

抗仿射形变异构金字塔复合描述点特征匹配算法

杨 晟, 李学军, 朱诗兵, 刘 涛

(中国人民解放军装备学院, 北京 101416)

摘 要: 不同视角下具有一定变形的高分辨率大尺寸影像之间的匹配是遥感、摄影测量和计算机视觉等领域的难点。提出了抗仿射形变异构金字塔复合描述点特征匹配算法(RAIPy MuDePoF 匹配算法); 构建了基于 sinc 函数卷积变换的多尺度异构金字塔影像结构, 提出采用变换影像的 sinc 梯度、主方向和变形程度拟合仿射协变区域, 在特征点的仿射归一化区域中, 提出新的抗旋转投影累积量描述子和加权直方图辅助描述子进行复合描述, 最后在大尺度匹配特征拟合变化参数和可信度的引导下实现尺度域的点特征匹配。大量试验表明, 算法对尺度变化、旋转、噪声和一定程度的视角变换和变形具有很强的适应性, 性能优于当前很好的匹配算法。

关键词: 特征提取; 特征匹配; 抗仿射形变; 异构金字塔

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)07-2387-06

Robust affine-invariant isomeric pyramid feature and multi-description for point feature matching

Yang Sheng, Li Xuejun, Zhu Shibing, Liu Tao

(The Equipment Academy, PLA, Beijing 101416, China)

Abstract: Matching for high resolution image pairs with different viewpoints and distortions is a difficult work in remote sensing, photographing and computer vision etc. Robust Affine-Invariant Isomeric Pyramid Feature and Multi-Description for Point Feature Matching algorithm was proposed. Isomeric image pyramid was constructed by sinc convolution function series, the sinc convoluted gradient, the main direction and the strength of changes were devised for determining the normalized affine-invariant area around the key point, and the rotation-invariant projective accumulated amount and the weighted histograms were given for describing the multi-changes from the isomeric image pyramid at a special position and scale, and then, the matching was implemented based on the distribution parameters and reliability calculated by the distinctive corresponding points with big scale. Experiments show that, the new algorithm is robust for scale change, rotation, noisy, a certain degree of viewpoint difference and distortion, and the match scores are better than the state of the art matching algorithms.

Key words: feature extraction; feature matching; affine-invariant; isomeric pyramid

收稿日期: 2013-11-10; 修订日期: 2013-12-20

基金项目: 武器装备预研项目(513150701); 国防预研基金(20060826(重大专项))

作者简介: 杨晟(1985-), 男, 博士, 主要从事遥感图像处理、摄影测量、数字地球、软件设计与开发方面的研究。

Email: 1019_yangsheng@sina.com

通讯作者: 李学军(1967-), 男, 教授, 博士, 主要从事遥感图像处理、数学地球方面的研究。Email: lixuejun@vip.163.com

0 引言

图像匹配是摄影测量、三维重建和计算机视觉中的关键和难点。典型的点特征匹配算法有:SIFT算法、SURF算法、GLOH算法、Harris/Hessian-Laplace算法、PCA-SIFT算法、CSIFT、Complex filters、Steerable filters(SF)、Shape context(sc)等^[1-3],它们将图像的匹配扩展到尺度域。Harris/Hessian-Affine、MSER、IBR算子、EBR算子、salient regions等^[4]算子的提出,对特征区域的仿射变形进行了一些归一化操作,提高了图像在不同视角下的匹配性能。参考文献[5-6]对以上算法进行了分析和比较,得出SIFT和MSER在大部分情形下较为优良的结论。参考文献[7]将MSER和SIFT结合起来,在MSER区域形成SIFT描述向量,一定程度提高了匹配效果。参考文献[8]提出Affine SIFT算法,通过对图像进行不同角度盲采样,然后在采样后的图像中实现匹配。为提高对边界点的描述和匹配,参考文献[9]提出了基于FLOG的扇形描述子。此外,一些形态学上的匹配算法[10]、量化编码和频域分析方法也引入到匹配中。一些统计矩、仿射不变量、多项式拟合^[11]也被逐步引入到匹配领域,一些索引技术、空间域的约束等常用来提高匹配速度和可靠性,并得到广泛应用^[12]。

