

# ТЕХНОЛОГИЯ ОПЕРАТИВНОЙ РЕКОНСТРУКЦИИ 3D-СЦЕН ПО РАЗНОРАКУРСНЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ

А.П. Котов<sup>1,2</sup>, Е.В. Гошин<sup>1,2</sup>, В.А. Фурсов<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королёва

(национальный исследовательский университет),

<sup>2</sup>Институт систем обработки изображений РАН

Предлагается быстродействующий алгоритм построения карты диспарантности по разноракурсным изображениям в сквозной технологии реконструкции 3D-моделей сцен. Известно, что основной проблемой в задачах 3D-реконструкции является сопоставление изображений. В данном случае высокое быстродействие и надежность достигаются за счет уменьшения области поиска для каждой соответствующей точки. Для этого предлагается осуществлять предварительное совмещение разноракурсных изображений а области поиска соответствий задавать с учетом эпиполярных ограничений. Для поиска соответствующих точек по полю изображения разработан и реализован в среде CUDA эффективный параллельный алгоритм. Приводятся результаты экспериментальных исследований, иллюстрирующие высокое качество восстановления 3D-сцен и высокое быстродействие. Это открывает возможности реализации технологии в реальном времени.

## 1. Введение

В последнее время усилился интерес к построению 3D-моделей сцен по разноракурсным изображениям одной сцены, получаемым, в т.ч. с использованием различных регистрирующих устройств. Как известно, центральной проблемой при построении 3D-моделей является нахождение соответствующих точек на разных видах. Решение этой задачи на изображениях, с большими относительными сдвигами, поворотами и масштабом существенно осложняется, т.к. при этом область поиска соответствующих фрагментов должна быть значительно увеличена. Это приводит как к повышению вычислительной сложности и увеличению времени поиска, так и к снижению надежности определения соответствующих точек.

В работе [1] был предложен метод определения соответствующих точек, использующий расстояние до эпиполярных линий в качестве штрафного коэффициента в минимизируемой функции. Этот алгоритм в некоторой степени учитывает наличие сравнительно небольших сдвигов, связанных с изменением масштаба и относительным сдвигом изображений. Однако при больших относительных сдвигах надежность сопоставления точек существенно снижается. В настоящей работе предлагается дополнительный этап технологии, позволяющий избежать указанных недостатков. В частности, рассматривается технология построения 3D-моделей сцен, включающая этап предварительного совмещения изображений с использованием множества ключевых точек.

В работе приводятся результаты экспериментальных исследований, показывающие, что за счет предварительного совмещения разноракурсных изображений существенно увеличивается быстродействие технологии и снижается вероятность появления ошибочных соответствующих точек.

## 2. Описание технологии

Общая схема технологии показана на рисунке 1. В предлагаемой схеме предусматривается возможность реализации технологии как при известных параметрах камер, так и в случае, когда исходными являются только сами разноракурсные изображения. Эти два варианта различаются способом определения фундаментальной матрицы и эпиполярных линий.



Рисунок 1 – Схема технологии при неизвестных параметрах камеры

Этап предварительного совмещения предлагается осуществлять с помощью аффинного преобразования с тремя степенями свободы. Преобразования такого вида задаёт соотношения между точками первого изображения  $(x, y)$  и второго  $(x', y')$  и учитывает только сдвиг и изменения масштаба.

$$\begin{bmatrix} a & 0 & b_1 \\ 0 & a & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \quad (1)$$

где коэффициент  $a$  определяет масштаб,  $b_1$  и  $b_2$  задают сдвиг.

Для нахождения параметров аффинного преобразования  $a$ ,  $b_1$  и  $b_2$  необходимо решить систему уравнений, состоящую минимум из трёх уравнений. В качестве известных используются координаты соответствующих точек  $(x, y)$  и  $(x', y')$ , которые предварительно ищутся, например, методом SIFT [2] и SURF [3], которые признаны в настоящее время наиболее эффективными. С использованием указанных выше методов можно найти достаточно много пар соответствующих точек, а для решения переопределённой системы уравнений, воспользоваться методом RANSAC.

Предварительное совмещение разноракурсных изображений осуществляется с использованием аффинного преобразования. Параметры аффинного преобразования определяются по всем найденным ключевым точкам с использованием алгоритма RANSAC. Применение алгоритма RANSAC обеспечивает устойчивость к ошибкам. А использование большого числа точек является необходимым для определения средних по всему полю изображения сдвигов.

В варианте, когда исходными являются только сами разноракурсные изображения, после предварительного совмещения решается задача идентификации фундаментальной матрицы по небольшому числу соответствующих точек. Эта задача подробно рассмотрена в работе [1].

