АКАДЕМИЯ НАУК СССР
СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ
АВТОМЕТРИЯ

№ 3 1988

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 681.3.06

А. В. ГУБАНОВ, В. М. ЕФИМОВ, В. С. КИРИЧУК,
А. И. ПУСТОВСКИХ, А. Л. РЕЗНИК
(Новосибирск)

МЕТОДЫ ОЦЕНИВАНИЯ ВЗАИМНОГО СМЕЩЕНИЯ ФРАГМЕНТОВ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В настоящей работе обсуждаются алгоритмы, ориентированные на решение с помощью ЭВМ одной из задач, возникающих при совместной обработке серии изображений. Подлежащие обработке изображения — это результаты регистрации практически неподвижной сцены в различные моменты времени, поэтому их можно представить как аддитивную смесь стационарного (или слабо меняющегося во времени) фона и случайного гауссова шума. Конечной целью обработки является выявление локальных изменений фона (имеются в виду достаточно «быстрые» изменения во времени, т. е. такие, которые происходят за время, сравнимое с интервалом между двумя последовательными кадрами). Решение этой задачи распадается на несколько самостоятельных этапов, первый из которых — координатная привязка исходных изображений. При этом вполне естественным представляется разбиение процедуры координатной привязки на предварительную («грубую») и последующую («прецизионную»). Если условия регистрации таковы, что взаимный поворот изображений исключен либо он настолько мал, что им можно пренебречь, то для осуществления «грубой» привязки с точностью до шага дискретизации (считается, что в обработку поступают квантованные цифровые массивы оптических плотностей) можно воспользоваться корреляционным приемом либо критерием, минимизирующим среднеквадратическое уклонение двух изображений. Таким образом, для «грубой» оценки взаимного сдвига фрагментов u_{ij} и v_{ij}, относящихся соответственно к первому и второму изображениям, необходимо найти такие целочисленные значения k и l, которые минимизировали бы выражение

$$\varepsilon(k, l) = \sum_i \sum_j (u_{ij} - v_{i+k,j+l})^2 \Rightarrow \min_{k,l} \qquad (1)$$

при использовании критерия среднеквадратического уклонения либо выражение

$$\rho(k, l) = \frac{\langle (u_{ij} - \langle u \rangle)(v_{i+k,j+l} - \langle v \rangle) \rangle^2}{\langle (u_{ij} - \langle u \rangle)^2 \rangle \langle (v_{i+k,j+l} - \langle v \rangle)^2 \rangle} \Rightarrow \min_{k,l} \qquad (2)$$

при использовании корреляционного приема (здесь $\langle \cdot \rangle$ означает усреднение по фрагменту). Второй из указанных алгоритмов требует большего числа арифметических операций, но имеет то преимущество, что применим в случае, когда одно изображение отличается от другого не только относительным сдвигом, но еще и подвергнуто некоторому монотонному амплитудному преобразованию.

Второй этап привязки — прецизионное совмещение двух изображений — является более проблематичной процедурой. Основная сложность, возникающая при практическом построении алгоритмов точного совмещения, заключается в том, что при обработке реальных изображений, как правило, отсутствуют достоверные априорные данные, которые позволяли бы построить математическую модель, адекватно отражающую все факторы, влияющие на процесс регистрации изображений.

Цель дальнейшего изложения — дать краткое описание ряда алгоритмов прецизионного совмещения (т. е. совмещения с точностью до долей дискрета), часть которых авторами была программно реализована и может быть рекомендована (либо не рекомендуется) для практического применения. Выбор наиболее подходящего алгоритма в каждом конкретном случае зависит как от специфики решаемой задачи, так и от статистических характеристик обрабатываемых изображений (заметим, что для многих задач цифровой обработки изображений вполне достаточным является «грубое» совмещение с точностью до шага дискретизации, так что необходимость во втором этапе отпадает). В отношении всех представленных ниже алгоритмов точного совмещения предполагается, что грубая привязка исходных изображений U и V уже проведена.

I. **Биквадратная интерполяция функционала невязки.** Суть этого метода совмещения заключается в следующем. Сначала рассчитывается сеточная функция

$$F_{k,l} = \sum_i \sum (u_{i+k,j+l} - v_{i,j})^2, \qquad (3)$$

описывающая невязку между изображением V и изображением U, сдвинутым на k дискретов по оси X и l дискретов по оси Y. Так как в точке (не обязательно целочисленной), соответствующей истинному взаимному смещению изображений U и V, невязка должна иметь глобальный минимум, то исходная задача сводится к «наилучшему» восстановлению непрерывной функции $F(x, y)$, когда известны ее значения лишь в целочисленных узлах (k, l). В описываемом алгоритме биквадратной интерполяции восстановление зависимости $F(x, y)$ происходит при таких условиях: во-первых, считается, что все сечения поверхности $F(x, y)$ вдоль осей X и Y есть кривые второго порядка; во-вторых, предполагается, что поверхность $F(x, y)$ совпадает с сеточной функцией (3) в девяти точках — при $k, l = -1, 0, 1$.

