

基于图像几何特征点的仿射参数估计算法研究

杨 镠 郭宝龙 李雷达 杨占龙

(西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所 西安 710071)

摘要 平移、旋转和缩放等仿射变换参数的计算是计算机视觉、目标检测和模式识别领域的关键问题。对3类典型的基于图像特征点的仿射参数计算方案进行了研究与探讨,它们分别是利用 SUSAN 角检测器、Harris 角点检测器和尺度不变特征变换(SIFT)提取图像特征点。针对传统算法对 SUSAN 和 Harris 角点进行匹配精度过低的问题,提出了一种新的基于 Zernike 矩的特征点匹配算法,对匹配的特征点对利用四参数仿射模型进行参数估计和求取。在此基础上对3种方案进行了深入分析和比较,得出 SIFT 特征点适用范围广、精度高,是较好的仿射参数求取工具。并通过具体的配准实验结果及在图像拼接中的应用证明了算法的有效性。

关键词 图像配准,特征提取,特征匹配,Zernike 矩

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Research on Evaluation of Affine Parameter Estimation Using Image Feature Points

YANG Liu GUO Bao-long LI Lei-da YANG Zhan-long

(Institute of Intelligent Control and Image Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract The major challenge in image registration lies in the accuracy estimation of affine parameters. Feature point based approaches that estimate large translations, rotations and scaling were reviewed. SUSAN, Harris corner detector and scale-invariant feature transform (SIFT) were used in feature extraction. A new feature matching method using Zernike moments was proposed for matching SUSAN corners and Harris corners. And the fast nearest-neighbor algorithm was adopted in SIFT point matching. The matched points were used to estimate affine parameters using four-parameter affine model. We compared their performance. Experimental results show that the SIFT is most appropriate for image registration. Some registration examples and its application in image mosaic were also given.

Keywords Image registration, Feature extraction, Feature matching, Zernike moments

图像配准技术在许多图像处理应用中(如计算机视觉、目标识别、医学图像处理及遥感图像处理等)^[1,2]起着重要作用。图像配准最关键的技术就是计算待配准图像间的平移、旋转和缩放等仿射变换参数。目前,常用的方法有:控制点法、曲线法、梯度法、相关法、最大互信息法等^[3]。图像的特征点是一种图像的局部不变点,具有平移、旋转或缩放的不变性,许多算法利用图像中的这一特征进行仿射参数的估计,以达到精确配准的目的。本文在研究现有的角检测器的基础上,重点研究了基于图像特征点的仿射变换参数计算,并得出了一些有益的结论。基于图像特征点的仿射变换参数计算主要分为以下几个步骤:

1) 特征点提取。目前,已有许多图像特征点的提取算法,最经典的有 SUSAN (Small Univalued Segment Assimilating Nucleus)角检测器^[4]、Harris 角检测器^[5]以及尺度不变特征变换 (Scale-invariant feature transform, SIFT)^[6]。本文利用上述3种特征点提取算法进行图像局部兴趣点的提取。

2) 特征点匹配。兴趣点提取后,需要找出待匹配图像兴

趣点之间的对应关系,即特征点匹配。特征点匹配的方法很多,可以根据邻域的灰度值、特征的空间分布以及一些不变量匹配。本文利用兴趣点圆形邻域的 Zernike 矩进行 SUSAN 和 Harris 角点的匹配。对 SIFT 特征点,利用快速最近邻域算法 (Fast nearest-neighbor algorithm) 进行匹配。

3) 仿射变换参数计算。对特征点匹配后的点对,利用4参数仿射模型进行仿射参数的计算。计算所得的仿射参数便可以直接用于图像配准。

本文使用1)中的3种经典特征点提取方案根据上述步骤计算图像的仿射变换参数,并对其性能进行分析与比较,给出本文的结论,最后就 SIFT 特征点在图像配准和图像拼接中的应用给出了相关结论。

