第 19 卷　第 9 期
2011 年 9 月

光学 精密工程
Optics and Precision Engineering

Vol. 19　No. 9
Sep. 2011

文章编号　1004-924X(2011)09-2186-11

基于 FKICA-SIFT 特征的合成孔径图像多尺度配准

刘向增[1*]，田　铮[1]，史振广[2]，陈占寿[1]
(1. 西北工业大学 理学院，陕西 西安 710129；
2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所，吉林 长春 130033)

摘要：针对合成孔径(SAR)图像的配准，提出一种基于仿射不变快速核独立成分分析-尺度不变特征变换(FKICA-SIFT)的多尺度配准方法。首先，根据特征点的 Hessian 矩阵构建仿射不变 SIFT 描述子。接着，利用 FKICA 提取该描述子的独立成分得到新的描述子 FKICA-SIFT。然后，利用该描述子对 Steerable 滤波后的各层带通合成子图像提取的特征点进行匹配。最后，采用由粗到细的匹配策略逐步优化变换参数，实现图像的多尺度精确配准。实验结果表明，对有较大仿射变化的 SAR 图像，当阈值小于 0.7 时，该方法的匹配正确率大于 85%，阈值小于 0.5 时，匹配正确率可达 90%以上，配准精度达到亚像素水平，优于 SIFT，PCA-SIFT，ICA-SIFT 及 SURF 等相关方法。使用该方法准确地检测出了地震前后唐家山堰塞湖水域的变化情况，基本满足了 SAR 图像变换检测前精确配准的要求。

关　键　词：图像配准；合成孔径雷达图像；尺度不变特征变换；快速核独立成分分析
中图分类号：TP751；TP391.4　　**文献标识码**：A　　**doi**：10.3788/OPE.20111909.2186

SAR image multi-scale registration based on FKICA-SIFT features

LIU Xiang-zeng[1*], TIAN Zheng[1], SHI Zhen-guang[2], CHEN Zhan-shou[1]

(1. *School of Science, Northwestern Polytechnic University, Xi'an* 710129, *China*;
2. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033, *China*)
* *Corresponding author, E-mail: ccylxz20062008@126.com*

Abstract: In order to realize automatic registration of a Synthetic Aperture Radar(SAR) image, an approach of image multi-scale registration based on affine invariant Fast Kernel Independent Component Analysis-Scale Invariant Feature Transform(FKICA-SIFT) features is presented. First, the affine invariant SIFT descriptors are constructed according to the Hessian matrix of feature points. The FKICA is used to extract the independent components of the affine invariant SIFT descriptors to obtain new descriptors (FKICA-SIFT). After filtering the input images by using Steerable pyramid, the new descriptors are used to match the feature points detected from the synthetic images of the band-pass sub-images in each layer. Finally, a coarse-to-fine procedure is adopted for gradual optimizing transformation parameters to achieve the multi-scale registration results. Experimental results show that the correct matching rate of proposed algorithm is more than 85% when the threshold is less than 0.7

收稿日期：2010-12-16；**修订日期**：2011-01-29.
基金项目：国家自然科学基金资助项目(No. 60972150；No. 109261971)

and that is more than 90% when the threshold is less than 0.5. The registration accuracy of the proposed algorithm can achieve sub-pixel level and it is better than those of SIFT, PCA-SIFT, ICA-SIFT and SURF methods. It has been applied to accurate detection of the changes of the Tangjiashan waters before and after the Wenchuan earthquake, and obtained results meet the requirements of accurate registration for SAR images.

Key words: image registration; Synthetic Aperture Radar (SAR) image; Scale Invariant Feature Transform (SIFT); Fast Kernel Independent Component Analysis (FKICA)

1 引　言

合成孔径(SAR)图像配准是将在不同时段、不同视角或不同传感器下获得的同一场景的两幅或多幅 SAR 图像进行叠加的过程[1]，即通过寻找一种空间变换，使两幅图像中代表同一目标的对应点达到空间位置上的一致。SAR 图像配准是遥感图像处理的一项重要的内容，是 SAR 图像景象匹配、变化检测、目标识别、图像融合等任务中需要先期解决的重要问题，其配准的精度和速度对后期的图像处理的效果有至关重要的影响。目前有关图像配准的方法大致可以分为两类：基于灰度的方法和基于特征的方法。基于灰度的配准方法，是通过比较两幅图像中像素点灰度的相似度完成配准，由于 SAR 图像存在大量的相干斑噪声，此方法对于 SAR 图像配准并不理想。基于特征的配准方法，是通过提取图像的特征(角点、轮廓[2]、相交线、曲率点、不变矩[3]、合成描述子等)，直接对特征进行匹配，进而完成图像配准。由于其不依赖于图像的灰度，此类方法较基于灰度的配准方法稳定可靠，更适用于 SAR 图像的配准。

