

УДК 004.932.2

О.А. Гомозов, А.Е. Кузнецов, В.И. Побаруев, В.И. Пошехонов

ПРОГРАММНО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ КОСМИЧЕСКИХ СТЕРЕОИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассматриваются основные этапы обработки космических стереоснимков при получении цифровых моделей рельефа (ЦМР). Для повышения качества формируемой ЦМР предлагается: во-первых, алгоритм выделения облачности и водной поверхности, во-вторых, поиск сопряженных точек осуществлять путем построения карты диспаратности. Приводятся результаты практической апробации созданного программного обеспечения на примере обработки изображений от космического аппарата «Ресурс-ДК».

Ключевые слова: космические стереоснимки, блочное уравнивание, карта диспаратности, триангуляционная модель, цифровая модель рельефа.

Введение. Один из способов получения данных о рельефе местности заключается в обработке стереоизображений, для получения которых выполняется съемка заданной сцены с разных точек обзора. На сегодняшний день известны несколько фотограмметрических ГИС-систем, которые реализуют технологии обработки стереоизображений от синхронных кадровых аэросъемочных комплексов [www.racurs.ru, www.talka-tdv.ru]. Однако их применение для обработки спутниковых сканерных снимков оказалось затруднительным вследствие несовместимости моделей обработки и форматов данных, а также большой доли ручных операций, связанных с поиском и редактированием пикетных точек. Кроме того, в этих системах слабо развиты инструментальные средства по выделению водных и облачных образований с целью корректного формирования ЦМР.

В программных продуктах фирмы СканЭкс [www.scanex.ru] реализованы отдельные элементы обработки стереоснимков от зарубежных космических систем. Но, к сожалению, в них не предусмотрена возможность создания ЦМР на обширные территории по блоку стереопар, отсутствуют средства предобработки изображений и крайне низкая производительность при работе со сверхбольшими объемами видеоданных.

Рассматриваемое в настоящей статье программно-математическое обеспечение обработки стереоснимков, исходными данными для которого являются изображения маршрутов съемки, в общем случае полученные с разных витков и в разное время, реализует выполнение следующих основных этапов:

- создание макета задачи построения ЦМР интересующего региона и ориентирование блока снимков;
- выделение на изображениях облачных образований и водных объектов;
- последовательная обработка отдельных стереопар, включающая формирование карты диспаратности и вычисление по ней высот в узлах триангуляционной сети;
- формирование общей ЦМР путем объединения триангуляционных моделей всех стереопар блока.

Особенностью рассматриваемой системы является, во-первых, применение алгоритма интерактивной сегментации на снимках водных объектов и облачных образований. Это позволяет повысить качество выходной ЦМР за счет корректной обработки гидрологических объектов, получать информацию о рельефе местности от нескольких стереопар в условиях наличия облачности на отдельных изображениях.

Во-вторых, идентификация одноименных точек выполняется путем формирования карты диспаратности, которая преобразуется затем к триангуляционной модели пикетных точек. Это позволяет, с одной стороны, извлечь максимум информации о рельефе местности на стереопаре, с другой – получить точную триангуляционную модель, удобную для интерактивного редактирования и объединения результатов обработки всех стереопар блока.

На первом этапе формируется задание на выборку обзорных изображений маршрутов из автоматизированного хранилища. Далее создается макет задачи построения ЦМР посредством оценки по обзорным изображениям возможности стереообработки и полноты покрытия стереопар

рами интересующего региона. Также проверяются наличие картматериалов и возможность их использования для блочного уравнивания. После макетирования и отбора маршрутов осуществляется выборка детальных изображений.

Далее решается задача блочного уравнивания снимков (рисунок 1), для чего используются общие и опорные точки, элементы внутреннего ориентирования, а также измеренные бортовой аппаратурой элементы внешнего ориентирования.