1 特征点提取

特征点提取的算法很多,其中 SUSAN 角点、Harris 角点及 SIFT 特征点已经被广泛地应用在图像处理和模式识别领域中。本节简要介绍和分析这3种特征点提取算法。

到稿日期:2008-08-14 返修日期:2008-10-22 本文受国家863高技术研究计划项目(2007AA01Z127),国家自然科学基金资助项目(60572152),陕西省自然科学基金资助项目(2005F26)资助。

杨 镠(1981-),女,博士研究生,主要研究方向为多尺度几何分析理论、图像融合、数字水印,E-mail: yangliuxd@126.com; 郭宝龙(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理与图像通信、智能信息处理、神经网络等。

1.1 SUSAN 角检测器

SUSAN 算法由牛津大学的 S. M. Smith 和 J. M. Brady 于 1997 年提出^[4],其主要思想如图 1 所示。将一个半径固定的圆形模板在图像上移动,如果模板上存在一区域,使该区域内每一像素处的灰度值与模板核处的灰度值相同或相近,则定义该区域为核值相近区,即 USAN^[8]。图 1 中,圆形模板内部的灰色区域即为 USAN。

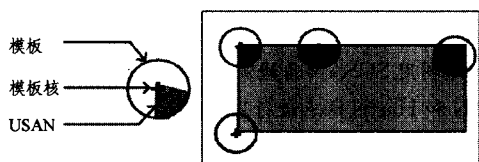


图 1 SUSAN 角检测器示意图

USAN 区域内像素的个数定义为模板在模板核所处像素处的面积,由下式给出:

$$n(I_{i,j}) = \sum_{u,v \in V_{i,j}} C(i,j,u,v) \quad (1)$$

其中 C 表示模板。将 $n(I_{i,j})$ 与一个阈值进行比较,即可检测出角点。

1.2 Harris 角检测器

Harris 角检测器由 Harris 和 Stephens 于 1988 年提出^[5],其主要思想是检测二维图像信号发生突变的像素点位置。对一幅输入图像 $I(x,y)$,Harris 角点检测的主要步骤如下:

1) 计算图像的梯度:

$$\begin{cases} X = I * (-1, 0, 1) = \frac{\partial I}{\partial X} \\ Y = I * (-1, 0, 1)^T = \frac{\partial I}{\partial Y} \end{cases} \quad (2)$$

2) 构造自相关矩阵,令

$$\begin{cases} A = X^2 * w \\ B = XY * w \\ C = Y^2 * w \end{cases} \quad (3)$$

其中 w 表示二维高斯平滑窗。则自相关矩阵 M 为:

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (4)$$

3) 求检测器响应

首先计算矩阵 M 的迹(Trace)和行列式(Determinant)的值:

$$\begin{cases} Tr(M) = \alpha + \beta = A + B \\ Det(M) = \alpha\beta = AB - C^2 \end{cases} \quad (5)$$

则 Harris 检测器的响应值为:

$$R_H = Det(M) - k Tr^2(M) \quad (6)$$

其中 k 为常数。通过将 R_H 与阈值进行比较即可检测出角点。

1.3 尺度不变特征变换 (SIFT)

SIFT 由 D. Lowe 于 2004 年提出^[6]。SIFT 特征点是图像的局部特征,具有对旋转、缩放、亮度变化的不变性,对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性。

SIFT 提取特征点的位置、尺度、方向等信息。检测过程主要分为以下几个部分:

1) 尺度空间极值检测

用以初步确定关键点位置和所在尺度。图像 $f(x,y)$ 的

尺度空间可以表示为:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * f(x,y) \quad (7)$$

其中, $*$ 表示卷积, $G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$ 表示二维高斯函数。

为了检测尺度空间的极值点, Lowe 提出利用 DoG (Difference of Gaussian) 函数:

$$\begin{aligned} D(x,y,\sigma) &= (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * f(x,y) \\ &= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \end{aligned} \quad (8)$$

