

一种多光谱和 SAR 遥感图象的配准方法

于秀兰 刘绍龙 钱国蕙 贾晓光

(哈尔滨工业大学航天电子与光电工程系, 哈尔滨 150001)

摘要 针对现有配准方法在用于多光谱图象与 SAR 遥感图象配准时, 存在受 SAR 图象斑纹噪声影响大、手工选取配准控制点(RCP)精度低、利用图象景物特征配准时获取区域和边沿困难等缺点, 以 Landsat TM 图象与 JERS-1 SAR 图象配准为例, 提出了一种利用分类图象形成的二值图象相关寻求配准控制点, 并应用表面样条插值以提高 RCP 精度的多光谱与 SAR 遥感图象配准方法. 由于在 SAR 图象分类中利用了斑纹噪声的纹理特征, 因而使斑纹噪声不再成为配准障碍. 该方法对实验图象的配准误差小于 1 个象素.

关键词 遥感图象配准 分类 相关 表面样条插值 配准控制点

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)01-0100-06

A New Method for Multi-Spectral and SAR Remote Sensing Image Registration

YU Xiu-lan, LIU Shao-long, QIAN Guo-hui, JIA Xiao-guang

(Department of Astronautic Electronics & Opto-Electronic Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Considering the shortcomings of low accuracies in manual selecting registration control points (RCP) and difficulties in extracting regions and edges because of SAR speckle noise in the registration for multi-spectrum and SAR remote sensing images, a new registration method for multi-spectrum and SAR images is presented in this paper. With the images of Landsat TM and JERS-1 SAR, this method extracts the RCP from the correlation of the binary classified images, and the RCP accuracies are improved with surface spline interpolation. Because the texture characters of SAR speckle noise are employed in SAR image classification, the speckle noise is no longer obstacles in the registration, and all these efforts make the registration errors of experiment images lower than a pixel.

Keywords Remote sensing image registration, Classification, Correlation, Surface spline interpretation, Registration control point

0 引言

空间遥感作为一种获取全球性综合信息的重要手段, 其优势已日见显著. 空间遥感平台所携带的不同成像传感器获取的地面信息因其成像方式、使用的电磁波段以及分辨率的不同, 所反映的地面情况也不相同, 使得空间遥感图象信息融合的研究已成为目前国内外的研究热点. 空间遥感图象信息融合的前提和基础是多源遥感图象的配准^[1]. 配准误差要求小于一个象素, 否则会使小目标、细线目标多源识别失效, 也会使位于边界点的象素多源分类失效. 这个精度对于多光谱图象间、多光谱图象与航片及

多光谱图象与 SPOT 单色或全色图象间的配准较易实现, 而对于多光谱与 SAR 图象的配准, 由于 SAR 图象斑纹噪声的影响, 很难达到亚象素的配准精度, 因而对提高其配准精度方法的研究具有很重要的实际意义.

多图象间的配准与几何精校正的原理是一致的, 一般是利用图象间配准控制点(RCP)的对应关系, 模拟图象间的畸变来进行配准. RCP 的选取是该研究的核心内容^[2]. 早期的研究中, 是使用图象上具有明显特征的点, 如道路的交叉点作为 RCP, 这种 RCP 的选取是基于手工方法, 需要专业人员操作, 且精度受到限制. 目前的研究工作都致力于图象间的自动配准. 自动配准包括以下几种方法:

基金项目: 国防基金项目“星载 SAR 及多光谱图象辨识”部分资助(Y96-01)

收稿日期: 1999-03-13; 收到修改稿日期: 1999-06-24

(1) 直接相关匹配^[3]. 这种方法将图象分为若干网格, 利用网格间最大相关值的位置作为对应位置, 网格中心作为 RCP. 这种方法简单方便, 由王小睿^[4]等人提出的均匀网格与非均匀网格技术保证了 RCP 在整个图象上分布均匀. 但这种配准方法只适用于光谱相似的图象之间的配准, 而对于多光谱图象和 SAR 图象间的配准, 由于电磁谱段不同, 图象灰度特征不同, 所以该方法不适用.

(2) 基于图象分割技术的配准. Goshtasby^[5]等人利用封闭区域的重心作为 RCP. 已经证明, 闭合区域的控制点具有旋转、平移、尺度、变形不变的特点, 所以可以作为 RCP. 利用区域的特征匹配可以得到图象间封闭区域的对应关系, 可以实现自动配准. 该方法的优点是适用于不同性质图象之间的配准; 缺点是由于闭合区域在图象上的分布是随机的, 只有图象中具有封闭区域才可找到 RCP.