作为基于特征的配准方法之一，稳定的特征描述子匹配已成功应用于图像配准领域，尤其 Lowe[4] 利用尺度不变特征变换(SIFT)方法提取的图像特征具有尺度和旋转不变性，并且对一定程度的光照变化和视觉变化具有不变性，因而被应用于遥感图像配准领域[5-6]。Ke 等[7] 在假设提取的图像特征服从 Gaussian 分布的情况下，利用主成分分析(PCA)提取 SIFT 描述子的主成分构建了 PCA-SIFT 描述子，将配准的速度提高了 2～3 倍。Mikolajczyk 等[8] 对多种局部描述子做了评价和比较，通过实验表明 SIFT 方法具有最佳的稳健性。Duan 等[9] 考虑图像的高阶统计特征一般不服从 Gaussian 分布，应用独立成分分析(ICA)获取图像特征的独立成分，提出了 ICA-SIFT 描述子算法，在保证匹配速度的情况下，提高了匹配的准确率。Bay[10] 利用积分图像给出一种尺度和旋转不变(SURF)的描述子，实验结果表明其匹配的速度和精度优于 SIFT 描述子，但该描述子的不具有仿射不变性。纪华等[11] 提出了一种结合图像全局纹理信息 SIFT 特征匹配算法，改善了匹配的效果。有的研究者利用新的匹配准则，减小了误匹配点对，提高了匹配正确率[12-13]。文献[7,9]提出对 SIFT 描述子进行降维，减少计算复杂度，提高了匹配的速度。文献[10-13]主要对 SIFT 的描述及匹配准则进行了改进，提高了匹配的精度。上述文献对一般的光学图像配准精度较高，但对含有大量斑点噪声及几何结构变化较大的 SAR (ALOS-PLA SAR)图像配准速度慢，配准精度低。分析其原因主要有两点：其一，SAR 图像存在大量的相干斑噪声，直接对图像提取特征点利用构建的描述子对其进行匹配，易受噪声点的干扰，耗时较长且误差较大；其二，上述文献中改进的 SIFT 描述子不具有仿射不变性，未考虑同幅图像描述子之间的相关性对匹配结果的影响，对有复杂几何变化的两幅 SAR 图像配准误差较大。

为提高配准的速度和精度，小波变换已被广泛应用于图像配准[14]，然而，正交小波变换不具有平移和旋转不变性，使得在复杂的场景下，特征点的匹配误差较大。Freeman 等[15] 提出一种可调滤波变换(Steerable transform)，该变换是一种多尺度、多方向、可逆的变换，其主要的优点是分解后的子图像具有平移和旋转不变性。Zavorin[14] 指出多尺度分解方法不但能提高配准的速度，而且能平滑图像，减少噪声对配准结果的影响，提高配准的精度。在文中对各种小波变换做了评价，证实了由 Steerable 变换后的带通波得到的配准结果精度最优，由其低通波得到的结果收

敛半径最优。因此，针对问题一，本文将 Steerable 变换应用于遥感图像配准，并将 SIFT 描述子与特征点邻域灰度相关性相结合构建新的相似准则，将配准的精度提高到了亚像素级[16]。针对问题二，本文根据特征点的 Hessian 矩阵在其椭圆邻域内构建仿射不变 SIFT 描述子，为减少描述子之间的相关性进一步构建了 KICA-SIFT 描述子，实验结果表明该方法优于其他相关方法，但计算复杂度较高[17]。针对 SAR 图像的配准，本文在文献[17]的基础上，提出一种利用快速核独立成分分析(FKICA)[18]提取仿射不变 SIFT 描述子的独立成分构建 FKICA-SIFT 描述子的方法，采取由粗到细的多尺度配准的策略，首先对两幅图像进行 Steerable 分解，在每层根据原图像的结构信息合成带通子图像，然后利用 FKICA-SIFT 描述子对各层带通合成子图像及低通子图像进行匹配，最后由每层的匹配点对计算变换参数，并逐步优化参数，实现图像的多尺度精确配准。对实验结果的分析与比较验证了算法的有效性，能够实现 SAR 图像的亚像素级配准。

2 FKICA-SIFT 描述子

2.1 仿射不变 SIFT 特征

SIFT 方法[4]是一种提取图像局部特征的方法，将特征点邻域的灰度变化描述成具有某种不变性质的向量，然后将该向量作为特征点的 SIFT 特征。构建 SIFT 特征的关键步骤是特征点描述子的构造，而描述子构造的核心是确定特征点的主方向。SIFT 方法中的特征点的主方向是由其邻域内像素的梯度和方向决定的，因此，特征点邻域形状和大小的选择及像素的梯度和方向的计算对特征描述子的构造是至关重要的。传统 SIFT 描述子的构建中，特征点的邻域是与尺度成比例的圆形区域，但圆形区域并非仿射不变的，因而影响了匹配的精度。Lindeberg[19]利用二阶矩矩阵来估计特征点邻域的形状并证明了该特征点具有仿射不变性，但算法的计算复杂度较高。为减少计算复杂度，本文利用 Hessian 矩阵确定特征点描述区域的形状，其定义如下：

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}, \tag{1}$$

其中 D 为 DoG(Difference of Gaussians)算子：

$$D(x,y,\sigma)=(G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma))\star I(x,y), \tag{2}$$

其中 $G(x,y,\sigma)=\exp[-(x^2+y^2)/2\sigma^2]/2\pi\sigma^2$。假设两幅图像 I_1 和 I_2 之间存在线性变换 $\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{AX}$，与文献[19]类似可得，两个 Hessian 矩阵 $\boldsymbol{H}_1$ 和 $\boldsymbol{H}_2$ 之间的关系为 $\boldsymbol{H}_1=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_2\boldsymbol{A}$。若矩阵 $\boldsymbol{H}_1$，$\boldsymbol{H}_2$，$\boldsymbol{A}$ 的特征值分别为 $\alpha_1,\alpha_2,\beta_1,\beta_2$ 及 λ_1,λ_2，则有如下方程成立：

$$\alpha_1\alpha_2=\det(\boldsymbol{H}_1)=\det(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_2\boldsymbol{A})=\det(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_2)=\det(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})\cdot\det(\boldsymbol{H}_2)=\lambda_1^2\lambda_2^2\beta_1\beta_2, \tag{3}$$

