

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ВЫЯВЛЕНИЯ АНТРОПОГЕННЫХ ИЗМЕНЕНИЙ НА ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ ПО ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ ВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Федосеев В.А.^{1,2}, Чупшев Н.В.¹

¹ Институт систем обработки изображений РАН,

² Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва
(национальный исследовательский университет)

Аннотация

В данной работе проводятся анализ и исследование работоспособности ряда алгоритмов, предназначенных для обнаружения антропогенных изменений на земной поверхности путём анализа последовательности космических снимков одной территории, сделанных в разное время. Наибольшее внимание уделено алгоритму на основе метода главных компонент, алгоритму “Wallflower” на основе фильтра Винера, а также алгоритму Ли на основе выделения прямолинейных сегментов. Приведены результаты исследований данных алгоритмов на реальных последовательностях космических снимков высокого разрешения, сделаны выводы об их практической применимости. Также предложены модификации рассмотренных алгоритмов, призванные уменьшить число ошибок и повысить качество результатов их работы.

Ключевые слова: выявление изменений, дистанционное зондирование Земли, анализ космических снимков, метод главных компонент, фильтр Винера, алгоритм Бёрнса, маска теней.

Введение

В ряде задач, связанных с наблюдением конкретных объектов со спутников, возникает необходимость анализа их динамики. Особенно часто такие задачи возникают при исследовании различных объектов человеческой деятельности и анализе их влияния на окружающую среду. Иногда это влияние может быть настолько незаметным, что обнаружить изменения становится возможным только при длительном визуальном анализе снимков. Для снижения трудоёмкости такой работы и уменьшения числа пропусков областей изменений необходимы специальные алгоритмы обработки изображений, позволяющие выделять области изменений по последовательностям изображений.

Основные трудности поиска различий (областей изменений) на спутниковых снимках одной и той же территории, сделанных в различные моменты времени, связаны, в первую очередь, с разными условиями съёмки, вследствие чего различные снимки могут:

- иметь разное пространственное разрешение (из-за съёмки с различных аппаратов или под разными углами сканирования);
- обладать различными цветовыми характеристиками (из-за съёмки с различных аппаратов или при разных условиях освещённости);
- несколько различаться привязкой (из-за съёмки с различных космических аппаратов);
- быть сняты с разных ракурсов (из-за съёмки под разными углами);
- содержать тени различной длины и направления от наземных объектов (из-за различного положения Солнца).

Определение областей изменений на множестве изображений одной и той же территории (*Change Detection* [1]) применяется для отслеживания и анализа пространственных изменений во времени. К целям данной процедуры относятся:

- обнаружение новых объектов на снимках;
- определение исчезновения объектов;
- анализ процесса изменения объектов во времени.

Целью настоящей работы является исследование работоспособности существующих методов выявления антропогенных изменений на земной поверхности по временным последовательностям данных дистанционного зондирования.

Работа организована следующим образом. Формальная постановка задачи выявления изменений по последовательности снимков дана в разделе 1. В разделе 2 представлены основные подходы к решению данной задачи. Разделы 3–5 посвящены подробному описанию отобранных для исследования трёх алгоритмов (алгоритм на основе метода главных компонент, алгоритм “Wallflower”, алгоритм Ли). В разделе 6 предложены две модификации разных этапов алгоритма Ли. Раздел 7 содержит результаты исследования трёх отобранных алгоритмов. В заключительной части работы приведены выводы, основанные на результатах исследования, а также благодарности.

1. Формальная постановка задачи

Пусть задана временная последовательность цифровых изображений $\{I_1, I_2, \dots, I_M\}$ дистанционного зондирования Земли, при этом считается, что изображения, входящие в последовательность, могут иметь различное число каналов.

В простейшем случае задача выявления изменений состоит в построении отображения $B(\mathbf{x})$, которое формирует бинарное изображение, называемое *маской изменений* и определяющее области на последнем изображении для каждого пикселя \mathbf{x} следующим образом:

$$B(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & I_M(\mathbf{x}) \text{ изменился,} \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (1)$$

где выражение « $I_M(\mathbf{x})$ изменился» означает существенное изменение значения яркости пикселя \mathbf{x} в изображении I_M по сравнению с предыдущими, свидетельствующее об изменении наблюдаемого на последовательности снимков объекта, которому принадлежит этот пиксель.

Многие алгоритмы выявления изменений предполагают формирование изображения $\rho(\mathbf{x})$, пиксели которого принимают вещественные значения в диапазоне от 0 до 1. Данное изображение характеризует *степень уверенности в наличии изменений*. Маска изменений формируется по $\rho(\mathbf{x})$ следующим образом:

$$B(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \rho(\mathbf{x}) \geq T, \\ 0, & \rho(\mathbf{x}) < T, \end{cases} \quad (2)$$

где T – некоторый порог.

К алгоритмам выявления изменений на последовательности снимков предъявляется ряд требований и ограничений, наиболее важные из которых представлены ниже.

1. Анализируемые снимки могут быть привязаны с определённой погрешностью, что влечёт присутствие геометрических рассогласований между изображениями. Алгоритм выявления изменений не должен классифицировать участки рассогласования как изменённые объекты.

2. Рассматриваемые снимки могут быть сформированы в различное время года и суток, что приводит к различию в длинах и направлениях теней от высоких объектов. Поскольку выявление изменений в тенях от объектов является весьма сложной задачей, решение которой требует специальных методов, то зачастую ограничиваются использованием *маски теней* S , которая рассчитывается по одному изображению I следующим образом:

$$S(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & I(\mathbf{x}) \text{ принадлежит тени,} \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (3)$$

Если по набору изображений $\{I_1, I_2, \dots, I_M\}$ рассчитана маска изменений $B(\mathbf{x})$, то при наличии маски теней для каждого из изображений $S_i(x)$ ($i = \overline{1, M}$) можно сформировать итоговую маску изменений по следующему принципу:

$$B_S(\mathbf{x}) = B(\mathbf{x}) \wedge \neg S_1(\mathbf{x}) \wedge \neg S_2(\mathbf{x}) \wedge \dots \wedge \neg S_M(\mathbf{x}). \quad (4)$$

Построение маски теней по спутниковому изображению является отдельной и достаточно сложной задачей, рассмотрение которой выходит за рамки данной работы. Ознакомиться с одним из методов её решения можно в работе [12].

