

УДК: 004.932.2

## АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ КОМПЛЕКСА СОЗДАНИЯ ОПОРНЫХ ДАННЫХ ПО СПУТНИКОВЫМ СНИМКАМ ВЫСОКОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ

*Кузнецов А.Е., д.т.н., профессор, зам. директора НИИ «Фотон», РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru*

*Рыжиков А.С., научный сотрудник НИИ «Фотон», РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru*

*Пошехонов В.И., к.т.н., ведущий научный сотрудник НИИ «Фотон», e-mail: foton@rsreu.ru*

## ALGORITHMS OF REFERENCE DATA CREATION FROM HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGERY

*Kuznechov A.E., Ryzhikov A.S., Poshehonov V.I.*

*Algorithms for creation of reference data in the form of ground point sets are proposed. Process flow diagram for ground points generations is considered, that includes algorithms of feature objects detection on high resolution satellite images, structuring them and abris creation.*

**Key words:** ground reference point, abris, feature point.

**Ключевые слова:** опорная точка местности, абрис, характерный объект.

### Введение

Геокодирование спутниковых изображений земной поверхности согласно ГОСТ Р 59480-2021 осуществляется на основе строгой модели съемки, исходными данными для которой является измерительная информация (ИИ), полученная от астродатчиков, датчиков угловых скоростей (ДУС) и приёмников ГЛОНАСС/GPS. При штатной работе измерительных систем и регулярном проведении калибровочных мероприятий этой информации достаточно для обеспечения высокоточной геопривязки материалов съемки [1]. Однако в процессе эксплуатации космического аппарата (КА) могут возникать нештатные ситуации, приводящие, например, к сбоям в работе астродатчиков [2]. В результате снижается точность определения элементов внешнего ориентирования камеры и, как следствие, точность геокодирования получаемых в ходе наземной обработки информационных продуктов. Поэтому для сохранения измерительных свойств распространяемых потребителям видеоданных в процессе обработки должна привлекаться высокоточная опорная информация, на основе которой уточняются параметры строгой модели съёмки.

В настоящее время при обработке данных от КА серий «Ресурс-П», «Канопус-В» применяется технология автоматического устранения грубых ошибок геодезической привязки по синтезированному из снимков КА «Landsat-8» непрерывному опорному покрытию [3]. Это позволяет при нештатной работе измерительных систем спутника формировать выходные продукты, геокодированные с точностью опоры, то есть 20-25 м. Понятно, что для снижения этой величины до единиц метров следует использовать более точные опорные данные.

В работе [4] предложена концепция поддержания точностных характеристик материалов съемки на основе опорных точек местности (ОТМ), формируемых при

*Предложено алгоритмическое обеспечение, предназначенное для создания опорных данных в виде массивов опорных точек местности. Рассмотрена технологическая схема формирования опорных точек, включающая алгоритмы детектирования характерных объектов на спутниковых снимках высокого разрешения, их структурирования и создания абрисов.*

штатной работе измерительных систем КА. Согласно этой концепции, спутник осуществляет съемку больших площадей с различными углами крена. На основе полученных изображений формируются массивы ОТМ. Каждая ОТМ представляет собой кортеж  $(c, a, p, e)$ , где  $c = (\varphi, \lambda, h)$  – широта, долгота и высота характерного объекта соответственно;  $a = b(x, y)$  – ортотрансформированное изображение этого объекта в картографической проекции (абрис), центр которого соответствует координатам  $(\varphi, \lambda)$ ;  $p = (\sigma, \sigma_h)$  – точность координат опорного объекта в плане и по высоте;  $e$  – сопроводительная информация (дата съемки, идентификатор КА и т.д.).

При решении задачи уточнения строгой модели съемки ОТМ обладают рядом преимуществ перед непрерывным покрытием аналогичного разрешения. Во-первых, объем данных и вычислительная сложность актуализации опоры на порядки меньше. Во-вторых, детектирование характерных объектов при формировании ОТМ позволяет ускорить этап уточнения геодезической привязки снимков, к которому предъявляются жесткие требования по быстродействию. В-третьих, возможность учёта точностных характеристик  $p$  каждой ОТМ позволяет создать единую опору из снимков с различными характеристиками (в т.ч. от разных КА). При уточнении параметров строгой модели геопривязки по методу наименьших квадратов  $p$  определяет вес (степень влияния) каждой ОТМ.

**Целью работы** является создание алгоритмического обеспечения комплекса автоматического формирования

опорного покрытия в виде набора ОТМ, используемых при уточнении элементов внешнего ориентирования строгой модели съемки для сохранения точностных характеристик выходных информационных продуктов от КА при нештатной работе его измерительных систем. Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- разрабатывается технологическая схема формирования ОТМ с оценкой точности;
- разрабатываются алгоритмы детектирования характерных объектов для создания абрисов ОТМ;
- разрабатываются алгоритмы структурирования (обеспечения равномерного распределения) ОТМ по земной поверхности.

### Технологическая схема формирования ОТМ в потоковом режиме

Технология автоматического формирования ОТМ основана на следующих конструктивных технических решениях.