因此，由 $\boldsymbol{H}_1$ 和 $\boldsymbol{H}_2$ 的特征值决定的椭圆区域面积可计算如下：

$$S_1=\pi\alpha_1\alpha_2, S_2=\pi\beta_1\beta_2, \tag{4}$$

$$S_1/S_2=\lambda_1^2\lambda_2^2, \tag{5}$$

由方程(5)知，两椭圆面积之比为常数，因此由 Hessian 估计的特征点邻域是仿射不变的。Hessian 矩阵的特征值反映了信号在两个方向上变化的大小，因此可用来决定椭圆的方向。后续步骤为借用传统 SIFT 描述子的算法，需将椭圆邻域标准化为圆形区域，设邻域内像素点的坐标为 $\boldsymbol{X}$，则标准化方程为：

$$\bar{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{H}^{-1/2}\boldsymbol{X}, \tag{6}$$

然后在标准化的圆形邻域内计算特征点的主方向，原 SIFT 算法中计算像素点的梯度方向时仅考虑了 4 个相邻像素的灰度值：

$$m(x,y)=\sqrt{(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2}, \tag{7}$$

$$\theta(x,y)=\arctan\left(\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)}\right), \tag{8}$$

其中 $L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\star I(x,y)$，$(x,y)$是空间坐标，$\sigma$ 是尺度坐标。为使描述子对噪声点更稳健，本文采用 Prewitt 算子计算像素点的梯度和方向：

$$\boldsymbol{P}_x=\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{P}_y=\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \tag{9}$$

$$d_x(x,y)=P_x*L(x,y)\quad d_y(x,y)=P_y*L(x,y),\tag{10}$$

$$m(x,y)=\sqrt{(d_x(x,y))^2+(d_y(x,y))^2}\ ,\tag{11}$$

$$\theta(x,y)=\arctan\ (d_y(x,y)/d_x(x,y))\ ,\tag{12}$$

后续步骤 SIFT 的算法类似，最后为每一特征点构建 128 维的向量描述子。改进的描述子不仅具有仿射不变性，而且考虑了更多的邻域灰度信息起到了平滑的作用。

2.2　FKICA-SIFT 描述子

同一幅图像的不同特征点邻域的结构信息及灰度可能存在一定的相似性，即存在某种相关性（可能为非线性相关），因此会导致错误的匹配。为了去除同幅图像的描述子之间的相关性并降低匹配过程的计算复杂度，本节利用快速核独立成分分析（FKICA）方法提取仿射不变 SIFT 特征的独立成分构建更为有效的 FKICA-SIFT 描述子。

独立成分分析（ICA）是一种提取数据独立成分的方法，对数据集 $\boldsymbol{y}=(y_1,\cdots,y_m)^{\mathrm{T}}$，其统计模型如下：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x},\tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{x}=(x_1,\cdots,x_m)^{\mathrm{T}}$ 由数据集 $\boldsymbol{y}$ 经过线性变换 $\boldsymbol{A}^{-1}$ 得到的 m 个独立分量，ICA 即为通过给定的数据集 $\boldsymbol{y}$ 估计 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{A}^{-1}$ 的问题。利用核独立测度来求解 ICA 问题能获得高精度的解，Shen[18] 提出一种基于 Hilbert-Schmidt 独立准则的快速核独立成分分析方法（FKICA），该方法基于不完全的 Cholesky 分解将几何优化技术和正交群上的近似拟牛顿方法与梯度的精确估计相结合，达到高效率的计算目的，并通过实验证实了该方法对局部极值及伪点是稳健的。FKICA 算法的计算步骤如下：

（1）输入白化数据 $\boldsymbol{y}=(y_1,\cdots,y_m)^{\mathrm{T}}$，初始分离矩阵 $\boldsymbol{W}_0$，并计算任意两个由 $\boldsymbol{x}=\boldsymbol{W}_0\boldsymbol{y}$ 变换后的向量的核矩阵 $\boldsymbol{\varphi}$：

$$\varphi(x_i,x_j)=\hat{\varphi}(x_i,x_j)=\exp[-(x_i-x_j)^2/2\lambda^2],\tag{14}$$

（2）计算 Hilbert-Schmidt 独立准则：

$$\|C_{uv}\|_{HS}^2=E_{u,u',v,v'}[\varphi(u,u')\hat{\varphi}(v,v')]+E_{u,u'}[\varphi(u,u')]E_{v,v'}[\hat{\varphi}(v,v')]-2E_{u,v}[E_{u'}[\varphi(u,u')]E_{v'}[\hat{\varphi}(v,v')]]\ ,\tag{15}$$

（3）利用拟牛顿方法计算 W_k，使得 $\|W_{k+1}-W_k\|_{\mathrm{F}}$ 足够小时，$\|C_{uv}\|_{HS}^2$ 的值等于 0。W_k 即为所求的分离矩阵，独立成分可由 $\boldsymbol{x}=\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{y}$ 求出。

