

# 基于 Hausdorff 距离图象配准方法研究

舒丽霞<sup>1),2)</sup> 周成平<sup>1)</sup> 彭晓明<sup>1)</sup> 丁明跃<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(华中科技大学图象识别与人工智能研究所图象信息处理与智能控制教育部重点实验室,武汉 430074)

<sup>2)</sup>(湖北大学物理学与电子技术学院,武汉 430062)

**摘要** 图象配准是图象融合的一个重要步骤.为此提出了一种自动图象配准算法,该算法从两幅待配准的图象中分别抽取特征点,然后选用 Hausdorff 距离对两特征点集进行匹配,得到点集间的仿射变换,从而实现图象的自动配准.此算法以特征点而不是物体边缘计算仿射变换,大大降低了计算 Hausdorff 距离的运算量;同时,基于 Hausdorff 距离的图象匹配只需要点集之间的对应,而无须点与点的对应,因而可以用于存在较大物体形变的情况,即完成两幅差异较大图象的配准.实验结果证明了算法的有效性.

**关键词** 图象处理(510·4050) 图象配准 Hausdorff 距离 仿射变换

**中图分类号:** TN391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)12-1412-06

## Image Registration Based on Hausdorff Distance

SHU Li-xia<sup>1),2)</sup>, ZHOU Cheng-ping<sup>1)</sup>, PENG Xiao-ming<sup>1)</sup>, DING Ming-yue<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligent, Huazhong University of Science & Technology, State Education Commission Key Laboratory for Image Processing and Intelligent Control, Wuhan 430074)

<sup>2)</sup>(College of Physics & Electronic Technology, Hubei University, Wuhan 430062)

**Abstract** Image registration is an important step in image fusion. In this paper, a new automatic image registration method is presented. First, a small number of feature points are extracted in both images using a Gabor wavelet feature detector. Then, these feature points are matched and the affine transformation between the two images is obtained through a matching technique based on the Hausdorff distance. We choose feature points instead of edges of objects to search for the affine transformation so that the computation load can be decreased largely. On the same time, because the Hausdorff distance is a measure defined between two point sets and does not require to establish an explicit points correspondence between images, it can tolerate errors introduced by the presence of outlier points (noises) as well as the absence of some missing points. Consequently, this registration method can be applied to images with large misalignment. Experiments with synthetic and real images show that this algorithm is efficient.

**Keywords** Image registration, The Hausdorff distance, Affine transformation

## 0 引言

图象配准的目的在于:对取自同一场景,摄于不同时间、不同视点,或者具有不同分辨率的两幅图象,建立二者之间的像素对应关系,确定将一幅图象映射到另一幅图象的几何转换公式.

图象配准是计算机视觉、模式识别、医学图象分析、遥感数据分析等中的一项关键技术,它可以用于不同传感器所获取图象的信息融合,分析在不同情况下、不同时间内拍摄的图象变化,以及搜索相机或物体移动后拍摄的同一场景内的点的对应关系,实现对场景中物体的自动识别等.

目前,常用的配准算法主要由特征空间、相似性

基金项目:国家自然科学基金(60135020FF030405)

收稿日期:2002-11-18;改回日期:2003-04-03

度量、搜索策略 3 个部分组成。首先,依据图象之间的不同特性,选择相适应的转换空间,确定具有抗干扰性强、稳定性和一致性好的特征空间以及可以实现最佳匹配的相似度量方法;其次,在转换空间搜索每一组参数,直至使两图特征空间的相似度达到最大值;最后,为了加快搜索过程,需要引入快速搜索策略。通常要求配准能适应大的尺度、平移及旋转变化,并满足时实性。文献[2]提出了一种基于 Hausdorff 距离的物体定位算法,它可以有效实现具有较大变形的两幅图象之间的配准,但是由于它需要对抽取的所有物体边缘点逐一地计算 Hausdorff 距离,因此当图象尺寸较大时,其计算量是非常巨大的。为了解决这一问题,提出采用特征点而非物体边缘点来计算 Hausdorff 距离,并给出了基于特征点集间 Hausdorff 距离的自动图象配准算法,从而大大减少了配准过程的运算量。