*Первое.* Для обеспечения высоких точностных характеристик формируемых ОТМ следует использовать маршруты съемки от КА высокодетального наблюдения типа «Ресурс-П», «Ресурс-ПМ», «РБКА», сопровождаемые полнофункциональной измерительной информацией (ИИ).

*Второе.* Распознавание характерных объектов ОТМ должно выполняться в автоматическом режиме.

*Третье.* С целью сокращения избыточности и обеспечения равномерного распределения ОТМ по земной поверхности технология должна предусматривать операцию структурирования ОТМ по ячейкам координатной сетки и контроль избыточности.

В соответствии с этими решениями в последовательность действий при потоковой каталогизации снимка высокого разрешения добавляется комплекс алгоритмов автоматического формирования ОТМ, состоящий из следующих шагов:

1. Определение полноты ИИ. На этом шаге анализируется наличие данных от астродатчиков, ДУС и т.д. На основе этой информации оценивается точность определения элементов внешнего ориентирования. Если точность неудовлетворительна (например, отсутствуют измерения двух и более астродатчиков КА «Ресурс-П»), выполняется прерывание алгоритма.

2. Обработка исходных видеоданных для получения продукта уровня 1 – геокодированного и радиометрически скорректированного изображения  $b(m, n)$ .

3. Детектирование: определение на изображении  $b(m, n)$  планарных координат  $I$  характерных объектов  $\{(m_i, n_i)\}, i \in \{1, \dots, I\}$ , пригодных для формирования ОТМ.

4. Оценка точности  $p_i$  определения геодезических координат  $c_i$  каждого характерного объекта.

5. Структурирование: оценка параметров совместного распределения найденных объектов и уже имеющихся ОТМ по ячейкам регулярной координатной сетки и последующая отбраковка избыточных с целью обеспечения равномерного распределения ОТМ в пространстве.

6. Формирование абрисов ОТМ. На этом шаге путём ортотрансформирования фрагментов исходного снимка  $b(m, n)$  создаются абрисы  $a_i = b_i(x, y)$  в картографической системе координат и заполняются метаданные  $e_i$ .

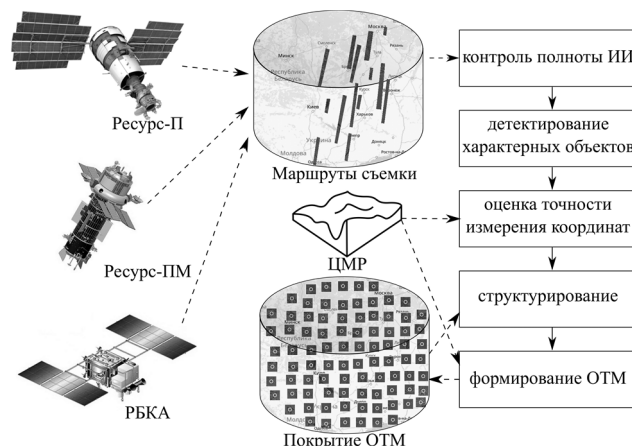


Рис. 1. Технологическая схема формирования ОТМ

Соответствующая технологическая схема автоматического создания покрытия ОТМ представлена на рис. 1. В приведенной схеме геокодирование изображений уровня обработки 1 основано на строгой модели съемки [5], позволяющей рассчитать для каждого пикселя  $(m, n)$  его геодезические координаты  $(\varphi, \lambda)$  точки пересечения визирного луча с референц-эллипсоидом на высоте  $h$ :  $\varphi = \Phi(m, n, h, \Omega, \Theta, q)$ ,  $\lambda = F(m, n, h, \Omega, \Theta, q)$ , где  $\Omega$  – вектор входных параметров, описывающих элементы внешнего ориентирования,  $\Theta, q$  – векторы, описывающие элементы внутреннего ориентирования камеры и конструктивные углы астродатчиков.

Опуская особенности модели видеотракта конкретных съемочных устройств [6], среднеквадратическая ошибка (root mean square deviation, СКО) измерения плановых координат характерных объектов  $\sigma$  в общем случае определяется точностью измерения угловых и линейных элементов внешнего ориентирования и зависит от точности используемой для ортотрансформирования цифровой модели рельефа (ЦМР),

$$\sigma = \sqrt{\sigma_L^2 + \sigma_A^2 + \sigma_E^2}, \quad (1)$$

$\sigma_L$  – СКО определения линейных элементов внешнего ориентирования, характеризующаяся точностью работы приемников ГЛОНАСС/GPS;  $\sigma_A$  – СКО, вызванная неточностью измерения углов тангажа  $\alpha$  и крена  $\omega$  съемочного устройства,

$$\sigma_A \approx H \sqrt{\sigma_\alpha^2 + \sigma_\omega^2}, \quad (2)$$

где  $\sigma_\alpha, \sigma_\omega$  – погрешность измерения углов крена и тангажа в радианах,  $H$  – высота съемки.

СКО смещения плановых координат объекта  $\sigma_E$  зависит от точности используемой ЦМР  $\sigma_h$  и угла отклонения от надира  $\beta$ ,

$$\sigma_E = \sigma_h \tan \left[ \arcsin \frac{(R + H) \sin \beta}{R} \right], \quad (3)$$

где  $R$  – радиус Земли.

