

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ

А В Т О М Е Т Р И Я

2006, том 42, № 2

УДК 004.932

Д. В. Жук, А. В. Тузиков

(Минск, Беларусь)

**ПОСТРОЕНИЕ КАРТЫ ДИСПАРАТНОСТИ
ДЛЯ СТЕРЕОИЗОБРАЖЕНИЙ
НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК**

Рассматривается применение инвариантов моментов и информационных полей для сравнения фрагментов стереоизображений и построения плотных карт диспаратности. Приводятся результаты тестирования различных алгоритмов совмещения стереоизображений с использованием данных характеристик.

Введение. Нахождение сопряженных точек на парах изображений является важной задачей в стереовидении. Суть задачи состоит в определении для каждого пикселя на одном изображении соответствующего пикселя на другом изображении (если такой пиксель имеется), так что они оба являются изображением одной и той же физической точки в пространстве.

В настоящее время разработаны алгоритмы, позволяющие строить плотные карты диспаратности, которые каждому пиксели одному изображения ставят в соответствие пиксель другого изображения либо указывают на отсутствие такого. Эти алгоритмы используют меры сходства фрагментов изображений, формирующих исходные данные для различных алгоритмов оптимизации. Целью предлагаемой работы является исследование применения мер сходства, определенных на базе инвариантных характеристик, для построения плотных карт диспаратности.

Как правило, алгоритмы построения плотной карты диспаратности работают с выпрямленными парами изображений, т. е. с изображениями, в которых все эпиполярные линии горизонтальны и соответствующие эпиполярные линии имеют одинаковые ординаты. Для задания сопряженных точек на двух выпрямленных изображениях достаточно для каждой точки одного из изображений задать горизонтальное смещение (диспаратность), определяющее соответствующую точку другого изображения. Методы выпрямления изображений предложены в [1, 2].

В работе [3], результаты которой используются для оценки предлагаемых в данной работе мер сходства, проводится анализ точности построения карты диспаратности различными алгоритмами при различных параметрах. Для этого алгоритмы построения плотной карты диспаратности представляются в виде следующих шагов, причем некоторые из них могут быть опущены:

1. Вычисление стоимости соответствия.
2. Агрегирование стоимости.
3. Вычисление диспаратности или оптимизация.
4. Уточнение диспаратности.

Такое представление позволяет оценить качество работы различных комбинаций алгоритмов оптимизации, мер сходства и т. д. Оценка точности вычисления диспаратности проводится с использованием пар изображений, для которых известна точная карта диспаратности. Например, в рамках данной схемы традиционный блочный алгоритм [4], использующий в качестве меры сходства сумму квадратов разностей, может быть описан следующим образом:

1. Стоимость определяется как квадрат разности значений интенсивности для заданной диспаратности.

2. Агрегирование выполняется путем суммирования стоимости с постоянной диспаратностью по прямоугольному окну.

3. Диспаратность вычисляется через выбор минимального агрегированного значения в каждом пикселе.

В современных алгоритмах для вычисления стоимости часто применяются три класса мер сходства фрагментов изображений [5]: корреляционные, разность интенсивностей и ранговые. Примеры этих мер приведены в табл. 1, где используются следующие обозначения (суммирование во всех

Т а б л и ц а 1
Меры сходства изображений

Наименование	Определение
Нормированная кросскорреляция	$\frac{\sum_{u, v} (I_1(u, v) - \bar{I}_1)(I_2(u + d, v) - \bar{I}_2)}{\sqrt{\sum_{u, v} (I_1(u, v) - \bar{I}_1)^2 (I_2(u + d, v) - \bar{I}_2)^2}}$
Сумма квадратов разностей	$\sum_{u, v} (I_1(u, v) - I_2(u + d, v))^2$
Нормированная сумма квадратов разностей	$\sum_{u, v} \left(\frac{I_1(u, v) - \bar{I}_1}{\sqrt{\sum_{u, v} (I_1(u, v) - \bar{I}_1)^2}} - \frac{I_2(u + d, v) - \bar{I}_2}{\sqrt{\sum_{u, v} (I_2(u, v) - \bar{I}_2)^2}} \right)^2$
Сумма абсолютных разностей	$\sum_{u, v} I_1(u, v) - I_2(u + d, v) $
Ранговая	$I'_k(u, v) = \sum_{m, n} B(I_k(m, n), I_k(u, v)),$ $\text{где } B(a, b) = \begin{cases} 1, & \text{если } a < b; \\ 0, & \text{если } a \geq b \end{cases}$

формулах ведется по некоторому окну): $I_i(u, v)$ – интенсивность i -го изображения в точке (u, v) , $i=1, 2$; I_i – среднее значение интенсивности i -го изображения в обрабатываемом окне; d – дисператность.