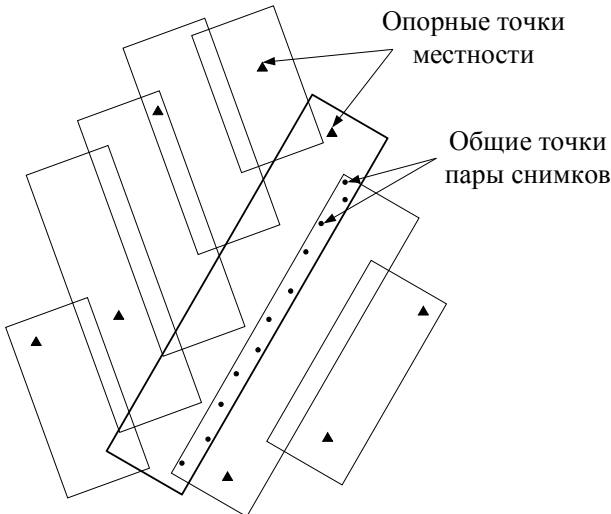


Рисунок 1 – Общая схема блока изображений

В результате выполнения блочного уравнивания уточняются параметры внешнего ориентирования снимков, включающие координаты пространственного (X, Y, Z) и углового (α, ω, κ) положения спутника во время съемки. Это позволяет устранить взаимные рассогласования между снимками и повысить измерительные характеристики формируемой ЦМР.

На втором этапе обработки выполняется выделение на снимках облачных образований и водных объектов. Облачные образования не позволяют определить высоту рельефа соответствующего участка земной поверхности – эта информация в дальнейшем должна быть получена из результатов обработки соседних стереопар. Высоту рельефа для водных объектов необходимо гладко интерполировать по береговой линии, а поверхность морей и океанов, как правило, исключается из ЦМР.

Так как для стереообработки используются одноканальные изображения одинаковых спектральных диапазонов, автоматически выполнить сегментацию названных объектов затруднительно. Поэтому применим автоматизированный алгоритм сегментации, основанный на использовании клеточного автомата [1]. В соответствии с этим алгоритмом каждый пиксель изображения рассматривается как клетка автомата, состояние

которой на каждой итерации t описывается вектором $S_{xy}^t = (l_{xy}^t, \theta_{xy}^t, B(x, y))$, $l_{xy}^t \in \{0, 1\}$, $\theta_{xy}^t \in [0, 1]$, где l_{xy}^t определяет принадлежность клетки к объекту или фону, θ_{xy}^t – «сила» клетки, $B(x, y)$ – яркость соответствующего пикселя.

Если задать небольшое число пикселей изображения, относящихся к объекту или фону и для которых $\theta_{xy}^0 = 1$, то развитие автомата выполняется по следующему алгоритму:

$$\forall (i, j) \in N(x, y), g(|B(x, y) - B(i, j)|) \theta_{ij}^t > \theta_{xy}^t :$$

$$\begin{cases} l_{xy}^{t+1} = l_{ij}^t, \\ \theta_{xy}^{t+1} = g(|B(x, y) - B(i, j)|) \theta_{ij}^t, \end{cases}$$

где $N(x, y)$ – множество соседних клеток, $g \in [0, 1]$ – монотонно убывающая функция,

$$N(x, y) = \{(i, j) : |i - x| \leq 0, |j - y| \leq 0\},$$

$$g(k) = 1 - \frac{k}{\max B(x, y)}.$$

Сегментация получается по завершении эволюции автомата, ход которой может дополнительно корректироваться оператором. Для сокращения временных затрат начальную инициализацию автомата выполним на предварительно прореженном изображении, а окончательную сегментацию проведем по детальному снимку $B(x, y)$.

Вначале для каждого пикселя на прореженном изображении вычислим среднеквадратическое отклонение яркости σ_{vz} по квадратной апертуре 7×7 элементов, где (v, z) – номер элемента прореженного изображения. Затем сформируем гистограмму значений СКО $H(\sigma)$, которая имеет многомодальную форму. Крайняя левая мода чаще всего соответствует водным объектам. Выделим две моды на гистограмме и представим ее в виде двух фрагментов $H(\sigma) = H_0(\sigma) \cup H_1(\sigma)$. Определим пороговое значение σ_n , разделяющее фрагменты $H_0(\sigma)$ и $H_1(\sigma)$, и выполним начальную инициализацию автомата:

$$l_{vz}^0 = \begin{cases} 0, & \sigma_{vz} < \sigma_n, \\ 1, & \sigma_{vz} \geq \sigma_n, \end{cases} \quad \theta_{vz}^0 = 0.9 \frac{H_q(\sigma_{vz})}{\max H_q(\sigma_{vz})}, \quad q = l_{vz}^0.$$

Максимальная сила клетки при автоматической инициализации ограничивается 0.9 для возможности редактирования в случае ошибочной сегментации.

Далее параметры l_{vz}^0 и θ_{vz}^0 распространяются для элементов детального изображения $B(x, y)$,

и выполняется более точная сегментация водных объектов.