FKICA 算法的详细细节可参考文献[18]，本文首先利用核主成分分析（PCA）对仿射不变 SIFT 描述子白化并同时将其维数由 128 维降为 32 维。令 $\boldsymbol{Y}_i=\{y_1,\cdots,y_{128}\}^{\mathrm{T}}$ 表示第 i 个特征点的仿射不变 SIFT 描述子，则一幅图像的 n 个特征点的描述子构成一 $128\times n$ 的数据集为 $\boldsymbol{Y}=\{\boldsymbol{Y}_1,\cdots\boldsymbol{Y}_n\}$，其白化方程为：

$$\boldsymbol{Y}'=\boldsymbol{V}\boldsymbol{Y}\ ,\tag{16}$$

其中白化矩阵 $\boldsymbol{V}=D^{-1/2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}$，$D$ 为 $\boldsymbol{Y}$ 的协方差矩阵的特征值，$\boldsymbol{E}$ 为相应的特征向量，$\boldsymbol{Y}'$ 的维数为 $32\times n$。然后利用 FKICA 算法提取 $\boldsymbol{Y}'$ 的独立成分 $\boldsymbol{X}=\boldsymbol{W}\boldsymbol{Y}'$，$\boldsymbol{X}$ 的维数为 $32\times n$ 其分量 $\boldsymbol{X}_i$，$i=1,\cdots,n$ 为第 i 个特征点的 FKICA-SIFT 描述子。此描述子不但除去了原仿射不变 SIFT 描述子的相关性，而且降低了其维数，大大减少了后续匹配过程的计算量。

3　Steerable 域中基于 FKICA-SIFT 特征的配准

Steerable 滤波是由 Freeman[15] 等于 1990 年首次提出，该变换是一种线性的、多尺度、多分辨的图像分解变换。其分解子图像具有平移和旋转不变性克服了小波的某些局限性，因而，被应用于图像配准领域[20]。Steerable 变换在频域中的结构如图 1 所示，图像最初分解为高通和低通两个子图像 $H_0(w)$ 和 $L_0(w)$，将低通子图像 $L_0(w)$ 分解为低通子图像 $L_1(w)$ 和带通子图像 $B_k(w)$，然后再将低通子图像 $L_1(w)$ 分别对 X 和 Y 方向按因子 2 下采样后分解为更粗尺度的低通子图像 $L_2(w)$ 和带通子图像 $B_k(w)$，如此继续重复下去，

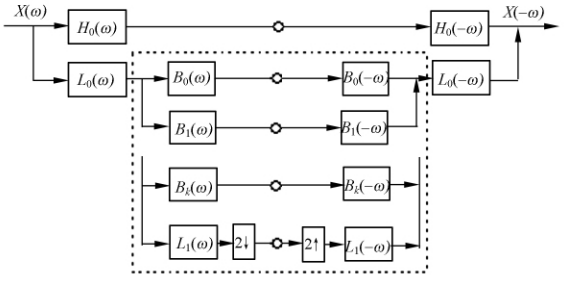


图 1　Steerable 滤波流程图

Fig. 1　Flow diagram of Steerable filter

可实现图像的 Steerable 金字塔分解。图像的重构按分解的逆行步骤即可。Steerable 滤波作为一系列基滤波的线性组合，任意方向的可调滤波可以根据下式合成：

$$f^{\theta}(x,y)=\sum_{j=1}^{M}k_j(\theta)f^{\theta_j}(x,y)\ , \qquad (17)$$

其中 $f^{\theta}(x,y)$ 是函数 $f(x,y)$ 旋转角度 θ 后的函数 $k_j(\theta)(j=1,\cdots,M)$ 是插值函数。因此，本算法中根据原图像的结构信息（特征点的梯度方向信息）将每层不同方向的带通子图像合成新的图像，该合成图像不仅含有原图像中丰富的结构信息而且达到了去噪的目的。为达到精确配准的目的，本文采取由粗到细的多尺度匹配策略，利用滤波后不同水平图像的结构信息逐步优化参数完成图像配准，算法的流程如图 2 所示。

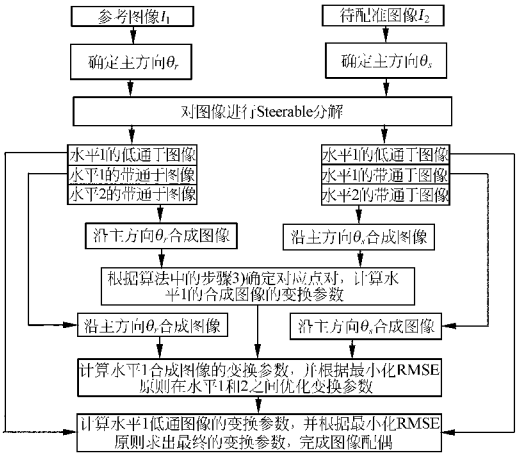


图 2 本文算法的流程图

Fig. 2 Flow diagram of the algorithm in this paper

Steerable 域中基于 FKICA-SIFT 特征的配准算法的具体步骤如下：

（1）首先分别对两幅图像 I_1 和 I_2 用 DoG 方法提取特征点，并利用（12）式计算每个特征点的梯度方向，然后由梯度方向柱状图的峰值确定图像的主方向。

（2）对两幅图像用 Steerable 滤波分解为 2 个水平，4 个方向（$0,\pi/4,\pi/2,3\pi/4$）的带通子图像，并在分解后图像的每一层将 4 个方向的带通子图像按照步骤 1）中获得的主方向合成新的图像。

（3）利用第 2 节中的方法分别对两幅图像不同水平的带通合成图像及低通图像构建 FKICA-SIFT 描述子，并根据该描述子之间的欧式距离确定对应水平图像的匹配点对，即对给定的阈值 $0<r<1$，若与描述子 x_i 距离最近与次近的描述子为 x_j 和 x_k，并且两个距离之比满足：$d(x_i,x_j)/d(x_i,x_k)<r$，则认为 x_i 和 x_j 对应的点对 I_i 和 I_j 为匹配点对。