При использовании внешней ЦМР точность высоты характерных объектов равна  $\sigma_h$ . Если ОТМ формируются в ходе стереосъемки, то значение  $\sigma_h$  определяется из соотношения

$$\sigma_h = \frac{\sqrt{\sigma_L^2 + \sigma_A^2}}{B/H}, \quad (4)$$

где  $B$  – величина стереобазы.

Таким образом с использованием соотношений (1-4) определяются точностные характеристики каждой ОТМ, что является весьма важным для последующего выполнения процедуры геодезического ориентирования.

#### Алгоритмы детектирования характерных объектов

Важным составным элементом разрабатываемого комплекса является алгоритм автоматического детектирования подходящих для формирования ОТМ характерных объектов на спутниковых снимках высокого пространственного разрешения. Ключевое свойство ОТМ – возможность надёжной автоматической идентификации на других изображениях ДЗЗ высокого разрешения путем корреляционно-экстремального поиска абриса [7]. Для достижения этого свойства необходимо обеспечить

- а) уникальность характерного объекта в пределах абриса;
- б) контрастность и различимость объекта, достаточную для субпиксельной идентификации;
- в) устойчивость (отсутствие существенных сюжетных различий в окрестности объекта на разновременных снимках).

**Детектор Харриса.** В работе [8] для определения характерных объектов на снимках с пространственным разрешением 10 метров предложено использовать детектор Харриса – один из наиболее эффективных [9] детекторов углов. Авторы указывают, что в связи с особенностями детектора объекты преимущественно располагаются по границам береговых линий. Такое распределение удовлетворительно для уточнения геодезической привязки данных среднего разрешения от КА, характеризующихся широкой полосой обзора. Однако при обработке данных от КА высокого пространственного разрешения с полосой обзора 20-40 км крайне важно обеспечить максимально равномерное распределение ОТМ.

В связи с этим исследовано поведение оператора Харриса на изображениях субметрового разрешения. Величина отклика оператора Харриса  $R(m_0, n_0)$  для объекта изображения  $b(m, n)$  с координатами  $(m_0, n_0)$  определяется путем анализа градиента в окне  $W = \{(m_k, n_k) | |m_k - m_0| < w, |n_k - n_0| < w\}$ , где  $w$  – размер окна. Градиент в окне  $W$  описывается матрицей

$$\mathbf{G}_{(m_0, n_0)} = \begin{bmatrix} \sum_{(m_k, n_k) \in W} (\Delta_k^n)^2 & \sum_{(m_k, n_k) \in W} \Delta_k^m \Delta_k^n \\ \sum_{(m_k, n_k) \in W} \Delta_k^m \Delta_k^n & \sum_{(m_k, n_k) \in W} (\Delta_k^m)^2 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где  $\Delta_k^m, \Delta_k^n$  – частные производные  $b$  в точке  $(m_k, n_k)$  по осям  $n$  и  $m$  соответственно.

$$R(m_0, n_0) = \det \mathbf{G}_{(m_0, n_0)} - k \cdot \text{trace} \mathbf{G}_{(m_0, n_0)},$$

где  $k = 0,04$  – эмпирическая константа. Значение  $R$  велико в точках, в которых градиент (5) изображения  $b$  быстро растёт в двух направлениях; обычно на углах некоторого объекта.

Масштаб пространства поиска характерных объектов фиксирован и определяется параметром  $w$ , который обычно принимается равным 2 (окно  $W$  размером  $3 \times 3$ ). Однако на снимках высокого разрешения при малых  $w$  наибольший отклик детектора дают деревья, кусты, машины и подобные локально-характерные объекты с линейными размерами порядка нескольких метров, которые в отсутствии характерного окружения не могут быть надёжно идентифицированы на разновременных изображениях (рис. 2, а). Увеличение  $w$  позволяет детектировать более крупные объекты, но с меньшей точностью (рис. 2, б). Поэтому для точного детектирования характерных участков объектов заданного размера рекомендовано [10] строить пирамиду разномасштабных изображений  $(b, \tilde{b}^2, \tilde{b}^4, \dots)$ , где  $\tilde{b}^i$  – дискретная функция изображения  $b$ , прореженного в  $i$  раз, и последовательно уточнять координаты на каждом уровне масштаба (рис. 2, в). Пирамидальное представление позволяет снизить размерность задачи с сопутствующим ростом производительности и одновременно получить координаты характерных объектов заданного масштаба с пиксельной точностью.