Рассмотренную процедуру инициализации автомата применим и для выделения облачных образований, которым, как правило, соответствуют пиксели с максимальной яркостью. Для этого вместо значений $H(\sigma)$ и σ_n используем гистограмму распределения яркостей изображения $H(B)$ и пороговое значение яркости B_n , задаваемое оператором.

Результаты обработки преобразуем в векторную форму и сохраним для последующего использования на этапе формирования растровой ЦМР.

На третьем этапе, основной целью которого является формирование триангуляционной модели пикетных точек, обработка выполняется парами снимков. Для этого вначале формируется стереопара посредством геометрического трансформирования одного из исходных изображений в плоскость другого. Обозначим изображения стереопары $B_1(x, y)$ и $B_2(x', y')$, $x = \overline{1, X}$, $y = \overline{1, Y}$, $x' = \overline{1, X'}$, $y' = \overline{1, Y'}$. Создание стереопары позволяет, во-первых, интерактивно обрабатывать изображения в анаглифических стереочках. Для этого формируется цветное изображение, в котором в канал красного записывается изображение $B_1(x, y)$, в каналы зеленого и синего – $B_2(x', y')$. Во-вторых, сокращается область поиска одноименных точек. На стереопаре они будут иметь примерно одинаковые координаты в кадровом направлении, а разница координат в строчном направлении d_x (диспарантность) пропорциональна высоте рельефа в соответствующей точке,

$$(x, y) \leftrightarrow (x', y') : y \approx y', d_x = x - x' \neq 0.$$

Центральной задачей обработки стереоизображений является идентификация одноименных точек, которые необходимы для восстановления информации о трехмерной структуре сцены. Для ее решения в известных системах используется локальный корреляционно-экстремальный алгоритм, который не всегда точно аппроксимирует рельеф. Поэтому для идентификации одноименных точек используем алгоритм формирования карт диспарантностей $D_x(x, y)$, $D_y(x, y)$, которые задают смещения координат одноименных точек для всех пикселей базового изображения стереопары.

На первом шаге сформируем изображение пространства диспарантности (ИПД) $C(x, y, d_x, d_y)$, где (d_x, d_y) – смещение координат

точки (x, y) на изображении B_1 относительно изображения B_2 . Многомерное ИПД задает цену сопоставления каждого пикселя базового изображения с каждым пикселем подчиненного в некоторой области поиска, определяемой пространственным разрешением снимка, а также геометрией съемки. Для вычисления цены сопоставления применим нормализованную кросскорреляционную функцию с использованием эталонного окна 5×5 пикселей [2].

На втором шаге для нахождения карт $D_x(x, y)$, $D_y(x, y)$ используем алгоритм глобальной оптимизации, который в явном виде учитывает гладкость изменения диспарантности [3],

$$(D_x, D_y) = \arg \min_{D_x, D_y} E(D_x, D_y),$$

$$E(D_x, D_y) = E_u(D_x, D_y) + E_e(D_x, D_y).$$

Здесь слагаемое $E_u(D_x, D_y)$ определяет, насколько функции $D_x(x, y)$, $D_y(x, y)$ согласуются с исходными изображениями:

$$E_u(D_x, D_y) = \sum_{x, y} C(x, y, D_x(x, y), D_y(x, y)).$$

Слагаемое $E_e(D_x, D_y)$ задает требование кусочной гладкости функций D_x , D_y . Для уменьшения вычислительной сложности алгоритма энергия $E_e(D_x, D_y)$ задается зависимой только от разности диспарантностей соседних пикселей,

$$E_e(D_x, D_y) = \sum_{x=1}^{X-1} \sum_{y=1}^Y \rho(D_x(x, y) - D_x(x+1, y), D_y(x, y) - D_y(x+1, y)) + \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^{Y-1} \rho(D_x(x, y) - D_x(x, y+1), D_y(x, y) - D_y(x, y+1)),$$

где ρ – функция штрафов [2].

Данная задача является NP-полной, поэтому нахождение глобального минимума $E(D_x, D_y)$ аппроксимируем с помощью алгоритма полу-глобального сопоставления [4], в соответствии с которым выполняется 1D минимизация энергии E с использованием принципа динамического программирования вдоль нескольких направлений (рисунок 2), задаваемых векторами $r_k = (r_{kx}, r_{ky})$, $r_{kx} \in \{0, \pm 1\}$, $r_{ky} \in \{0, \pm 1\}$.