（4）根据步骤（3）中得到的各层图像的匹配点对计算两幅输入图像之间的变换参数，然后利用最小化均方根误差的原则逐步优化变换参数。最后利用获得的最优参数对两幅输入图像进行叠加完成配准。

在上述算法中，对图像进行了 2 个水平的分解，在每一水平利用了 4 个不同方向的带通子图像构造合成图像。根据文献[15]中的定理 1，式（17）中的插值函数取为如下形式：

$$k_j(\theta)=\frac{1}{4}[2\cos(\theta-\theta_j)+2\cos(3(\theta-\theta_j))]\ , \qquad (18)$$

其中 $\theta_j=j\pi/4,j=1,2,3,4$。由式（17）可以获得 4 个带通子图像任意方向的合成图像，因此，在图像配准的过程中可以充分利用两幅输入图像的结构信息。步骤（4）中的变换假设为仿射变换：

$$\begin{bmatrix}X\\Y\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}a&b\\d&e\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}c\\f\end{bmatrix}\ , \qquad (19)$$

其中 (x,y) 为参考图像中点的坐标，(X,Y) 为待配准图像中与之对应的坐标，a,b,c,d,e,f 为变换参数，包含了图像间尺度、伸缩、扭曲、旋转、平移等变化。变换参数可由三对以上不共线的匹配点对决定。两幅图像匹配点对坐标的均方根误差（RMSE）定义如下：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\frac{[(ax_i+by_i+c-X_i)^2+(dx_i+ey_i+f-Y_i)^2]}{N}}\ , \qquad (20)$$

其中 (x_i,y_i) 和 (X_i,Y_i) 为第 i 个对应点对的坐标，N 为对应点对的个数。

4　实验结果与分析

为验证本文算法的有效性，本节的实验分为两部分：第一部分，为验证本文方法的精确性，将变换参数已知且含有高斯噪声的两幅 SAR 图像作为实验数据，分别利用本文方法、SIFT、PCA-SIFT、SURF、ICA-SIFT、AC[2]、IM[3] 7 种不同的方法计算变换参数并比较了由 7 种方法确定的匹配点对的 RMSE。第二部分，首先将两对有较大仿射变化 SAR 图像作为实验数据，利用本文方法给出配准结果并比较了由上述几种得到的配准结果的 RMSE。然后将本文方法应用于地震灾害图像的变化检测，实验数据为唐家山地区的两幅不同时间（汶川地震前后）获得的 ALOS-PLA SAR 图像，两幅图像之间的部分目标内容发生了较大的形状变化及灰度变化，实验结果检测出了地震前后水域的变化情况。

实验 1　为验证本文算法对有较大几何变化的 SAR 图像配准的准确性，利用本文方法对我国云南某地区的极化 SAR 图像进行配准并与 SIFT、PCA-SIFT、SURF、ICA-SIFT、AC、IM 6 种不同方法的配准结果做了比较。

图 3(a)和(b)是同类传感器不同视角下获得的 SAR 图像(512×512)，其主要地貌特征为山区和村落，图 3(b)中加入了参数为 0.02 的高斯噪声。分别将图 3(a)和(b)作为参考图像和待配准图像，计算得到其主方向分别为 1.22 和 1.24。由 Steerable 滤波得到两幅图像水平 1 的低通子图像的匹配结果如图 3(c)所示，图 3(d)和(e)分别为两幅图像水平 1 和 2 沿方向 1.22 和 1.24 的合成带通子图像的匹配结果。图 1(c)，(d)和(e)分别获得 32，18，12 对匹配点对，从匹配结果可以

(a) 参考图像

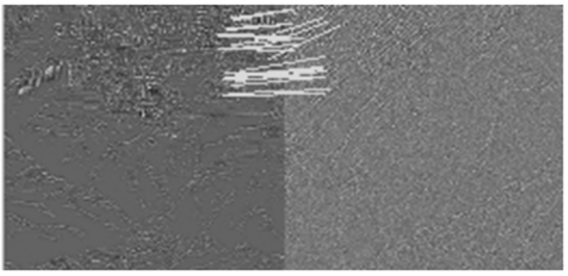
(a) Reference image

(b) 待配准图像

(b) Sensed image

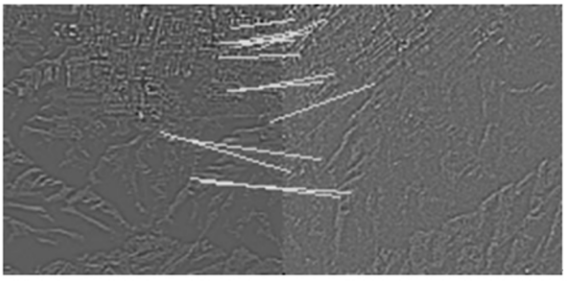
(c) 滤波后水平 1 低通图像的匹配结果

(c) Matching results of the filtered low-pass images for level 1



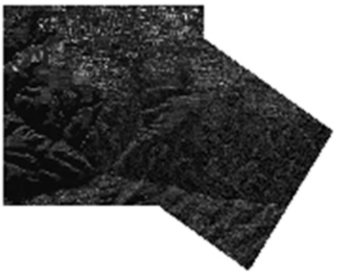
(d) 滤波后水平 1 的带通合成图像匹配结果

(d) Matching results of the filtered band-pass synthetic images for level 1



(e) 滤波后水平 2 的带通合成图像匹配结果

(e) Matching results of the filtered band-pass synthetic images for level 2



(f) (a)和(b)的配准结果

(f) Registration results of (a) and (b)