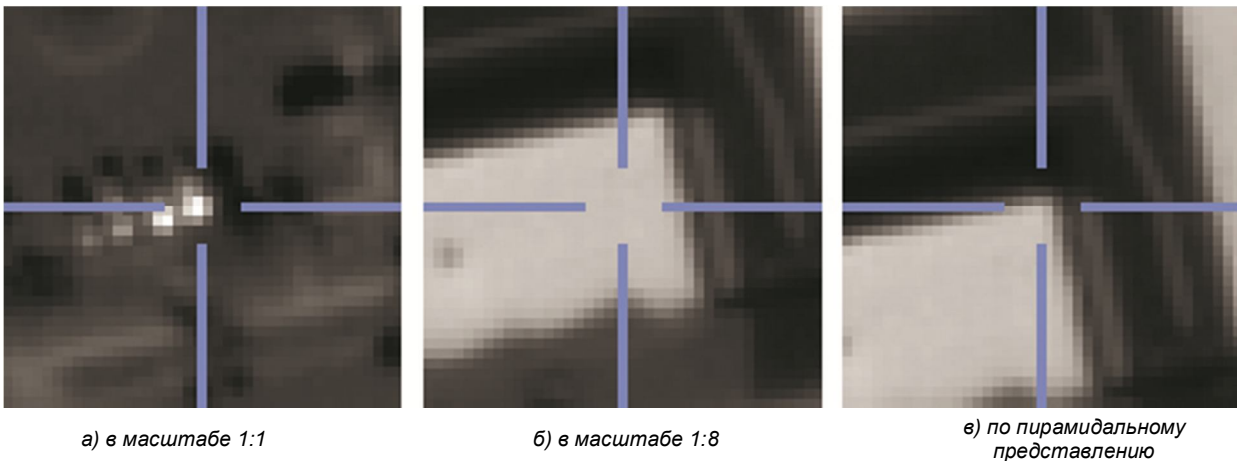


Рис. 2. Характерные объекты изображения, найденные детектором Харриса на изображении городской застройки с разрешением 0,7м

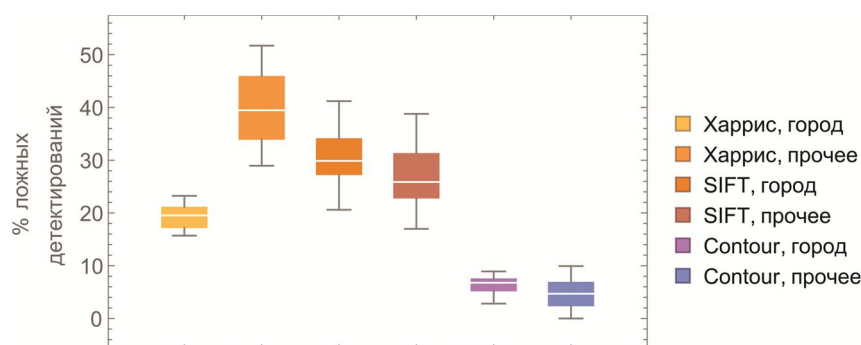


Рис. 3. Диаграмма размаха, отображающая распределение доли некондиционных ОТМ в зависимости от детектора и сюжета

Согласно экспертной оценке (рис. 3), на изображениях с большим количеством техногенных объектов результаты работы пирамидального детектора Харриса приемлемы: 16-24 % ошибок первого рода (количество ложных срабатываний детектора, в результате которых для формирования ОТМ отобран объект, точная автоматическая идентификация которого на снимке невозможна: тени, углы высотных зданий и т.п., то есть сформирована некондиционная ОТМ). Однако в сюжетах без населённых пунктов (лес, поля) доля таких ОТМ составляет 29-52 %: деревья в плотном лесном массиве, тени от них, берега рек и т.п. При этом автоматически отбраковывать такого рода объекты по величине отклика  $R$  не представляется возможным.

**Детектор пятен (blobs).** Детектор Харриса показал неудовлетворительные результаты в лесных и степных районах, где наиболее устойчивыми являются отдельно стоящие низкие природные объекты: локальные области с постоянной яркостью, отличной от фона. Подобные характерные особенности потенциально могут быть обнаружены детекторами пятен, основанными на анализе пирамиды Лапласиан Гауссиана (Laplacian of the Gaussian, LoG) или разностей Гауссиан (Difference of Gaussians, DoG). Эти детекторы и их вариации применяются при построении дескрипторов, описывающих ключевые точки изображений в алгоритмах SIFT, SURF, ORB, MSER.

В работе [3] алгоритм SURF рекомендован в качестве одной из ключевых частей механизма идентификации одноименных объектов на спутниковых снимках. Отмечено, что в рамках поставленной задачи с его помощью достигается оптимальный баланс скорости обработки и доли ложных идентификаций. Детектор SURF принимает решение об отнесении объекта к характерным на основе анализа величины определителя матрицы Гессе (Fast-Hessian Detector) – аппроксимации DoG, позволяющей в несколько раз ускорить вычисления ценой снижения точности. В задаче детектирования ОТМ первоочередным фактором является возможность последующей надёжной идентификации характерных объектов, а не скорость их определения.

По этой причине для эксперимента выбран детектор на основе DoG (используется в алгоритме SIFT) как один из наиболее устойчивых [11].