3. Рассматриваемые снимки могут быть сняты под различными углами, что приводит к различию проекций высоких объектов на фокальную плоскость. Результирующая маска изменений не

должна содержать областей, в которых присутствует один и тот же объект, снятый с разных ракурсов.

4. Алгоритмы выявления антропогенных изменений на снимках высокого разрешения должны учитывать только значимые изменения, вызванные строительством, изменением или уничтожением стационарных объектов городской или сельской инфраструктуры, таких, как здания, дороги, площади, парки, посевные площади. Такие объекты обычно охватывают значительные области. В отличие от них в результирующей маске изменений не должно присутствовать небольших *незначительных* изменений, которые могут быть вызваны изменением местоположения нестационарных объектов: машин, судов, скопления людей и животных и пр.

2. Подходы к решению задачи выявления изменений

В литературе описано достаточно большое количество подходов к решению задачи выявления изменений на последовательности или паре изображений. Большинство из них, однако, не учитывают специфику космических снимков, которые содержат большое количество объектов сложной формы.

Достаточно большой обзор методов выделения изменений представлен в работе [1]. Это методы, основанные на простом вычислении разности между изображениями последовательности [2], методы, основанные на проверке статистических гипотез [3], методы, основанные на пространственных взаимосвязях между пикселями [4] и на авторегрессии [5].

После предварительного анализа авторами были отобраны для исследования три алгоритма, использующие разные по своей сути подходы:

- алгоритм на основе метода главных компонент [6-7, 15];
- алгоритм “Wallflower” [8] на основе винеровской фильтрации;
- алгоритм Ли (Li et al, [9-10]) на основе выделения прямолинейных сегментов.

3. Алгоритм на основе метода главных компонент

Кратко опишем алгоритм выявления изменений на основе метода главных компонент для заданного множества изображений $\{I_1, I_2, \dots, I_M\}$ [7].

Каждое изображение I_i размером $n \times m$, заданное матрицей яркостей, преобразуется в вектор X_i . Далее из полученного множества векторов составляется матрица $A = (X_1, \dots, X_M)$ размером $(n \cdot m) \times M$. Затем для ковариационной матрицы $A^T A$ производится расчёт собственных векторов $v_j, j \in [1, n_{rank}]$ и собственных значений $\lambda_j, j \in [1, n_{rank}]$, где n_{rank} – ранг матрицы A . Также для уменьшения влияния различий в средних ярко-

стях изображений при расчётах может быть использована корреляционная матрица.

Далее на основе полученных собственных векторов производится расчёт изображений (главных компонент):

$$PC_j = Av_j, j \in [1, n_{rank}]. \quad (5)$$

При этом яркости главных компонент, соответствующие меньшим собственным значениям, определяют изменяющиеся части изображений. Соответственно, в простейшем случае для построения маски изменений необходимо произвести пороговую обработку отобранного изображения (главной компоненты), соответствующего меньшему собственному значению. Следует отметить, что основная сложность описанного подхода состоит в определении конкретных главных компонент, определяющих изменения, без выполнения визуального анализа.

4. Алгоритм "Wallflower" на основе фильтра Винера

Данный алгоритм предназначен для анализа последовательности изображений и заключается в последовательном применении следующих шагов [8]:

1. Пиксельный анализ данных.
2. Анализ данных на уровне областей изображений.
3. Анализ данных на уровне изображений.

На первом шаге алгоритм работает на пиксельном уровне (решающее правило применяется для каждого пикселя отдельно, межпиксельные зависимости не учитываются), осуществляя предсказание яркости для изображения I_M на основе предшествующих изображений. Для решения этой задачи используется фильтр Винера.

Решение об изменениях выносится в случае, если реальное значение яркости на изображении I_M отличается от предсказанного на величину, превышающую заданный порог. Предсказание значения производится на основе формулы:

$$I'_i = \sum_{k=1}^p a_k I_{i-k}, \quad (6)$$

где I'_i – предсказанное значение для изображения I_i ; I_{i-k} – изображения, по которым производится предсказание; a_k – коэффициенты линейной аппроксимации. Фильтр при этом осуществляет предсказание яркости для изображения I_M на основе ранее полученных p изображений. Расчёт коэффициентов a_k может быть произведён на основе метода наименьших квадратов. Считается, что в пикселе \mathbf{x} произошли изменения, если значение яркости предсказанного изображения $I'_i(\mathbf{x})$ отличается от яркости исходного изображения $I_i(\mathbf{x})$ на величину, превышающую заранее заданный порог. Обозначим маску изменений, формируемую на данном шаге, как $F_i(\mathbf{x})$.

На втором шаге производится выделение областей, на которых произошли изменения, по полученной пиксельной маске изменений. Для этого поводится следующая процедура:

1. Рассчитываются разностные маски изменений:

$$J_i(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{если } |I'_i(\mathbf{x}) - I_i(\mathbf{x})| > k_{threshold}, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (7)$$

где J_i – маска изменений, определяющая отличие предсказанного изображения $I'_i(\mathbf{x})$ и изображения $I_i(\mathbf{x})$, $k_{threshold}$ – заданный яркостной порог.

2. Определяется пересечение разностных масок изменений и маски изменений $F_{i-1}(\mathbf{x})$, полученной в результате применения фильтра Винера, по следующей формуле:

$$K_i(\mathbf{x}) = J_i(\mathbf{x}) \wedge J_{i-1}(\mathbf{x}) \wedge F_{i-1}(\mathbf{x}). \quad (8)$$

3. На изображении $K_i(\mathbf{x})$ находятся четырёхсвязные области R_i , размер которых превышает заранее заданный порог k_{min} .

