

基于边缘特征点对对齐度的图像配准方法

葛永新¹⁾ 杨丹²⁾ 张小洪²⁾

¹⁾(重庆大学数理学院, 重庆 400044) ²⁾(重庆大学软件学院, 重庆 400044)

摘要 针对基于特征的图像配准方法存在特征提取的多样性和相似度计算的复杂性等问题,在定义边缘特征点的角度直方图和对齐度的基础上,提出了一种基于边缘特征点对对齐度的图像配准方法。该方法首先利用小波多尺度积准确地提取边缘图像和特征点,然后根据特征点的角度直方图得到的旋转角度,并通过计算所有特征点对在边缘图像中的对齐度来精确地确定匹配点对。大量的实验结果表明,该方法具有较强的适用性、精确性和有效性。

关键词 对齐度 多尺度积 角度直方图

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)07-1291-05

A New Method for Image Registration Based on Alignment Metric of Edge Feature Points

GE Yong-xin¹⁾, YANG Dan²⁾, ZHANG Xiao-hong²⁾

¹⁾(College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400044)

²⁾(Faculty of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract Variety of detected features and complexity of similarity calculation are two main problems in image registration. In this paper, angle histogram and alignment metric of edge feature points are defined, and a new approach for image registration is presented based on alignment metric of edge feature points. The first step is to detected edge image and feature points by using wavelet multi-scale product. In this step, wavelet multi-scale product can ensure the accuracy of edge image and feature points. The second step is to calculate alignment metric of feature points based on rotating angle obtained from angle histogram. Then mapping points can be accurately determined by an appropriate threshold. The calculation complexity of alignment metric is greatly simplified since the process is based on edge images. Several experiments conducted illustrate that this method have a good performance of robust, accuracy and efficiency, and also it can be applied to many situations.

Keywords alignment metric(AM), multi-scale product, angle histogram

1 引言

图像配准就是将不同时间、不同的传感器(成像设备)或不同条件下(天候、照度、摄像位置和角度等)获取的两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程,它是图像处理的一个基础问题,并且已经作为一项重要技术被广泛地应用于遥感数据分析、计算机视觉、模式识别、医学图像处理等领域^[1,2]。

基于特征的图像配准方法是图像配准中最常见的方法之一。通过对现有的一些基于特征的配准方法的研究发现,尽管它们有较强的有效性和可靠性,有些还可以达到较高的配准精度,但这些方法一般存在方法的适用性差和计算量大两个大问题。文献[3,4]中所给出的基于边缘的图像配准方法,在确定匹配点对时,采用了相关度准则,由于这种相关度准则是采用两幅图像的对应像素灰度差的累计和来度量它们之间的相似性的,因而受两幅图像灰度属

基金项目:重庆市自然科学基金项目(CSTC2005BA2002)

收稿日期:2005-04-25;改回日期:2006-04-03

第一作者简介:葛永新(1981~),男,2003年获重庆大学理学学士学位,现为重庆大学数理学院在读硕士生。研究方向为边缘提取、图像配准等。E-mail: yongxing@126.com

性差异的影响。王东峰等提出了基于对齐度准则的配准方法^[5],该方法不仅不需要两幅图像之间的灰度有线性相关,并且不受两幅图像灰度属性差异的影响,从而比相关度准则具有更强的适用性。文献[6]利用对齐度准则对待配准的两幅边缘图像进行匹配点对的确定,但是在得到最大对齐度的过程中,由于需要在整幅边缘图像中分别对 x 、 y 和 θ 3 个方向进行搜索,因而计算量较大。本文提出的对齐度准则是基于边缘图像和特征点的,匹配时,首先通过定义角度直方图来确定待匹配图像之间的旋转角度,然后对提取出来的特征点,利用边缘图像来计算所有特征点对的对齐度,进而确定候选匹配点对。由于这种方法首先是在计算角度直方图时,利用了统计的方法;其次,在计算对齐度时,只在边缘图像中计算提取出的特征点对的对齐度,因而大大减少了计算量。最后,将本文的方法应用到多个领域的图像配准问题,都获得良好的配准效果和理想的速度。