Доля объектов, ложно отнесённых алгоритмом SIFT к характерным в сюжетах без населённых пунктов (лес, поля), снизилась до 20-41 %. В отличие от детекторов углов, детекторы на основе DoG часто выделяют при-

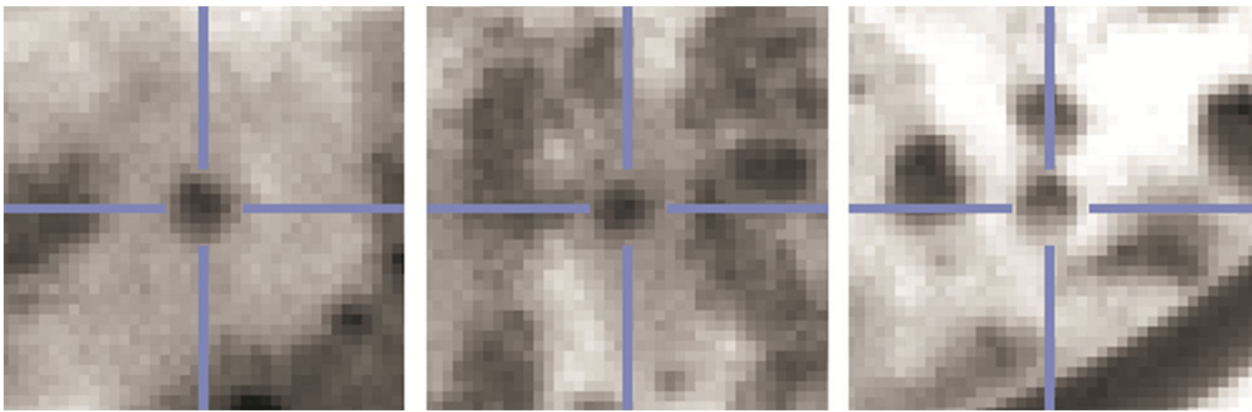
родные и техногенные объекты округлой формы, в частности отдельные элементы крыш и засветы, крупные кусты и т.п. (рис. 4, 5). В связи с этим доля ошибок первого рода на городских сюжетах больше, чем при использовании детектора углов: от 17 до 39 %.

Таким образом детекторы Харриса и DoG находятся в паритете. Первый даёт лучшие результаты в городской застройке, где присутствует множество домов, площадей и подобных объектов, фрагменты которых являются характерными с точки зрения детектора углов. Детектор «пятен» алгоритма SIFT относит к характерным объектам отдельно стоящие кусты, деревья и т.п. участки местности, которые являются хорошими кандидатами для формирования ОТМ в условиях отсутствия техногенных объектов. В связи с этим рассмотрена возможность создания гибридного алгоритма, автоматически переходящего к одному из детекторов в зависимости от априорно известного характера подстилающей поверхности. На этом этапе проведена попытка применить открытые картографические данные OpenStreetMap (OSM) для классификации типа сюжета. К сожалению, в связи со слабой стандартизацией тегов OSM, нестабильным качеством и детализацией картографической основы, надёжно решить эту задачу не удалось.

Подходы к классификации сюжета без использования априорной информации (в частности, с привлечением машинного обучения) не применялись в связи с их высокой вычислительной сложностью.

**Детектор на основе контуров.** По результатам анализа работы оператора сделан вывод, что хорошими кандидатами в опорные точки являются углы прямоугольных объектов с контрастными границами (капитальные строения, площадки, навесы, бассейны, иные стационарные искусственные объекты). Подобные объекты могут быть найдены детектором Харриса, но большая доля ошибок первого рода не позволяет построить универсальное решение на его базе. Общая причина ошибок – недостаток информации при принятии решения, т.к. детекторы углов анализируют градиенты локальных участков изображения и не владеют более широким контекстом: геометрией объектов, морфологическими свойствами и т.п. Нередко для высокоуровневого анализа изображений применяются алгоритмы обработки контуров [12-14]. С целью снижения доли ошибок разработан альтернативный детектор характерных объектов, основанный на контурном анализе текстуры изображений. Входные данные алгоритма:  $B = \{b(m, n)\}$  – анализируемое изображение,  $q$  – порог чувствитель-



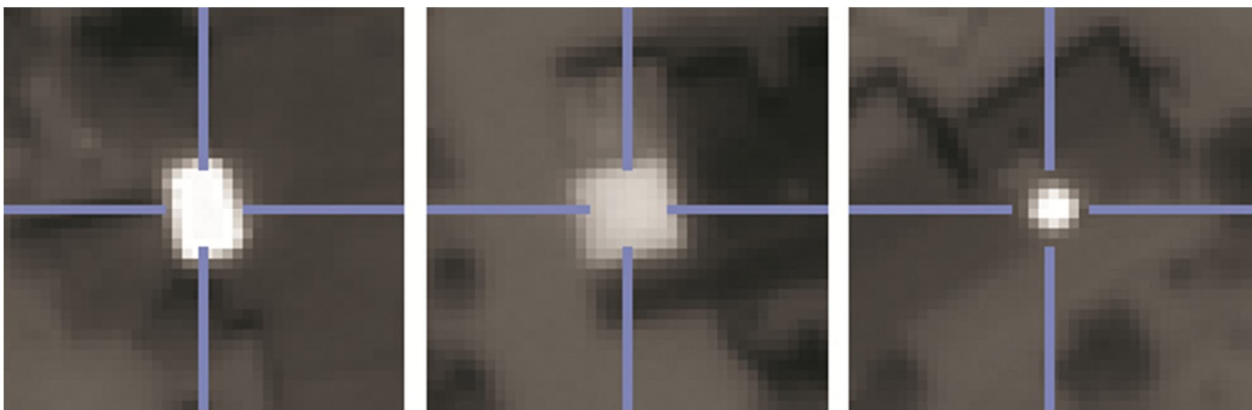


а) Отдельно стоящее дерево

б) Отдельно стоящее дерево

в) Группа деревьев

Рис. 4. Изображения детектированных с помощью SIFT характерных объектов в лесном массиве