图 3　实验 1 中的 SAR 图像的匹配及配准结果

Fig. 3　Matching and registration results of the SAR images in Experiment 1

看出，本文方法利用了多尺度配准的优点，可以从不同水平的子图像获得不同的匹配点对。由配准结果图3(f)可以看出两幅原图像存在较大的几何变化，其真实的变换参数及利用5种不同方法得出的变换参数如表1所示，结果表明利用本文算法求得的变换参数与真实参数误差最小。从5种方法确定的匹配点对中各选取30对误差最小的匹配点对，根据真实的变换参数计算得到的RMSE由表1给出，AC和IM方法的RMSE大于SIFT相关方法主要是因为他们利用轮廓及区域进行匹配，其局部稳健性较差。ICA-SIFT和SURF优于SIFT和PCA-SIFT主要是因为ICA-SIFT提取了描述子的独立成分，具有一定的抗噪性，而SURF利用了积分图像增强了对噪声的稳健性。本文算法不仅具有仿射不变性而且描述子之间是相互独立的，因而，本文算法确定的匹配点对RMSE最小，较其他6种算法更为有效。

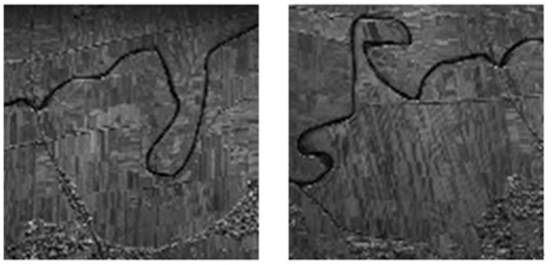
表1 实验1中7种相关方法得到的变换参数比较

Tab. 1 Comparison of the transform parameters obtained by seven related methods

Methods	a	b	c	d	e	f	RMSE
Actual	0.83	−0.50	−348.75	−0.72	1.00	283.97	0.00
AC	0.80	−0.47	−348.91	−0.70	1.00	283.27	1.58
IM	0.82	−0.52	−348.21	−0.68	0.98	282.84	1.45
SIFT	0.83	−0.50	−349.02	−0.72	0.99	284.25	1.26
PCA-SIFT	0.82	−0.48	−347.56	−0.72	1.00	283.95	1.24
ICA-SIFT	0.82	−0.50	−348.96	−0.71	0.99	283.91	0.89
SURF	0.82	−0.48	−348.23	−0.72	1.00	283.82	0.76
FKICA-SIFT	0.83	−0.49	−348.76	−0.72	1.00	283.96	0.35

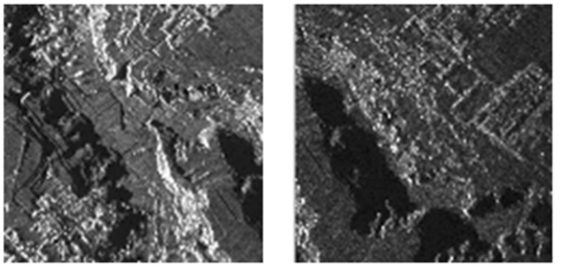
实验2 为验证本文算法的实用性，首先利用本文算法对两对高分辨率的SAR进行配准，并与其他六种相关方法的配准结果做了比较，然后运用本文方法对汶川地震灾区不同时间获得的两幅唐家山地区的图像进行配准，根据配准后的差图像检测出地震前后的目标区域变化范围。

图4(a)和(b)为机载SAR拍摄的陕西某地区的图像(分辨率为3 m)，其主要地貌特征为河流与农田，分别将(a)和(b)作为参考图像和待配准图像，图4(e)为配准结果图像。图4(c)和(d)为机载X波段的SAR图像，分辨率分别为2 m和1 m，地貌特征为丘陵与村落，图4(f)为其配准



(a)和(b)第一对SAR图像

(a) and (b) The first pair of SAR images

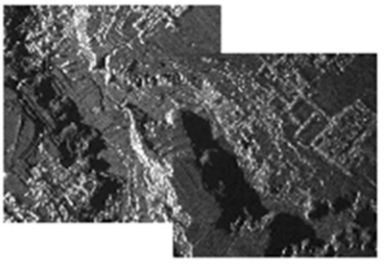


(c)和(d)第二对SAR图像

(c) and (d) The second pair of SAR images

(e) (a)和(b)的配准结果

(e) Registration results of (a) and (b)



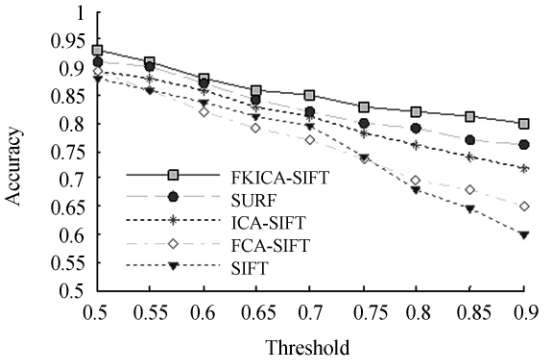
(f) (c)和(d)的配准结果

(f) Registration results of (c) and (d)

图4 实验2中的两对SAR图像的配准结果

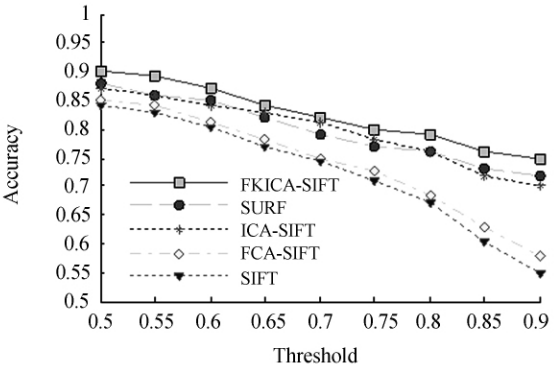
Fig. 4 Registration results of the two pairs of SAR images in Experiment 2