DoG 函数的形成过程如图 2 所示。将原始图像连续地进行高斯平滑,得到一系列尺度空间图像,如图 2 左边所示。将相邻的平滑图像相减即得到 DoG 图像。

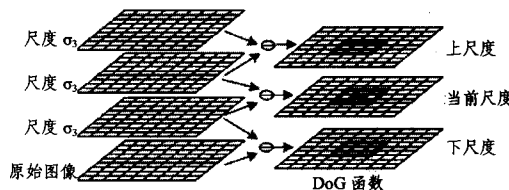


图 2 DoG 函数及尺度空间极值检测

检测极值时,将当前尺度 DoG 图像的像素与其邻域 8 个像素和相邻上下尺度对应位置的邻域 9×2 个像素总共 26 个像素进行比较(如图 2 右边所示)。当全部大于或全部小于邻域值时,确定其为关键点。

2) 精确的关键点定位

候选关键点确定以后,利用 2×2 的 Hessian 矩阵 H 判断其稳定性,去除低对比度的关键点和不稳定的边缘点,以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。Hessian 矩阵如下:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (9)$$

关键点的稳定性由下式给出:

$$Stability = \frac{(D_{xx} + D_{yy})^2}{D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (10)$$

其中 r 表示 Hessian 矩阵最大特征值与最小特征值的比值, r 一般取 5~10 之间。

3) 给关键点赋方向

将关键点邻域像素梯度的方向直方图主方向作为关键点的方向,这样 SIFT 特征点便具有旋转不变性。

4) 生成 SIFT 特征向量

以关键点为中心,根据邻域的梯度得到一个 128 维的特征向量。该向量具有很好的独特性,可以很好地用于匹配。同时,邻域方向性信息联合的思想增强了算法抗噪声的能力,对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性。

2 特征点匹配

特征点的匹配是图像配准的关键步骤。只有正确地进行特征点的匹配,才能保证仿射参数计算的准确性,获得好的配准结果。

特征点匹配最常用的方法是利用邻域的灰度相关性。但是由于其相关窗为矩形,且匹配时与像素的相对位置有关,因此当待匹配图像间存在旋转时,矩形窗内的图像像素会发生变化,容易导致误匹配。为了解决这个问题,本文提出了一种新的特征点匹配算法,引入了特征点邻域的 Zernike 矩作为

评判标准,完成特征点的匹配。Zernike 矩是一种具有旋转不变性的不变矩,它的计算在单位圆内且只与单位圆内的图像内容有关,与像素的相对位置无关,且矩的幅度具有旋转不变性。这样,即使图像存在旋转,特征点圆形邻域的 Zernike 矩幅度仍保持不变,这种不变性就可以用来匹配。对 SUSAN 和 Harris 角点,利用该方法进行匹配,匹配过程的原理框图如图 3 所示。

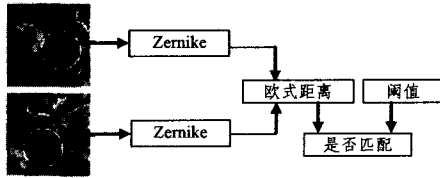


图 3 基于 Zernike 矩的特征点匹配示意图

对两个待匹配的特征点,选取一定半径大小的邻域(圆形区域),分别计算 Zernike 矩,并求其矩幅度的欧式距离,将其与阈值 T 进行比较,确定是否匹配。这种基于邻域 Zernike 矩的方法比基于灰度相关的匹配方法具有更好的匹配性能。这里 Zernike 矩只是作为一种匹配的解决方案引入,详细原理可以参考文献[7]。

对 SIFT 特征点的匹配,采用快速最近邻域算法^[6]。实际上是根据 SIFT 的特征向量进行匹配。其主要思想如下:

设 $\{P_1\}$ 和 $\{P_2\}$ 分别表示待配准两幅图像中的 SIFT 特征点集合, $\{D_1\}$ 和 $\{D_2\}$ 分别为其特征向量。对 $\{P_1\}$ 中任一点 p_i (特征向量为 d_i),求 d_i 与 $\{P_2\}$ 中每一点的向量 d_j 之间的欧式距离,并按照距离的大小进行排序。如最短距离与次短距离的比值小于一定的阈值 $T(0 < T < 1)$,则表示这两个点匹配。 T 值越小,匹配的精度越高。

3 仿射参数计算

本文使用 4 参数仿射模型计算仿射变换的参数,其变换矩阵如下:

$$M = \begin{bmatrix} s \cos\theta & -s \sin\theta & t_x \\ s \sin\theta & s \cos\theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 s 为尺度变换参数, θ 是旋转角度, t_x 与 t_y 分别为 x 与 y 方向的平移量。点 $p = (x_p, y_p)^T$ 到点 $q = (x_q, y_q)^T$ 的映射关系如下:

$$\begin{pmatrix} x_q \\ y_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos\theta & -s \sin\theta \\ s \sin\theta & s \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix} \quad (12)$$

如要求解 4 个未知量 s, θ, t_x 与 t_y , 需要两对匹配点。假设参考图像和输入图像提取的兴趣点集合分别为 P, Q 。 $(p_i, q_a), (p_j, q_b)$ 分别是 P, Q 中对应的两对匹配点, 设映射关系为 G_r , 即 $q_a = G_r(p_i), q_b = G_r(p_j)$, 则可以推出如下两个方程:

$$\begin{pmatrix} x_{q_a} \\ y_{q_a} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos\theta & -s \sin\theta \\ s \sin\theta & s \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{p_i} \\ y_{p_i} \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{pmatrix} x_{q_b} \\ y_{q_b} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos\theta & -s \sin\theta \\ s \sin\theta & s \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{p_j} \\ y_{p_j} \end{pmatrix}$$

根据 $q_b - q_a = G_r(p_j) - G_r(p_i)$, 可以得到:

$$\begin{pmatrix} x_{q_b} - x_{q_a} \\ y_{q_b} - y_{q_a} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos\theta & -s \sin\theta \\ s \sin\theta & s \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{p_j} - x_{p_i} \\ y_{p_j} - y_{p_i} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} x_{p_j} - x_{p_i} \\ y_{p_j} - y_{p_i} \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\vec{q_a q_b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + s \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \vec{p_i p_j} \quad (15)$$

可得 $s = \frac{|\vec{q_a q_b}|}{|\vec{p_i p_j}|}$

$$\theta = \theta_{\vec{q_a q_b}} - \theta_{\vec{p_i p_j}} \quad (16)$$

本文用式(16)计算缩放和旋转参数。

4 实验结果与分析

4.1 旋转角度检测

本节中我们将原始图像与其 5° 到 90° 旋转的图像(以 5° 为间隔)作为输入比对, 计算其旋转角度参数, 并计算得出的角度与准确值之间的误差, 结果如图 4 所示。

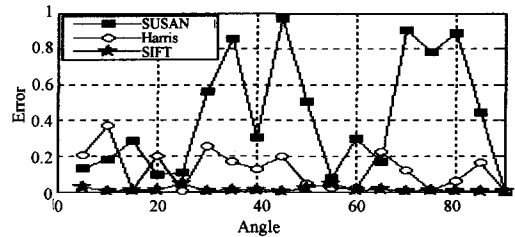


图 4 旋转角度的计算误差

由图 4 可见, 3 种方法计算的旋转角度误差都小于 1° 。而 SIFT 特征点计算的精度最高, 均在 0.1° 以下。基于 Harris 的方法虽有个别角度的计算误差比基于 SUSAN 的方法大, 但整体性能明显优于后者, 误差均保持在 0.4° 以下。