(3) 利用封闭轮廓的形心作为 RCP^[6]的配准. 这种方法适用于不同性质的图象, 其缺点一方面是 RCP 在整个图象上的均匀性随图象的不同而不同, 另一方面对于 SAR 图象来说, 其具有封闭轮廓的边沿图象很难得到, Li^[6]等人利用一种活动模板 (Active modul) 技术, 实现了它与多光谱图象间的边沿配准, 将多光谱图象的边沿作为 SAR 图象的初始边沿, 利用松弛迭代方法使能量函数最优得到 SAR 图象的边沿, 进而得到 RCP 来配准. 但由于受到 TM 遥感图象分辨率的限制, 边沿图象本身的获取就很困难.

(4) 利用非封闭边沿的曲率极大点作为 RCP^[6]. 该方法的困难也在于边沿图象的获取, 但综合利用 (3) 和 (4) 两种方法, 一般能够保证具有一定数量的 RCP, 且 RCP 分布的均匀性和图象有关.

上述这些方法用于多光谱图象和 SAR 图象间的配准受到一定的限制, 本文以哈尔滨附近地区的 Landsat TM 图象与 JERS-1 SAR 图象配准为例, 提出一种新的配准方法. 该方法分两阶段实现配准:

① 利用人工选取 RCP, 对两种图象进行初配准; ② 先应用模式识别中的监督分类技术, 对两种图象进行分类, 再应用分类图象中的部分地物图象相关寻找 RCP, 并利用表面样条插值运算提高 RCP 的精度, 实现多光谱图象与 SAR 图象较高精度的配准 (配准误差小于 1 个像素).

1 空间遥感图象配准原理

由于不同的空间遥感平台飞行的轨道不同, 携

带的传感器性质和分辨率不同, 以及地球的非球面影响, 因此对于一景图象的子图象, 图象间的畸变可以应用 TSR 畸变校正模型 (二维仿射变换) 模拟, 假设标准图象上的点 $(\hat{X} \ \hat{Y})$ 对应待配图象上的点 $(X \ Y)$, 则

$$\begin{bmatrix} \hat{X} \\ \hat{Y} \end{bmatrix} = \kappa \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, κ 为尺度因子 (Scaling factor), θ 为旋转角度 (Rotation angle), ΔX 和 ΔY 分别为两坐标轴的平移量 (Translation). 在一景图象的子图象中, 图象间变形 (Distortion) 很小, 可以忽略.

在获取 m ($m \geq 4$) 个 RCP 后, 定义最小均方误差 (RMSE) 为

$$RMSE = \left| \sum_{i=1}^m [(\kappa \cos\theta X + \kappa \sin\theta Y + \Delta X - \hat{X})^2 + (-\kappa \sin\theta X + \kappa \cos\theta Y + \Delta Y - \hat{Y})^2] / m \right|^{1/2} \quad (2)$$

应用最小二乘拟合, 可以得出式 (2) 的估计参数, 进而得出两图象间的仿射变换关系式, 就可将待配图象配准到标准图象空间中. 当图象间变形较大时, 须采用高阶模型进行配准.

2 TM 与 SAR 图象的配准方法

Landsat TM 图象与 JERS-1 SAR 图象间的配准原则上也可以采用人工选取 RCP 的方法配准, 但是 JERS-1 SAR 图象由于其空间分辨率较高 (12.5m), 斑纹噪声的影响较大, 反映在图象上, 道路的宽度要远大于实际宽度, 一般的路面都有 5~6 个像素宽度, 给 RCP 的选取带来一定困难. 人工选取 RCP 的配准误差一般在 1~2 个像素之间, 难以达到后续融合处理的要求. 因此对于二者的配准问题, 我们采用两级配准方案. 首先手工选取一定数量的 RCP 进行初配准 (SAR 图象的分辨率高, 可作为标准图象), 虽然 RCP 的精度不是很高, 但足以校正旋转和尺度变化; 二级配准较为复杂, 是利用模式识别技术将图象分类, 再利用分类图象中的特殊地物图象的相关来获取高精度的 RCP. 下文将分别描述.