结果图像。在两对图像的匹配过程中，本文所取的阈值均为 0.6。为比较本文方法与其他 4 种方法的稳健性，在阈值从 0.5 至 0.9 的变化范围内，分别计算由各种方法得到的匹配点对的正确匹配率。首先在两幅输入图像中手动选取 6 对匹配点对，将计算得到的变换参数作为真实参数，然后利用该参数计算在不同的阈值下由各种方法获得的匹配点对的 RMSE。若某匹配点对的误差小于 0.5，则认为该匹配点对是正确的。5 种方法获得的匹配点对的正确率随阈值的变化曲线如图 5 所示，图 5(a)为 5 种方法关于图 4(a)和(b)的匹配正确率曲线图，图 5(b)为 5 种方法关于图 4(c)和(d)的匹配正确率曲线图。由图 5 可以看出，本文算法的正确匹配率曲线最为平缓，当两幅图像的尺度变化不大且斑点噪声较小时(图 4(a)和(b))，匹配正确率大于 85%，阈值大于 0.7 时，匹配正确率明显高于其他四种方法；当两幅图像有较大尺度变化时，匹配正确率略高于 SURF 和 ICA-SIFT 算法，明显高于 PCA-SIFT 及 SIFT 算法。表 2 给出了 7 种方法获得的配准结果图像重叠区域 RMSE 的比较，AC 和 IM 的 RMSE 较大，略高于其他 4 种 SIFT 相关方法，主要因为图 4 中的图像轮廓明显且含噪声量小，由上述比较可以看出本文算法与其他 6 种方法相比最为稳健，主要归结为本文算法构建的 FKICA-SIFT 描述子不但具有仿射不变性而且去除了同幅图像间描述子的相关性，同时运用多尺度配准的策略，利用了不同水平的图像结构信息。



(a) 第一对 SAR 图像的匹配精度比较

(a) Comparison of matching accuracy for the first pair of SAR images

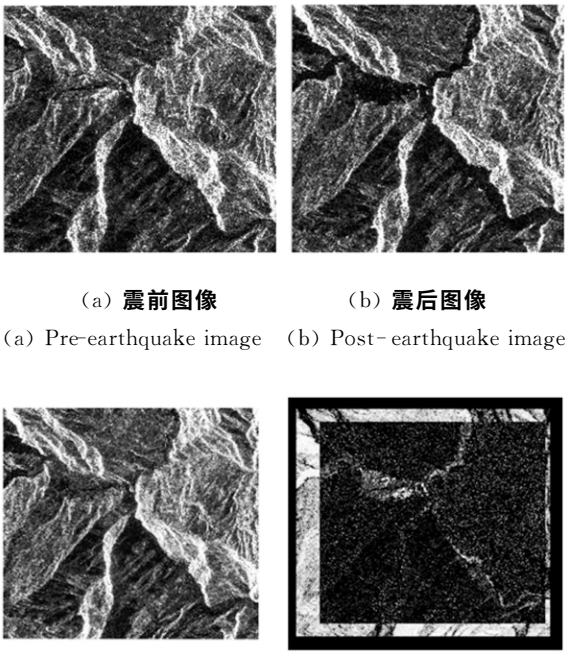


(b) 第二对 SAR 图像的匹配精度比较

(b) Comparison of matching accuracy for the second pair of SAR images

图 5　实验 2 中 5 种不同方法的匹配精度的比较

Fig. 5　Comparisons of matching accuracy for five different methods in experiment 2



(a) 震前图像　(b) 震后图像

(a) Pre-earthquake image　(b) Post-earthquake image

(c) (a)和(b)的配准结果　(d) 变化检测结果

(c) Registration results of (a) and (b)　(d) Change detection results

图 6　唐家山地区的 SAR 图像的变化检测

Fig. 6　Change detection for the SAR images from the region of Tangjiashan

为检测唐家山地区水域在汶川地震前后的变化情况，将本文方法用于地震前后两幅 SAR 图像的配准。图 6(a)和(b)均为唐家山地区的 ALOS PLASAR 图像(分辨率 10 m)，图 6(a)为震前图

像(2008年2月17日),图6(b)为震后图像(2008年5月19日)。分别将两幅图像作为参考图像和待配准图像,其主要地貌特征为河流和山区,两幅图像存在较大的形变和灰度差异。图6(c)为(a)和(b)的配准结果,图6(d)为配准后两幅图像的差图像,图中重叠区域的白色部分为变化区域,由此可以看出地震后河流区域变化较大,并且很直观地可以发现堰塞湖的位置。表2给出了7种不同的方法得到图6(a)和(b)配准结果精度,由于图像含噪声量较大且轮廓有明显变化,AC和IM方法的RMSE明显高于SIFT相关方法。结果表明在两幅图像存在较大的形变和灰度差异条件下,本文算法仍然优于其他6种算法且配准精度达到了亚像素级。

表2 实验2中7种不同方法得到的配准结果的精度比较

Tab. 2 Comparison of the RMSE of the registration results for seven different methods in experiment 2