Предлагаемые в данной работе меры сходства построены на базе инвариантных характеристик и имеют отличную от приведенных мер схему вычисления: для каждого из рассматриваемых фрагментов изображений вычисляется его характеристика и мера сходства определяется в зависимости от близости вычисленных значений.

Некоторые алгоритмы комбинируют шаги 1 и 2 рассматриваемой схемы представления алгоритмов построения плотной карты дисператности и используют стоимость, которая вычисляется по некоторой области изображения, например нормированную кросскорреляцию или ранговое преобразование. В приведенной схеме такие функции стоимости можно полагать как шаг предварительной обработки изображения.

Рассматриваемые в этой работе меры сходства фрагментов изображений также комбинируют шаги 1 и 2 для вычисления стоимости.

Применение инвариантов моментов в качестве меры сходства фрагментов изображений. Инварианты моментов применяются в задачах распознавания образов в качестве характеристик объектов, на основании которых производится классификация. При этом изображения, для которых значения инвариантов близки, считаются принадлежащими одному классу.

Геометрический момент m_{pq} порядка $p + q$ изображения $I(x, y)$, где p, q – неотрицательные целые числа, определяется как

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q I(x, y) dx dy.$$

Соответственно центральный μ_{pq} и нормированный ν_{pq} моменты находятся следующим образом:

$$\begin{aligned} \mu_{pq} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - x_c)^p (y - y_c)^q I(x, y) dx dy; \\ \nu_{pq} &= \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}}, \end{aligned} \tag{1}$$

где (x_c, y_c) – центроид $I(x, y)$; $w = (p + q + 2)/2$.

Нормированные моменты инвариантны к таким преобразованиям изображения, как сдвиг и масштабирование. В работе [6] предложены семь инвариантов к преобразованию поворота, состоящих из моментов второго и третьего порядков. Приведем некоторые из них:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \mu_{20} + \mu_{02}; \\ \varphi_2 &= (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2; \\ \varphi_3 &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2. \end{aligned} \tag{2}$$

При использовании в формулах (2) нормированных моментов достигается также и инвариантность к сдвигу и масштабированию.

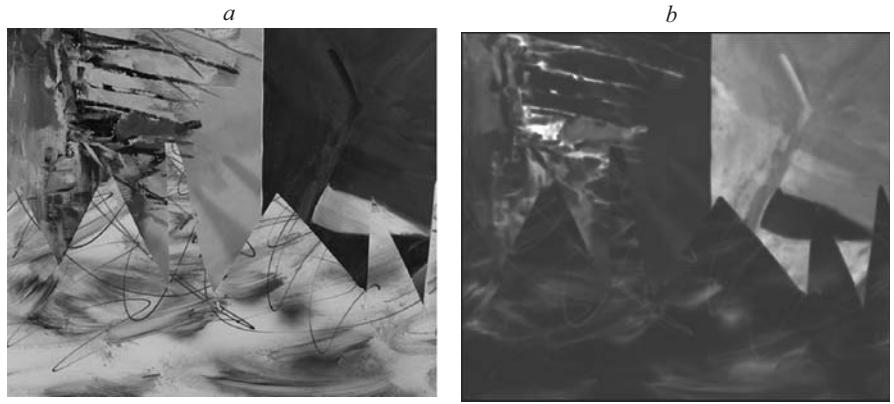


Рис. 1. Инварианты моментов: исходное изображение (a); результат вычисления функционала φ_1 по скользящему окну 5×5 пикселей (меньшим значениям соответствуют темные участки) (b)

Для вычисления меры сходства окрестностей точек (u, v) и $(u + d, v)$ на изображении можно использовать значение любого из семи инвариантов, где моменты вычисляются по этой окрестности. Значение модуля разности или квадрата разности вычисленных значений будем считать мерой сходства фрагментов. Аналогичным образом для вычисления меры сходства можно использовать векторы, составленные из значений нескольких инвариантов. Заметим, что переход от интегрирования по всему изображению к интегрированию по окрестности в (1), вообще говоря, нарушает свойство инвариантности.

