности, $\boldsymbol{\mu}$ – вектор средних значений каждого из *M* слоёв, Σ – матрица ковариации для матрицы **D**, $\mathbf{D}'_{xy}$ – значение результирующего разностного изображения.

Метод *независимых компонент* предполагает использование техники слепого разделения сигнала (англ. *blind source separation*) для выделения двух

статистически независимых компонент. Существуют различные варианты использования метода независимых компонент в идентификации изменений, в нашем случае использовалось разделение двух главных компонент АИ I_1 и I_2 на два сигнала, из которых в качестве результата брался второй, в котором, предположительно, содержатся данные, соответствующие изменённым областям [38, 39]. Использовалась реализация метода независимых компонент FastICA [40, 41].

Во всех используемых методах $D = \{d_{xyz} \in [0; 255]\}$, или в случае необходимости диапазон значений d_{xyz} приводился к указанному.

4. Экспериментальные исследования применимости методов идентификации изменений

Постановка эксперимента и описание исходных данных

Экспериментальные исследования должны выявить, какие методы идентификации изменений (обычные и гибридные) позволяют получить более точный результат идентификации изменений ландшафта, в том числе в условиях наличия в исходных данных шумов различного типа и интенсивности. Для экспериментов используем набор АИ, характеризуемых параметрами – средним (μ), стандартным отклонением (σ) и средней межканальной корреляцией ($\bar{\kappa}$) (табл. 1). Источником данных выбран космический аппарат Landsat 7, сенсор ETM+ с пространственным разрешением 30 метров. Размер исходных данных – 1700×1700 , количество каналов – 6. Значение $i_{1xyz} \in [0..255]$ – целое. Для оценки качества работы методов идентификации изменений внесем изменения, а также добавим шум. Изменения внесём путём случайного обмена областями изображения прямоугольной формы.

Табл. 1. Параметры входных данных

Наименование	μ	σ	$\bar{\kappa}$
LE70030712013083CUB00	57,392	18,755	0,702
LE71000202015177ASN00	64,306	11,599	0,674
LE70180502011087EDC00	69,430	18,120	0,627
LE71070352015194EDC00	74,894	31,385	0,822
LE71010732016091ASA00	87,321	11,637	0,710
LE70420292015234EDC00	89,733	20,384	0,641

В результате из изображения I_1 получаем измененное I'_1 . Формирование тестовых исходных пар данных путём внесения изменений позволит точно оценить качество выполненного разностного анализа, так как априори известна эталонная карта изменений. Используя в качестве входных данных исходное АИ и изменённое АИ с шумом, применим обычные методы идентификации изменений и их гибридные комбинации. Оценим качество результатов с использованием эталонов и сделаем вывод об устойчивости тех или иных методов идентификации изменений и их комбинаций. Под устойчивостью в нашем случае будем понимать способность метода сохранять качество ре-

зультата при увеличении интенсивности шума. Затем находим эталонную матрицу изменения B^e (рис. 1).

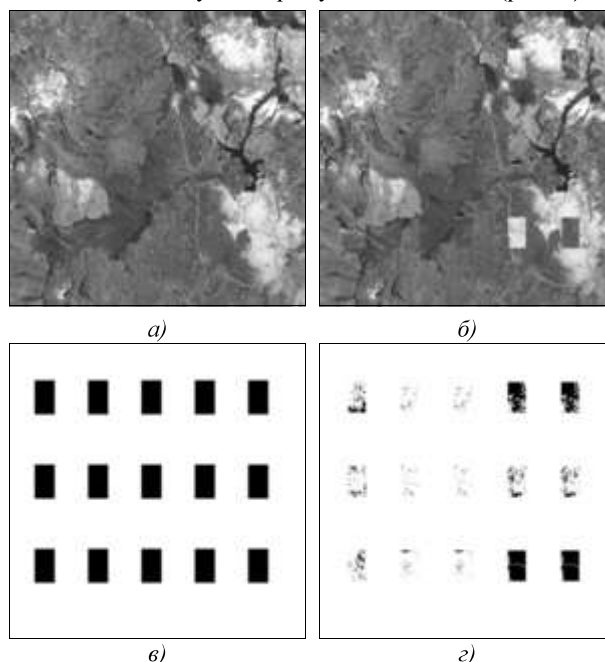


Рис. 1. Пример исходного изображения (а), изображения с изменениями (б), изображения-эталона с известными границами областей изменений (цвет инвертирован) (в) и примера результата работы метода идентификации изменений (цвет инвертирован) (г)

В изображение I'_1 внесём шум различного вида и интенсивности, а затем применим к полученным данным рассматриваемые методы идентификации изменений (рис. 2). Используем следующие виды шумов: аддитивный Гауссов белый шум (англ. *Additive Gaussian White Noise*, сокр. AGWN) и «соль и перец» (англ. *Salt and Pepper*, сокр. SP). Данные шумы имитируют разницу в калибровке датчиков съёмочного оборудования, освещении и состоянии атмосферы на момент съёмки. Шум «соль и перец» отражает возможное появление шумов из-за сбоев оборудования при передаче данных съёмки. Математическая запись каждого из видов шумов может быть представлена следующим образом.

