

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ

А В Т О М Е Т Р И Я

2006, том 42, № 3

**МОДЕЛИРОВАНИЕ
В ФИЗИКО-ТЕХНИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ**

УДК 681.3.06 : 681.323

**АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ
РАСПАРАЛЛЕЛИВАНИЯ АЛГОРИТМА
ГЕОМЕТРИЧЕСКОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ
ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

М. С. Тарков¹, Г. А. Гиенко², Б. В. Норенко², А. А. Зорин³

¹*Институт физики полупроводников СО РАН, Новосибирск
E-mail: tarkov@isp.nsc.ru*

²*Южно-Тихоокеанский университет*

³*Сибирский НИИ оптических систем, Новосибирск*

Представлен метод установления взаимного соответствия кадров стереопары и геометрического трансформирования последовательности видеоизображений, адаптированный к распараллеливанию и реализации на кластерной вычислительной системе. Рассмотрены две схемы распараллеливания процесса трансформирования видеокадров. Выполнен априорный анализ эффективности предложенных алгоритмов распараллеливания.

Введение. При оценке параметров трансформирования последовательности видеокадров определяются параметры взаимной ориентации кадров на основе анализа пространственных координат соответственных точек в пределах зоны перекрытия изображений. Затем в зависимости от выбранной стратегии трансформирования снимков вычисляются параметры геометрического преобразования снимков стереопары – матрица взаимного вращения кадров либо поле векторов локальных смещений. Восстановление внутренних геометрических связей стереопары возможно на основе выбора характерных точек на изображении и их идентификации на парном снимке. Таким образом, на первом этапе обработки определяется набор характерных точек на изображении. Существует несколько методов извлечения характерных точек, в том числе оператор Харриса [1], широко используемый в силу его простоты, устойчивости и нечувствительности к шумам и освещению. Второй этап обработки – поиск взаимного соответствия характерных точек на изображениях, формирующих стереопару. Классическим подходом к решению этой задачи является сопоставление изображений на основе корреляции-

онного анализа. Третий, завершающий этап обработки – непосредственно геометрическое трансформирование кадров, представляющее по существу операции с элементами матрицы изображений – переписывание значений элементов матрицы в соответствии с вычисленными значениями координат пикселей.

Для строгого определения элементов взаимного пространственного ориентирования снимков и последующего геометрического трансформирования широко используются классические методы фотограмметрии [1–3]. Геометрическая часть таких методов построена на условиях компланарности и коллинеарности векторов, в основе вычислительной части лежит метод наименьших квадратов (МНК) с решением систем нелинейных уравнений итерационными методами.

Как и любой метод, основанный на итерационном решении систем уравнений, классический строгий фотограмметрический метод весьма чувствителен к выбору начальных значений и ошибкам исходных данных. Количество и расположение точек, используемых в геометрических построениях, существенно влияет на обусловленность системы уравнений. Критическим условием успешной работы метода является использование однозначно-ответственных точек, отображенных в зоне перекрытия снимков стереопары. Грубые ошибки, вызванные недостоверным опознанием соответственных точек, приводят к перераспределению ошибок в процессе уравнивания по МНК и, как следствие, неправильному определению элементов ориентирования снимков [1].

Необходимо также отметить, что число кадровых фотоснимков, используемых для построения модели классическим фотограмметрическим методом, относительно невелико (исчисляется десятками), а процесс построения занимает длительное время и требует интенсивного участия оператора при обработке и анализе каждой стереопары фотоснимков [4]. В случае обработки материалов видеосъемки количество кадров несоизмеримо больше – за 1 мин видеосъемки с частотой 25 кадр./с камера регистрирует 1500 видеокадров. К примеру, в результате типичной технологической видеосъемки с борта самолета с целью проведения экологической инвентаризации генерируется видеопоток, состоящий из нескольких десятков тысяч видеокадров. Очевидно, что обработка такого массива информации возможна только на основе полностью автоматических методов, обеспечивающих получение результатов в короткие сроки с технологически приемлемой точностью.

Таким образом, реализация эффективных алгоритмов обработки видеопотоков возможна на основе автоматического выбора достаточного числа характерных точек на изображении, эффективной отбраковки грубых результатов в процессе поиска соответственных точек и применения алгоритмов геометрического трансформирования изображений, потенциально привлекательных для распараллеливания.