Для исходного изображения (рис. 1, a) показан результат вычисления φ_1 по окну 5×5 пикселей (рис. 1, b).

Применение информационных полей в качестве меры сходства фрагментов изображений. В [7] показатель информативности фрагментов изображений используется для совмещения изображений по нескольким точкам. При этом соответствие фрагментов определяется исходя из близости значений показателя $\varphi[\mathbf{R}]$ в точках.

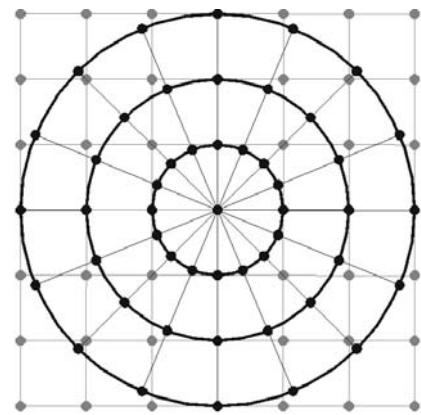


Рис. 2. Пример круговой маски, вписанной в квадрат 7×7



Рис. 3. Изображение информационного поля $\phi[\mathbf{R}]$ (меньшим значениям соответствуют светлые участки)

Анализ информативности фрагмента в окрестности точки с координатами (u, v) осуществляется с использованием показателя диагонального преобладания [7]:

$$\varphi[\mathbf{R}(u, v)] = \frac{\text{Tr}^2 \mathbf{R}(u, v)}{\text{Tr} \mathbf{R}^2(u, v)} = \frac{M^2}{M + \sum_{\substack{i, j=1 \\ i \neq j}}^M r_{ij}^2},$$

где Tr – след матрицы; r_{ij} – элементы матрицы $\mathbf{R}(u, v)$; $\mathbf{R}(u, v) = \mathbf{C}(u, v) \times \mathbf{A}(u, v) \mathbf{C}(u, v)^T$ – так называемая информационная матрица, здесь $\mathbf{A}(u, v) = \mathbf{X}^T(u, v) \mathbf{X}(u, v)$, $\mathbf{C}(u, v) = \text{diag}(a_{11}^{-1/2}, a_{22}^{-1/2}, \dots, a_{MM}^{-1/2})$ (a_{ii} – диаго-

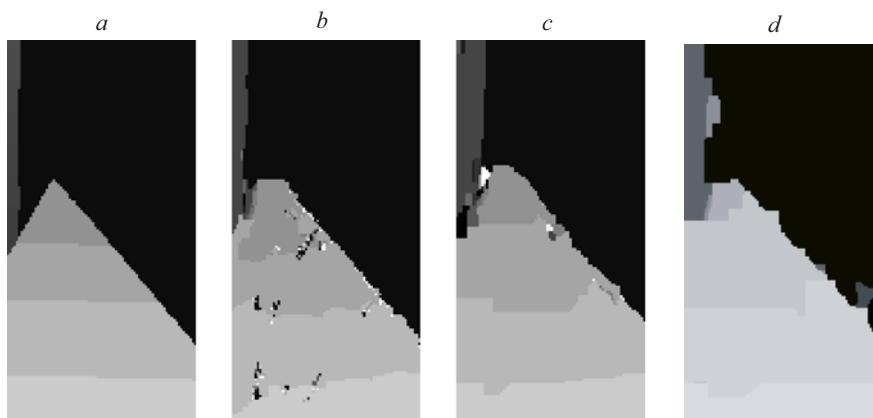


Рис. 4. Фрагменты карты диспаритности при различных мерах сходства: истинные значения диспаритности (a); при использовании суммы абсолютных разностей (b); меры на базе показателя информативности (c); меры на базе инвариантов моментов (d)