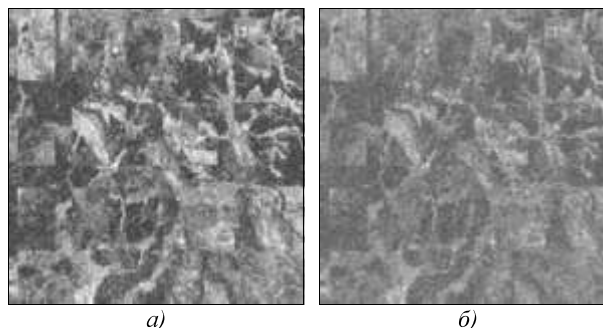


Рис. 2. Примеры изображений с внесёнными шумами: аддитивный Гауссов белый шум (а), «соль и перец» (б)

Аддитивный Гауссов белый шум: $I^{awgn} = I + R$, где R – матрица, значения элементов которой распределены по нормальному закону с нулевым средним, $z = 1..M$,

$x = 1..H$ и $y = 1..W$. Наиболее важной характеристикой для данного шума является соотношение сигнал/шум (англ. *signal-to-noise ratio*, сокр. *SNR*), используемое при формировании экспериментальных данных.

«Соль и перец»: $i^{sp}_{x_k y_k z} = r^{sp}$, где $z = 1..M$, $x_k \in (1..H)$ и $y_k \in (1..W)$ – случайные числа, r^{sp} – случайная величина, принимающая значение 0 или 255 с вероятностью 0,5, $k = 1..n$, где n – заданное число, $S_{sp} = (n/(H \cdot W)) \cdot 100\%$ – доля площади поверхности с шумом, $S_{sp} \in (0; 50)$. Параметр S_{sp} является наиболее важной характеристикой для данного шума.

Показатель KIA для оценки качества будем рассчитывать по стандартной формуле $\kappa = (p_0 - p_c) / (1 - p_c)$, где p_0 – доля верно определенных пикселей, p_c – доля изменённых пикселей на эталонном изображении.

При составлении гибридных методов будем принимать все возможные комбинации методов. Так получим следующие комбинации методов идентификации изменений на уровне процедуры: PCA-IR, PCA-CS, PCA-PRSN, PCA-CVA, ID-PCA, IR-PCA, CS-PCA. Для объединения результатов используем следующие методы: конъюнкция ($\mathbf{B} = \{b_{xyz} = b_{1xyz} \& b_{2xyz}\}$), дизъюнкция ($\mathbf{B} = \{b_{xyz} = b_{1xyz} | b_{2xyz}\}$) и сложение нормализованных значений матриц $\mathbf{P}$.

$$(\mathbf{P} = \{p_{xy} = p_{norm_{1xy}} + p_{norm_{2xy}}\},$$

$$\mathbf{P}_{norm} = \left\{ p_{norm_{xy}} = \frac{p_{xy} - \min(\mathbf{P})}{\max(\mathbf{P}) - \min(\mathbf{P})} \right\},$$

результат такого сложения p_{xy} можно интерпретировать как объединенную степень уверенности в наличии изменений в соответствующей точке.

Для каждого эксперимента исходной парой изображений будут исходное АИ (I_1) и каждое из сформированных внесением изменений и шумов АИ: $I_2 = I^{awgn}$, $I_2 = I^{sp}$, для которых находим разностные изображения каждым из алгоритмов идентификации изменений, а также их комбинациями. Затем находим матрицы изменений путём применения порога, определённого методом Киттлера–Иллингворта.

Результаты экспериментальных исследований и выводы

В результате комбинирования получено 650 гибридных методов. Это достаточно большое число для детальной визуализации, поэтому в качестве иллюстрации приведём диаграммы с лучшими результатами комбинированных методов и обычных методов идентификации изменений, полученные в зависимости от интенсивности накладываемых шумов (рис. 3, 4).