由于大部分目标之间均存在视角变化、尺度差异、旋转、噪声模糊、一定程度扭曲和复杂背景等问题^[13],现有匹配算法的解决能力仍然有限。基于区域的点特征稳定性好,可信度高,但其计算量大,速度慢,且只适用于小变形像对,对畸变和噪声敏感。基于特征的匹配算法,计算量小,速度快,适用于特征唯一性好、相互独立、稳定性好的特征,当图像变形较大时,匹配质量大幅度下降。而基于偏导数的方法对图像的视角变化比较敏感;基于频谱特性的算法往往对旋转比较敏感;基于神经网络的匹配算法往往需要大量的数据进行训练,匹配的普适性较弱。在高分辨率影像匹配中,SIFT等算法的重现率仍然很低^[14],当图像中的相似特征较多时,算法的可区分性大大下降。另外,一些算法的时间和内存开销巨大,不能直接处理高分辨率大尺寸遥感影像。这给遥感影像的自动化匹配与快速处理、三维地形的全自动重建,尤其给一些工程应用带来挑战。

1 尺度空间分析与特征点的检测

尺度空间,广泛地应用于抗尺度变形的特征处理^[15],对连续信号 $I: \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}$,其尺度描述可定义为:

$$F(x, y, t) = g(x, y, t) \otimes I(x, y) \quad (1)$$

式中: \otimes 表示卷积; $g(x, y, t)$ 为二维高斯核; t 为尺度参数。从另一方面讲,对影像进行了高斯平滑。空域的变量 $v = \sqrt{x^2 + y^2} / t^\gamma$, $\gamma > 0$ 可用于 $\partial_{v^m} F(v, t)$ 的偏微分表述, m 表示偏微分的阶数。由于偏微分 $\partial_{v^m} F(v, t)$ 会出现逐渐增大再减小的过程,响应的最大值就被自动判定为该处的尺度,它和特征的频域分量成比例。

事实上,由于二维高斯函数为对称型,尺度的解算过程更像是一个加权平滑的过程。加权后的图像在 (x, y) 处的值 $F(x, y, t)$ 相当于该点在尺度 $g(x, y, t)$ 下与邻域高斯窗中的值在高斯函数下的加权值。

然而,对于特定的描述区域,频域的响应更像是 $\text{sinc}(x, y)$ 函数,于是定义,

$$\text{sinc}(x, y, s) = \text{sinc}[\pi \sqrt{x^2 + y^2} / (4sr_0)] \quad (2)$$

式中: s 为特征的尺度,在 $[-2r_0, 2r_0]$ 区间,函数的形状很像LOG的形状,仿真表明, r_0 取3~4更为接近。所以,新的平滑函数定义为:

$$FI(x, y, s) = \text{sinc}(x, y, s) \otimes I(x, y) |_{\{x^2 + y^2 \leq s^2\}} \quad (3)$$

平滑参数 r_0 的选择和尺度相关,对于数字图像,当 $r_0=1$ 时,相当于取源数据;当 $r_0>1$ 时,增大了处理窗口,对应于图像的缩小变换,即在大尺度下分析;当 $r_0<1$ 时,反之。当 $\partial_s FI(x, y, s) = 0$ 时,自动取得描述特征的最佳尺度 s ,以及对应的坐标点 (x, y) 。

由于

$$FI(x, y, s) = \text{sinc}(x, y, s) \otimes I(x, y) |_{\{x^2 + y^2 \leq s^2\}} = [\text{sinc}(x, y, s) \cdot g_{r=2s}(r)] \otimes [I(x, y) \cdot g_{r=2s}(r)] = \sum I(x, y) \cdot \text{sinc}(x, y, s) \cdot f_\Delta(r) \quad (4)$$

式中: $f_\Delta(\cdot)$ 表示半径为 Δ 的三角窗。可见,与对称型函数的卷积,相当于像素点的窗函数加权,不同尺度对应不同大小的加权窗,本质上是获取在某个尺度上最有保真效果的数据层。 sinc 尺度空间,可以有效消除高频噪声,并高保真实现尺度空间的描述。为了提高处理速度和效率,可建立一个平滑模板予以表征 $\text{sinc}(x, y, s) \cdot f_\Delta(r)$ 。