### 1 图象变换模型

假定基准图象  $I$  与模板图象  $M$  之间满足仿射变换关系,且  $I(x_i, y_i), M(x_m, y_m)$  分别表示基准图象  $I$  和模板图象  $M$  中对应的两点,它们之间的映射关系如下

$$\begin{cases} x_i = a_{00}x_m + a_{01}y_m + b_x \\ y_i = a_{10}x_m + a_{11}y_m + b_y \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $b_x, b_y$  分别为  $x, y$  方向上的平移量,该配准转换关系可用向量  $t$  表示为  $t = (a_{00}, a_{01}, a_{10}, a_{11}, b_x, b_y)$ 。

### 2 Hausdorff 距离

给定两个有限集合  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  与  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ , 则  $A, B$  之间的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (2)$$

其中

$$h(A, B) = \max_{a_i \in A} \min_{b_j \in B} |a_i - b_j| \quad (3)$$

$$h(B, A) = \max_{b_j \in B} \min_{a_i \in A} |b_j - a_i| \quad (4)$$

式中,  $|\cdot|$  表示点集  $A$  和  $B$  之间的距离范数。 $h(A, B)$  和  $h(B, A)$  分别称为前向和后向 Hausdorff 距离。

Hausdorff 距离表征了两个点集间的不相似程

度。但是,如果假定点集  $A$  和  $B$  非常相似,而  $B$  中仅有一点与  $A$  相差较大时,  $h(B, A)$  和  $H(A, B)$  的值就变得很大,这表明 Hausdorff 距离对于扰较为敏感。为了避免这一问题,可以选用以下定义的部分 Hausdorff 距离

$$H_{f_F/f_R}(A, B) = \max(h_{f_F}(A, B), h_{f_R}(B, A)) \quad (5)$$

式中

$$h_{f_F}(A, B) = f_F \text{ th}(\min_{a_i \in A, b_j \in B} |a_i - b_j|) \quad (6)$$

$$h_{f_R}(B, A) = f_R \text{ th}(\min_{b_j \in B, a_i \in A} |b_j - a_i|) \quad (7)$$

这里,  $f_F, f_R \in [0, 1]$  分别称为前向分数和后向分数, 控制着前向距离和后向距离,  $\text{th}$  表示排序。

与大多数二值匹配不同,基于 Hausdorff 距离的匹配方法无须知道点与点之间的一一对应关系,比如  $A$  中可以有一个以上的点与  $B$  中同一点相对应。因此,采用 Hausdorff 距离度量可以对具有不完全相同点的两个点集之间的相似性进行度量,从而完成它们之间的配准。

### 3 自动配准算法

#### 3.1 特征点抽取

特征点是进行图象配准的基础,因此特征点抽取质量的好坏将直接影响到配准的精度和效率。按照文献[3]给出的评价标准,好的特征点应当满足以下条件:

- (1) 重复度高 抽取出的两幅图内的特征点具有高的一致性与稳定性;
- (2) 包含的信息量大 也就是说被抽取的点很突出,能够有效地反映物体形状的主要结构信息。

为了有效地配准两幅图象,特征点的抽取算法还应该具有旋转、平移不变性,并且当发生小的尺度变化和透视形变时,具备检测出相同位置特征点的能力,然而目前大多数边缘和拐角点提取算法都不满足这一要求。

选用基于 Garbor 小波分解与尺度交互的特征点抽取算法,其中小波基函数定义为

$$\varphi(x, y, \theta) = e^{-(x^2+y^2)+ixr'} \quad (8)$$

这里

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $\theta$  表示空间的方位角。

将  $[0, \pi]$  内的方向角均匀地等分为  $n$  个不同方

向,  $\theta_k = \frac{k\pi}{n}, k=0, 1, \dots, n-1$ , 再将尺度参数  $\alpha$  (常定为  $\sqrt{2}$  或 2) 抽样成  $\alpha^j$  (第  $j$  个频段的尺度参数, 膨胀系数  $j \in \mathbf{Z}, j=0, -1, -2, \dots$ ), 则相应的小波族为  $\varphi(\alpha^j(x-x_0, y-y_0), \theta_k)$ . 将图象  $I$  与小波族  $\varphi$  卷积即可得到小波转换函数