По приведённым диаграммам (рис. 3) можно сделать вывод о том, что гибридные методы могут успешно использоваться для улучшения качества результата идентификации изменений. Гибридные методы в среднем показывают качество, близкое к некоторым стандартным методам, однако показывают лучшую устойчивость к шумам (рис. 4). Лучшие сочетания методов чаще всего образованы с помощью дизъюнкции. При аддитивном Гауссовом белом шуме (рис. 5а) два

гибридных метода (CS|PCA_CVA, ID_PCA|CS) показали значительно лучшую устойчивость к указанному шуму по сравнению со стандартными методами. Так, при значении $SNR = 10$, KIA составили для данных методов соответственно 0,69 и 0,67. Лучший в среднем метод CVA|CS в данном случае показал $KIA = 0,63$. Для сравнения лучшие из стандартных методов ID_{disj} и CVA при той же величине шума показали значения KIA 0,32 и 0,29 соответственно. Однако метод CS в данном случае показал стабильный, но не очень высокий результат по точности – около 0,7 при всех значениях шума. При шуме «соль и перец» (рис. 5б) наиболее устойчивые результаты получились с использованием метода IR_{maj} и гибридных методов на его основе. Значение KIA при покрытии 50% поверхности АИ шумом составило около 0,7.

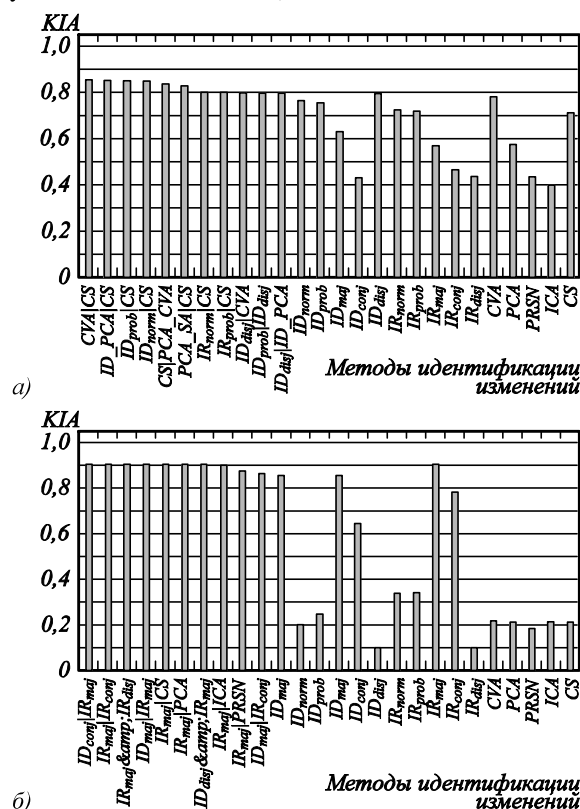


Рис. 3. Примеры результатов оценки качества методов при шумах различных видов и интенсивности: аддитивный Гауссов белый шум (а), «соль и перец» (б)

В реальной задаче тип шума априори неизвестен, и поэтому крайне желательно найти метод, показывающий приемлемые результаты в большинстве случаев. Лучшие результаты в среднем по устойчивости показал метод ID_{maj}|CS. Для данного метода при величине аддитивного Гауссова белого шума $SNR=30$ показатель $KIA=0,73$, а при покрытии 50% территории АИ шумом «соль и перец» $KIA=0,76$. В то время как для лучшего в среднем из стандартных методов ID_{maj} эти показатели соответственно равны 0,58 и 0,76.

Сравнение полученных результатов с результатами, приведёнными в других подобных работах, осложнено рядом обстоятельств. Во-первых, не во всех работах приведены численные оценки результатов,

во-вторых, в разных работах могут значительно различаться используемые входные данные по типам ландшафта, присутствующим на снимках, используемому сенсору, разрешению снимков, зашумлённости. Всё это может сильно повлиять на конечный результат. В исследовании [17] результат лучшего гибридного метода $KIA=0,83$, при среднем результате единичных методов $KIA=0,75$. В нашем случае при $SNR=35$ средний показатель KIA для единичных методов равен $0,75$, а лучший из гибридных методов (CVA|CS) – $0,83$, что почти идентично. В работе [20] результаты для трёх разных временных периодов оцениваются в диапазоне $0,76–0,83$, что также очень близко к значениям, полученным нами. В работе [24] качество рассматриваемого гибридного метода $KIA \approx 0,76$, в то время как качество остальных единичных методов KIA $0,39–0,67$. Таким образом, полученные в работе результаты как минимум не хуже результатов, представленных в подобных работах.