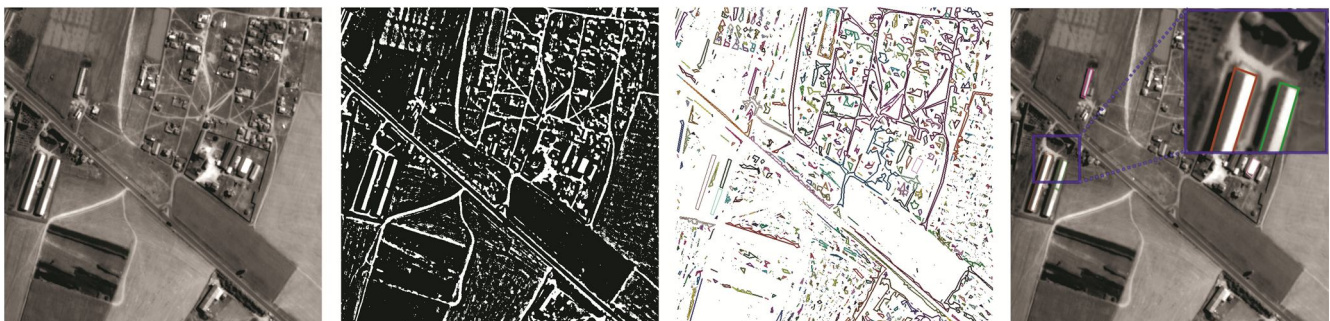


а) Фрагмент крыши

б) Фрагмент крыши

в) Засвет

Рис. 5. Изображения детектированных с помощью SIFT характерных объектов в населённом пункте



а) Исходное  
изображение

б) Выделенные  
границы

в) Контуры

г) Результат  
отбраковки

Рис. 6. Результаты выполнения основных этапов предлагаемого алгоритма

ности детектора. Алгоритм состоит из шести последовательных шагов.

1. Сглаживание анализируемого изображения размытием по Гауссу:  $B_G \leftarrow \text{Blur}(B)$ .

2. Формирование бинарного изображения границ путём применения оператора Кэнни:  $B_C \leftarrow \text{Canny}(B_G)$ .

3. Извлечение контуров объектов [15]:  $A \leftarrow \text{BorderFollowing}(B_C)$ .

4. Их аппроксимация (сглаживание) по алгоритму Рамера-Дугласа-Пекера:  $C \leftarrow \text{DouglasPeucker}(A)$ .

5. Отбраковка контуров объектов из  $C$  по ряду критериев, включая анализ площади, оценку симметрии и схожести формы контура с прямоугольной:  $C' \leftarrow \text{Filter}(C, q)$ .

6. Оценка контрастности объектов  $C'$  и резкости их границ с занесением углов объектов с наибольшим значением автокорреляционной функции в список характерных.

На рис. 6 изображены промежуточные результаты основных этапов алгоритма.

Эксперименты показали, что доля ошибок первого рода на городских сюжетах составляет 2-11 % и не более 14 % – на прочих. Примечательно, что и вне городов детектируются искусственные объекты – частные дома, навесы, бассейны, хозяйственные постройки (рис. 7). На специально отобранных сюжетах с полным отсутствием техногенных объектов (тайга) формирование ОТМ не происходит.