2 应用小波多尺度积提取边缘图像和特征点

由于边缘是图像最基本的特征,也是比较固定的特征,所以是图像处理中非常重要的一个问题。迄今已有很多的边缘检测方法,如梯度算子、拉普拉斯算子、Sobel 算子、Robert 算子、Marr 算子和应用小波变换等。前面几种方法在抗噪性和边缘定位等方面往往不尽如人意,这主要是由于边缘和噪声都是高频信号,很难在噪声和边缘中取舍所致;而小波变换则可以从能量方面来区分边缘和噪声,从而使得小波变换在抗噪和边缘定位方面有独特的优势^[6]。

本文采用的是一种简单的小波多尺度边缘检测算法^[7,9]。下面简单地介绍一下这种算法:

记 H 和 G 分别为低通和高通滤波器, D 为 Dirac 滤波器, H_j 和 G_j 分别表示在滤波器 H 和 G 的系数之间插入 $2^j - 1$ 个零的滤波器。记 f 为图像函数。

(1) 对图像做 J 级小波变换

$$j=0, S_{2^0}f=f;$$

while ($j < J$)

$$w_{2^j+1}^1 f = S_{2^j} f \times (G_j, D);$$

$$w_{2^j+1}^2 f = S_{2^j} f \times (D, G_j);$$

$$S_{2^{j+1}} f = S_{2^j} f \times (H_j, H_j);$$

(2) 分别计算以下 x 和 y 方向的小波变换多尺度积:

在 x 方向上,如果 $w_{2^j}^{(x)} f$ 与 $w_{2^{j+1}}^{(x)} f$ 的符号相同,则

$$p_j^{(x)} = \text{sgn}(w_{2^j}^{(x)} f) \times w_{2^j}^{(x)} f \times w_{2^{j+1}}^{(x)} f,$$

否则, $p_j^{(x)} = 0$;

在 y 方向上,同理可以计算 $p_j^{(y)}$;

(3) 计算 $p_j^{(x)}$ 和 $p_j^{(y)}$ 的模为 $M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|p_j^{(x)}|^2 + |p_j^{(y)}|^2}$, 而点 (x, y) 在尺度 2^j 下的幅角为 $A_{2^j} f(x, y) = \arg(w_{2^j}^{(x)} f + iw_{2^j}^{(y)} f)$ 。

幅角 $A_{2^j} f(x, y)$ 反映的是在尺度 2^j 下当前点的梯度方向,它对噪声是比较敏感的。根据文献[7], [8]可以知道,在大尺度下,边缘受噪声影响较小,而在小尺度下边缘定位准确。不同尺度下的幅角,在噪声的影响下可能相差较大。如果特征点受噪声影响较小,那么特征点在不同尺度下的幅角的差值应该小于一定的阈值。这样只要增加一个约束条件就可以降低噪声对特征点方向的影响。因此,本文将不同尺度下的幅角差值作为特征点提取的一个约束条件,同时结合模的约束条件,就可以给出以下特征点的定义:

定义 1 若点 p 满足以下条件,则定义 p 为特征点:

(1) p 是边缘点,即模 $M_{2^j} f(x, y)$ 的局部极大值点,且点 p 使 $M_{2^j} f(x, y) > T$, T 为阈值。阈值 T 可以用来控制产生特征点的数量;

$$(2) |A_{2^j}(x, y) - A_{2^{j+1}}(x, y)| < 5^\circ;$$

$$(3) M_{2^j} f(x, y) = \max_{(x', y') \in N_p} \{M_{2^j} f(x', y')\},$$

其中 N_p 是点 p 周围 $(2L + 1) \times (2L + 1)$ 大小的邻域。 L 的大小可以用来控制特征点在图像中的疏密程度,以避免两个特征点距离过近。

这里条件(1)限制了特征点会落在多尺度积筛选下的强边缘上,条件(2)限制了方向受噪声影响的点不被选中,条件(3)限制了特征点的疏密程度。

3 边缘特征点对的角度直方图

本节基于小波多尺度积来提取出所有特征点,首先定义特征点对的角度直方图,并根据特征点对的角度直方图来确定两幅待配准图像之间的旋转角度。

设待配准图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 提取出来的特征点集为 $P_{f_1} = \{p_i = (p_x^{(i)}, p_y^{(i)})^T\}_{i=1,2,\dots,N_1}$ 和 $P_{f_2} = \{q_j = (q_x^{(j)}, q_y^{(j)})^T\}_{j=1,2,\dots,N_2}$ 。 θ_{p_i} 和 θ_{q_j} 分别是 p_i 和 q_j 的矢量方向,则特征点对的角度直方图 $H(\theta)$ 表示