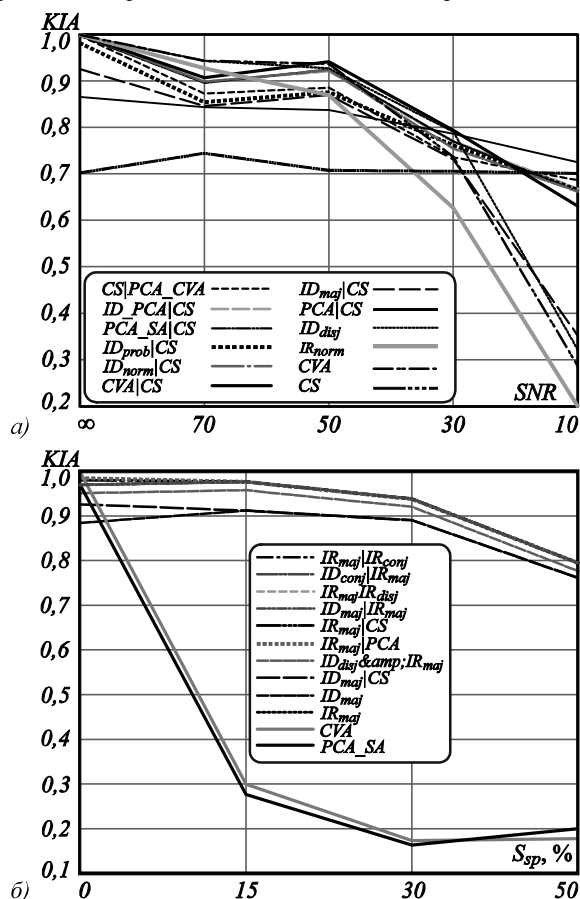


Рис. 4. Результаты оценки качества наиболее устойчивых комбинаций методов идентификации в сравнении со стандартными методами при различной величине помехи: аддитивный Гауссов белый шум (а), «соль и перец» (б)

Заключение

Существующие в настоящее время методы и подходы к решению задачи идентификации изменений ландшафтного покрова по данным дистанционного зондирования Земли характеризуются большим разнообразием и ориентацией на их применение экспер-

том, что значительно снижает качество результата при неконтролируемом применении и усложняет их автоматизированное применение. Использование гибридных методов идентификации изменений является одним из перспективных подходов к идентификации изменений ландшафта, позволяющих повысить устойчивость результатов при использовании данных с различными характеристиками и шумами, а также упрощающих возможности автоматизированного решения этой задачи. Поскольку существует большое число методов идентификации изменений, а также постоянно появляются новые, выявленный перечень эффективных гибридных методов идентификации изменений сложно назвать окончательным. Вместе с тем приведённые в работе результаты позволяют оценивать методы идентификации изменений, а также множество комбинаций этих методов, что даст возможность выявлять перспективные гибридные и негибридные методы идентификации изменений.

Благодарности

Результаты были получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России, проект №2.4218.2017/4.6, а также при поддержке РФФИ (грант № 14-07-00127а).

Литература

1. **Khandelwal, P.** Unsupervised change detection of multispectral images using wavelet fusion and kohonen clustering network / P. Khandelwal, K.K. Singh, B.K. Singh, A. Mehrotra // International Journal of Engineering and Technology. – 2013. – Vol. 5(2). – P. 1401-1406.
2. **Lu, D.** Change detection techniques / D. Lu, P. Mausel // International Journal of Remote Sensing. – 2004. – Vol. 25(12). – P. 2365-2401. – DOI: 10.1080/0143116031000139863.
3. **Hussain, M.** Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches / M. Hussain, D. Chen, A. Cheng, H. Wei, D. Stanley // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2013. – Vol. 80. – P. 91-106. – DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006.
4. **Lu, D.** Current situation and needs of change detection techniques / D. Lu, G. Li, E. Moran // International Journal of Image and Data Fusion. – 2014. – Vol. 5(1). – P. 13-38. – DOI: 10.1080/19479832.2013.868372.
5. **Collins, J.B.** An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data / J.B. Collins, C.E. Woodcock // Remote Sensing of Environment. – 1996. – Vol. 56(1). – P. 66-77. – DOI: 10.1016/0034-4257(95)00233-2.
6. **Федосеев, В.А.** Исследование методов выявления антропогенных изменений на земной поверхности по последовательности космических снимков высокого разрешения / В.А. Федосеев, Н.В. Чупшев // Компьютерная оптика. – 2012. – Т. 36, № 2. – С. 279-288.
7. **Ridd, M.K.** A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment / M.K. Ridd, J. Liu // Remote Sensing of Environment. – 1998. – Vol. 63(2). – P. 95-100. – DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00112-0.
8. **Singh, A.** Digital change detection techniques using remotely sensed data / A. Singh // International Journal of Remote Sensing. – 1989. – Vol. 10(6). – P. 989-1003. – DOI: 10.1080/01431168908903939.