Гибридный алгоритм детектирования. В соответ-

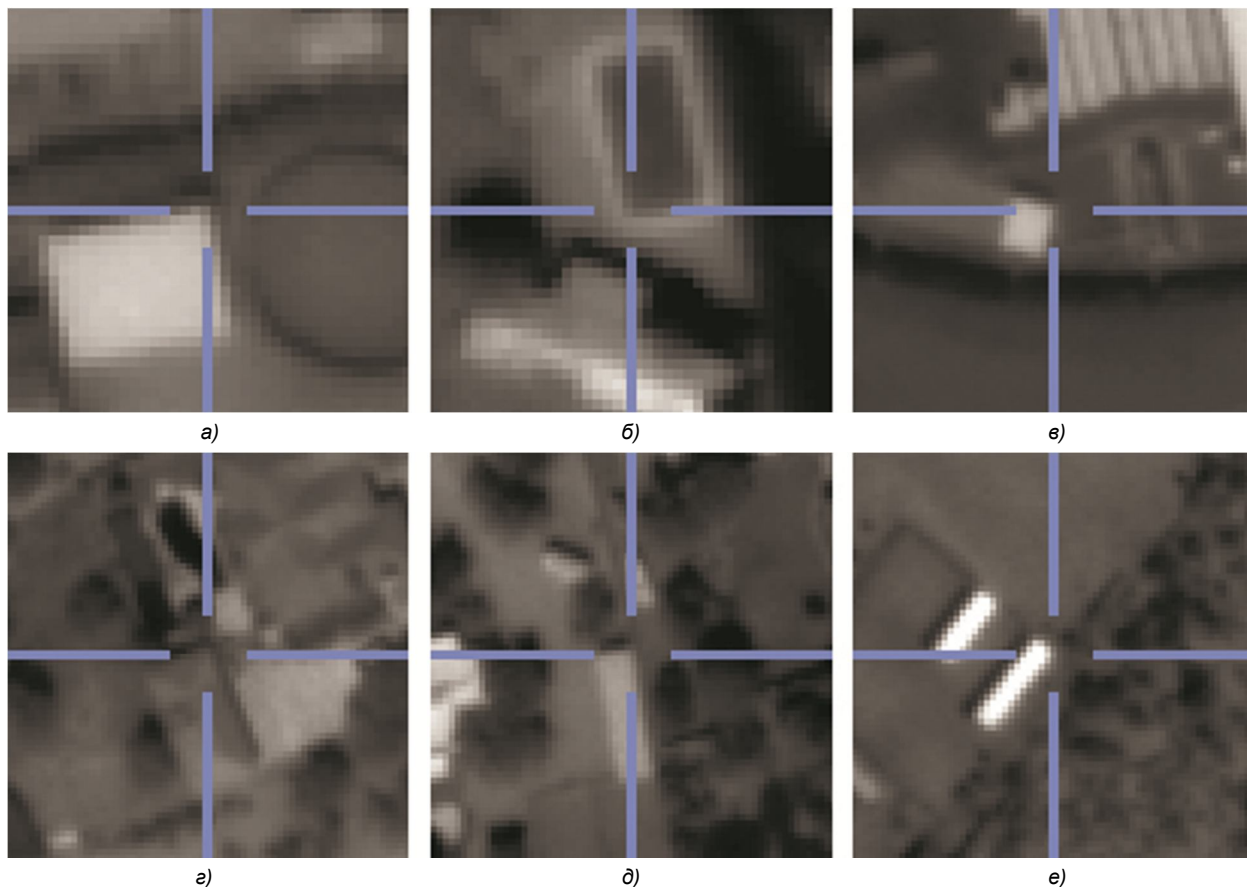


Рис. 7. Результаты алгоритма на основе контурного анализа: характерные объекты в (а-в) и вне (г-е) городов

ствии с результатами экспериментов для автоматического формирования ОТМ предложен гибридный алгоритм детектирования характерных объектов, позволяющий объединить сильные стороны нескольких детекторов. На первом этапе осуществляется детектирование на изображении  $B$  характерных объектов с помощью предложенного выше алгоритма на основе анализа контуров. Далее производится оценка распределения сформированного множества объектов по площади участка суши земной поверхности, соответствующего территории маршрута съемки. В случае, если количество характерных объектов на некоторых фрагментах  $B'_1, B'_2, \dots$  признается недостаточным (обычно вне населенных пунктов), эти фрагменты поступают на вход детектора на основе DoG, а извлеченные характерные объекты дополняют результирующее множество.

#### Алгоритм структурирования характерных объектов

КА высокого разрешения осуществляют съемку конкретных участков земной поверхности по заявкам потребителей, в результате чего частота обработки изображений различных регионов существенно различается. В то же время для успешного контроля и уточнения геодезической привязки ОТМ должны равномерно покрывать сушу с шагом, меньшим полосы захвата съемочного устройства. В связи с этим при создании новых ОТМ необходимо учитывать взаимное положение характерных объектов, точность и плотность покрытия региона уже существующими ОТМ. С этой целью предлагается ввести регулярную сетку в системе координат  $(\varphi, \lambda)$  с помощью функций

$$\tilde{\lambda}(i) = \left\lfloor \frac{(\lambda_i + \pi)R}{L} \right\rfloor, \quad \tilde{\varphi}(i) = \left\lfloor \frac{(\varphi_i + \pi/2)R}{L} \right\rfloor,$$

где  $(\varphi_i, \lambda_i)$  – геодезические координаты  $i$ -го характерного объекта в радианах,  $\tilde{\varphi}(i)$ ,  $\tilde{\lambda}(i)$  – координаты соответствующей ячейки,  $L$  – размер стороны ячейки в метрах на экваторе.

Алгоритм структурирования на этапе добавления новых ОТМ состоит из следующих шагов.