易知,不同尺度层 (x_1, y_1, s_1) 和 (x_2, y_2, s_2) 之间的转

化关系为:

$$(x_2 \ y_2) = (x_1 \ y_1) \text{step}^{s_2 - s_1} \quad (5)$$

式中:step 表示金字塔层次间的比例系数。通常,将坐标点位置变换到统一的尺度下处理。

于是,在尺度空间定义异构金字塔,包含 $F(x, y, t)$, 其 X 方向的一阶偏微分 $\partial_x FI(x, y, s)$ 变换 sinc- D_x 图, Y 方向的 $\partial_y FI(x, y, s)$ 变换 sinc- D_y 图, sinc-Bias 变换图, 分别为,

$$\partial_x FI(x, y, s) = I(x, y) \otimes \partial_x \text{sinc}(x, y, s) \quad (6)$$

$$\partial_y FI(x, y, s) = I(x, y) \otimes \partial_y \text{sinc}(x, y, s) \quad (7)$$

$$\text{Bias}(x, y, s) = \left\{ \sum_{i=\pm 1, j=\pm 1} \left[1 - \frac{(x+i, y+j)}{I(x, y)} \right] \right\} \otimes \text{sinc}(x, y, s) \quad (8)$$

在多尺度异构金字塔上的 Harris 图中检测兴趣点,在三维空间定位特征点,并依据特征邻域的变化信息进行位置和尺度的拟合。并根据局部影像的信息熵,进行特征点数量的控制,同时提高算法的速度。异构金字塔包含了丰富的特征描述量,其上层的大尺度特征反映了影像的局部总体信息,处在金字塔底层的小尺度特征反映了特征的细节信息,具有更高的定位精度。

2 特征点邻域的归一化新方法

在不同视角下,图像特征之间存在较大变形,匹配这类图像,需要采用一定的抗仿射变形的特征描述子,将特征点邻域进行一定的变换,达到归一化处理的目的。通常,特征点的参考邻域可近似认为是一个椭圆 O_e ,其长轴为 $O_e R_1$,短轴为 $O_e R_c$,如图 1 所示。

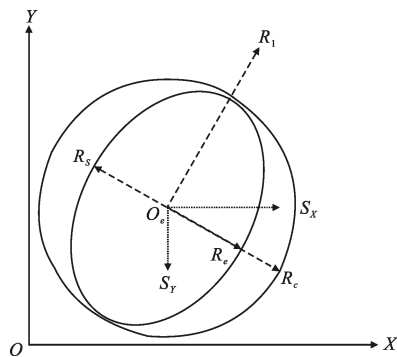


图 1 基于变化累计量的仿射协变区域修正示意图

Fig.1 Determination of the affine-invariant area by the accumulates

如果将其短轴 $O_e R_c$ 沿短轴方向扩展到 $O_e R_c$,其描述区域将接近圆形区域,该区域具有一定的归一

化特点。变换前后其在两轴上的投影累计量分别为 $O_e S_x$ 和 $O_e S_y$,则定义特征的长轴与短轴的比例为:

$$a:b = |O_e S_x| : |O_e S_y|, a^2 + b^2 = s^2 \quad (9)$$

式中: s 表示参考区域的特征点的尺度。于是,归一化的 $(x_N \ y_N)$ 满足:

$$(x_N \ y_N) R(\theta) = (x \ y) R(\theta) \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix} \quad (10)$$

为了解算恰当的 $a:b$,从参考点沿 0° 到 360° 射线进行兴趣区域的判断^[4],采用各向异性的衰减判断区域的形状。如果射线上某点的值处在判断值域的范围之外,就认为该点以外的射线方向的点全处在参考区域之外。即:

$$\text{Region}_{\max}(x, y, 1) \in \{(x, y) | \text{Bias}(x, y, 1) \geq \text{Bias}(0, 0, 1) \cdot e^{-\alpha \sqrt{x^2 + y^2}}\} \quad (11)$$