9. **Васильев, К.К.** Статистический анализ последовательностей многомерных изображений / К.К. Васильев, В.П. Крашениников, А.Г. Ташлинский // Научоёмкие технологии. — 2013. — № 5. — С. 5-11.
10. **Jianya, G.** A review of multitemporal remote sensing data change detection algorithms / G. Jianya, S. Haigang, M. Guorui, Z. Qiming // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. — 2008. — Vol. 37(B7). — P. 757-762.
11. **Dhakal, A.S.** Detection of areas associated with flood and erosion caused by a heavy rainfall using multitemporal Landsat TM data / A.S. Dhakal, T. Amada, M. Aniya, R.R. Sharma // Photogrammetric engineering and remote sensing. — 2002. — Vol. 68(3). — P. 233-240.
12. **Yuan, D.** NALC land cover change detection pilot study Washington D.C. area experiments / D. Yuan, C. Elvidge // Remote Sensing of Environment. — 1998. — Vol. 66(2). — P. 166-178. — DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00068-6.
13. **Muchoney, D.M.** Change detection for monitoring forest defoliation / D.M. Muchoney, B.N. Haack // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. — 1994. — Vol. 60(10). — P. 1243-1251.
14. **Macleod, R.D.** A quantitative comparison of change detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data / R.D. Macleod, R.G. Congalton // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. — 1998. — Vol. 64(3). — P. 207-216.
15. **Mas, J.-F.** Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques / J.-F. Mas // International Journal of Remote Sensing. — 1999. — Vol. 20(1). — P. 139-152. — DOI: 10.1080/014311699213659.
16. **Gong, P.** Change detection using principal component analysis and fuzzy set theory / P. Gong // Canadian Journal of Remote Sensing. — 1993. — Vol. 19(1). — P. 22-29. — DOI: 10.1080/07038992.1993.10855147.
17. **Du, P.** Fusion of difference images for change detection over urban areas / S. Liu, P. Gamba, K. Tan, J. Xia // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. — 2012. — Vol. 5(4). — P. 1076-1086. — DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2200879.
18. **Almutairi, A.** Change detection accuracy and image properties: a study using simulated data / A. Almutairi, T.A. Warner // Remote Sensing. — 2010. — Vol. 2(6). — P. 1508-1529. — DOI: 10.3390/rs2061508.
19. **Афанасьев, А.А.** Оценка применимости подходов к идентификации изменений ландшафтного покрова по данным дистанционного зондирования Земли / А.А. Афанасьев, А.В. Замятин // Информационные технологии. — 2014. — № 4. — С. 38-42.
20. **Coppin, P.R.** Processing of multitemporal Landsat TM imagery to optimize extraction of forest cover change features / P.R. Coppin, M.E. Bauer // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. — 1994. — Vol. 32(4). — P. 918-927. — DOI: 10.1109/36.298020.
21. **Kauth, R.J.** The tasselled cap — a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by LANDSAT / R.J. Kauth, G.S. Thomas // LARS Symposium. — 1976. — P. 41-51.
22. **Niemeyer, I.** Change detection: The potential for nuclear safeguards / I. Niemeyer, S. Nussbaum. — In Book: Verifying Treaty Compliance / Ed. by R. Avenhaus, N. Kyriakopoulos, M. Richard, G. Stein. — Berlin, Heidelberg: Springer, 2006. — P. 335-348.
23. **McDermid, G.J.** Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitations / G.J. McDermid, J. Linke, A.D. Pape, D.N. Laskin, A.J. McLane, S.E. Franklin // Canadian Journal of Remote Sensing. — 2008. — Vol. 34(5). — P. 462-466. — DOI: 10.5589/m08-061.
24. **Al-Khudhairy, D.H.A.** Structural damage assessments from Ikonos data using change detection, object-oriented segmentation, and classification techniques / D.H.A. Al-Khudhairy, I. Caravaggi, S. Giada // Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. — 2005. — Vol. 71(7) — P. 825-837. — DOI: 10.14358/PERS.71.7.825.
25. **Гиенко, А.Я.** Геоинформационное картографирование и мониторинг изменения окружающей среды / А.Я. Гиенко, Г.А. Гиенко, М.О. Говоров // Интерэкспо Гео-Сибирь. — 2012. — № 1. — С. 150-157.
26. **Шовенгердт, Р.А.** Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / Р.А. Шовенгердт. — М.: Техносфера, 2010. — 560 с. — ISBN: 978-5-94836-244-1.
27. **Radke, R.J.** Image change detection algorithms: A systematic survey / R.J. Radke // IEEE Transactions on Image Processing. — 2005. — Vol. 14(3). — P. 294-307. — DOI: 10.1109/TIP.2004.838698.
28. **Dianat, R.** On automatic threshold selection in regression method for change detection in remote sensing images / R. Dianat, S. Kasaei // Proceedings of the 4th International Symposium on Telecommunications. — 2008. — P. 1-6.
29. **Horne, E.** New approach to dynamic thresholding / E. Horne, M.K. Yanni // EUSIPCO-94: European Conference on Signal Processing, Edinburg. — 1994. — Vol. 1. — P. 34-44.
30. **Otsu, N.** A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1979. — Vol. 9(1). — P. 62-63. — DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
31. **Kittler, J.** Minimum error thresholding / J. Kittler, J. Illingworth // Pattern Recognition. — 1986. — Vol. 19(1). — P. 41-47. — DOI: 10.1016/0031-3203(86)90030-0.
32. **Richards, J.A.** Remote sensing digital image analysis: An introduction / J.A. Richards, J. Xiuping. — Berlin: Springer, 1999. — 340 p. — ISBN: 978-3642300615.
33. **İlsever, M.** Two-dimensional change detection methods / M. İlsever, C. Ünsalan. — London: Springer, 2012. — ISBN: 978-1-4471-4254-6.
34. **Pacifici, F.** Change detection algorithms: State of the art. [Электронный ресурс]. — 2007. — URL: http://www.disp.uniroma2.it/earth_observation/pdf/CD-ALgorithms.pdf (дата обращения 11.03.2016).
35. **Sohl, T.** Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques / T. Sohl, L. Terry // Photogrammetric engineering and remote sensing. — 1999. — Vol. 65(4). — P. 475-484.
36. **Lambin, E.F.** Change-vector analysis in multitemporal space: A tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data / E.F. Lambin, A.H. Strahlers // Remote Sensing of Environment. — 1994. — Vol. 48(2). — P. 231-244. — DOI: 10.1016/0034-4257(94)90144-9.
37. **Shlens, J.A.** Tutorial on principal component analysis [Электронный ресурс]. — 2009. — URL: <http://www.cs.uu.nl/docs/vakken/ddm/texts/Normal/pca.pdf> (дата обращения 10.03.2016).