4.2 尺度变换检测

本节将仅存在缩放关系的待配准图像作为输入, 求取缩放因子并计算其与设定值之间的误差。3 种方法的计算结果如图 5 所示。

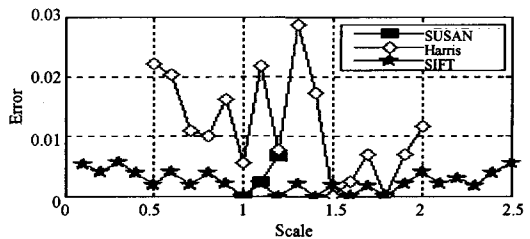


图 5 缩放因子的计算范围和误差

由图可见, 基于 SUSAN 的方法仅能处理很小尺度变换的图像。基于 Harris 的方法能处理的缩放范围比 SUSAN 大, 大致范围在 $0.5 \sim 2$ 之间, 但计算的误差较大。基于 SIFT 的方法是 3 者中性能最优的, 能处理的缩放范围最大。对于基于 SIFT 的方法, 我们对存在 $0.1 \sim 10$ 倍缩放关系的图像做进一步计算。在缩放 2.5 倍以下时, 计算误差均在 0.01 以下, 缩放 5 倍以下时小于 0.02, 在缩放 10 倍的时候误差也小于 0.07。可见, 基于 SIFT 的方法对于存在缩放关系的图像具有非常好的性能。这是因为 SIFT 特征点的提取是在图像的尺度空间中, 每一个特征点都有一个相应的尺度与之对应, 代表其检测所在的尺度。需要说明的一点是, 对缩放参数的计算还可以利用匹配的特征点的尺度比值, 但这种方法的精度没有 4 参数模型计算的结果精确。

(下转第 289 页)

重构时故障机器拷贝数据与正常机器的一致性。

结束语 采用上述重构算法,在目标机上将任务周期设为 100ms,重构数据量 50kB(其中 8kB 数据在每个任务周期都会变化,另有 10kB 数据每 3 个周期变化一次,其他数据每 8 周期变化一次),任务空闲时间约为 18%。程序执行中,通过软件方式在某一机器上注入故障,使其不能正常同步,导致系统通过开关电方式对它进行故障重试,从而对系统重构过程进行测试。测试结果如表 1 所列。

表 1 系统重构测试结果

系统恢复时间	5.1s
重构恢复时间	607ms
时基恢复精度	<4 μ s

表中系统恢复时间包括故障机器的关电恢复与上电启动时间,其中关电恢复时间为 3s,上电复位时间为 1.2,其他时间为自检、重构识别、重新同步及重构恢复的时间总和。重构恢复时间是从第一个重构命令包开始传送到最后一个重构命令包传送结束的时间。时基恢复精度是系统重构完成后,三机时基定时器的误差,主要是由于通信延迟及三机同步误差引入的。

从测试情况可以看出,本文提出的重构算法可以利用系统空闲时间与串行数据通道,在不中断系统工作的情况下,对三模冗余容错计算机进行无缝重构。这种重构算法,不需要

增加特别的硬件支持,也不会增加系统的软件时间开销。同时,完善的重构命令协议使得重构软件的开发可以采用面向对象思想构成标准化的中间件,具有很强的扩展能力,对构建标准化嵌入三模冗余容错计算机内核奠定了良好的技术基础。