При указанных ограничениях функция $F(x, y)$ восстанавливается однозначно:

$$F(x, y) = \frac{f_1(x) - 2f_0(x) + f_{-1}(x)}{2} y^2 + \frac{f_1(x) - f_{-1}(x)}{2} y + f_0(x), \qquad (4)$$

где $f_i(x) = \frac{F_{i,1} - 2F_{i,0} + F_{i,-1}}{2} x^2 + \frac{F_{i,1} - F_{i,-1}}{2} x + F_{i,0}$.

В качестве смещения двух изображений принимаются такие значения (x^*, y^*), которые доставляют минимум функции $F(x, y)$ в области $|x|, |y| \leqslant 1$. Проведенный численный эксперимент показал, что основной недостаток этого метода заключается в его крайней неустойчивости по отношению к шуму, поэтому для практического использования он вряд ли пригоден.

II. **Аппроксимация функционала невязки по методу наименьших квадратов.** В соответствии с этим алгоритмом сначала вычисляется сеточная функция

$$G_{s,t} = \sum_i \sum_j (u_{i+s,j+t} - u_{i,j})^2, \qquad s, t = -\overline{2,2},$$

описывающая невязку между исходным изображением U и этим же изображением, сдвинутым на s дискретов по оси X и t дискретов по оси Y. Затем рассчитывается «кроссневязка», аналогичная определенной соотношением (3):

$$\mathcal{F}_{k,l} = \sum_i \sum_j (u_{i+k,j+l} - v_{i,j})^2; \qquad k, l = -1, 0, 1.$$

После этого для решетки $\mathcal{F}_{k,l}$, имеющей размер 3×3 точки, находится соответствующее ей положение в пределах поля $G_{s,t}$, причем предварительно это поле, заданное лишь своими значениями в узлах решетки, должно быть непрерывно распространено на всю область. В излагаемом методе это распространение происходит по такой схеме: используя значения сеточной функции $G_{s,t}$ в узлах целочисленной решетки, имеющей размеры 5×5, ищется аппроксимирующий полином $P(x, y)$, минимизирующий сумму

$$\sum_{s=-2}^{2}\sum_{t=-2}^{2}(P(s,t)-G_{s,t})^2. \tag{5}$$

(Для однозначного определения коэффициентов полинома $P(s, t)$ считается, что обе переменные s и t входят в него со степенью, не выше второй.) На заключительном этапе оценка (x^*, y^*) взаимного смещения изображений U и V, полностью характеризуемая положением решетки $\mathcal{F}_{k,l}$ внутри поля $G_{s,t}$ (точнее, внутри его непрерывного «аналога» — поля $P(s, t)$), находится из условия минимизации

$$\sum_{k=-1}^{1}\sum_{l=-1}^{1}[\mathcal{F}_{k,l}-P(x^*+k, y^*+l)]^2\Rightarrow\min_{|x^*|,|y^*|\leqslant1}.$$

Оба рассмотренных метода определения взаимного смещения двух изображений оперируют не самими значениями оптических плотностей исходных изображений, а некоторыми интегральными характеристиками фрагментов, на основе сравнения которых делается заключение о величине их взаимного сдвига. Второй из описанных алгоритмов дает более надежные результаты в том случае, когда анализируемые фрагменты отличаются не только сдвигом, но также искажены шумом.

К сожалению, высокое быстродействие описанных алгоритмов не может компенсировать недостаток обеих представленных методик, заключающийся в их относительно низкой разрешающей способности. Поскольку с помощью такого подхода не удалось достичь высокоточного совмещения даже при сравнительно невысоких уровнях шума, то нами специально были реализованы и опробованы представляемые ниже алгоритмы, которые в значительной мере лишены указанного недостатка.