$$\omega_j(x, y, \theta_k) = I * \varphi(\alpha^j x, \alpha^j y, \theta_k)$$

图象  $I$  在点  $(x, y)$  处的能量测度定义为

$$Q_{ij}(x, y) = \max_{\theta_k} Q_{ij}(x, y, \theta_k) \quad (10)$$

式中,  $Q_{ij}(x, y, \theta_k) = g(\omega_i(x, y, \theta_k) - \gamma\omega_j(x, y, \theta_k))$ ,  $g$  表示一种非线性转换函数(如  $S$  函数),  $\gamma = \alpha^{-2(i-j)}$  为归一化因子,  $i$  与  $j$  要求满足  $\alpha^i > \alpha^j$ . 于是特征点  $(x', y')$  最终作为其邻域  $N_{x', y'}$  内具有最大能量测度的点被抽取出来

$$Q_{ij}(x', y') = \max_{(x, y) \in N_{x', y'}} Q_{ij}(x, y, \theta_k) \quad (11)$$

### 3.2 Hausdorff 距离的图象配准方法

两幅图象之间通常存在着许多的差异, 如平移、旋转、尺度变化、光照变化、物体移动、场景变换等等, 抽取的特征点显然不可能做到一一对应. 因此, 所有寻求一一对应的点匹配方法都难以直接应用于这些情形.

Hausdorff 距离定义为两个点集之间的距离, 可以容忍点位置的不准确性, 以及多点(干扰点)或少点(不好的点特征抽取算法的结果)等误差. 基于 Hausdorff 距离的匹配方法不强调点与点之间的一一对应关系, 适合于上述应用情形.

基于 Hausdorff 距离图象配准过程如下:

首先, 选定配准转换参数的搜索范围, 即下限和上限:  $t_l = (a_{00}^l, a_{01}^l, a_{10}^l, a_{11}^l, b_x^l, b_y^l)$ ,  $t_h = (a_{00}^h, a_{01}^h, a_{10}^h, a_{11}^h, b_x^h, b_y^h)$ ; 然后, 栅格化  $[t_l, t_h]$ :

$$(a_{00}, a_{01}, a_{10}, a_{11}, b_x, b_y) \xrightarrow{\text{栅格化}} (a_{00} * C_M, a_{01} * R_M, a_{10} * C_M, a_{11} * R_M, b_x, b_y)$$

这里,  $C_M, R_M$  分别表示模板图象  $M$  的列数和行数; 最后, 逐个判断范围内的每一转换  $t$  是否满足前向与后向准则, 满足, 则视为有效配准转换.

所谓前向准则是指对模板图象  $M$  中的每一点  $m$ , 计算在转换  $t$  下得到的对应点  $t[m]$  ( $t[m]$  为点  $t(m)$  在图象像素格中的最近近似点)到基准图象  $I$  的距离  $\Delta[t[m]]$  (点  $(x, y)$  到图象  $I$  的距离转换  $\Delta[x, y] = \min_{i \in I} |(x, y) - i|^{[5]}$ ), 从而求得经转换  $t$  变形后的模板图象  $t[M]$  与基准图象  $I$  对应的前向分

数值  $f[t] = \frac{\#\{m \in M | \Delta[t[m]] \leq \tau_F\}}{\#M}$ , 若有  $f[t] \geq f_F$  (前向分数阈值), 则称此转换满足前向准则; 或向后分数值  $f'[t] = \frac{\#\{(x, y) \in I | \Delta[x, y] \leq \tau_R\}}{\#I}$ , 若有  $f'(t) \geq f_R$  (后向分数阈值), 则称此转换满足后向准则.  $\Delta[x, y] = \min_{m \in t[M]} |(x, y) - m|$  是基准图象中的任一点  $(x, y)$  到经  $t$  变换后的模板图象  $t[M]$  的距离. 这里参数  $\tau_F$  表示前向距离门限,  $\tau_R$  表示后向距离门限,  $\#$  表示记数.