P_{f_1} 和 P_{f_2} 中所对应的特征点对 $\{p_i \leftrightarrow q_j\}$ 在幅角差为 θ 时的个数。如果 $H(\theta)$ 在 $\hat{\theta}$ 处取得最大值, 则说明图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 间的旋转角为 $\hat{\theta}$ 。为了算法的精确性, 可以把角度直方图 $H(\theta)$ 修改为 $\hat{H}(\theta) = \sum_{i=-2}^2 H(\theta + i)$, 这样通过寻找 $\hat{H}(\theta)$ 最大值所对应的角度就可以估计图像间的旋转角度 $\hat{\theta}$ 。

这种利用统计得到旋转角度的方法, 具有计算量小的优点。

4 边缘特征点对对齐度

对两幅图像的特征点进行匹配时, 选择恰当的相似性算法对匹配定位精度至关重要^[10-12]。王东峰等提出了一种新的匹配准则——对齐度准则^[5], 该准则利用了图像的交互方差, 并有以下优点: 它不需要两幅图像的灰度之间有线性的相关, 且不受两幅图像灰度属性差异的影响, 因此比相关度准则有更强的适用性。

本文所提出的对齐度是基于边缘图像和特征点的对齐度, 即在用小波多尺度积提取出边缘图像和特征点的基础上, 根据角度直方图得到的旋转角度来提取以特征点为中心的特征子图, 并计算所有这些特征子图的对齐度。

设由待配准图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 提取出来的特征点集为 $P_{f_1} = \{p_i = (p_x^{(i)}, p_y^{(i)})^T\}_{i=1,2,\dots,N_1}$ 和 $P_{f_2} = \{q_j = (q_x^{(j)}, q_y^{(j)})^T\}_{j=1,2,\dots,N_2}$, 则对任意特征点对 (p_i, q_j) , 假设其在边缘图像 f_1^E 和 f_2^E 中提取的特征子图分别为 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 。如图 1 所示, 其中子图 $I_2(x, y)$ 的提取和估计的旋转角度 $\hat{\theta}$ 有关, 大小同为 $M \times N$ 。

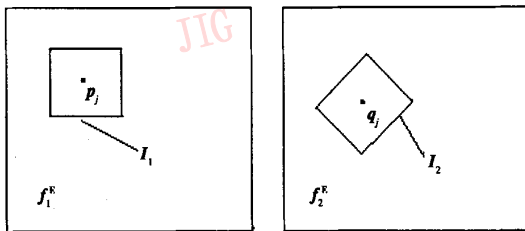


图 1 提取两幅特征子块示意图

Fig. 1 Two detected blocks

对于每一个灰度等级 $n = k (k = 0, 255)$, 定义 $H_1(n)$ 和 $H_2(n)$ 分别代表了 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 中灰

度值为 k 的像素个数, 于是灰度值 k 在两幅图像中的出现比率分别为 $r_1(k) = \frac{H_1(k)}{M \times N}$ 和 $r_2(k) =$

$\frac{H_2(k)}{M \times N}$ 。对于图像 $I_1(x, y)$ 的每一个灰度级 n , 现定义图像 $I_2(x, y)$ 相对于图像 $I_1(x, y)$ 灰度值为 n 的对应像素集合的灰度均值和方差分别为 $\bar{E}_{1,2}(n)$ 和 $\sigma_{1,2}^2(n)$, 其表达式分别为

$$\bar{E}_{1,2}(n) = \frac{1}{H_1(n)} \sum_{I_1(x,y)=n} I_2(x,y) \quad (1)$$

$$\sigma_{1,2}^2(n) = \frac{1}{H_1(n)} \sum_{I_1(x,y)=n} (I_2(x,y) - \bar{E}_{1,2}(n))^2 \quad (2)$$