III. Независимая интерполяция сигнала по каждой переменной. Способы совмещения, базирующиеся на непосредственном приближении исходного сигнала, по сравнению с уже рассмотренными алгоритмами обладают повышенной точностью. Сразу заметим, что описываемый алгоритм раздельного совмещения по каждой координате не вполне корректен и может успешно применяться лишь в случае медленно меняющихся сигналов. Метод основан на том, что при поиске смещения по одной из координат условно полагается, что смещение по другой координате отсутствует, а сигнал между отсчетами изменяется линейно, так что оценки x^* и y^* для фактического смещения по осям X и Y вычисляются из условий минимизации

$$\sum_i\sum_j\{v_{i,j}-[u_{i,j}(1-x)+xu_{i,j+1}]\}^2\Rightarrow\min_x;$$

$$\sum_i\sum_j\{v_{i,j}-[u_{i,j}(1-y)+yu_{i+1,j}]\}^2\Rightarrow\min_y,$$

откуда

$$x^*=\frac{\langle(u_{i,j}-v_{i,j})(u_{i,j}-u_{i,j+1})\rangle}{\langle(u_{i,j}-u_{i,j+1})^2\rangle};$$

$$y^*=\frac{\langle(u_{i,j}-v_{i,j})(u_{i,j}-u_{i+1,j})\rangle}{\langle(u_{i,j}-u_{i+1,j})^2\rangle}.$$

Описанный метод ограничен в применении, но имеет очевидное достоинство — высокое быстродействие. Если же рассматривать не только сигналы с ограниченной производной, то более универсален следующий алгоритм.

IV. **Билинейная интерполяция исходного сигнала.** Суть метода заключается в том, что значения исходного сигнала между узлами решетки вычисляются с помощью обычной двумерной линейной интерполяции, так что с точностью до индексации задача оценивания взаимного смещения двух фрагментов сводится к отысканию минимума величины

$$\sum_i \sum_j \{v_{i,j} - [u_{i,j}(1-x)(1-y) + u_{i,j+1}x(1-y) + u_{i+1,j}(1-x)y + u_{i+1,j+1}xy]\}^2.$$

Проверка этого алгоритма показала его устойчивость по отношению к шуму, а также высокую потенциальную точность привязки. Недостаток же метода заключается в том, что он требует значительно большего объема вычислений по сравнению с алгоритмами I—III. Совокупный анализ алгоритмов I—IV показывает, что ни в одном из них не удается совместить приемлемое быстродействие с высокой точностью привязки. Этих недостатков удалось избежать лишь при разработке способов совмещения, основанных на тейлоровском разложении сигнала.

V. **Разложение сигнала в ряд.** Предпосылкой для создания этого алгоритма послужили следующие соображения. Пусть в непрерывном случае требуется решение задачи

$$\int\int \{U(x,y) - V(x+\delta x, y+\delta y)\}^2\,dx\,dy \Rightarrow \min_{\delta x, \delta y}. \qquad (6)$$

Заменим функцию $V(x+\delta x, y+\delta y)$ ее приближением

$$V(x+\delta x, y+\delta y) \approx V(x,y) + \delta x \frac{\partial}{\partial x} V(x,y) + \delta y \frac{\partial}{\partial y} V(x,y)$$

и продифференцируем интеграл (6) по δx и δy. В результате для нахождения величин δx^* и δy^*, минимизирующих среднеквадратическое уклонение (6) функций U и V, получим систему двух линейных уравнений, из которой

$$\delta x^* = \frac{\left\langle (U-V)\frac{\partial V}{\partial x}\right\rangle \left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2\right\rangle - \left\langle (U-V)\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle \left\langle \frac{\partial V}{\partial x}\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle}{\left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2\right\rangle \left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2\right\rangle - \left\langle \frac{\partial V}{\partial x}\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle^2};$$

$$\delta y^* = \frac{\left\langle (U-V)\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle \left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2\right\rangle - \left\langle (U-V)\frac{\partial V}{\partial x}\right\rangle \left\langle \frac{\partial V}{\partial x}\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle}{\left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2\right\rangle \left\langle \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2\right\rangle - \left\langle \frac{\partial V}{\partial x}\frac{\partial V}{\partial y}\right\rangle^2}.$$

Здесь усреднение понимается как усреднение по полю, а в качестве оценок для производных в дискретном случае берется первая разность. Этот алгоритм отличается от всех ранее рассмотренных способов совмещения превосходством в быстродействии, поскольку для него не требуется численного решения нелинейных систем уравнений, характерных, например, для алгоритмов I, II и IV. Кроме того, при практической проверке этот алгоритм продемонстрировал высокую точность совмещения даже в тех случаях, когда уровень шума был достаточно высок по отношению к дисперсии исходного изображения (до 20%).

Поступила в редакцию 6 января 1988 г.