38. **Benlin, X.** Study on independent component analysis' application in classification and change detection of multispectral images / X. Benlin, L. Fangfang, M. Xingliang, J. Huazhong // The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. – 2008. – Vol. 37, Part B. – P. 871-875.
39. **Marchesi, S.** ICA and kernel ICA for change detection in multispectral remote sensing images / S. Marchesi, L. Bruzzone // Geoscience and Remote Sensing Symposium. – 2009. – Vol. 2. – P. 980-983. – DOI: 10.1109/IGARSS.2009.5418265.
40. **Hyvärinen, A.** Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis / A. Hyvärinen // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1999. – Vol. 10(3). – P. 626-634. – DOI: 10.1109/72.761722.
41. **Hyvärinen, A.** Independent component analysis: algorithms and applications / A. Hyvärinen, E. Oja // Neural networks. – 2000. – Vol. 13(4). – P. 411-430. – DOI: 10.1016/S0893-6080(00)00026-5.

Сведения об авторах

Афанасьев Антон Аркадьевич, 1988 года рождения, в 2011 г. окончил Национальный исследовательский Томский политехнический университет по специальности 090401 «Информатика и вычислительная техника». В настоящее время программист факультета информатики Национального исследовательского Томского государственного университета. Круг научных интересов: обработка данных дистанционного зондирования Земли, распределено-параллельные вычисления. E-mail: afanasyevaa@mail.tsu.ru.

Замятин Александр Владимирович, 1978 года рождения, в 2001 г. окончил Национальный исследовательский Томский политехнический университет по специальности 220200 «Автоматизация и управление». В 2005 году защитил кандидатскую диссертацию, в 2011 году – докторскую диссертацию. В настоящее время заведующий кафедрой теоретических основ информатики факультета информатики Национального исследовательского Томского государственного университета. Круг научных интересов: интеллектуальная высокопроизводительная обработка данных дистанционного зондирования Земли, геоинформационные системы и технологии. E-mail: zamyatin@mail.tsu.ru.

ГРПТИ: 89.57.35

Поступила в редакцию 14 марта 2016 г. Окончательный вариант – 25 мая 2017 г.