式中: α 表示衰减因子(可取 0.5),类似地,最小极值区域的判断如下,

$$\text{Region}_{\min}(x, y, 1) \in \{(x, y, 1) | \text{Bias}(x, y, 1) \leq \text{Bias}(0, 0, 1) \cdot e^{\alpha \sqrt{x^2 + y^2}}\} \quad (12)$$

一旦兴趣区域 Ω 确定,利用 sinc- D_x 变换图和 sinc- D_y 变换图拟合 $a:b$,

$$a:b = \frac{[\sum_{x, y \in \Omega} \text{sinc}(x, y, 1) | \text{sinc-}D_x(x, y, 1)]}{[\sum_{x, y \in \Omega} \text{sinc}(x, y, 1) | \text{sinc-}D_y(x, y, 1)]} \quad (13)$$

式中: $\text{sinc}(x, y, 1)$ 为加权函数,上述结果迭代 3~5 次效果会更好,如果 $a:b$ 的比例偏大或偏小,忽略该点。

于是,可得到特征点 $P(x, y, s, a, b)$ 。

3 RAIPy MuDePoF 特征描述子

3.1 抗旋转方向投影累积量描述子

将特征模板分为两个同心圆环和一个内部圆区域,每块区域平均划分为 8 个部分,如图 2 所示。

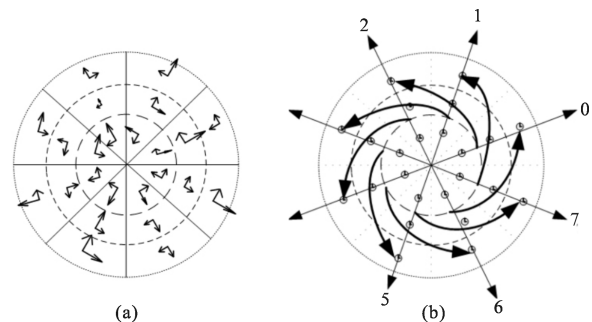


图 2 抗旋转方向投影累积量描述子及结构

Fig.2 Anti-rotation descriptor topology with direction projection

每个部分的投影方向记为 $\theta_t = (\pi/4)t + \pi/8, t=0,1,2, \dots, 7$, 将局部的描述矢量在分析区域内投影到对应的径向和切向, 然后统计累计量, 累积量的排列方式如图 2(b)所示。某个拓扑子区域的 $Gd(t), Gx(t)$ 和 $Gy(t)$, $Gd(t)$ 代表第 t 个方向上的径向投影梯度累积量, 对应于角度 $\theta_t, Gy(t)$ 表示对应的切向投影累积量, 同时以 $w(r), w(r_x)$ 和 $w(r_y)$ 加权, 分别表示距中心点、 X 轴和 Y 轴的距离。它们的计算方法如下:

$$Gd(t) = \frac{3}{\text{Num}_t} \sum_{i=0, i \in \Omega_t}^{\text{Num}_t} w(r) \sqrt{\text{sinc}Dx(i)^2 + \text{sinc}Dy(i)^2} \quad (14)$$

$$Gx(t) = \sum_{i=0, i \in \Omega_t}^{\text{Num}_t} w(r_x) \text{sinc}Dx(i) \cdot \cos(\theta_t) + w(r_y) \text{sinc}Dy(i) \cdot \sin(\theta_t) \quad (15)$$

$$Gy(t) = \sum_{i=0, i \in \Omega_t}^{\text{Num}_t} -w(r_x) \text{sinc}Dx(i) \cdot \sin(\theta_t) + w(r_y) \text{sinc}Dy(i) \cdot \cos(\theta_t) \quad (16)$$

为了提高特征的区分能力, 可将正投影和负投影分开统计, 即 $Gy(t)_-, Gx(t)_+, Gd(t), Gx(t)_-, Gy(t)_+$, 然后, 将各描述子区域的描述量按 $Gy(t)_-, Gx(t)_+, Gd(t), Gx(t)_-, Gy(t)_+$ 的顺序, 按图 2 中拓扑排列, 形成一维描述量, 然后进行高斯平滑, 并以内层最大的统计量 $Gd(t)$ 分量作为基准, 将描述量中的最大值旋转到描述子的最中心, 如果在一定阈值范围内存在多个极值, 为提高特征的再现率, 可对一个点进行多个描述子描述。