4. Для каждой области R_i производится расчёт гистограммы H_i по исходному изображению I_{i-1} :

$$H_i(s) = \frac{|\{\mathbf{x} : \mathbf{x} \in R_i, I_{i-1}(\mathbf{x}) = s\}|}{|R_i|}. \quad (9)$$

5. Для каждой области R_i находится пересечение $F_{i-1} \wedge R_i$, и для каждой точки данного пересечения строится результирующая маска изменений:

$$L_i(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{если } H_i(I_i(\mathbf{x})) > \varepsilon, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (10)$$

где ε – заданный порог для гистограммных распределений.

Полученное таким образом множество областей $\{L_i(\mathbf{x})\}$ формирует результирующую маску изменений.

Последний шаг применяется для отсекаания изображений, сильно отличающихся режимом съёмки (например, при обработке съёмки внутри помещений необходимо разделять изображения, снятые в дневное и ночное время), и в данной работе не рассматривается.

5. Алгоритм Ли на основе выделения прямолинейных сегментов

Данный алгоритм описан в работах [9, 10] и предназначен для выделения изменений по двум изображениям, являющимся космическими снимками городских сцен. Он основан на выделении прямолинейных сегментов на обоих изображениях и сравнении их друг с другом. Такой подход обуславливает слабую зависимость результатов от общего уровня освещённости, а также от локальной яркости небольших групп объектов. Алгоритм содержит следующие основные шаги:

- обнаружение линейных сегментов;
- определение изменённых линейных сегментов;
- устранение незначимых линейных сегментов из списка изменённых;
- устранение изменённых линейных сегментов, вызванных изменением положений спутника и Солнца;

– формирование итоговой маски изменений по оставшимся линейным сегментам.

Для успешного применения данного алгоритма требуется геометрическая согласованность входных изображений с погрешностью не более 3 пикселей. Наиболее качественное выделение осуществляется по снимкам частично застроенных территорий, содержащих как здания и дороги, так и ровные участки местности.

5.1. Обнаружение сегментов прямых линий

Обнаружение сегментов прямых линий осуществляется при помощи алгоритма Бёрнса [11, 13], который был специально разработан для обнаружения прямых линий на сложных изображениях естественных сцен. В нём сочетаются преимущества двух алгоритмов: преобразования Хафа [13] и алгоритма маркировки связанных компонент.

Итак, при помощи алгоритма Бёрнса из каждого из двух анализируемых изображений одной территории извлекаются линейные сегменты, превышающие по длине заданный пользователем порог, призванный отделить значимые изменения от шумообразных.

Наборы найденных линейных сегментов для каждого из изображений обозначаются далее $L_1 = \{l_i^{(1)}\}$ и $L_2 = \{l_i^{(2)}\}$, соответственно.

5.2. Определение изменившихся линейных сегментов

Основываясь на работе Бёрнса [11], допустимо осуществить сравнение между линейными сегментами одного изображения и многомасштабным полем направлений градиента другого. Многомасштабное поле градиентов изображения I_k – это множество изображений $\{\Psi_{I_k}(\mathbf{x}; \sigma_s)\}$, где $k = \overline{1, 2}$, $s \in \{1, 2, \dots, N_s\}$, N_s – количество масштабных уровней градиентов, $\sigma_s = 2^{\frac{s-1}{2}}$, а $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ – пиксель изображения.

Построение полей $\Psi_{I_k}(\mathbf{x}; \sigma_s)$ происходит посредством вычисления ориентации градиента в каждой точке изображения I_k после свёртки его с окном с гауссовской импульсной характеристикой, имеющей СКО σ_s . Таким образом, сегмент $l_i^{(k)}$ признаётся изменившимся, если для него справедливо следующее неравенство:

$$\max_s \left\{ \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega(l_i^{(k)})} \eta(\Psi_{I_{2-k}}(\mathbf{x}; \sigma_s), \varphi(l_i^{(k)}))}{\Lambda(l_i^{(k)})} \right\} \leq T, \quad (11)$$

где $\Omega(l_i^{(k)})$ – множество пикселей линейной компоненты в определителе Бёрнса, «проголосовавших» за неё; $\varphi(l_i^{(k)})$ – это угол наклона $l_i^{(k)}$; $\Lambda(l_i^{(k)})$ – количество пикселей линейной компоненты; $\eta(a, b)$ –

это функция двух угловых аргументов, возвращающая 1 в случае их близости и 0 в противном случае; а T – порог. Так формируются подмножества изменившихся линий $C_1 \subseteq L_1$ и $C_2 \subseteq L_2$.

Одним из достоинств данного алгоритма является тот факт, что формируются именно два подмножества изменившихся линейных сегментов, что позволяет не просто выделять изменения, но и выяснять их тип (создание объектов или их разрушение).

5.3. Учёт изменения точки наблюдения

Изменение точки наблюдения приводит к различию проекций высотных объектов на различных снимках, что главным образом отражается в геометрической несогласованности горизонтальных участков объектов (то есть крыш). Такая несогласованность может достигать десятка пикселей на изображениях высокого разрешения. В алгоритме Ли для устранения этого эффекта предложено использовать расчёт и сопоставление отличительных точек двух изображений, также в литературе зачастую называемых локальными особенностями [13]. Метод содержит следующие этапы:

1. Расчёт отличительных точек (в качестве которых используются SIFT-точки [14 - 15]) на двух изображениях.
2. Вычисление дескрипторов отличительных точек.
3. Установление соответствия между точками двух изображений.
4. Вычисление основного направления сдвига путём анализа гистограммы углов между парами точек.
5. Формирование областей сдвига, вызванного изменением ракурса.
6. Исключение изменённых сегментов $l_i^{(k)}$ обоих изображений при условии их попадания в найденные области.