RMSE	AC	IM	SIFT	PCA-SIFT	ICA-SIFT	SURF	FKICA-SIFT
Fig. 4(e)	1.352	1.133	1.026	0.965	0.735	0.731	0.659
Fig. 4(f)	1.527	1.469	1.358	1.454	1.227	0.921	0.852
Fig. 6(c)	2.015	1.981	1.857	1.788	1.454	1.355	0.903

5 结 论

针对SAR图像的配准,提出了一种Steerable域中基于仿射不变FKICA-SIFT特征的SAR图像多尺度配准方法。根据特征点Hessian矩阵的特征值确定椭圆邻域的形状,在此邻域中计算像素点的梯度和方向进而为特征点构建仿射不变描述子,然后利用FKICA提取该描述子的独立成分得到新的描述子(FKICA-SIFT)。该描述子不仅具有仿射不变性而且去除了同幅图像中描述子的相关性,提高了配准的精度。在配准的算法中,利用Steerable滤波对图像进行变换,采取由粗到细的多尺度匹配策略逐步优化参数完成图像配准,该算法充分利用了图像的结构信息并减少了噪声对匹配精度的影响。本文采用Matlab编程,在奔腾4.6/2.70 GHz,内存为2G的计算机上运行程序。实验中(Fig. 3, Fig. 4, Fig. 6)所需要的计算时间分别为7.5,7.2,12.8,16.3 s,与图像的内容和尺寸大小相关。图像的尺寸越大内容越复杂,提取的特征点就越多,需要的计算时间相对较长。虽然本文算法的计算时间比SIFT算法多1~2 s,但匹配准确率平均提高了18%,RMSE减小了0.8个像素,实验结果表明该算法当阈值<0.7时,匹配正确率大于85%,当阈值<0.5时,匹配正确率可达到90%以上,优于其他6种相关算法,实现了SAR图像的亚像素级配准,可以应用于变化检测领域。

参考文献:

[1] BROWN L G. A survey of image registration techniques [J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 326-376.

[2] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S K. A contour-based approach to multisensor image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(3):320-334.

[3] WANG SH, XIAO J, JIAO L CH, *et al*.. Fast and accurate automatic SAR image registration using seven invariant moments and improved chain coding of region boundaries [J]. *SPIE*, 2007, 6787:1-7.

[4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.

[5] ZHENG Y, CAO ZH G, YANG X. Multi-spectral remote image registration based on SIFT [J]. *Electronics Letters*, 2008, 44(2):107-108.

[6] EL RUBE I A, SHARKS M A, SALEM A R. Image registration based on multiscale SIFT for remote sensing images [C]. *Proceedings of the Third International Conference on Signal Processing and Communication Systems*, *Omaha*, *USA*: *ICSPCS* 2009:1-5.

[7] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A more Distinctive Representation for Local Image Descriptors [C]. *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, *Washington*, *USA*: *ICPR*, 2004: 511-517.

[8] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transac-*

tions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.

[9] DUAN C, MENG X, TU C, *et al*.. How to make local image features more efficient and distinctive [J]. *IET Computer Vision*, 2008, 2:178-189.

[10] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al*.. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110: 346-359.

[11] **纪华，吴元昊，孙宏海，等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法**[J]. **光学 精密工程**, 2009, 17(2): 439-444.
JI H, WU Y H, SUN H H, *et al*.. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(2):439-444.

[12] **杨晓敏，吴炜，卿粼波，等. 图像特征点提取及匹配技术**[J]. **光学 精密工程**, 2009, 17(9): 2276-2282.
YANG X M, WU W, QING L B, *et al*.. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(2):2276-2282. (in Chinese)

[13] **何建伟，杨建峰，薛彬，等. 基于系统论匹配准则的尺度不变特征变换的图像自动拼接研究**[J]. **光学学报**, 2010, 30(4): 989-993.
HE J W, YANG J F, XUE B, *et al*.. Research on the automatic stitching of panorama camera image based system similarity matching principle [J]. *Acta Optica Sinia*, 2010, 30(4): 989-993. (in Chinese)

[14] ZAVORIN I, MOIGNE J L. Use of multiresolution wavelet feature pyramids for automatic registration of multisensory imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(6): 770-782.

[15] FREEMAN W T, ADELSON E H. The design and use of steerable filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(9):891-907.

[16] LIU X Z, TIAN ZH, XU H X, *et al*.. Registration of remote sensing images with steerable pyramid transform and robust SIFT features [C]. *Proceedings of the International Workshop on Information Security and Application*, *Qingdao*, *IWISA* 2009: 214-217.

[17] LIU X Z, TIAN ZH, LENG CH C, *et al*.. Remote sensing image registration based on KICA-SIFT descriptors [C]. *Proceedings of the Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, *Yantai*, *FSKD*, 2010: 278-282.

[18] SHEN H, JEGELKA S, GRETTON A. Fast kernel-based independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(9): 3498-3511.

[19] LINDEBERG T, GARDING J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformation of local 2-D brightness structure [J]. *Image and Vision Computing*, 1997, 15(6):415-434.

[20] LIU Z, HO Y K, TSUKADA K, *et al*.. Using multiple orientational filters of steerable pyramid for image registration [J]. *Information Fusion*, 2002, 3: 203-214.

作者简介：

刘向增(1981－)，**男，山东德州人，博士研究生，2008 年于西北工业大学获得硕士学位，主要从事计算机视觉与图像处理方面的研究。** E-mail: ccylxz20062008@126.com

史振广(1984－)，**男，湖北天门人，研究实习员，2009 年于西北工业大学获得硕士学位，主要从事光学检测信息处理等方面的研究。** E-mail: doddshi@qq.com