不难证明, 该描述子具有旋转不变性, 即图像旋转后对应子区域的统计量等效。

3.2 加权统计直方图辅助描述算子

以参考点为中心, 建立相应加权统计直方图。由于图像的描述模板中的数值已经归一化到 $[0, 1]$, 因而, 可以将模板内数据分 N 个簇, 第 i 簇包含 $((i-1)/n, i/n)$ 之间的 $I(x, y)$ 值。为了增加直方图的区分能力, 将上述的统计区域分为内部区域和外部区域, 并采用距离加权, 增强距离较近的点对描述量的贡献, 如图 3 所示。

然后依据内层的直方图对内外两个统计直方图进行平滑和归一化。

再对异构金字塔中的 $F(x, y, s)$ 图, sinc-Bias 图进行加权统计直方图描述, 对 sinc-D_x 图, sinc-D_y 图进行抗旋转方向投影累积量描述子描述, 各个描述量的权重为该模板内数值的方差。形成多阶特征描述符, 维数为 $120+20 \times 2=160$, 必要时, 可利用主成份分析法(PCA)降维。

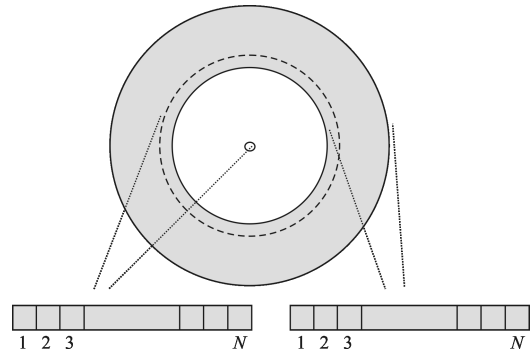


图 3 两层的基于加权统计直方图描述符

Fig.3 Weighted histogram descriptor with two layers

4 特征的匹配与算法实现

匹配过程中, 采用属性匹配和数值匹配相结合的方法以提高匹配速度和可靠性。

属性匹配, 在属性描述中, 指检测点的类型、极性(最大或最小)、尺度以及分布区间、颜色信息、方向信息、仿射变形描述、特征点邻域信息熵等, 属性特征相同或相近的点不一定是同名点, 需要进一步数值匹配; 属性特征悬殊的点一定不是同名点。数值匹配, 指描述向量之间的相似性度量, 尽量满足相同的特征具有较小的距离, 不同的特征具有较大的距离, 并且, 这种距离能够很方便的计算。采用方差调和一致的相似性度量方法, 并对不同阶的描述量进行加权计算相似性。

通常的按最近距离和次近距离比例匹配, 在少量大尺度特征点之间的匹配过程中具有很强的适应性, 而在特征较多尤其存在相似特征时, 会损失很多本可以匹配的特征点对。于是, 引入特征之间的可信度, 当相似性程度小于阈值(动态统计阈值, 初值可取 1.2)时, 认为不匹配, 当相似性大于该阈值时, 定义特征之间的可信度。计算过程如下:

(1) 首先从两幅图中挑选一定比例的大尺度特征点, 分别为 M 和 N 个; (2) 分别计算特征间最近距离和次近距离, 标记双向匹配后的最近距离和次近距离比值, 建立统计直方图; (3) 确定相似性度量的动态阈值。根据 RANSAC 方法, 结合图像之间的变换关系, 筛选和排除相应的匹配点, 然后根据一致性较好的匹配点估算相似性度量的阈值 SIM_T (动态阈值, 主要受影像质量和变形影响), 对应的最近距离和次近距离之比的参考阈值为 DR_T (动态阈值, 初值