5.4. Формирование маски изменений по изменившимся линейным сегментам

В качестве окончательного результата анализа из изменённых линий должны формироваться области значимых изменений. При их построении следует учитывать, что выделенные линии могут принадлежать контурам зданий (тогда они должны образовывать кластеры, отражающие форму зданий), дорогам (тогда они формируют прямоугольники малой ширины и большой длины), а также отдельно стоящим объектам или границам света и тени в случае неточного удаления последних. Исходя из этого, для построения областей изменений используется процедура, состоящая из следующих двух этапов:

- удаление из списка изменившихся сегментов изолированных отрезков, чья длина не превышает расстояния до ближайшего изменённого сегмента;
- формирование маски изменений путём дилатации регионов, соответствующих изменённым линейным сегментам, с учётом маски теней.

6. Модификации алгоритмов, использованные при проведении исследований

6.1. Учёт изменения точки наблюдения в алгоритме Ли

Предварительные испытания каждого из этапов трёх исследуемых алгоритмов показали результаты, сходные с теми, что приведены в работах авторов [6 - 10]. Исключение составил лишь этап учёта изменения точки наблюдения в алгоритме Ли. На рис. 1 приведены изображения, использованные при испытаниях данного этапа. Они представляют собой снимки одного и того же участка местности, сделанные в разное время с разных ракурсов, причём никаких реальных изменений на местности между первой и второй съёмкой не произошло.

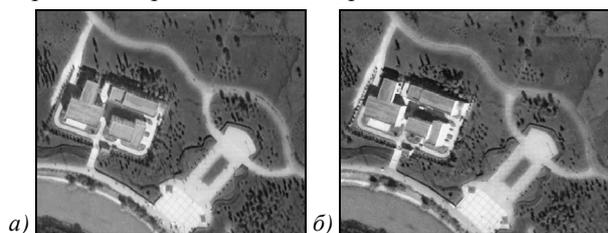


Рис. 1. Пара изображений одного участка местности, снятого с разных ракурсов (Пекин, спутник GeoEye)

Рис. 2 содержит увеличенный фрагмент изображений с рис. 1б с наложенными на него контурами, выделенными на изображении с рис. 1а. Белые стрелки показывают геометрическое рассогласование двух изображений, величина которого составляет около 5 пикселей. Чёрные же показывают относительный сдвиг крыши здания, вызванный изменением ракурса съёмки и составляющий около 8 пикселей. Как видно на рис. 2, угол между белыми и чёрными линиями близок к 90 градусам, что благоприятствует процедуре учёта изменения точки наблюдения, описанной в предыдущем разделе.

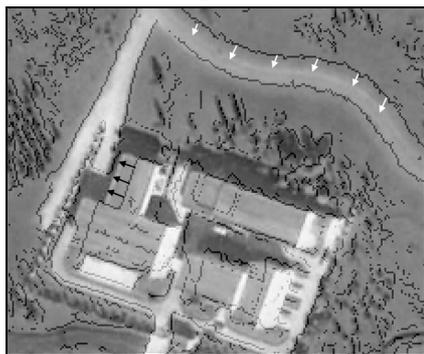


Рис. 2. Иллюстрация геометрического рассогласования и различия ракурсов съёмки изображений на рис. 1

На рис. 3 на фоне изображения с рис. 1а показаны результаты установления соответствия между SIFT-точками двух анализируемых изображений. Чёрными отрезками соединены SIFT-точки разных изображений, которые удалось сопоставить друг с другом, белыми точками же помечены те отличительные точки изображения с рис. 1а, для которых не нашлись соответствующие точки на втором изо-

бражении. Как видно, в большей части изображения преимущественное направление найдено правильно и соответствует белым стрелкам на рис. 2. Однако ни одного соответствия между точками, расположенными на крыше здания, установить не удалось: единственный чёрный отрезок в правой нижней части здания представляет собой ложное сопоставление крыши здания на одном изображении со стеной этого здания на другом. Помимо этого, размеченная на квадраты площадь в нижней центральной части изображения послужила источником сразу для нескольких ложных сопоставлений.



Рис. 3. Результат установления соответствия между SIFT-точками изображений с рис. 1

Данный пример позволяет сделать следующие выводы о применимости процедуры учёта изменения точки наблюдения в алгоритме Ли:

1. Для применимости данной процедуры суммарная площадь поверхностей, находящихся выше уровня земли (крыши зданий), должна быть сопоставима с обозреваемой на снимках площадью земной поверхности.
2. Поверхности, находящиеся выше уровня земли, должны обладать некоторой неоднородностью и содержать отличительные объекты для точного установления соответствия, что зачастую не соблюдается для ровных и однородных крыш.
3. При увеличении площадей крыш возрастает и площадь стен зданий, которые могут быть не видны при съёмке с другого ракурса. Это вносит дополнительные проблемы при сопоставлении двух снимков. Рис. 4 показывает пример трудной для анализа ситуации, в котором произведена съёмка с разных ракурсов участка местности, содержащего высотные здания.
4. Регулярные текстуры, подобные площади на рис. 3 и нередкие на снимках городской застройки, могут вызвать ошибки при сопоставлении точек и требуют отдельного учёта.

Вышеперечисленные факторы побудили авторов отказаться от данной процедуры в пользу одного из двух способов упрощённого учёта изменения ракурса съёмки. Оба эти способа основаны на увеличении окрестности при расчёте многомасштабного поля градиентов, которое позволило бы считать одинаковыми объектами даже в том случае, если они окажутся сдвинутыми друг относительно друга на двух анализируемых изображениях.