Цена $L_k(x, y, d_x, d_y)$ для каждого пикселя вдоль направления k определяется рекурсивно,

$$L_k(x_j, y_j, d_x, d_y) = C(x_j, y_j, d_x, d_y) + \min \{L_k(x_{j-1}, y_{j-1}, d_x, d_y),$$

$$L_k(x_{j-1}, y_{j-1}, d_x \pm 1, d_y) + P_1,$$

$$L_k(x_{j-1}, y_{j-1}, d_x, d_y \pm 1) + P_1',$$

$$\min_{i,l} L_k(x_{j-1}, y_{j-1}, i, l) + P_2\},$$

$$x_j = x_1 + (j-1)r_{kx}, \quad y_j = y_1 + (j-1)r_{ky},$$

где $P_1 < P_1' < P_2$ – штрафы, накладываемые при изменении диспарантности между соседними пикселями.

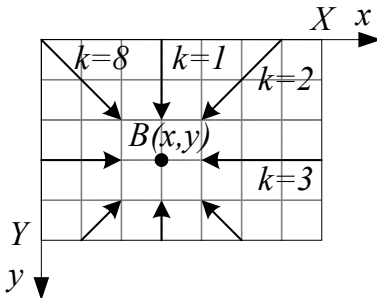


Рисунок 2 – Направления, по которым накапливаются цены сопоставления для точки $B(x, y)$

Полученные для всех направлений цены суммируются, после чего для каждого пикселя выбираются диспарантности с минимальной ценой,

$$S(x, y, d_x, d_y) = \sum_k L_k(x, y, d_x, d_y),$$

$$(D_x(x, y), D_y(x, y)) = \arg \min_{d_x, d_y} S(x, y, d_x, d_y).$$

На последнем этапе выполняются процедура субпиксельного уточнения диспарантностей, отбраковка ненадежных значений с их последующей интерполяцией. Пример получаемой карты диспарантности $D_x(x, y)$ показан на рисунке 3.



Рисунок 3 – Пример 3D визуализации карты $D_x(x, y)$

Идентификация одноименных точек является наиболее трудоемким этапом обработки стереоизображений с точки зрения вычислительных затрат, что потребовало разработки специальных подходов к организации вычислительного процесса. В системе реализован пирамидальный алгоритм обработки, который позволяет ограничить область поиска одноименных точек за счет

использования решения, полученного на предыдущем уровне пирамиды. На всех шагах формирования карт диспарантностей применяются параллельные вычисления. Так как обработка стереопары выполняется фрагментами с небольшой областью перекрытия, это позволяет организовать конвейерное распараллеливание операций ввода-вывода. Данные меры позволили на порядок сократить время формирования карт диспарантностей на 8-процессорной ЭВМ.

Для объединения информации о рельефе местности, полученной по отдельным стереопарам, и предоставления возможности редактирования результатов автоматической обработки сформируем триангуляционную модель T пикетных точек $E_p = \{(x, y), d_x\}$, которая должна максимально точно аппроксимировать рельеф местности, задаваемый картой D_x . Карту D_y , сформированную с целью повышения надежности идентификации одноименных точек за счет учета гладкости изменения диспарантности в кадровом направлении и не оказывающую существенного влияния на точность вычисления высоты, в дальнейших расчетах использовать не будем.

Для определения диспарантности в каждом пикселе по модели T используем функцию линейной интерполяции $u_T(x, y)$ в пределах каждого треугольника, тогда невязка по сравнению с эталонной картой $\varepsilon_T(x, y)$ будет вычисляться по формуле

$$\varepsilon_T(x, y) = |u_T(x, y) - D_x(x, y)|.$$

При минимальном числе пикетных точек максимальная невязка модели не должна превышать некоторого порогового значения ε_{\max} , задаваемого пользователем исходя из требований к точности получаемой модели. Для поиска оптимальной триангуляционной модели используем критерий минимальности суммы невязок по всему изображению,

$$\min_T \sum_{x,y} \varepsilon_T(x, y).$$

Алгоритм формирования триангуляционной модели включает два шага. На первом шаге используем итерационный алгоритм добавления новых пикетных точек к модели T . Для этого последовательно рассмотрим все треугольники $t_i, i = 1, 2, \dots$ модели. Среди всех точек, попадающих в заданный треугольник, выберем для добавления к модели некоторую оптимальную точку. Высокую производительность алгоритма обеспечивает использование критерия максимальной невязки:

$$\arg \max_{(x,y) \in t_i} \varepsilon_T(x, y) > \varepsilon_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots$$

Первый шаг алгоритма завершается при обеспечении заданной максимальной невязки во всех точках изображения:

$$\max_{x,y} \varepsilon_T(x,y) < \varepsilon_{\max}.$$

Сформированная на первом шаге алгоритма триангуляционная модель T^1 получается зашумленной из-за добавления точек с максимальными невязками. Поэтому на втором шаге выполним сглаживание модели для минимизации суммы невязок по всему изображению:

$$\min_{T \in F(T^1)} \sum_{x,y} \varepsilon_T(x,y),$$

где $F(T^1)$ – множество триангуляционных моделей, получаемых путем изменения координат вершин треугольников, входящих в модель T^1 и имеющих фиксированную связанность вершин.