### 3. Параллельный алгоритм сопоставления точек

Задача поиска относительных сдвигов для этапов предварительного поиска сдвигов для нахождения фундаментальной матрицы и нахождения итоговых относительных сдвигов решается сходными алгоритмами. Отличие заключается в том, что после нахождения фундаментальной матрицы итоговые относительные сдвиги находятся с учётом эпиполярных ограничений. Для обоих этапов, задача состоит в поиске для каждой

точки  $(x, y)$  на первом изображении соответствующей точки  $(x+u, y+v)$  на втором изображении. В качестве меры близости между значениями яркостей отсчётов используется квадратичная норма:

$$E(x, y, u, v) = \|I_1(x, y) - I(x+u, y+v)\| \quad (2)$$

При этом задача нахождения наиболее подходящих значений координат сдвигов  $u$ ,  $v$  может быть сформулирована как задача минимизации некоторого критерия сходства:

$$E(x, y, u, v) = \sum_{(x, y) \in D(x_0, y_0)} a(x, y) e(x, y, u, v) \quad (3)$$

где  $D(x_0, y_0)$  – заданная область вокруг точки  $(x_0, y_0)$ , а  $a(x, y)$  – весовая функция, задаваемая в указанной области с целью повышения качества сопоставления. Задача минимизации в данном случае может решаться путём перебора всех возможных значений сдвигов в заданной области. Данный метод сопоставления точек, основанный на минимизации функции штрафа, подробно описан в работе [1].

В работе предлагается параллельная реализация данного алгоритма на основе CUDA технологии. Выбор CUDA технологии объясняется тем, что задача поиска относительных сдвигов успешно декомпозируется по данным. Нахождение относительного сдвига для каждой точки  $(x, y)$  можно выполнять независимо на отдельной нити. Таким образом, на каждой нити решается задача минимизации критерия сходства (формула 3).

#### 4. Результаты экспериментов

В качестве объекта эксперимента взяты стереоизображения из набора изображений «Tsukuba», которые часто используются в задаче сопоставления изображений. Исходные изображения представлены на рисунке 2.

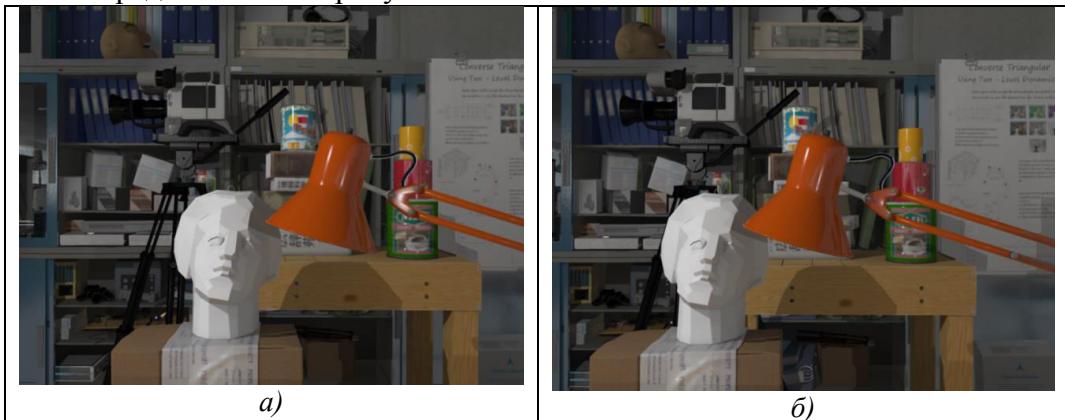


Рисунок 2 – исходные изображения.

С помощью предлагаемой технологии для изображений (рисунок 2) была сформирована карта диспарантности (рисунок 3).



Рисунок 3 – Результат обработки исходных изображений

Для проверки технологии в случае, когда разноракурсные изображения зарегистрированы при большом расстоянии между камерами, были смоделированы «смешённые» изображения (рисунок 4) из изображений (рисунок 2).