然而, 在转换范围内判断每一个转换的有效性, 是一个相当耗时的过程. 因此, 为加快搜索过程, 运用了一种合适的搜索策略<sup>[2]</sup>如下:

选定配准转换参数的搜索范围  $[t_l, t_h]$ , 栅格化后分割成若干个子单元; 评价各子单元的有效性, 放弃无效单元, 找出最有可能包含配准转换的单元, 继续细分, 直至单元内仅含有一个转换  $t$ ; 判断  $t$  是否同时满足前向与后向准则, 若满足, 保留此转换, 并令  $f_F = f[t]$ ; 退回上一级, 继续搜索; 如此反复, 最后搜索到的转换  $t$  必定是  $[t_l, t_h]$  内可实现最佳配准的转换.

下面给出具体的基于 Hausdorff 距离的图象配准算法:

- (1) 选定配准转换参数的搜索范围  $[t_l, t_h]$  视为一个转换参数单元  $R$ ;
- (2) 栅格化单元  $R$ , 并将  $R$  的各边扩展成  $2^r$  格 ( $r \in \{0, 1, 2, \dots\}$ , 其值视  $R$  的最大边长而定);
- (3) 判断  $R$  是否为有效单元(是否包含需要的配准转换).

对模板图象  $M$  中的每一点  $m$ , 计算在转换单元下与图象  $I$  的盒距离  $\Delta_{wh}[t_1[m]]$ ; 统计模板  $M$  内满足  $\Delta_{wh}[t_1[m]] \leq \tau_F$  的点数  $n_s$ , 若  $n_s < f_F \cdot \#(M)$ , 则本单元为无效单元, 丢弃.

这里  $\Delta_{wh}[t_1[m]] = \min_{\substack{0 \leq i[m]_x \leq \omega \\ 0 \leq i[m]_y \leq h}} \Delta[t_1[m] + t[m]]$   $t_1[m]$  为点  $m$  经单元  $R$  左上角的转换  $t_1$  转换后的对应点,  $\omega, h$  分别表示转换单元  $[t_l, t_h]$  与  $x, y$  相关联的 3 个参数维的长度和

$$\omega = (a_{00}^h - a_{00}^l) + (a_{01}^h - a_{01}^l) + (b_x^h - b_x^l)$$

$$h = (a_{10}^h - a_{10}^l) + (a_{11}^h - a_{11}^l) + (b_y^h - b_y^l)$$

- (4) 等分有效单元的各边, 分割得到 64 个子单元, 同第 3 步逐单元计算  $n_s$  值, 保留有效子单元, 找

出最大值对应的转换单元,等分其各边,重复第 4 步直至单元各边宽为一格;

(5)对上述宽为一格的单元中的每一个转换  $t$ ,判断其是否同时满足前向与后向准则,若满足,记录此转换  $t$ ,更新  $f_F$ ,令  $f_F = f[t]$ ;若不满足,则丢弃。

(6)返回到上一级转换单元,如果  $f_F$  没有改变,则在其余的子单元内寻找具有最大  $n_s$  值的子单元,重复第 5 步;否则,重新计算其余子单元的  $n_s$  值,寻找具有最大  $n_s$  值的子单元,重复第 5 步;

(7)搜索完本级所有的转换单元后,转至第 6 步,直至搜索完全部的有效单元。

在计算各单元或转换的  $n_s$  值时,为了减少计算量,可以将模板图象  $M$  等分成 16 个子模块,逐一计算  $n_s$ ,然后求和,再将和值视为  $n_s$ 。

为了进一步减少计算量,保证转换后的模板图

象变形不致于过于严重,配准转换  $t = (a_{00}, a_{01}, a_{10}, a_{11}, b_x, b_y)$  中参数应满足以下几个约束条件:

(1)  $a_{ij} \in [-1, 1]$ ;

(2)  $d_{\min} \leq d \leq d_{\max}$ , 这里  $d = a_{00}a_{11} - a_{01}a_{10}$  表示转换后的模板图象相对于原模板图象的相对面积;

(3)  $\max \left\{ \frac{\sqrt{a_{00}^2 + a_{10}^2}}{\sqrt{a_{01}^2 + a_{11}^2}}, \frac{\sqrt{a_{01}^2 + a_{11}^2}}{\sqrt{a_{00}^2 + a_{10}^2}} \right\} \leq \alpha_{\max}$ , 其物理