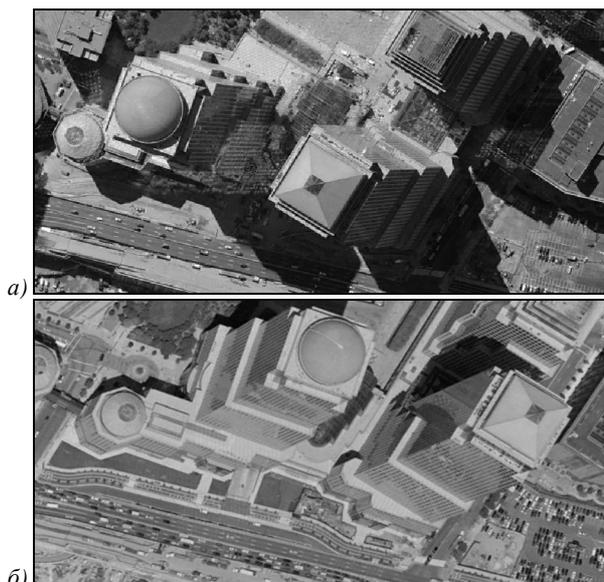


Рис. 4. Съёмка с разных ракурсов высотных зданий (Нью-Йорк, спутник GeoEye)

Первый способ заключается в увеличении количества N_s сглаживаний изображения при расчёте многомасштабного поля градиентов для анализа изменений по формуле (11), что в свою очередь, позволит включить в многомасштабное поле градиентов изображения, полученные размытием с более крупным значением σ_s .

Второй способ заключается в том, чтобы при расчёте полей градиентов в качестве значений в точках использовать значения, соответствующие пику гистограммы углов градиента в скользящем окне, составленной по значениям градиента, превышающим по модулю предопределённый порог. Этот вариант также расширяет область просмотра, причём позволяет считать неизменившимися даже линии, составленные из пикселей, значения градиентов в которых по второму изображению вовсе не согласуются с направлением линии, однако на втором изображении рядом с этими пикселями проходит аналогичная линия.

По результатам предварительных экспериментов на реальных образцах предпочтение было отдано первому способу. Он и используется при дальнейших исследованиях, описанных в разделе 7.

6.2. Использование алгоритма Ли для анализа более двух снимков

Алгоритм Ли предназначен для выделения изменений по паре снимков. Поэтому для проведения исследований на последовательностях большей длины была разработана методика построения комплексной маски изменений по нескольким попарным.

Пусть $I_m, m = \overline{1, M}$ – последовательность изображений, $C_{m,n} = \text{Changes}(I_m, I_n)$ – результат выделения изменений по паре изображений (I_m, I_n) ,

представляющий собой изображение, пиксели которого могут иметь три возможных значения:

- 0 – нет изменений;
- 1 – есть изменения;
- -1 – неизвестно (на одном из изображений в этом пикселе имеется тень).

Также следует отметить, что для алгоритма Ли $C_{m,n} \neq C_{n,m}$.

Итоговая маска изменений определяется согласно (1) при сравнении пикселей последнего изображения последовательности с предшествующими. Поэтому в качестве результатов выделения изменений по последовательности изображений принято решение использовать следующие изображения:

$$C_{M;1..M-1}(\mathbf{x}) = \bigcap_{m=1}^{M-1} C_{M,m}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \exists m : C_{M,m}(\mathbf{x}) = 0, \\ -1, & \forall m : C_{M,m}(\mathbf{x}) = -1, \\ 1, & \exists m : C_{M,m}(\mathbf{x}) = 1 \wedge \forall m : C_{M,m}(\mathbf{x}) \neq 0, \end{cases} \quad (12)$$

$$C_{1..M-1;M}(\mathbf{x}) = \bigcap_{m=1}^{M-1} C_{m,M}(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \exists m : C_{m,M}(\mathbf{x}) = 0, \\ -1, & \forall m : C_{m,M}(\mathbf{x}) = -1, \\ 1, & \exists m : C_{m,M}(\mathbf{x}) = 1 \wedge \forall m : C_{m,M}(\mathbf{x}) \neq 0. \end{cases} \quad (13)$$

Первое изображение $C_{M;1..M-1}$ является маской, содержащей объекты, отсутствующие на I_M и присутствующие на всех более старых изображениях последовательности. Второе изображение $C_{1..M-1;M}$ является маской, содержащей объекты, присутствующие на I_M и отсутствующие на всех более старых изображениях последовательности. Такие маски, являющиеся результатом сравнения нескольких изображений, позволяют повысить устойчивость метода выделения изменений к изменению условий наблюдения.

Также по изображениям (12)-(13) можно построить единую маску изменений, обладающую меньшей информативностью, но согласующуюся с (1), по следующей формуле:

$$B(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & C_{1..M-1;M}(\mathbf{x}) = 1 \wedge C_{M;1..M-1}(\mathbf{x}) = 1, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (14)$$

Данный алгоритм также может быть использован для методики на основе метода главных компонент. При этом поиск изменений производится для пар изображений в последовательности. В данном случае упрощается выбор компоненты, отвечающей за изменения.

7. Исследование работоспособности рассмотренных методов

В данном разделе приводятся результаты выделения изменений, полученные различными алгоритмами на различных последовательностях снимков. Несмотря на наличие методики построения комплексной маски изменений для алгоритма на основе метода главных компонент и алгоритма Ли, описанной в предыдущем разделе, в ходе исследований в основном анализировались последовательности из двух изображений ввиду большей простоты этого варианта, а также лучшей интерпретируемости результатов исследования. Также следует отметить, что на рисунках в качестве результатов выявления изменений приведены промежуточные результаты, содержащие степень уверенности в наличии изменений $\rho(x)$ (для алгоритмов на основе метода главных компонент и “Wallflower”) или выделенные изменённые линейные сегменты (для алгоритма Ли). Это также продиктовано соображениями лучшей интерпретируемости результатов анализа.

7.1. Алгоритм на основе метода главных компонент

Основными анализируемыми данными для алгоритма на основе метода главных компонент являются значения пикселей изображений, поэтому алгоритм показал неплохие результаты при выделении маски изменений на изображениях, в которых изменённые области характеризуются различной яркостью. Характерным примером тому служит результат анализа последовательности из двух изображений на рис. 5а, б, на которых заснят процесс строительства дороги на различных стадиях.