HYBRID METHODS FOR AUTOMATIC LANDSCAPE CHANGE DETECTION IN NOISY DATA ENVIRONMENT

A.A. Afanasyev¹, A.V. Zamyatin¹

¹National Research Tomsk State University, Tomsk, Russia

Abstract

We consider most widely used practical methods for land cover change detection based on remote data sensing. Based on these methods, approaches to constructing hybrid methods are proposed. Results of the experimental study of the proposed methods in the presence of noise of various types and intensities are discussed. Based on the results of the experiments, hybrid methods that allow one to achieve a better quality in automatic change detection when compared to the known methods are determined.

Keywords: landscape cover, change detection, landscape dynamics, change detection hybrid methods, digital image processing, image analysis, remote sensing and sensors, detection.

Citation: Afanasyev AA, Zamyatin AV. Hybrid methods for automatic landscape change detection in noisy data environment. Computer Optics 2017; 41(3): 431-440. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-431-440.

Acknowledgements: The results were obtained within the work on state task of the Ministry of Education and Science of the Russian Federation, project No. 2.4218.2017 / 4.6, and with the support of the Russian Foundation for Basic Research (grant No. 14-07-00127a).

References

- [1] Khandelwal P, Singh KK, Singh BK, Mehrotra A. Unsupervised change detection of multispectral images using wavelet fusion and kohonen clustering network. International Journal of Engineering and Technology 2013; 5(2): 1401-1406.
- [2] Lu D, Mausel P. Change detection techniques. International Journal of Remote Sensing 2004; 25(12): 2365-2407. DOI: 10.1080/0143116031000139863.
- [3] Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H, Stanley D. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 2013; 80: 91-106. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006.
- [4] Lu D, Li G, Moran E. Current situation and needs of change detection techniques. International Journal of Image and Data Fusion 2014; 5(1): 13-38. DOI: 10.1080/19479832.2013.868372.