可取为 1.1);(4) 在阈值范围内进行特征的匹配和相似程度的计算;(5) 对待匹配特征按照像素分布的进行网格划分,根据少量大尺度匹配点拟合图像之间的变换参数,对于遥感影像,可选用参考文献[16]方法,预测出待匹配特征在另一幅影像中所处的位置,然后在预测点的邻域网格中进行特征匹配,并保留满足上述要求的同名点;(6) 然后采用核线几何、RANSAC 方法和统计规律等方法进行误匹配点的剔除。

分别将文中算法与 SIFT,SURF 和 MSER-SIFT 算法比较,测试图片采用 Oxford dataset 的标准数据和一些较大畸变、尺度差异的影像,部分测试图如图 4 所示。



图 4 测试中的影像对缩略图

Fig.4 Testing image pairs

图 4(b1)、(b2)、(c1)、(c2)、(e1)、(e2)来自 Oxford

dataset (<http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>), 尺寸分别为 800×640,850×680 和 1000×700。图 4(a1)、(a2)为具有一些重复特征的尺度变化下的某实验室照片,尺寸为 4000×3000;图 4(d1)、(d2)为一组具有较大视角变化和畸变下的近景像对,尺寸为4000×3000;测试环境为开发环境为 VS2005 VC++,PC 机内存 3.6GB,主频 2.93GHz。图 5 分别为图 4 中图像的处理结果数据。

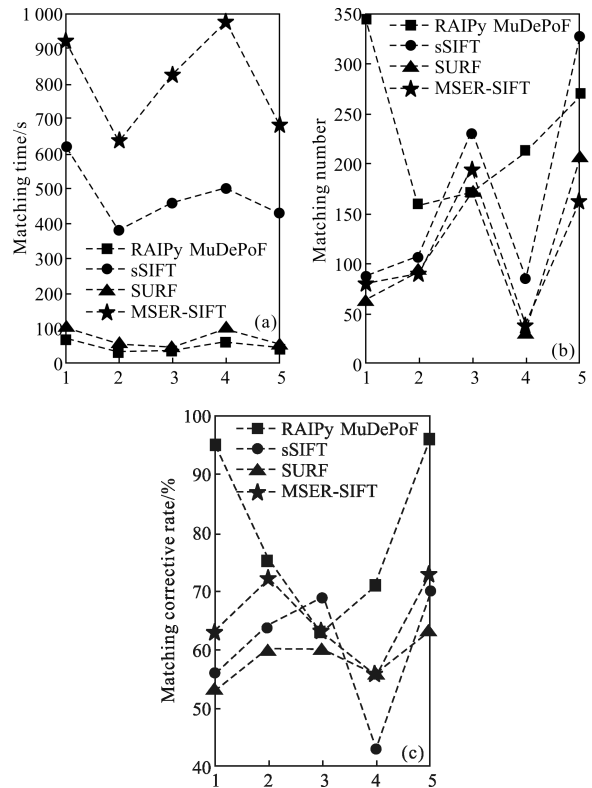


图 5 文中算法与典型匹配算法的比较

Fig.5 Comparison of RAIpy MuDePoF matching algorithm and typical matching algorithm

经过大量的航拍遥感影像、卫星遥感影像(包括线阵推扫式影像)和近景摄影的测试和验证,相比 SIFT,SURF 和 MSER-SIFT 算法,文中算法优点为:能够得到较多的匹配点数,匹配正确率较高,对于有重复纹理的图像具有较好的匹配效果,对噪声、图像模糊、旋转和视角不同具有较强的适应性。对于特征比较复杂、重复特征较少的影像,匹配效果与 MSER-SIFT 算法相当,而优于 SURF 算法。特征点的定位精度约为 0.3~0.5 个像素(相对于当前的处理尺度层次而言,其绝对精度在异构金字塔底层的点精度较高,上层的点精度稍低)。

在匹配速度上,属性特征和数值特征的结合,在预

测网格划分内进行匹配, 匹配的时间减为 $\frac{m}{U \cdot V} \cdot \frac{1}{2^k}$ 倍, 其中, U 、 V 分别为水平和垂直方向网格划分的数量, m 为搜索包围盒的数量, 通常可选为 9, K 为属性特征数量。当图像尺寸越大时, 匹配速度的提高程度越显著。