意义是表明一个正方形模板图象经转换后,相邻两边长度的比值应约束在某一范围内;

(4)  $\frac{|a_{00}a_{01} + a_{10}a_{11}|}{\sqrt{a_{00}^2 + a_{10}^2} \sqrt{a_{01}^2 + a_{11}^2}} \leq s_{\max}$ , 其物理意义是

说,一个正方形模板图象经转换后,相邻两边夹角的余弦应约束在某一范围。

该算法实现框图如图 1 所示。

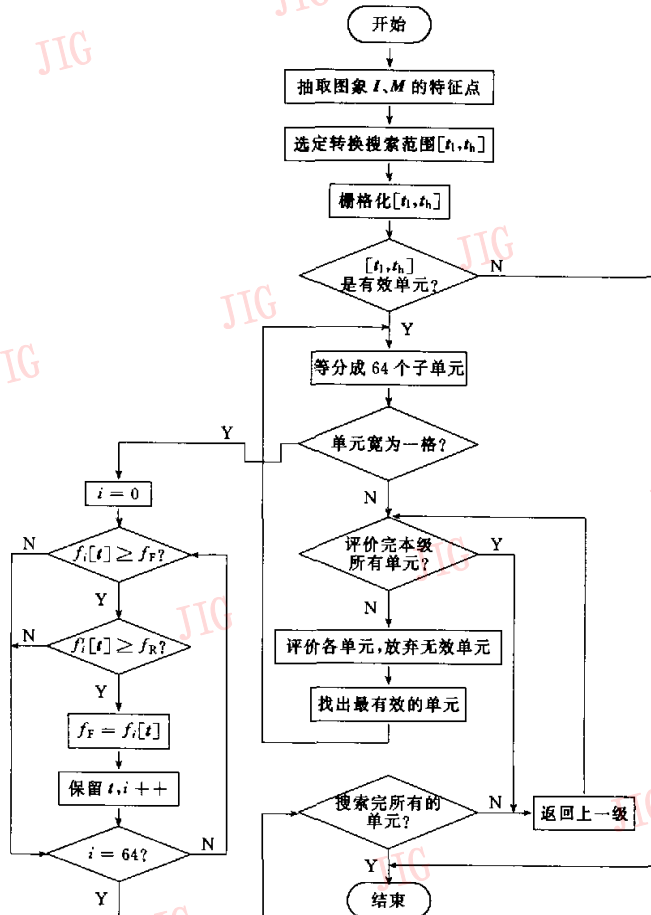


图 1 基于 Hausdorff 距离的图象配准算法实现框图

### 4 实验结果与分析

在一台 P III 733MHz CPU 及 256MHz RAM 的 PC 机上用 Matlab 实现了本文所述算法,同时与文献[2]的方法作了相应的比较.

#### 4.1 实验 1

图 2(a)为基准图象  $I_1$ ,图 2(b)为模板图象  $M_1$ ,是基准图象  $I_1$  经仿射变换所得,二者未经配准的效果图见图 2(k).图 2(c)~(f)显示了本文所述算法的实验结果:基准图象与模板图象的特征点分别如图 2(c)和(d)所示;在参数范围  $[(0.9, -0.1, -0.1, 0.1, 0.9, -10, -10), (1.1, 0.1, 0.1, 1.1, 10, 10)]$

内搜索,得到转换

$$t_1 = (0.9911 \quad -0.0926 \quad -0.0804 \quad 0.9537 \\ -1.0000 \quad 3.0000)$$

对图 2(b)以转换  $t_1$  变形即为图 2(e);图 2(f)为基准图与模板图象的配准图象,是镶嵌图 2(a)和(e)的结果.图 2(g)~(j)显示了文献[2]所述算法的实验结果,其中图 2(g)和(h)分别为基准与模板图象的边缘特征图,在参数范围  $[(0.9, -0.1, -0.1, 0.9, -10, -10), (1.1, 0.1, 0.1, 1.1, 10, 10)]$ 内搜索到转换  $t'_1 = (0.9375 \quad -0.1019 \quad -0.0446 \\ 1.0093 \quad 2.0000 \quad 1.0000)$ ;图 2(b)以转换  $t'_1$  变形,得到图 2(i);图 2(j)为基准图(a)与模板图象(b)的配准图象,是镶嵌图 2(a)和(i)的结果.