同理对于 $I_2(x, y)$ 的每一个灰度级 $n, I_1(x, y)$ 对于图像 $I_2(x, y)$ 中灰度值为 n 的对应像素的灰度均值和方差分别定义为 $\bar{E}_{2,1}(n)$ 和 $\sigma_{2,1}^2(n)$ 。

用灰度值 n 出现的比率 $r_1(n)$ 对 $\sigma_{1,2}^2(n)$ 进行加权平均可得到基于图像 $I_1(x, y)$ 的期望方差, 即

$$\hat{\sigma}_{1,2}^2 = \sum_n r_1(n) \sigma_{1,2}^2(n) \quad (3)$$

同理以 $r_2(n)$ 对 $\sigma_{2,1}^2(n)$ 进行加权平均可得到基于图像 $I_2(x, y)$ 的期望方差 $\hat{\sigma}_{2,1}^2$, 即

$$\hat{\sigma}_{2,1}^2 = \sum_n r_2(n) \sigma_{2,1}^2(n) \quad (4)$$

由此两幅图像的交互方差 ε 定义为

$$\varepsilon(I_1, I_2) = \frac{\hat{\sigma}_{1,2}^2}{\sigma_1^2} + \frac{\hat{\sigma}_{2,1}^2}{\sigma_2^2} \quad (5)$$

其中, σ_1^2 和 σ_2^2 分别为图像 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 方差, 定义为

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} (I_1(x,y) - \mu_1)^2 \quad (6)$$

$$\sigma_2^2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} (I_2(x,y) - \mu_2)^2 \quad (7)$$

其中

$$\mu_1 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} I_1(x,y) \quad (8)$$

$$\mu_2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} I_2(x,y) \quad (9)$$

也就是说, 这个交互方差 ε 就反映了两幅图像灰度相互对应的稳定程度。以 σ_1^2 和 σ_2^2 作分母可以去除掉图像整体方差的大小所产生的影响。由此可以看出两幅图像内容越相似, 它们的交互方差越小。而这一关系的建立并不需要两幅图像的灰度之间有线性的相关, 也不受两幅图像灰度属性差异的影响。根据式(1)~式(9), 下面将给出特征点对 (p_i, q_j) 的对齐度(feature points alignment metric, FPAM)的

定义。

定义 2 特征点对 (p_i, q_j) 对齐度定义为

$$A_{\text{FPAM}}(p_i, q_j, \hat{\theta}) = \frac{1}{\varepsilon(I_1, I_2)} = \frac{1}{\frac{\hat{\sigma}_{1,2}^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} = \frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\hat{\sigma}_{1,2}^2 \sigma_1^2 + \hat{\sigma}_{2,1}^2 \sigma_2^2} \quad (10)$$

为了在实验中方便选择阈值,可将对齐度变换为

$$\hat{F}(p_i, q_j, \hat{\theta}) = \frac{1}{100 \times \varepsilon(I_1, I_2) + 1} \quad (11)$$

由上面得到的特征点对的对齐度和角度直方图,可给出以下候选匹配点对的定义:

定义 3 对待配准图像 $f_2(x, y)$ 中的特征点 q_j , 在另一幅待配准图像 $f_1(x, y)$ 的特征点集 P_{f_1} 中确定它的特征点 p 。当且仅当 p 与 q_j 满足下面条件时:

- (1) $|\theta_{i,j} - \hat{\theta}| < 5^\circ$, 其中, $\theta_{i,j} = \theta_p - \theta_{q_j}$;
- (2) $\hat{F}(I_p, I_{q_j}) = \max_{p_i \in P_{f_1}} \hat{F}(I_{p_i}, I_{q_j})$, P_{f_1} 为图像 $f_1(x, y)$ 的特征点集;

(3) 当 $\hat{F}(I_p, I_{q_j}) > T$ (T 为阈值), $\{p \leftrightarrow q_j\}$ 才成为候选匹配点对。

最后将候选匹配点对 $\{p_i \leftrightarrow q_j\}_{i=1,2,\dots,N_m}$ 采用线性加权的方法消除掉错误的匹配点对,即得到正确的匹配点对^[3,4]。

5 算法步骤

本文提出的基于边缘特征点对对齐度的图像配准算法,主要由以下 4 步组成:

(1) 边缘图像和特征点的提取,即利用小波多尺度积的思想快速准确地从待配准图像 f_1 和 f_2 中提取出边缘图像 f_1^E, f_2^E 和特征点集

$$P_{f_1} = \{p_i = (p_x^{(i)}, p_y^{(i)})^T\}_{i=1,2,\dots,N_1}$$

$$P_{f_2} = \{q_j = (q_x^{(j)}, q_y^{(j)})^T\}_{j=1,2,\dots,N_2}$$



(a) 旋转 15° 后剪切的图像 (b) 旋转 15° 并加噪后剪切的图像 (c) 配准后的图像

(2) 旋转角度的估计,即通过定义特征点对的角度直方图 $\hat{H}(\theta)$ 来估计 f_1 和 f_2 之间的旋转角度 $\hat{\theta}$ 。

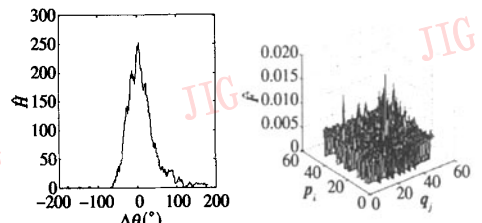
(3) 特征点匹配,即先根据旋转角度 $\hat{\theta}$,对任意特征点对 (p_i, q_j) ,在 f_1^E 和 f_2^E 中分别提取以 (p_i, q_j) 为中心的特征子图 I_1, I_2 (如图 1 所示);然后根据式 (11) 通过计算这些特征点对的对齐度来得到候选匹配点对,再利用线性加权的方法消除掉错误匹配,即得到真正的匹配点对。

(4) 估计图像间的变换参数,即利用得到的匹配点对,用最小二乘法估计来求出图像 f_1 和 f_2 之间的精确变换参数。

6 实验效果及分析

为验证本文算法的效果,采用 1 幅景物图像、1 幅人物图像进行了配准实验。图 2 是人物图像的配准;图 2(a) 是从 512 × 512 大小旋转 11° 的标准 Lena 图像中剪切的一幅 256 × 256 大小的图像;图 2(b) 是从旋转 15° 并加了 Gaussian 白噪声 (均值 $\mu = 0$, 方差 $\sigma = 0.0005$) 的相同图像中剪切的一幅 256 × 256 大小的图像;图 2(c) 是图 2(a)、图 2(b) 配准后的图像;图 2(d) 是图 2(a) 和图 2(b) 所有特征点对的角度直方图;图 2(e) 展示了图 2(a) 和图 2(b) 所有特征点对的对齐度。图 3 是景物图像的配准:图 3(a) 是拍摄的一幅景物图像;图 3(b) 是对图 3(a) 进行仿射变换后的结果 (尺度 $s = 0.95$, 旋转角度 $\theta = 5^\circ$, 位移 $b = [0, 50; 0, 40]$);图 3(c), 图 3(d) 分别是用本文算法得到的 6 对匹配点对。

从图 2 给出的特征点对的角度直方图可以看出,基于特征点对的角度直方图在某个角度差处会出现明显的峰值,而在其他角度差的时候,则对应点的数目很少,从而可以准确地得到旋转角度。同时从特征点对的对齐度图可以看出,匹配特征点对的



(d) 角度差直方图 (e) 特征点对的对齐度

图 2 人物图像的配准

Fig. 2 Registration of characters

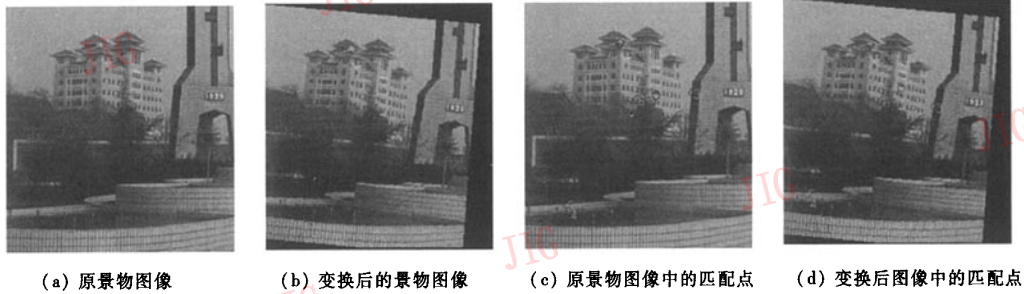


图 3 景物图像的配准

Fig. 3 Registration of scenery

对齐度较大,相反,不匹配特征点对的对齐度较小。因此可以通过设定一定的阈值来得到满足条件的匹配点对。从图 3(c)、图 3(d)可以看出,用本文算法找出的匹配点对非常准确。