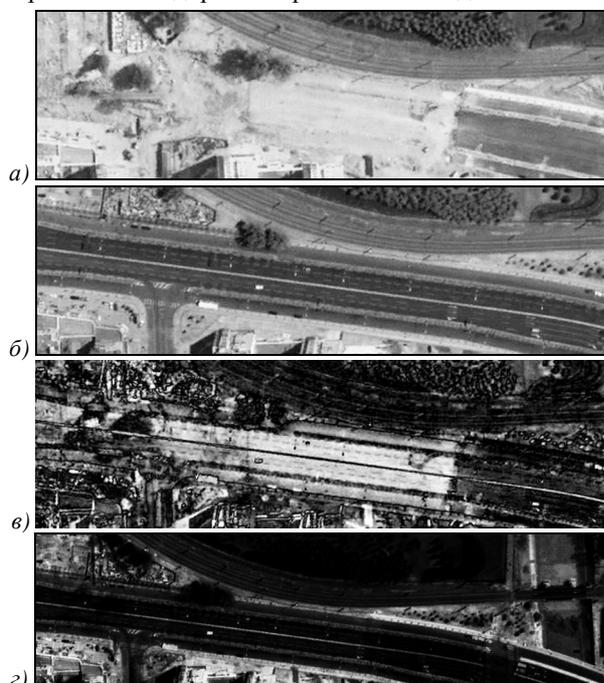


Рис. 5. Пример выделения изменений (Пекин, спутник GeoEye): изображения последовательности, (а) и (б); степень уверенности в наличии изменений по алгоритмам на основе метода главных компонент и “Wallflower” (в) и (г)

Результат работы, представляющий собой поле $\rho(x)$, проиллюстрирован на рис. 5в. Как видно, более светлыми помечены именно те области, на которых были произведены изменения на местности. Однако сравнение изображений, снятых при разных условиях освещения или спутниками, имеющими различные оптические характеристики, зачастую приводит к ложному выявлению неизменившихся областей. Примером тому служит рис. 6, на котором крыша здания признана изменившейся.

Также к недостаткам данного алгоритма можно отнести отсутствие учёта структуры анализируемой сцены и возможного изменения точки наблюдения, что ограничивает его применимость относительно простыми сценами, содержащими малое число объектов вообще и высотных объектов в частности.

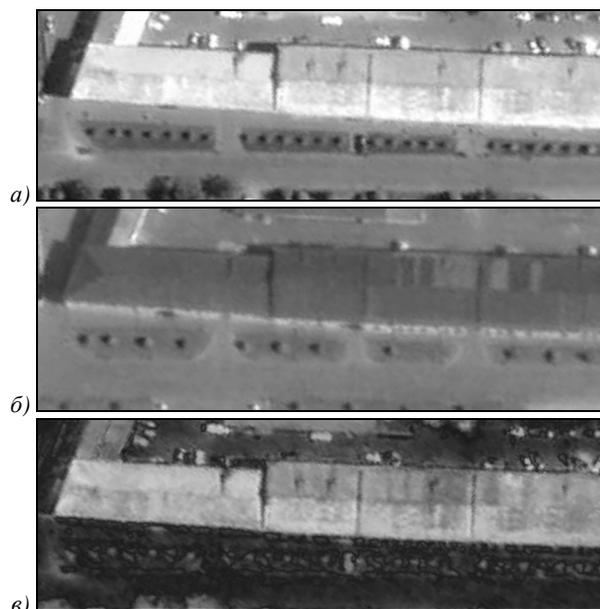


Рис. 6. Пример выделения изменений (Казань, спутники IKONOS и GeoEye): изображения последовательности (а) и (б); степень уверенности в наличии изменений по алгоритму на основе метода главных компонент (в)

Алгоритм “Wallflower”

Алгоритм изначально предназначен для последовательностей произвольной длины. Источником данных для анализа изменений также служат значения пикселей, поэтому выявление изменений на больших последовательностях изображений, изменённые области которых существенно отличаются по яркости, происходит успешно. Примером тому служит рис. 7. Однако анализ последовательностей малой длины (даже довольно простых, как на рис. 5а, б) зачастую содержит ошибочные результаты (рис. 5г). Кроме того, данный алгоритм, обнаруживая крупные области изменений, не показал стабильных результатов по выявлению небольших изменившихся объектов (рис. 8). Недостатки, указанные для предыдущего алгоритма и состоящие в отсутствии учёта структуры сцены и процедур, компенсирующих различие углов наблюдения, для данного алгоритма также справедливы.

Алгоритм Ли

Алгоритм Ли в отличие от двух предыдущих анализирует не цвета пикселей изображений, а линейные сегменты, характеризующие объекты на земной поверхности. Также в нём предусмотрен учёт изменения угла наблюдения. Для исследования работоспособности данного метода были выбраны три последовательности различной сложности, представленные на рис. 9-11, каждая из которых состояла из двух изображений. Выделенные изменённые линейные сегменты анализировались оператором, который делил их на следующие категории:

- а) сегменты, принадлежащие областям значимых изменений (верное обнаружение);
- б) сегменты, принадлежащие областям незначимых изменений (ошибочное обнаружение);
- в) сегменты, принадлежащие границам света и тени (ошибочное обнаружение);
- г) сегменты, образованные вследствие различия углов наблюдения (ошибочное обнаружение).

Выделенные линии изменений показаны на рис. 9-11 на фоне соответствующих им объектов. Численные данные о принадлежности найденных сегментов к каждой из категорий указаны в табл. 1.