На каждой итерации алгоритма каждую пикетную точку заменим на ту, которая обеспечивает минимальную сумму невязок и не изменяет связанности исходной модели. Для уменьшения трудоемкости для каждой пикетной точки будем рассматривать только 8 соседних пикселей. Достаточно выполнить три итерации алгоритма, чтобы обеспечить уменьшение суммы невязок примерно на 30 %.

Далее выполним расчет высоты рельефа для всех пикетных точек E_p . Для этого решим задачу прямой фотограмметрической засечки для одноименных пикселей изображений B_1 и B_2 . В результате получим множество точек местности с известными геодезическими координатами $\{\varphi_i, \lambda_i, z_i\}$, $i = 1, 2, \dots$

На заключительном этапе обработки сформируем выходную ЦМР. На первом шаге координаты всех высотных точек обработанных стереопар преобразуем в систему координат растровой ЦМР заданного масштаба. Регулярная ЦМР строится в геодезической системе координат на эллипсоиде ПЗ-90.

На втором шаге сформируем общую триангуляционную модель рельефа путем объединения высотных точек всех стереопар с учетом областей перекрытия и идентифицированных на снимках облачных образований и водных объектов.

Далее значения высот рельефа восстановим в узлах регулярной сетки с использованием быстросействующего алгоритма интерполяции по триангуляции Делоне [5]. Результатом обработки стереопар является растровая ЦМР на задан-

ный регион, которая сохраняется на диске в ГИС-формате.

Заключение. Рассмотренные алгоритмы реализованы в виде программного обеспечения геоинформационной системы GeoScan, используемой для обработки спутниковых изображений высокого пространственного разрешения. Апробация системы GeoScan выполнена по изображениям метрового разрешения от космического аппарата «Ресурс-ДК», полученным на разных витках полета спутника. Время формирования выходной ЦМР по одной стереопаре размером 25000x55000 пикселей составляет порядка 3 часов на 8-процессорной ЭВМ. На рисунке 4 показан пример растровой ЦМР, для которой код яркости пикселя равен высоте рельефа в метрах соответствующей точки местности.

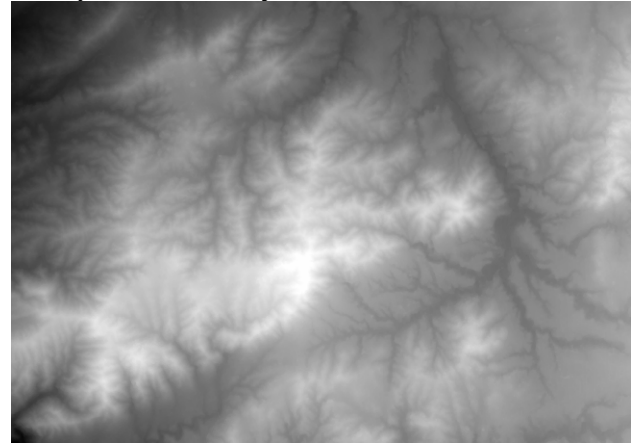


Рисунок 4 – Пример растровой ЦМР

Библиографический список

1. Vezhnevets V., Konouchine V. "GrowCut"-interactive multi-label N-D image segmentation by cellular automata // Proc Graphicon, 2005.
2. Кузнецов А.Е., Побаруев В.И., Пошехонов В.И. Идентификация одноименных точек на стереоснимках с использованием алгоритмов оптимизационного поиска // Информатика и прикладная математика: межвуз. сб. науч. тр., 2008.
3. Scharstein D., Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms // International Journal of Computer Vision, 2002. № 1-3.
4. Hirschmuller H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. № 2.
5. Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И. Высокопроизводительные алгоритмы формирования цифровой модели рельефа на основе точечного описания // Информатика и прикладная математика: межвуз. сб. науч. тр., 2007.