同时, 测试和试验也表明: (1) 仿射不变算子会损失很多特征(一部分特征并不可以按椭圆的对称性区域近似), 在视角变化不显著的情形下, 不启用仿射不变算子会提高总体的再现率和匹配率。(2) 异构金字塔层次间的尺度间隔应相对较小, 1.0~1.2 倍为宜。(3) 可采用异构翻滚金字塔, 保留必要的公用数据外, 异构金字塔中只保留三层, 用于特征点检测、定位与描述; 当该层次金字塔数据处理完后, 删除底层的数据, 自动产生新的高层数据, 从而大幅度节省内存开销。(4) 一些影像数据在 X 和 Y 方向上并非相互独立, 卷积窗的效率和处理速度需要折衷。

5 结束语

在简要阐述国内外特征提取与匹配现状和存在问题的基础上, 设计了多尺度 sinc 异构金字塔影像结构, 实现在尺度空间高精度的复合特征描述, 包括 sinc 多尺度平滑影像, sinc 方向滤波变换图 $\text{sinc}-D_x$ 和 $\text{sinc}-D_y$ 图, 特征的显著度变化 $\text{sinc}-\text{Bias}$ 变换图; 通过多尺度异构金字塔上检测 Harris 兴趣点, 对特征点邻域进行基于特征变化主方向和累计方向分量比例的仿射变换归一化调整, 并采用抗旋转方向投影累积量描述子和加权直方图辅助描述子对异构金字塔影像中各阶变量进行描述并形成描述向量; 然后在大尺度匹配特征拟合参数和可信度的引导下实现匹配。

大量试验表明, 算法能够适应具有尺度变化、角度变化、畸变、噪声、一定变形和模糊等影响下的高可靠快速匹配, 稳健性好, 相比当前较好的匹配算法, 在相似特征较多、高分辨率大尺寸影像、噪声影响和仿射变形情形下更具有优势, 对海量遥感影像的自动化处理和自动化三维重建非常关键。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, et al. Speeded-up Robust features (SURF) [J]. *International Journal of Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [3] Wang Hong, Ji Xiaoqiang, Dai Ming, et al. Improved speed up robust features matching algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(3): 811-817. (in Chinese)
- [4] Krystian Mikolajczyk, Cordelia Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.
- [5] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 65(1/2): 43-72.
- [6] Li Jing, Nigel M Allinson. A comprehensive review of current local features for computer vision [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71: 1771-1787.
- [7] Zhang Ye, Guo Yan, Gu Yanfeng. Robust feature matching and selection methods for multisensor image registration. IGARSS 2009 [C]//IEEE, 2009: 254-257.
- [8] Yu Guoshen, Jean-Michel Morel. A fully affine invariant image comparison method [C]//ICASSP, 2009: 1597-1600.
- [9] Cui Chunhui, King Ngi Ngan. Scale and affine-invariant fan feature [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(6): 1627-1640.
- [10] Zhao Gangqiang, Chen Ling, Chen Gencai, et al. KPB-SIFT: a compact local feature descriptor [C]//ACM Multimedia Conference, 2010: ACM 978-1-60558-933-6/10/10.
- [11] Ruan Lakemond, Sridha Sridharan, Clinton Fookes. Hessian-based affine adaptation of salient local image features [J]. *J Math Imaging Vis*, 2012, 44(2): 150-167.
- [12] Di Nan, Li Guiju, Wei Yajuan. Image matching technology based on SIFT for terminal-guiding system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(8): 1589-1593. (in Chinese)
- [13] Zhen Xiong, Yun Zhang. A novel interest-point-matching algorithm for high-resolution satellite images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47: 4189-4190.
- [14] Sun Hao, Wang Cheng, Hao Shengyong. Combining local affine frames and SIFT for remote sensing image registration [C]//SPIE, 2009, 7494: 74941B.
- [15] Lindeberg T. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scale [J]. *Journal of Applied Statistics*, 1994, 21: 225-270.
- [16] Yang Sheng, Li Xuejun. Study of auto-matching engine algorithm for high resolution remote sensing images [J]. *Journal of Academy of Equipment*, 2013, 24(2): 92-97. (in Chinese)