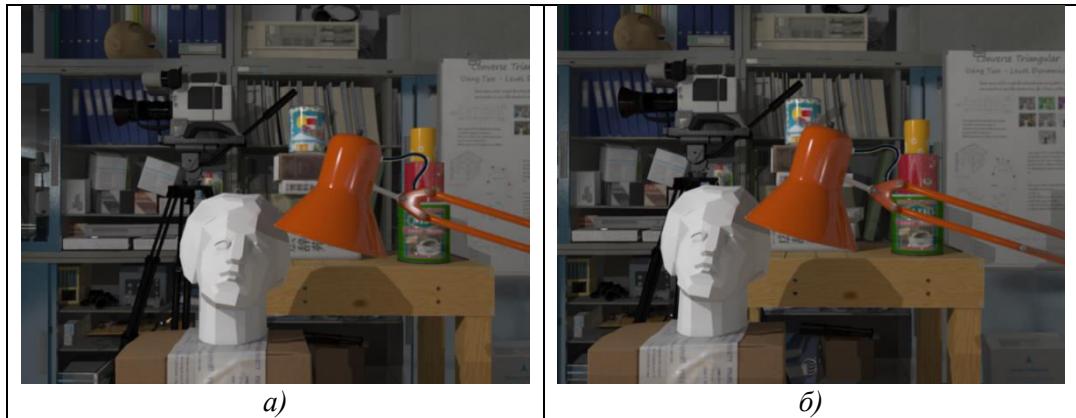


Рисунок 4 – «смешённые» изображения

При выполнении алгоритма сопоставления точек на «смешённых» изображениях (рисунок 4) получена карта диспарантности (рисунок 5, а), которая наглядно демонстрирует большие ошибки сопоставления изображений. Применение предварительного этапа совмещения для «смешённых» изображений (рисунок 4) позволило значительно сократить определение ложных относительных сдвигов (рисунок 5, б).

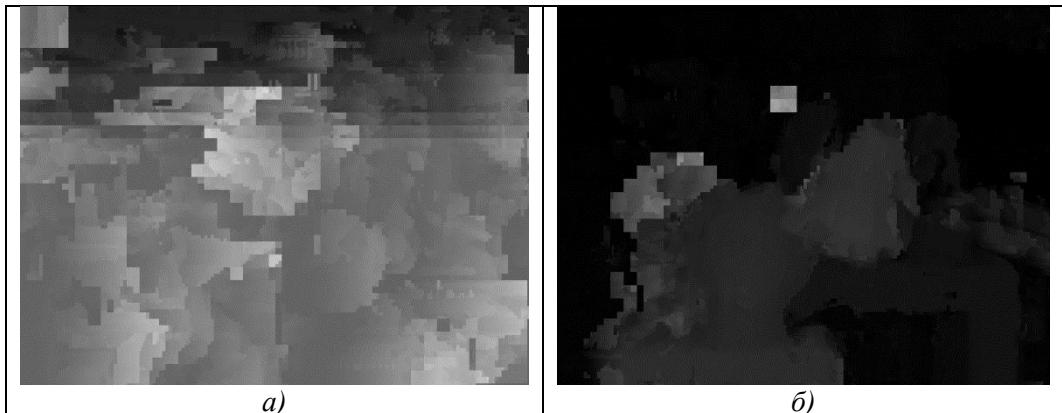


Рисунок 5 – Результат обработки «смешённых» изображений: а) без предварительного совмещения, б) с предварительным совмещением

Вычислительные затраты приведены в таблице 1. Здесь для сравнения приведены результаты последовательной и параллельной реализаций. При последовательной реализации алгоритм полностью выполнялся на одном CPU, при параллельной происходило распараллеливание процедур 1 и 2.

Таблица 1. Время работы последовательной и параллельной реализаций

№ п/п	Выполняемая процедура	Время работы (мс)	
		Последовательная реализация (CPU)	Параллельная реализация (CPU+GPU)
1	Предварительный поиск сдвигов для нахождения фундаментальной матрицы	14,57	0,91
2	Нахождение итоговых относительных сдвигов	15,53	2,02

Использование CUDA технологии обеспечило ускорение работы первой процедуры в 15 раз, а второй процедуры в 7,7 раза. Меньшее ускорение для второй процедуры

объясняется дополнительными вычислениями, которые связаны с использованием эпиполярных ограничений.

## 5. Заключение

Предварительное совмещение разноракурсных изображений с использованием аффинного преобразования обеспечивает устойчивость алгоритма при изменении расстояния между камерами. Построение карты диспаранности хорошо декомпозируется по данным и реализуется на графических процессорах в виде быстродействующего параллельного алгоритма в CUDA-среде. Если имеются данные о реальной высоте в опорных точках, могут быть вычислены точные значения 3D- координат всех точек сцены.

## Литература

1. Фурсов В. А., Гошин Е. В. Информационная технология реконструкции цифровой модели местности по стереоизображениям // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38. – №. 2 – С. 335-342
2. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features/ Lowe D. G. //Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on. – Ieee, 1999. – Т. 2. – С. 1150-1157.
3. Bay H. Speeded-up robust features (SURF) / Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L. //Computer vision and image understanding. – 2008. – Т. 110. – №. 3. – С. 346-359.
4. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. - 928 с.
5. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. - 352 с.
6. Hartley R., Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision. Second Edition. Cambridge University Press, 2003 г.