Эффективная обработка изображений достигается быстрыми последовательными алгоритмами и эффективным отображением этих алгоритмов на параллельные компьютеры. Более точно эффективная обработка изображений может быть достигнута управляемым уменьшением объема данных поиска и пространства поиска, а также использованием параллелизма без потери точности. Благодаря появлению высокопроизводительных компьютеров возникла возможность использования трудоемких методов пространственной корреляции.

Редукция данных и пространства поиска эффективно осуществляется итерационным алгоритмом уточнения. Этот алгоритм основан на вейвлетных методах регистрации изображений [2, 3]. Основная идея редукции – использование многоуровневого разрешения вейвлетов для создания многоуровневых (от самого грубого до самого точного) представлений входного и эталонного изображений. Поиск начинается при грубом представлении изображения и сужается с использованием представлений с более точным разрешением. Это позволяет уменьшить не только объем данных, но и пространство поиска. Данные поиска сокращаются в этом случае за счет выполнения части операций регистрации (вычисления коэффициента корреляции) на более низком уровне разрешения изображений, т. е. на меньших изображениях. Пространство поиска сужается посредством исключения областей, не являющихся перспективными для дальнейшего поиска. Итеративное уточнение существенно сокращает количество исследуемых решений.

Методы параллельной обработки используются для создания крупноблочных сбалансированных параллельных алгоритмов. Кроме того, разрабатываются гибридные алгоритмы для объединения преимуществ автоматического выбора фрагмента изображения и параллельной обработки.

Целью данной работы является, во-первых, разработка быстрого, адаптированного к распараллеливанию и устойчивого алгоритма геометрического трансформирования кадров видеопоследовательности и, во-вторых, априорный анализ эффективности реализации этого алгоритма на кластерной вычислительной системе.

Алгоритм трансформирования видеок кадров. Постановка задачи: исходный видеопоток разбивается на пары кадров, для каждой из которых вычисляются параметры взаимного несоответствия (поле смещений изображений) и выполняется геометрическое трансформирование. Результатом работы алгоритма является стереовидеопоток (стереофильм) и дополнительная информация для анализа выполненного преобразования изображения. Основные требования к алгоритму: полная автономность и высокий потенциал для реализации на параллельных вычислительных системах.

Полная автономность алгоритма заключается в автоматическом поиске соответственных точек на каждой паре изображений и отбраковке грубых ошибок отождествления. Для трансформирования кадров была выбрана стратегия локальных трансформаций, заключающаяся в разбиении исходного кадра на локальные зоны и вычислении поля смещений в пределах изображения с последующей локальной геометрической коррекцией в каждой зоне кадра. По сравнению со строгим методом трансформирования кадра на основе определения угловых элементов взаимного ориентирования и введения поправок в кадр целиком стратегия локальных трансформаций обладает рядом преимуществ. Во-первых, грубые ошибки отождествления соответственных точек влияют на качество трансформирования только в пределах соответствующей локальной зоны, т. е. не имеют глобальных последствий, и поэтому алгоритм в целом более устойчив к ошибкам исходных данных. Во-вторых, алгоритм разбиения кадра на зоны равного размера, в каждой из которых выполняются однотипные процедуры, обладает высоким потенциалом для распараллеливания.

Приведенные выше обоснования положены в основу алгоритма формирования стереовидеофильма. Формирование каждого стереокадра видеопоследовательности включает в себя следующие этапы:



Рис. 1. Стереопара видеокадров: a – первый кадр с точками, выделенными оператором Харриса; b – второй кадр с соответственными точками, найденными коррелятором

1. Выделение характерных точек на первом изображении пары.
2. Поиск соответственных точек на втором изображении пары.
3. Предварительная фильтрация соответственных точек на основе анализа продольных и поперечных параллаксов и вычисление векторов смещений для всех соответственных точек.
4. Вычисление средних векторов смещений в каждой локальной области изображения и заполнение пустых областей интерполированными значениями средних векторов смещений.

5. Интерполяция и сглаживание поля смещений.

6. Трансформирование второго изображения пары.

Рассмотрим выполнение этих этапов более детально.