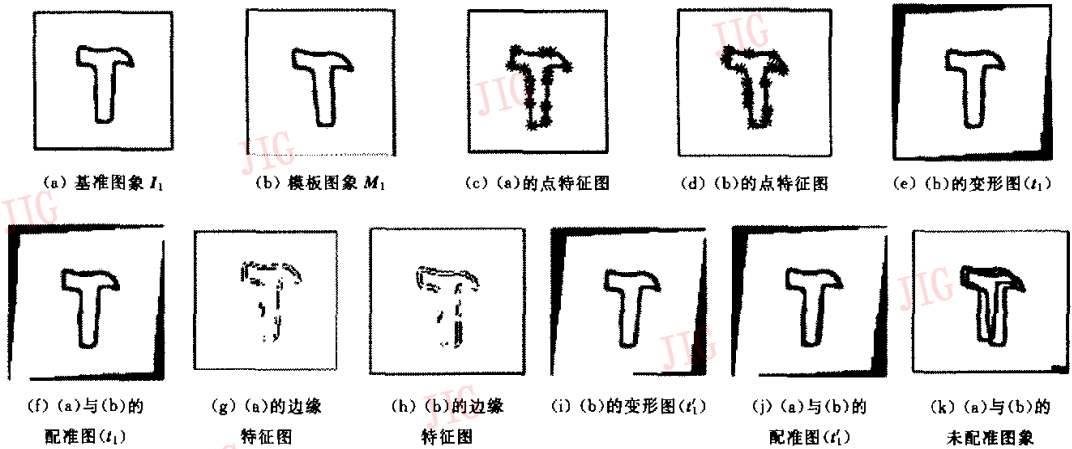


图 2 实验 1 图象配准结果

#### 4.2 实验 2

图 3(a)为基准图象  $I_2$ ,图 3(b)为模板图象  $M_2$  (两图均摄自武汉天河机场),二者未经配准的效果图见图 3(k).图 3(c)~(f)显示了本文所述算法的实验结果:基准图象与模板图象的特征点分别如图 3(c)和(d)所示;在参数范围  $[(0.9, -0.1, -0.1, 0.9, -10, -10), (1.1, 0.1, 0.1, 1.1, 10, 10)]$ 内搜索,得到转换  $t_2 = (0.9864 \quad 0.0667 \quad -0.0364 \\ 1.0333 \quad 5.0000 \quad 9.0000)$ ;对图 3(b)以转换  $t_2$  变形即得图 3(e);图 3(f)为基准图象(a)与模板图象(b)的配准图象,是镶嵌图 3(a)和(e)的结果.图 3(g)~(j)显示了文献[26]所述算法的实验结果,其中图 3(g)和(h)分别为基准与模板图象的边缘特征图,在参数范围  $[(0.9, -0.1, -0.1, 0.9, -10,$

$-10), (1.1, 0.1, 0.1, 1.1, 10, 10)]$ 内搜索到转换  $t'_2 = (0.9909 \quad 0.0333 \quad -0.0273 \quad 0.9833 \quad 6.0000 \\ 10.0000)$ ;图 3(b)以转换  $t'_2$  变形,得到图 3(i);图 3(j)为基准图(a)与模板图象(b)的配准图象,是镶嵌图 3(a)和(b)的结果.

比较图 2(f)、(j)与(k),图 3(f)、(j)与(k),可见不论是本文所述算法,还是文献[2]所述算法,都有效地实现了基准图象与模板图象的配准.表 1 对两种算法作了时间上的比较.

从图 2 与表 1 的实验结果可以看出,本文所述方法的匹配特征点集的特征点数及配准的运行时间远远小于文献[2]算法,而实验结果并不比后者差,而且从第一组实验中可以看到,本文所述方法的实验结果还要优于后者.