Т а б л и ц а 2

Сравнение результатов работы алгоритмов

Алгоритм	№ п/п	B , %		B_T , %		B_D , %	
		с пред- обработкой	без пред- обработки	с пред- обработкой	без пред- обработки	с пред- обработкой	без пред- обработки
Динами- ческое програм- мирование [9]	1	7,9	8,4	5,9	7,0	27,2	18,0
	2	8,3	7,2	6,3	5,6	29,7	16,4
	3	28,6	29,9	25,0	26,3	42,3	44,0
	4	9,8	10,2	8,5	8,9	39,0	39,4
	5	8,9	9,2	7,3	7,9	35,3	37,0
	6	8,7	7,4	6,6	5,9	30,5	22,7
	7	8,3	7,1	6,3	5,4	29,7	16,2
	8	29,8	63,4	26,2	63,4	43,5	72,6
	9	11,5	37,3	9,9	36,4	37,0	54,1
	10	8,9	10,1	7,4	9,0	35,0	41,8
	11	8,7	9,0	6,4	7,7	28,1	33,3
	12	8,0	7,4	5,9	5,9	27,1	16,4
Разрезы в графе [8]	13	6,3	5,6	3,9	2,9	16,2	9,1
	14	11,1	4,5	8,8	2,0	20,6	8,3
	15	9,8	14,3	7,9	14,0	26,3	39,1
	16	9,9	4,6	8,2	2,9	20,9	11,6
	17	6,9	3,9	4,7	1,6	19,9	9,4
	18	7,4	4,2	5,3	1,8	21,0	8,2
	19	6,1	16,5	3,8	16,4	18,1	37,8
	20	5,5	3,6	3,1	1,4	16,5	11,0
	21	5,9	4,2	3,4	1,6	17,3	7,6

Примечание. Жирным шрифтом выделены наилучшие результаты, курсивом отмечены результаты, где предобработка привела к улучшению показателей.

нальные элементы матрицы $\mathbf{A}(u, v)$), а $\mathbf{X}(u, v)$ – матрица $N \times M$, составленная из отсчетов поля яркости на фрагменте в виде круговой маски с центром в точке (u, v) . Применение такой маски обеспечивает инвариантность информативных точек к углу поворота изображения. Элементы матрицы \mathbf{X} формируются из отсчетов, находящихся в узлах прямоугольной сетки, бли-

жайших к точкам пересечения концентрических окружностей и радиальных лучей. Столбцы соответствуют $M - 1$ концентрическим окружностям и центральной точке, строки – N радиальным лучам (рис. 2).

Так же как и для инвариантов моментов, в качестве показателя меры сходства можно использовать абсолютную разность или квадрат разности значений $\phi[\mathbf{R}]$. На рис. 3 показан результат вычисления $\phi[\mathbf{R}]$ для исходного изображения (см. рис. 1, *a*) с размером окна 7×7 пикселей. Как видно из рисунка, большие значения $\phi[\mathbf{R}]$ соответствуют регионам с неоднородной текстурой, что приводит к усилению границ объектов и ослаблению регионов с однородной текстурой.

Результаты тестирования. Для тестирования описанных мер использовалась модифицированная программа из [3], где предлагаемые меры реализованы как шаг предобработки, поскольку они объединяют шаги вычисления стоимости и агрегации. Для оценки качества работы алгоритмов применялись следующие показатели [3]:

B – доля пикселей с неверно определенной диспаратностью при допустимой погрешности в 1 пиксель;

B_T – доля пикселей с неверно определенной диспаратностью для текстурированных регионов изображения;

B_D – доля пикселей с неверно определенной диспаратностью для регионов изображения с точками разрыва диспаратности.

На рис. 4 показаны фрагменты карт диспаратности, построенных с помощью алгоритма из [8] при одних и тех же параметрах с использованием различных мер сходства для пары изображений, одно из которых показано на рис. 1, *a*, и включающих в себя регионы с однородной и неоднородной текстурой, области разрыва диспаратности. Как видно, применение предложенных мер привело к снижению числа точек со значительным отклонением диспаратности от истинного значения (тёмные области внутри треугольника на рис. 4, *b*).