Выделение характерных точек на первом изображении пары осуществляется оператором Харриса (рис. 1, a), который описывается следующим образом:

$$M = G(s) \otimes \begin{bmatrix} f_x^2 & f_x f_y \\ f_x f_y & f_y^2 \end{bmatrix},$$

$$R = \text{Det}(M) - k \text{Trace}^2(M), \quad k = 0,04.$$

Здесь f_x и f_y – производные интенсивности изображения по осям x и y соответственно; $G(s)$ – маска гауссиана; \otimes – оператор свертки; Det и Trace – определитель и след матрицы соответственно. Значение R , вычисляемое в каждой точке исходного изображения, используется как пороговое значение для выделения характерных точек. Оператор Харриса реализует свертку массива изображения $I[N_x \times N_y]$ с малым двумерным оператором $h[(2n_x + 1) \times (2n_y + 1)]$:

$$g(u, v) = \sum_{i=-n_x}^{n_x} \sum_{j=-n_y}^{n_y} h(i, j) I(u + i, v + j).$$

Например, для вычисления производных f_x и f_y в операторе Харриса мы можем использовать соответственно операторы Собела ($n_x = n_y = 1$):

$$h_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad h_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}.$$

Эти операторы локальны в пространстве (т. е. для обработки таким оператором каждого пикселя нужны только значения его соседей), что позволяет легко распараллелить вычисления.

Поиск соответственных точек на втором изображении пары. Для каждой характерной точки m_1 , найденной оператором Харриса на первом изображении image1 (см. рис. 1, a), ищется соответствие – точка m_2 на втором изображении image2 (рис. 1, b). Установление соответствия (т. е. определение координат точки m_2) осуществляется путем поиска максимума функции корреляции окна заданных размеров с центром в данной характерной точке m_1 на изображении image1 и области наиболее вероятного расположения точки соответствия m_2 на втором изображении image2. Для каждой такой пары точек $m_1 \in \text{image1}$, $m_2 \in \text{image2}$ с координатами (u_1, v_1) , (u_2, v_2) соответственно коэффициент корреляции окон с центрами m_1 и m_2 вычисляется как

$$\text{Score}(m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=-n_x}^{n_x} \sum_{j=-n_y}^{n_y} [I_1(u_1 + i, v_1 + j) - \bar{I}_1(u_1, v_1)][I_2(u_2 + i, v_2 + j) - \bar{I}_2(u_2, v_2)]}{(2n_x + 1)(2n_y + 1)\sqrt{\sigma^2(I_1) \times \sigma^2(I_2)}},$$

где I_k , $k=1,2$, – среднее значение в точке (u, v) , определяемое как

$$\bar{I}_k(u, v) = \frac{\sum_{i=-n_x}^{n_x} \sum_{j=-n_y}^{n_y} I_k(u + i, v + j)}{(2n_x + 1)(2n_y + 1)},$$

а $\sigma(I_k)$ – стандартное отклонение, задаваемое выражением

$$\sigma(I_k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n_x}^{n_x} \sum_{j=-n_y}^{n_y} [I_k(u + i, v + j) - \bar{I}_k(u, v)]^2}{(2n_x + 1)(2n_y + 1)}}, \quad k=1,2.$$

В приведенных выше выражениях $I_k(u, v)$ означает окно размером $(2n_x + 1) \times (2n_y + 1)$ с центром в точке с координатами (u, v) .

В общем случае вычисление корреляции является глобальным в пространстве, однако в нашей задаче область вычислений для любой характерной точки невелика и вычисления могут быть распараллелены. Кроме того, для поиска образа мы должны вычислить корреляцию для многих ориентаций, масштабов и положений шаблона на изображении. Это дает возможность применить другие методы распараллеливания. Например, мы можем

разбить диапазон ориентаций шаблона на P поддиапазонов (P – число процессоров) и вычислить корреляцию для всех диапазонов независимо и одновременно, т. е. параллельно.

Предварительная фильтрация соответственных точек на основе анализа продольных и поперечных параллаксов и вычисление векторов смещения. Вычисление параметров взаимного ориентирования снимков основано на анализе расхождений координат соответственных точек стереопары, такие расхождения называются продольным и поперечным параллаксами. Следовательно, качество фильтрации грубых ошибок на этапе идентификации соответственных точек является основным критерием точности работы всего алгоритма трансформирования. Предварительная фильтрация соответственных точек на изображениях основана на принципах кластерного анализа [5]. Алгоритм формирует кластеры расхождений координат соответственных точек и затем, сужая границы кластера, выполняет отбраковку конкретных параллаксов пар точек-кандидатов (и, следовательно, пар соответственных точек на изображении). Процедура идентична для продольных и поперечных параллаксов за следующим исключением: одним из критериев успешности формирования кластера является близость центра кластера к predetermined значениям – нулю для поперечного параллаксов и значению базиса съемки, рассчитанному по величине продольного перекрытия кадров, для продольного параллаксов.