- [5] Collins JB., Woodcock CE. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. *Remote sensing of environment* 1996; 56(1): 66-77. DOI: 10.1016/0034-4257(95)00233-2.
- [6] Fedoseev V., Chupshev N. Research of methods for man-made change detection on earth surface using high resolution satellite image series [In Russian]. *Computer Optics* 2012; 36(2): 279-288.
- [7] Ridd MK, Liu JA. Comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sens Environ* 1998; 63(2): 95-100. DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00112-0.
- [8] Singh A. Digital change detection techniques using remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 1989; 10(6): 989-1003. DOI: 10.1080/01431168908903939.
- [9] Vasil'ev KK, Krashennnikov VR, Tashlinskii AG. Statistical analysis of multidimensional image sequences [In Russian]. *Naukoemkie tekhnologii* 2013; 5: 5-11.
- [10] Jianya G., Haigang S., Guorui M., Qiming Z. A review of multitemporal remote sensing data change detection algorithms. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 2008; 37(B7): 757-762.
- [11] Dhakal AS, Amada T, Aniya M, Sharma RR. Detection of areas associated with flood and erosion caused by a heavy rainfall using multitemporal Landsat TM data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 2002; 68(3): 233-240.
- [12] Yuan D, Elvidge C. NALC land cover change detection pilot study Washington D.C. area experiments // *Remote Sensing of Environment* 1998; 66(2): 166-178. DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00068-6.
- [13] Muchoney DM, Haack BN. Change detection for monitoring forest defoliation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1994; 60(10): 1243-1251.
- [14] Macleod RD, Congalton RG. A quantitative comparison of change detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1998; 64(3): 207-216.
- [15] Mas J-F. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 1999; 20(1): 139-152. DOI: 10.1080/014311699213659
- [16] Gong P. Change detection using principal component analysis and fuzzy set theory. *Canadian Journal of Remote Sensing* 1993; 19(1): 22-29. DOI: 10.1080/07038992.1993.10855147
- [17] Du P, Liu S, Gamba P, Tan K, Xia J. Fusion of difference images for change detection over urban areas. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 2012; 5(4): 1076-1086. DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2200879.
- [18] Almutairi A, Warner TA. Change detection accuracy and image properties: a study using simulated data. *Remote Sensing* 2010; 2(6): 1508-1529. DOI: 10.3390/rs2061508.
- [19] Afanasyev AA, Zamyatin AV. The applicability analysis of the approaches to the identification of land cover changes by remote sensing data [In Russian]. *Informational Technologies* 2014; 4: 38-42.
- [20] Coppin PR, Bauer ME. Processing of multitemporal Landsat TM imagery to optimize extraction of forest cover change features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 1994; 32(4): 918-927. DOI: 10.1109/36.298020.
- [21] Kauth RJ, Thomas GS. The Tasseled Cap - A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. *LARS Symposia* 1976; 41-51.
- [22] Niemeyer I, Nussbaum S. Change detection: The potential for nuclear safeguards. In Book: Avenhaus R, Kyriakopoulos N, Richard M, Stein G, eds. *Verifying Treaty Compliance*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2006: 335-348.
- [23] McDermid G., Linke J., Pape A.D., Laskin D.N., McLane A.J., Franklin S.E. Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitations. *Canadian Journal of Remote Sensing* 2008; 34(5): 462-466. DOI: 10.5589/m08-061.
- [24] Al-Khudhairy DHA, Caravaggi I, Giada S. Structural damage assessments from Ikonos data using change detection, object-oriented segmentation, and classification techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 2005; 71(7): 825-837. DOI: 10.14358/PERS.71.7.825.
- [25] Gienko AY, Gienko GA, Govorov MO. Geo-information and change detection techniques for ecological assessment of natural resources [In Russian]. *Interexpo Geo-Siberia*. 2012; 5: 5-11.
- [26] Schowengerdt RA. *Remote sensing: Models and methods for image processing*. 3rd Edition. Orlando, FL: Academic Press, Inc.; 2006. ISBN: 978-0123694072.
- [27] Radke RJ. Image change detection algorithms: a systematic survey. *IEEE Trans Image Process* 2005; 14(3): 294-307. DOI: 10.1109/TIP.2004.838698.
- [28] Dianat R, Kasaei S. On automatic threshold selection in regression method for change detection in remote sensing images. *Proceedings of the 4th International Symposium on Telecommunications* 2008; 1-6.
- [29] Horne E, Yanni MK. New approach to dynamic thresholding. *EUSIPCO-94: European Conference on Signal Processing*, Edinburg 1994; 1: 34-44.
- [30] Otsu N. A Threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 1979; 9(1): 62-63. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [31] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding. *Pattern Recognition* 1986; 19(1): 41-47. DOI: 10.1016/0031-3203(86)90030-0.
- [32] Richards JA, Xiuping J. *Remote sensing digital image analysis: An introduction*. Berlin: Springer; 1999. ISBN: 978-3642300615.
- [33] İlsever M, Ünsalan C. *Two-dimensional change detection methods*. London: Springer; 2012. ISBN: 978-1-4471-4254-6.
- [34] Pacifici F. Change detection algorithms: State of the art. Source: http://www.disp.uniroma2.it/earth_observation/pdf/CD-Algorithms.pdf.
- [35] Sohl T, Terry L. Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1999; 65(4): 475-484.
- [36] Lambin EF., Strahlers AH. Change-vector analysis in multitemporal space: A tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data. *Remote Sensing of Environment* 1994; 48(2): 231-244. DOI: 10.1016/0034-4257(94)90144-9.
- [37] Shlens J. A tutorial on principal component analysis Source: <http://www.cs.uu.nl/docs/vakken/ddm/texts/Normal/pca.pdf>.

- [38] Benlin X, Fangfang L, Xingliang M, Huazhong J. Study on independent component analysis' application in classification and change detection of multispectral images. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 2008; 37(B): 871-875.
- [39] Marchesi S., Bruzzone L. ICA and kernel ICA for change detection in multispectral remote sensing images // Geoscience and Remote Sensing Symposium 2009; 2: 980-983. DOI: 10.1109/IGARSS.2009.5418265
- [40] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis // IEEE Transactions on Neural Networks 1999; 10(3): 626-634. DOI: 10.1109/72.761722.
- [41] Hyvärinen A., Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications. Neural networks 2000; 13(4): 411-430. DOI: 10.1016/S0893-6080(00)00026-5.

Authors' information

Anton Arkadevich Afanasyev (born 1988) graduated from the Tomsk Polytechnic University in 2011 (Computer Science and Engineering). Currently, the programmer of Informatics faculty, National Research Tomsk State University. Research interests: processing of remote sensing data, distributed and parallel computing. E-mail: afanasyevaa@mail.tsu.ru.

Alexander Vladimirovich Zamyatin (born 1978) graduated from Tomsk Polytechnic University in 2001 (Automation and Control). In 2005 he defended his PhD thesis, in 2011 – a doctoral thesis. Currently, the Head of Computer Science Theory department of Informatics faculty, National Research Tomsk State University. Research interests: intelligent high-performance processing of remote sensing data, geographic information systems and technologies E-mail: zamyatin@mail.tsu.ru.

Received March 14, 2016. The final version – May 25, 2017.