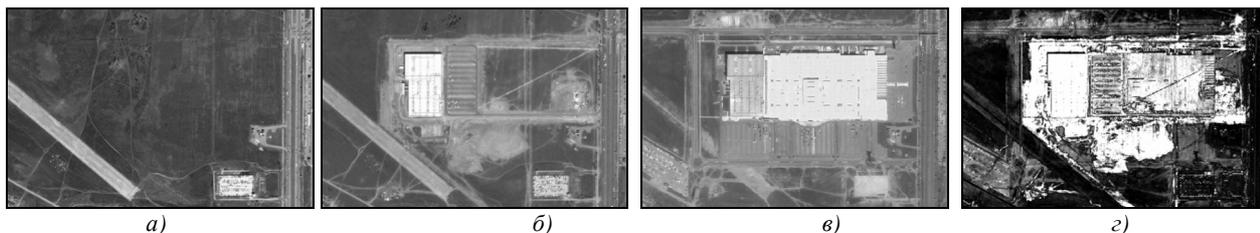


Рис. 7. Пример выделения изменений (Казань, спутники IKONOS и GeoEye): изображения последовательности (а), (б) и (в); степень уверенности в наличии изменений по алгоритму “Wallflower” (г)



Рис. 8. Пример выделения изменений (Самара, спутники Eros-A и Cartosat-1(IRS-P5)) изображения последовательности (а) и (б); степень уверенности в наличии изменений по алгоритму “Wallflower” (в)

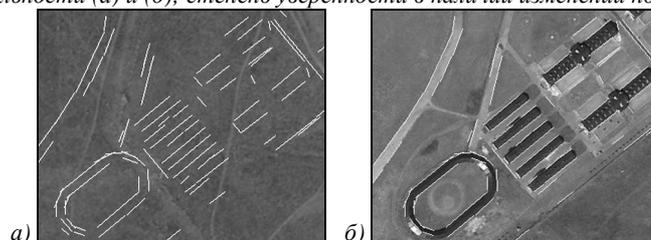


Рис. 9. Пример выделения изменившихся сегментов алгоритмом Ли (Казань, спутники IKONOS и GeoEye)

Таблица 1. Анализ результатов выделения изменений на рис. 9-11

		Рис. 9	Рис. 10	Рис. 11
Полное количество линейных сегментов		165	983	250
Количество изменённых линейных сегментов		133	384	116
Процент сегментов по категориям	Верное обнаружение	97,7%	72,8%	52,5%
	Незначительные изменения	2,3%	6,7%	12,9%
	Граница света и тени	0%	7,9%	1,7%
	Изменения ракурса	0%	12,6%	32,8%

Данные, представленные в табл. 1, в целом позволяют сделать вывод о работоспособности данного метода для обнаружения изменений на городских сценах средней сложности. Однако увеличение количества высотных объектов на снимках (как в по-

следовательности на рис. 11) приводит к росту числа ошибочно извлечённых сегментов, что вызвано главным образом изменением ракурса съёмки.

Также следует отметить, что итоговая маска изменений по набору изменившихся сегментов не все-

гда содержит все изменившиеся области, а зачастую содержит дыры внутри изменившихся объектов. Это обусловлено тем, что формирование данной маски осуществляется путём дилатации изменившихся сегментов. Проблема эта может быть решена путём заливки замкнутых и частично замкнутых областей на маске изменений.

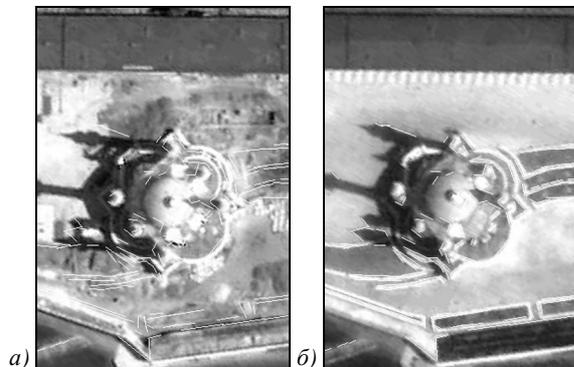


Рис. 10. Пример выделения изменившихся сегментов алгоритмом Ли (Казань, спутники IKONOS и GeoEye)

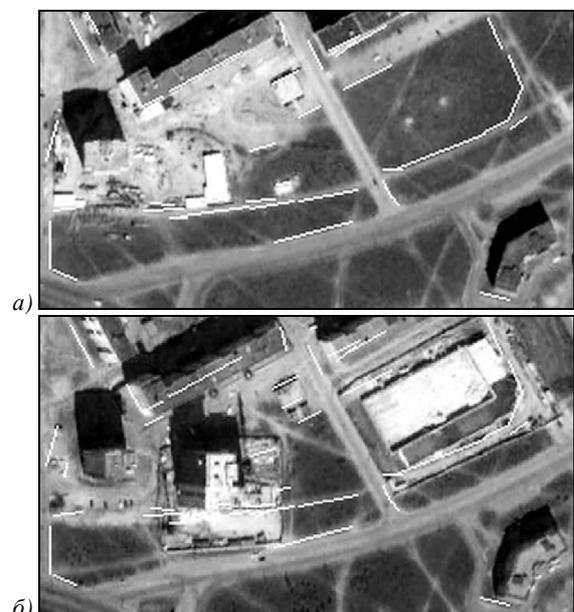


Рис. 11. Пример выделения изменившихся сегментов алгоритмом Ли (Казань, спутники IKONOS и GeoEye)

Заключение

В работе проведено исследование трёх описанных в литературе методов выделения антропогенных изменений на земной поверхности по последовательности космических изображений высокого разрешения. Исследования показали работоспособность всех трёх алгоритмов на отдельных последовательностях, но далеко не на всех, использовавшихся в ходе экспериментов. Поэтому, с одной стороны, каждый из алгоритмов может служить инструментом, облегчающим ручной труд по поиску изменившихся областей на изображениях, однако, с другой стороны, в текущем виде ни один из них не способен давать стабильно высокие результаты при обнаружении изменившихся областей в автоматическом режиме.

Среди трёх рассмотренных алгоритмов наиболее качественные результаты показал алгоритм Ли, в котором берутся за основу не яркости пикселей, а границы областей. Однако для широкого применения его для анализа сложных сцен необходимо улучшить процедуру учёта изменения ракурса съёмки, а также процедуру построения итоговой маски изменения по изменившимся сегментам.

Благодарности

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке грантов РФФИ (проекты 11-07-12059-офи-м-2011, 11-07-12060-офи-м-2011, 11-07-12062-офи-м-2011), а также программы фундаментальных исследований Президиума РАН «Фундаментальные проблемы информатики и информационных технологий», проект 2.12.