1. Формируем множество индексов уникальных ячеек, в которых расположены характерные объекты:

$$\{v_z : z \in \{1, I\} \wedge \forall i \neq j \rightarrow$$

$$\rightarrow \tilde{\lambda}(v_i) \neq \tilde{\lambda}(v_j) \vee \tilde{\varphi}(v_i) \neq \tilde{\varphi}(v_j)\}.$$

2. Выбираем в каждой ячейке  $v_z$  не более  $q(\varphi_z)$  объектов, наиболее удаленных друг относительно друга и от уже существующих в покрытии ОТМ. Определение  $q(\varphi)$  задает максимальное количество ОТМ, которое может быть добавлено в одну ячейку регулярной сетки. С учётом того, что площадь ячейки в метрах уменьшается с приближением к полюсам, будем нормировать максимальное количество ОТМ в зависимости от широты:  $q(\varphi) = \lfloor q_0 / \sec \varphi \rfloor$ , где  $q_0$  – количество ОТМ в одной ячейке на экваторе.

3. Формируем на основе выбранных объектов ОТМ и заносим их в покрытие.

Для вычислительно эффективной программной реализации шага 2 необходимо задействовать структуру данных, обеспечивающую асимптотически быстрый по-

иск ближайших соседей. Для этого используем двумерное двоичное дерево поиска, построенное в пространстве  $(\varphi, \lambda)$  [16].

## Заключение

Рассмотренное в статье алгоритмическое обеспечение комплекса автоматического формирования ОТМ программно реализовано и отработано на панхроматических изображениях КА серии «Ресурс-П». Практическое использование комплекса предусмотрено при потоковой обработке информации от планируемых к запуску КА «Ресурс-ПМ». Высокая унификация предложенных алгоритмов позволяет также формировать ОТМ по данным КА «РБКА» и «Аист-2Т».

Дальнейшие исследования в этой области авторы связывают с разработкой сервисных средств актуализации покрытия ОТМ, обеспечивающих замещение менее точных ОТМ более точными, созданием сезонных слоёв ОТМ, повышением надёжности опорных данных с учётом рекомендаций, получаемых от комплекса получения выходных информационных продуктов.

## Литература

1. Ахметов Р.Н., Зинина И.И., Юдаков А.А., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И., Пресняков О.А., Светелкин П.Н. Точностные характеристики выходной продукции высокого разрешения КА «Ресурс-П». Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17, № 3. С. 41-47.
2. Еремеев В.В., Зинина И.И., Кузнецов А.Е., Мятлов Г.Н., Пошехонов В.И., Филатов А.В., Юдаков А.А. Технология потоковой обработки данных ДЗЗ высокого разрешения. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18, № 1. С. 11-18.
3. Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И., Рыжиков А.С. Технология автоматического контроля точности геопривязки спутниковых изображений по опорным снимкам от КА «Landsat-8». Цифровая обработка сигналов. 2015. Т. 3. С. 37-42.
4. Кузнецов А., Светелкин П., Рыжиков А. Концепция обеспечения точностных характеристик спутниковых снимков высокого пространственного разрешения. Материалы Одиннадцатой международной научно-технической конференции: Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли, Москва. 2023. С. 122-123.
5. Ахметов Р.Н., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Мятлов Г.Н., Пошехонов В.И., Стратилатов Н.Р. Высокоточная геодезическая привязка изображений земной поверхности от КА «Ресурс-П». Исследование Земли из космоса. 2017. Т. 1. С. 44-53.
6. Егоскин Н.А., Еремеев В.А., Макаренко А.А. Модель видеоинформационного тракта систем гиперспектральной съёмки Земли и ее приложения. Вестник РГРТУ. 2024. № 87. С. 103-110.
7. Кузнецов А.Е., Рыжиков А.С. Исследование быстродействия алгоритмов поиска на изображениях одноименных точек с использованием современной вычислительной техники. Цифровая обработка сигналов. 2017. № 3. С. 40-44.
8. Жуков Б.С., Жуков С.Б., Кондратьева Т.В., Никитин А.В. Автоматизация полётной геометрической калибровки комплекса многозональной спутниковой съёмки КМСС-М на КА «Метеор-М» № 2. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15, № 6. С. 41-47.
9. Tuytelaars T., Mikolajczyk K. Local Invariant Feature Detectors: A Survey. 2008.
10. Побаруев В.И., Пошехонов В. И. Алгоритмы идентификации общих точек на стереоизображениях. Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: сборник материалов VIII международной конференции. 2008. № 2. С. 59-61.
11. Mikolajczyk K., Schmid C. A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2005. Т. 27, № 10. С. 1615-1630.
12. Косарев О.В., Дементьева Е.Г., Катунцов Е.В., Лунтовская Я.А., Кателевский Д.А. Алгоритм совмещения двумерных изображений методами контурного анализа. Вестник РГРТУ. 2021. № 75. С. 24-33.
13. Новиков А.И., Холопов Е.Ю. Распознавание статических жестов ладони с применением комплексного контурного анализа. Вестник РГРТУ. 2021. № 78. С. 142-152.
14. Кислицына Т.С., Холопов И.С., Штрунова Е.С. Линейный оператор для выделения на цифровом изображении границ объектов с априорно заданной угловой ориентацией. Вестник РГРТУ. 2022. № 80. С. 171-180.
15. Suzuki S., be K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1985. Т. 30, № 1. С. 32-46.
16. Bentley J.L. Multidimensional binary search trees used for associative searching. Commun. ACM. NY, USA, 1975. Т. 18, № 9. С. 509-517.