Вычисление средних векторов смещений. Для всех отфильтрованных пар соответственных точек стереопары вычисляются векторы смещений. Как и в случае отбраковки грубых ошибок идентификации пар соответственных точек, для вычисления локальных векторов смещений использована процедура агломеративного кластерного анализа. Пространство вычисленных векторов смещений по всему кадру разбивается на прямоугольные области (рис. 2), и в каждой непустой области (т. е. в области, где найдено хотя бы две соответствующие точки и вычислены векторы смещений) для всех комбинаций пар векторов вычисляется мера их близости (положение, размеры, ориентация). Первоначально каждая пара векторов образует один кластер, затем происходит интеграция кластеров. Итерационный процесс останавливается после формирования двух кластеров, при этом предполагается, что кластер с наименьшим количеством элементов (пар векторов) содержит грубо определенные векторы локальных смещений. Критерием оптимальности состава кластеров в процедуре кластерного анализа является характер изменения значе-



Рис. 2. Сеть локальных областей

ний показателя общей дисперсии, который находится как сумма внутрикластерных дисперсий и межкластерной дисперсии. Скачкообразное изменение общей дисперсии свидетельствует о достижении оптимальной группировки векторов, на этом процедура кластерного анализа завершается.

Таким образом, при вычислении средних значений векторов смещений в каждой локальной зоне происходит дополнительная фильтрация грубых ошибок определения соответственных точек.

Интерполяция и сглаживание поля смещений. Средние значения векторов локальных смещений, определенные в каждой локальной зоне, используются как узлы интерполяции. При этом на практике часто встречаются пустые области, т. е. области на изображении, в которых не найдены соответственные точки и не вычислены векторы смещений. Для заполнения таких зон используется процедура дилации, т. е. заполнение значениями векторов соседних непустых областей. В результате интерполяции средних значений векторов в каждой локальной зоне определяется глобальное поле векторов смещений пикселей изображения в пределах кадра. Для окончательного сглаживания поля смещений выполняется процедура медианной фильтрации.

Трансформирование второго изображения пары. Алгоритмом предусмотрены два варианта преобразования второго изображения: вертикальный сдвиг матрицы изображения для экспресс-анализа видеоизображений и трансформация на основе компенсации локальных векторов смещений во всех областях (для каждой точки правого изображения строится обратный вектор смещения). Первый вариант компенсирует среднее значение поперечного параллакса в пределах стереопары, что дает возможность оценить принципиальную пригодность данной стереопары для стереоскопического наблюдения. Второй вариант выполняет точную коррекцию изображения с учетом локальных деформаций.

Распараллеливание межкадровой обработки. Простейший способ распараллеливания алгоритма трансформирования изображений сводится к распределению по компьютерам пар изображений видеопотока в реальном времени. Например, пусть изображения видеопотока пронумерованы и разность номеров изображений пары равна числу компьютеров P системы. Тогда номер i компьютера можно связать с номером c обрабатываемого им изображения выражением $i = c \bmod P$, т. е. i -й компьютер, $i \in \{0, 1, \dots, P-1\}$, обрабатывает изображения с номерами $i, i+P, i+2P, \dots, i+nP, \dots$. В результате все компьютеры порождают стереоизображения непрерывно и независимо. Стереоизображения выдаются компьютерами системы циклически в порядке их нумерации и образуют стереофильм. В этом случае коэффициент ускорения точно равен числу компьютеров системы.

В случае, когда время обработки пары кадров недостаточно мало для того, чтобы удовлетворить требованиям обработки видеопотока в режиме реального времени, необходимо выполнить распараллеливание самого алгоритма трансформирования. Для этого нужно оценить вычислительную сложность отдельных этапов алгоритма с целью выделения наиболее трудоемких этапов, которые нуждаются в распараллеливании.