参考文献

- [1] Nakamikawa T, Morita Y, Yamaguchi S. High Performance Fault Tolerant Computer and Its Fault Recovery[C]// Fault-Tolerant Systems 1997 Proceedings, Pacific Rim International Symposium on. 1997;2-6
- [2] 李海山,欧中红,杨升春,等.基于 COTS 的容错服务器及其故障恢复技术[J].计算机工程,2007,33(8):253-255
- [3] 陈文赛.一种高可靠、高安全性系统—三取二计算机系统[J].现代雷达,2004,26(6):19-21,32
- [4] 刘天田,袁由光,杨升春,等.一种 TMR 容错服务器永久故障恢复机制的研究与实现[J].舰船电子工程,2005,25(1):56-58,130
- [5] 郭浩翔,袁由光.一种三模冗余容错服务器的容错机制[J].舰船电子工程,2003,1:22-24,34
- [6] Yu Shu - Yi, McCluskey E J. On - line Testing and Recovery in TMR Systems for Real-Time Applications[C]// Test Conference Proceedings, International. 2001;240-249
- [7] 黎忠文.嵌入式实时系统容错集成技术的研究[J].计算机科学,2006,33(5):277-281

(上接第 281 页)

4.3 基于 SIFT 特征点的图像配准实验

图 6(a)、(b)分别为待配准的两组图像,图 6(c)中给出了其基于 SIFT 的配准结果。表 1 为配准的数据及与文献[2]中提出的 PLPFFT 算法的比较。可以看出,基于 SIFT 的图像配准方法精度更高,优于现有的 PLPFFT 算法。

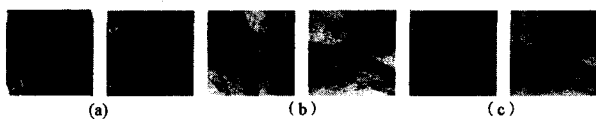


图 6 图像配准实验

表 1 图 6 图像的配准实验数据及比较

Images	Correct (Scale, θ)	Computed (Scale, θ)	
		PLPFFT	SIFT
(a)	(0.6536, 15°)	(0.6479, 14.9414°)	(0.6509, 15.0182°)
(b)	(0.76, 62°)	(0.7724, 61.875°)	(0.7662, 62.0233°)

4.4 基于 SIFT 特征点的图像拼接

基于特征点的图像拼接是图像配准的一个重要应用^[9]。图 7 是两幅 256×256 具有平移和旋转关系的花朵图像的拼接结果。两幅图像间的实际仿射参数为 $\sigma=1, \theta=45^\circ$ 。SIFT 仿射参数计算结果为 $\sigma=1.005, \theta=44.9612^\circ$ 。从图中可以观察到,基于 SIFT 的算法实现了良好的图像拼接效果。



图 7 图像拼接效果

结束语 本文研究了 3 类主要的基于图像特征点的仿射参数计算方案。介绍了 SUSAN, Harris 和 SIFT 3 种特征点提取方法,并给出了一种新的基于 Zernike 矩的特征点匹配

算法。分别利用 3 种特征点进行仿射参数的计算,并针对其性能进行了对比和分析。SIFT 是一种比较新的特征点提取算法,目前国内对其研究还相对较少。综合本文的验证与分析,我们认为 SIFT 特征点是性能最优越的一种图像局部不变特征点。SIFT 特征点具有非常好的独特性、匹配精度高,且具有较快的计算速度,具有较为广阔的应用前景(如模式识别、图像理解等),运用在对实时性要求较高的相关应用中。

参考文献

- [1] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11):977-1000
- [2] Liu Hanzhou, Guo Baolong, Feng Zongzhe. Pseudo-Log-Polar Fourier Transform for Image Registration[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(1):17-20
- [3] 罗述谦,周果宏.医学图像处理与分析[M].北京:科学出版社,2003:140-201
- [4] Smith S M, Brady J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1):45-78
- [5] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[A]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference[C]. Plessey, United Kingdom, 1988:147-151
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110
- [7] Khotanzad A, Hong Y H. Invariant image recognition by Zernike moments[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1990, 12(5):489-497
- [8] 卢力,王勇涛,田金文,等.基于 SUSAN 算法的遥感图像去云[J].通信学报,2006,27(8):160-164
- [9] 仵建宁,郭宝龙,冯宗哲.一种基于兴趣点特征匹配的图像镶嵌技术[J].光电子.激光,2006,17(6):733-737