В работе с разрешения владельцев использованы исходные космические снимки, принадлежащие СГАУ, ОАО «Самара-ИнформСпутник» и НП «ПЦКГИ»; а также открытые на Google Earth покрытия данными дистанционного зондирования Земли, принадлежащие компаниям GeoEye, DigitalGlobe, Sanborn и Bluesky.

Литература (References)

1. **Radke, R.J.** Image change detection algorithms: a systematic survey / R.J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi, B. Roysam // *IEEE Trans. on Image Processing.* – 2005. – Vol. 14(3). – P. 294-307.
2. **Bruzzone, L.** An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images / L. Bruzzone, D.F. Prieto // *IEEE Trans. on Image Processing.* – 2002. – Vol. 11(4). – P. 452-466.
3. **Aach, T.** Statistical model-based change detection in moving video / T. Aach, A. Kaup // *Signal Process.* – 1993. – Vol. 31. – P. 165-180.
4. **Hsu, Y.Z.** New likelihood test methods for change detection in image sequences / Y.Z. Hsu, H.-H. Nagel, G. Reckers // *Comput. Vis., Graph. Image Process.* – 1984. – Vol. 26. – P. 73-106.
5. **Jain, Z.** Optimum multisensor data fusion for image change detection / Z. Jain, Y. Chau // *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* – 1995. – Vol. 25(9). – P. 1340-1347.
6. **Niemeyer, I.** Unsupervised change detection techniques using multispectral satellite images / I. Niemeyer, M. Canty, D. Klaus // *Proc. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp.* – 1999. – P. 327-329.
7. **Qiu, B.** Multi-block PCA method for image change detection / B. Qiu, V. Prinnet, E. Perrier, O. Monga // *12th International Conference on Image Analysis and Processing.* – 2003. – P. 385-390.
8. **Toyama, K.** Wallflower: Principles and practice of background maintenance / K. Toyama, J. Krumm, B. Brumitt, B. Meyers // *Proc. ICCV.* – 1999. – P. 255-261.
9. **Li, W.** A novel framework for urban change detection using VHR satellite images / W. Li, Y. Wu, Z. Hu // *Proc. of ICPR.* – 2006. – P. 312-315.
10. **Zhang, Sh.** Urban change detection based on edge line segments and texture / Sh. Zhang, W. Li, Q. Liu, Zh. Zhou, H. Lu // *Conference in Research and Practice in Information Technology, 2006.*

11. **Burns, J.B.** Extracting straight lines / J.B. Burns, A.R. Hanson, E.M. Riseman // IEEE Trans. PAMI. – 1986. – Vol. 8(4). – P. 425-455.
12. **Arévalo, V.** Detecting shadows in QuickBird satellite images / V. Arévalo, J. González, J. Valdes, G. Ambrosio // ISPRS Commission VII Mid-term Symposium "Remote Sensing: From Pixels to Processes", Enschede, the Netherlands, 2006.
13. **Shapiro, L.** Computer Vision / L. Shapiro, G. Stockman. – Prentice-Hall, Inc, 2001.
14. **Lowe, D.G.** Object recognition from local scale-invariant features / D.G. Lowe // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. – 1999. – P. 1150-1157.
15. **Jensen, J.** Introductory Digital Image Processing, a Remote Sensing Perspective / J. Jensen. – Prentice-Hall, Inc., 1996.

RESEARCH OF METHODS FOR MAN-MADE CHANGE DETECTION ON EARTH SURFACE USING HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGE SERIES

V.A. Fedoseev^{1,2}, N.V. Chupshev¹

¹ Image Processing Systems Institute of the RAS,

² S.P. Korolyov Samara State Aerospace University

Abstract

In this paper, analysis and functionality research of several algorithms designed for detection of anthropogenic changes on the Earth's surface by analyzing a series of satellite images of the same area taken at different times are performed. The greatest attention is paid to the algorithm based on principal component analysis, the "Wallflower" algorithm based on Wiener filter, and the Li algorithm based on extraction of straight line segments. The results of research of these algorithms on real series of high resolution satellite images, as well as conclusions about their usefulness are given in the paper. Also some modifications of the algorithms designed to reduce errors and improve quality of their work are proposed.

Key words: change detection, remote sensing, satellite imagery analysis, principal component analysis, Wiener filter, Burns algorithm, shadow mask.

Сведения об авторах



Федосеев Виктор Андреевич, 1986 года рождения, в 2009 году окончил Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (СГАУ) по специальности «Прикладная математика и информатика». Аспирант кафедры геоинформатики и информационной безопасности СГАУ, стажёр-исследователь лаборатории математических методов обработки изображений Института систем обработки изображений РАН (ИСОИ РАН). Области научных интересов: обработка и анализ изображений, геоинформатика, цифровые водяные знаки, стеганография.

E-mail: vicanfed@gmail.com.

Victor Andreevich Fedoseev graduated (2009) from the Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov (SSAU), majoring in Applied Mathematics and Computer Science. Currently he is a postgraduate student at the Geoinformatics and Information Security Department at SSAU and a trainee-researcher at the Mathematical Methods of Image Processing Laboratory of the Image Processing Systems Institute of the RAS. His current research interests include image processing and image analysis, geoinformatics, digital watermarking and steganography.



Чупшев Николай Викторович, 1986 года рождения, в 2008 году окончил Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (СГАУ) по специальности «Прикладная математика и информатика». Работает стажёром-исследователем лаборатории математических методов обработки изображений Института систем обработки изображений РАН (ИСОИ РАН). Области научных интересов: обработка и анализ изображений, геоинформатика.

E-mail: nikolay.smr@gmail.com.

Nikolay Viktorovich Chupshev graduated (2008) from the Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov (SSAU), majoring in Applied Mathematics and Computer Science. Currently he is a trainee-researcher at the Mathematical Methods of Image Processing Laboratory of the Image Processing Systems Institute of the RAS. His current research interests include geoinformatics, image processing and image analysis.

Поступила в редакцию 30 марта 2012 г.