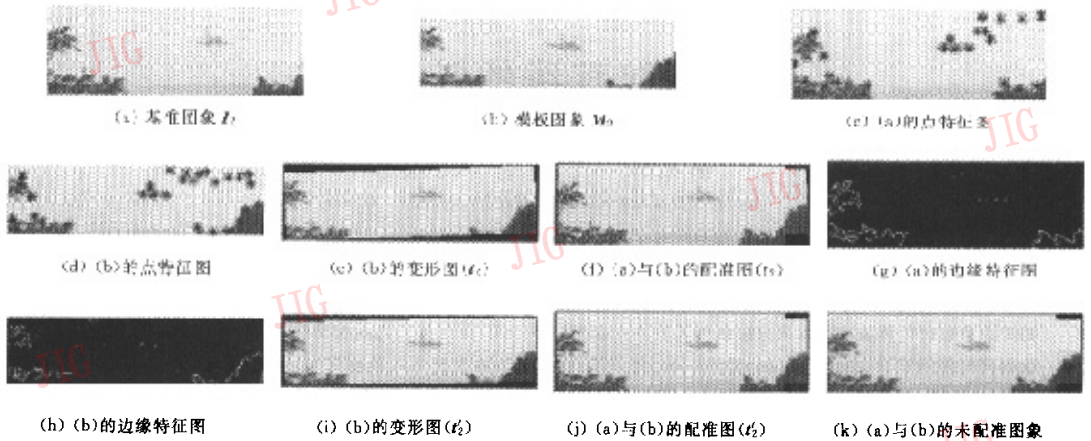


图 3 实验 2 图象配准结果

表 1 两种方法时间比较

	实验 1		实验 2	
	文献[2]所述算法	本文所述算法	文献[2]所述算法	本文所述算法
特征点数 (pixels)	图 2(g)169 图 2(h)191	图 2(e)14 图 2(d)14	图 3(g)375 图 3(h)305	图 3(c)29 图 3(d)29
配准时间	1.2651e+005	2.5268e+003	9.8783e+004	1.1850e+003

### 5 结 论

本章提出的一种有效的图象配准算法,选用突出的特征点为特征,以 Hausdorff 距离为图象匹配的度量,克服了以边缘为特征配准图象带来计算量大的局限性,可以配准存在较大变形的图象。虽然如此,如果图象间差异太大,搜索参数的过程还是极为耗时,计算速度依然很慢,所以搜索策略有待进一步改进。另外,如果选用 Visual C++ 语言并引入并行计算来实现本算法,速度会有较大程度的提高。

#### 参 考 文 献

- 1 Lisa Gottesfeld Brown. A Survey of Image Registration Techniques [J]. ACM Computing Survey, 1992, 24(4): 325~376.
- 2 William J. Rucklidge. Efficiently Locating Objects Using the Hausdorff Distance [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 24(3): 251~270.
- 3 Cordelia Schmid, Roger Mohr, Christian Bauckhage. Evaluation of Interest Point Detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2): 151~172.
- 4 Manjunath B S., Shekhar C., Chellappa R. A new approach to

image feature detection with applications [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(4): 627~640.

- 5 Paglieroni D W. Distance transform: Properties and machine vision applications [J]. CVGIP: Graphical Model and Image Processing, 1992, 54(1): 56~74.



**舒丽霞** 1975 年生, 1997 年获湖北大学工学学士学位, 现为华中科技大学图象识别与人工智能研究所硕士研究生。主要研究方向为多传感器图象配准。

**周成平** 1957 年生, 硕士生导师, 副教授。主要研究方向为图象处理、计算机视觉等。已发表学术论文 40 多篇。

**彭晓明** 1974 年生, 2000 年获中国科学院光电技术研究所工学硕士学位, 现为华中科技大学图象识别与人工智能研究所博士研究生。主要研究方向为图象融合、目标识别等。

**丁明跃** 1962 年生, 博士生导师, 教授, 1988 年获华中理工大学电子与信息工程系工学博士学位, 1991 年 9 月至 1993 年 6 月获德国洪堡基金会资助, 在德国不伦瑞克工业大学机器人研究所从事博士后研究。主要研究方向为图象处理、计算机视觉等。已发表学术论文 100 多篇。