Анализ вычислительной сложности алгоритма. Пусть n – размер изображения, m – число найденных характерных точек, k – размер маски оператора корреляции, r – размер области вычисления корреляции, z – размер локальной области, iter – число итераций процедуры фильтрации, $t_{\text{оп}}$ – время выполнения одной операции, $s = (n/z)^2$ – число локальных областей. Тогда

Этап	Обозначение времени выполнения	Формула оценки	Время, с
Выделение характерных точек	t_{Harris}	$200n^2t_{\text{оп}}$	0,131
Поиск соответственных точек	t_{cor}	$7mk^2r^2t_{\text{оп}}$	0,07
Предварительная фильтрация соответственных точек	t_{filter}	$(5 + 2\text{iter})mt_{\text{оп}}$	$25 \cdot 10^{-6}$
Вычисление векторов смещения	t_{disp}	$2mt_{\text{оп}}$	10^{-6}
Сортировка векторов смещения по длине и вычисление средних векторов смещения	t_{aver}	$\left[10\left(\frac{m}{s}\right)^2 + 2\left(\frac{m}{s}\right)^2 \log\left(\frac{m}{s}\right) + 4\frac{m}{s} \right] st_{\text{оп}}$	$32 \cdot 10^{-5}$
Интерполяция	t_{inp}	$n^2t_{\text{оп}}$	$66 \cdot 10^{-5}$
Сглаживание	t_{smooth}	$s \log(s)t_{\text{оп}}$	$24 \cdot 10^{-9}$
Трансформирование второго изображения стереопары	t_{rev}	$n^2t_{\text{оп}}$	$66 \cdot 10^{-5}$

для $t_{\text{оп}} = 10^{-8}$ с, $n = 256$, $m = 100$, $k = 10$, $z = 128$, $r = 10$ и $\text{iter} = 10$ получаем оценки времени выполнения процедур, приведенные в таблице. Из таблицы следует, что полное время выполнения алгоритма $t_{\text{total}} = t_{\text{Harris}} + t_{\text{cor}} + t_{\text{filter}} + t_{\text{disp}} + t_{\text{aver}} + t_{\text{inp}} + t_{\text{smooth}} + t_{\text{rev}} \approx 0,203$ с и суммарное время этапа выделения характерных точек t_{Harris} и этапа поиска соответствующих точек t_{cor} гораздо больше суммарного времени выполнения всех других этапов алгоритма, поэтому отношение $(t_{\text{Harris}} + t_{\text{cor}})/t_{\text{total}} \approx 0,99$. Следовательно, имеет смысл распараллеливать только этапы выделения характерных точек и поиска соответственных точек на стереопаре.

Распараллеливание процедур выделения характерных точек и поиска соответственных точек. Для параллельного выполнения этих процедур оба изображения разбиваются на полосы с перекрытием размером $k/2$, ширина каждой полосы $z + k = n/P + k$. Выделенные полосы обоих изображений рассылаются соответствующим компьютерам кластерной вычислительной системы [6, 7] (рис. 3).

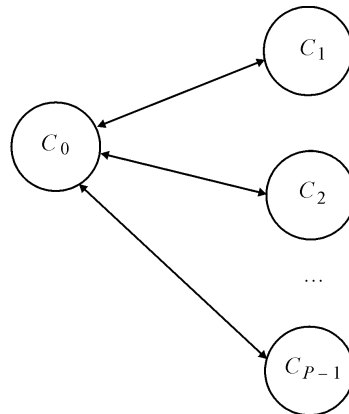


Рис. 3. Обмен данными в кластерной системе

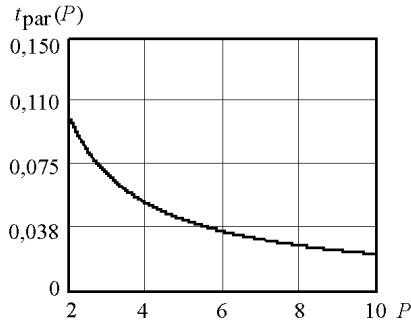


Рис. 4. Время выполнения параллельного варианта алгоритма

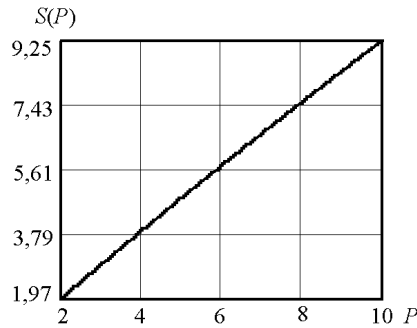


Рис. 5. Коэффициент ускорения

Затем каждый компьютер кластера, включая корневой компьютер C_0 , независимо от других компьютеров обрабатывает пиксели собственного фрагмента изображения. Результаты обработки (координаты характерных точек) возвращаются корневому компьютеру системы. Объем возвращаемых данных пренебрежимо мал в сравнении с объемом изображений. Время передачи фрагментов двух изображений из корневого компьютера всем остальным $P - 1$ компьютерам

$$t_{\text{imtrans}} \approx 2(P-1)n \left(\frac{n}{P} + k \right) t_{\text{btrans}},$$