Результаты использования предложенных мер в некоторых алгоритмах построения карты диспаратности для выпрямленной стереопары (см. рис. 1, *a*) с различными значениями параметров представлены в табл. 2. В качестве

Таблица 3
Используемые параметры алгоритмов

№ п/п	Максимальное допустимое значение модуля разности [3]	Метод Birchfield и Tomasi [10]
1	1000	Да
2	1000	Нет
3	2	Да
4	5	Да
5	10	Да
6	20	Да
7	50	Да
8	2	Нет
9	5	Нет
10	10	Нет
11	20	Нет
12	50	Нет
13	1000	Да
14	1000	Нет
15	5	Да
16	10	Да
17	20	Да
18	50	Да
19	10	Нет
20	20	Нет
21	50	Нет

параметров были взяты способ вычисления меры сходства (прямое вычисление меры либо применение предложенного в [10] метода вычисления меры, который является инвариантным к способу дискретизации изображения) и максимальное допустимое значение модуля разности. Каждому набору значений параметров соответствует одна строка в табл. 3. В качестве шага предобработки применялось вычисление первого инварианта моментов φ_1 (2) в окне 5×5 . Сходные результаты были получены и при использовании информационных полей, при этом улучшение достигалось на регионах с контрастной текстурой.

В целом предобработка привела к ухудшению результатов работы алгоритмов. Как видно из рис. 3, в результате предобработки с использованием информационных полей формируются изображения, где усилены точки на границах объектов и в местах с ярко выраженным переходами текстуры, а участки со слабо выраженной текстурой получили значения, близкие к единице .

Заключение. Рассмотрено применение мер сходства фрагментов изображений, использующих инварианты моментов и информационные поля, к построению плотных карт диспаратности. Данные меры позволяют определить особые точки на изображении, которые могут быть использованы для нахождения отдельных сопряженных точек. В целом применение подобных мер сходства при построении плотной карты диспаратности приводит к незначительному ухудшению результатов работы алгоритмов, что обусловлено уменьшением веса необычных точек, которые тем не менее могут оказывать значительное влияние на результат. Однако при части значений параметров было достигнуто улучшение качества работы алгоритмов за счет применения предложенных мер. Таким образом, комбинирование предложенных мер с другими мерами может способствовать улучшению результатов. Инвариантность приводимых мер к преобразованию вращения также может использоваться для сравнения окрестностей точек на этапах автоматического нахождения фундаментальной матрицы и выпрямления изображений, которые могут быть повернуты относительно друг друга, и применение классических мер сходства может привести к неверному определению сопряженных точек. Эффективность использования инвариантов моментов и информационных полей на этапе оценки фундаментальной матрицы планируется исследовать в дальнейшем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hartley R. Theory and practice of projective rectification // Intern. Journ. Computer Vision. 1999. **35**, N 2. P. 115.
2. Pollefeys M., Koch R., Van Gool L. A simple and efficient rectification method for general motion // Proc. Intern. Conf. on Comput. Vision. Corfu, Greece, 1999. P. 496.
3. Scharstein D., Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms // Intern. Journ. Comput. Vision. 2002. **47**, N 1. P. 7.
4. Klette R., Schlüns K., Koschan A. Computer Vision: Three-Dimensional Data from Images. Singapore: Springer, 1998.
5. Burschka D., Brown M. Z., Hager G. D. Advances in computational stereo // IEEE Trans. Pattern Analys. and Machine Intelligence. 2003. **25**, N 8. P. 993.
6. Hu M.-K. Visual pattern recognition by moment invariants // IRE Trans. Inform. Theory. 1962. **IT-8**. P. 179.

7. **Методы** компьютерной обработки изображений /Под ред. В. А. Сойфера. М.: Физматлит, 2003.
8. **Boykov Y., Veksler O., Zabih R.** Fast approximate energy minimization via graph cuts // IEEE Trans. Pattern Analys. and Machine Intelligence. 2001. **23**, N 11. P. 1222.
9. **Bobick A., Intille S.** Large occlusion stereo // Intern. Journ. Comput. Vision. 1999. **33**, N 3. P. 181.
10. **Birchfield S., Tomasi C.** A pixel dissimilarity measure that is insensitive to image sampling // IEEE Trans. Pattern Analys. and Machine Intelligence. 1998. **20**, N 4. P. 401.

*Белорусский государственный университет,
Объединенный институт проблем информатики
Национальной академии наук Беларусь,
E-mail: dzhuk@tut.by*

*Поступила в редакцию
13 октября 2005 г.*