表 1 给出了图 2 配准的误差,从这些数据可以看出,本文提出的算法在 x 方向, y 方向以及在图像间的旋转角度上,都能获得比较满意的结果。

表 1 图 2 配准误差

Tab. 1 Registration error of Fig. 2

	x 方向误差 Δx (pixels)			y 方向误差 Δy (pixels)			旋转角度
	最大	最小	平均	最大	最小	平均	误差 $\Delta\theta(^{\circ})$
图 2	1.63	0.16	0.44	0.44	0.05	0.16	0.183

7 结 论

在本文提出的基于边缘特征点对对齐度的图像配准方法中,根据角度直方图得到两幅待匹配图像之间的旋转角度后,就可以通过计算特征点对的对齐度来得到足够多的匹配点对。如果在计算图像角度直方图之前先进行一次初匹配,则可以得到更高的匹配精度,不过计算量也更复杂。从实验结果可以看出,这种方法具有计算量小、匹配精度高、抗噪性强和适用性广等优点。

参考文献 (References)

- 1 Brown L G. A survey of image registration techniques [J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325 ~ 376.
- 2 Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977 ~ 1000.
- 3 Zhong Jia-qiang, Wang Run-sheng. Image registration using edge-based methods [J]. Computer Engineering & Science, 2001, 23(6): 25 ~ 28. [钟家强,王润生. 基于边缘的图像配准改进算

- 法 [J]. 计算机工程与科学, 2001, 23(6): 25 ~ 28.]
- 4 Hsieh Jun-Wei. Image registration using a new edge-based approach [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 67(2): 112 ~ 130.
- 5 Wang Dong-feng, Zou Mou-yan. Automatic registration of multi-modal images based on maximization of the alignment metric [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2003, 25(6): 755 ~ 762. [王东峰,邹谋炎. 基于最大化对齐度的多模态图像自动配准 [J]. 电子与信息学报, 2003, 25(6): 755 ~ 762.]
- 6 Chen An-jun, Chen Wei, Mao Shi-yi. An image edge based algorithm for multisensor image registration [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2004, 26(5): 679 ~ 684. [谌安军,陈炜,毛士艺. 一种基于边缘的图像配准方法 [J]. 电子与信息学报, 2004, 26(5): 679 ~ 684.]
- 7 Yang Dan, Zhang Xiao-hong. Edge detection algorithm based on wavelet multiscale product [J]. Computer Science, 2004, 31(1): 133 ~ 135. [杨丹,张小洪. 基于小波多尺度积的边缘检测算法 [J]. 计算机科学, 2004, 31(1): 133 ~ 135.]
- 8 Chen Wu-fan. Wavelet Analysis and its Application in Image Procession [M]. Beijing: Science Press, 2002. [陈武凡. 小波分析及其在图像处理中的应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.]
- 9 Liu Gui-zhong, Di Shuang-liang. Wavelet Analysis and Application [M]. Xi'an: Xidian University Press, 1992. [刘贵忠, 邸双亮. 小波分析及其应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992.]
- 10 Zhang Zhi-jia, Huang Sha-bai, Shi Ze-lin. New image correlation matching algorithm based on edge extraction [J]. Infrared and Laser Engineering, 2003, 32(6): 635 ~ 638. [张志佳, 黄莎白, 史泽林. 新的基于边缘特征的图像相关匹配算法 [J]. 红外与激光工程, 2003, 32(6): 635 ~ 638.]
- 11 Veltkamp Remco C. Shape matching: Similarity measures and algorithms [A]. In: Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications [C], Genova, Italy, 2001: 188 ~ 197.
- 12 Cramariuc B, Shmulevich I, Gabbouj M, et al. A new image similarity measure based on ordinal correlation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Vancouver, BC, Canada, 2000: 10 ~ 13.