где t_{btrans} – время передачи одного байта. Для локальной сети Gigabit Ethernet [8] $t_{\text{btrans}} \approx 10^{-8}$ с. Поскольку суммарное время выделения характерных точек и поиска соответствующих точек на одном компьютере

$$t_{\text{seq}} = t_{\text{Harris}} + t_{\text{cor}}$$

и суммарное время выполнения параллельного варианта этих этапов

$$t_{\text{par}}(P) = t_{\text{seq}}/P + t_{\text{imtrans}},$$

то достигаемый коэффициент распараллеливания вычислений

$$S(P) = \frac{t_{\text{seq}}}{t_{\text{par}}} = \frac{t_{\text{Harris}} + t_{\text{cor}}}{(t_{\text{Harris}} + t_{\text{cor}})/P + t_{\text{imtrans}}}.$$

С учетом вышеприведенных значений параметров изображений, алгоритма и вычислительной системы получаем зависимости $t_{\text{par}}(P)$ и $S(P)$ от числа компьютеров системы (рис. 4, 5). Эти зависимости показывают, что время выполнения алгоритма можно существенно уменьшить путем параллельной реализации его на кластере с использованием сети связи Gigabit Ethernet.

Заключение. Оценку параметров и выполнение взаимного ориентирования и трансформирования изображений видеопотока можно ускорить редуцией объема обрабатываемых данных и пространства поиска, а также

распараллеливанием процесса обработки. Редукция объема данных и пространства поиска достигается путем использования мультиразрешения, основанного на вейвлет-декомпозиции двух исходных изображений. Если пары изображений видеопотока использовать для генерации стереофильма в реальном времени, то распараллеливание обработки может быть достигнуто простым распределением пар видеок кадров по компьютерам системы. В случае, когда время обработки пары кадров недостаточно мало для того, чтобы удовлетворить требованиям обработки видеопотока в режиме реального времени, необходимо выполнить распараллеливание самого алгоритма трансформирования.

В алгоритме геометрического трансформирования изображения этапы выделения характерных точек и поиска соответственных точек являются гораздо более трудоемкими, чем другие его этапы (время выделения характерных точек и поиска соответственных точек составляет около 99 % времени алгоритма), и поэтому только они требуют распараллеливания, которое осуществляется путем передачи обоих изображений всем компьютерам мультимедийной системы (например, вычислительного кластера) и последующей независимой обработки фрагментов изображений всеми компьютерами. Алгоритм Харриса выделения характерных точек можно легко распараллелить благодаря свойству локальности оператора свертки. Корреляция в этой задаче имеет локальную природу и распараллеливается так же, как и оператор Харриса. Кроме того, множество корреляций может вычисляться параллельно для различных точек Харриса и различных возможных ориентаций одного изображения пары (первого) относительно другого изображения (второго). Вышеприведенный анализ свидетельствует об эффективном распараллеливании алгоритма на мультимедийном кластере с межкомпьютерными обменами через сеть Gigabit Ethernet.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Manual** of Photogrammetry /Ed. C. McGlone. ASPRS. 2004.
2. **Chalermwat P.** High performance automatic image registration for remote sensing // PhD Thesis. Fairfax, Virginia: George Mason University, 1999 (<http://citeseer.ist.psu.edu/499421.html>).
3. **Mallat S. G.** A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1989. **11**, N 7. P. 674.
4. **Инструкция** по фотограмметрическим работам при создании цифровых топографических карт и планов. ГКИНП (ГНТА)-02-036-02. М.: ЦНИИГАиК, 2002.
5. **Загоруйко Н. Г.** Прикладные методы анализа данных и знаний. Новосибирск: Изд-во Ин-та математики, 1999.
6. **Корнеев В. В.** Вычислительные системы. М.: Гелиос АРВ, 2004.
7. **Топорков В. В.** Модели распределенных вычислений. М.: Физматлит, 2004.
8. **Олифер В. Г., Олифер Н. А.** Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы. С.-Пб.: Питер, 2002.

Поступила в редакцию 3 ноября 2005 г.