2.1 TM 与 SAR 图象的分类

TM 图象和 SAR 图象的分类就是将图象中每一个像素指定为一个合适的地物类别. 遥感图象的分类一般采用精度较高的监督分类方法, 对于 TM 图象分类, 一般选取空间分辨率相同的 6 个光谱特征, 而 SAR 图象的分类, 一般采用纹理分析技术, 即

选取 SAR 图象的纹理特征作为分类特征. 本文通过实验比较, 选取基于灰度共生矩阵的能量、对比度、熵、局部平稳、相关和集群熵, 组成的纹理特征矢量用于分类. 分类采用基于 Markov 随机场模型^[7]的分类方法, 该方法对于 TM 图象分类精度很高, 而对 SAR 图象的纹理特征而言, 只对斑纹噪声很强的地物, 如道路、居民点和林地的分类精度才高, 因此对于分类图象, 只选取这几种分类精度高的特殊地物作为目标地物, 将其它地物作为背景地物, 从而得到包含目标地物和背景地物的二值图象.

2.2 分类图象的相关匹配

二值图象间的相关属模板匹配问题, 由于粗配准后的 TM 图象与 SAR 图象中对应点的相对位移在两个像素以内, 因此, 如果以 SAR 分类二值图象上 $M \times N$ 的矩形域作为模板 S (用 $f(j, k)$ 表示), 则只需以 TM 分类二值图象相应位置为中心的 $(M+2) \times (N+2)$ 矩形区域作为搜索区域 T (用 $g(j, k)$ 表示), 这样可以大大减少相关匹配的运算量.

传统匹配算法运算量大, 由于本文相关运算图象的特殊性(二值图象), 我们以模板 S 与搜索区 T 对应位置的灰度是否相等作为相似的标准, 这相当于对应像素点灰度值的同或运算, 以运算符 \odot 来表示这种运算, 则如果 $f(j, k) = g(j, k)$ 时, $f(j, k) \odot g(j, k) = 1$; 否则 $f(j, k) \odot g(j, k) = 0$. 则模板匹配的归一化互相关函数为

$$R(x, y) = \frac{\sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} f(j, k) \odot g(j+x, k+y)}{M \times N} \quad (3)$$

其中 $-2 \leq x \leq 2, -2 \leq y \leq 2$. 因此, 相关匹配的第一个要求为: $R(x, y)$ 大于匹配门限 T_1 .

如果模板内目标(背景)地物过小, 背景(目标)地物过大, 会造成由于相似点过多而满足匹配门限要求的假匹配. 针对这一问题, 我们一方面限制模板大小, 另一方面要求模板内一种地物所占的比例不大于门限 T_2 .

如果模板中不相似点过分集中于某一区域, 则模板中心不适合作为 RCP, 对于这一问题, 我们提出相似均匀度 H 的解决办法.

定义 当 $R(x, y)$ 经相关运算取得最大值时, 模板 S 对应搜索区域的子区域 T' , 将 S 和 T' 中相同点置 1, 不同点置 0, 得到二值图象 t . t 重心与 T' 中心之间的距离与 S 区域对角线长度之比, 称为相似均匀度 H .

因此, 匹配的第二个要求为: H 大于相似均匀度门限 T_3 . 这样的多门限控制保证了匹配的可靠性. 匹配时采用滑动模板, 完成一次模板匹配后, 模板 S 和搜索区 T 在相应图象中沿列方向移动 V 个像素, 如果模板右边移出了图象右边界, 则将模板移动到图象的左边, 再下移 L 行, 如移出图象下面边界, 则相关匹配完成.

2.3 表面样条插值算法

由于计算相关函数 $R(x, y)$ 时位移只能为像素的整数倍, 所以 $R(x, y)$ 的峰值估计精度受到了限制, 但相关函数峰值点误差不超过一个像素. 假定 $R(x, y)$ 在 (M, N) 处取得峰值, 由于 $R(x, y)$ 的峰值必定在以 (M, N) 为中心、面积为 1 的矩形域上, 故可以通过该有限矩形域上的表面样条插值函数拟合 $R(x, y)$, 并计算其最大值, 得到的相关峰值估计误差小于 1 个像素, 从而提高了 RCP 的精度.

若 $R(x, y)$ 在 (M, N) 处取得峰值, 相关函数 $R(M+i, N+j)$ 则表示为以 (M, N) 为中心的矩形域上的点 $(M+i, N+j)$ 处的相关值, 其中 $i, j \in \{-1, 0, 1\}$. 如果令 $x_i = M+i, y_j = N+j$, 则表面样条插值函数定义如下^[8]:

$$R(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 F_{ij} r_{ij}^2(x, y) \ln r_{ij}^2(x, y) \quad (4)$$

其中 $r_{ij}^2(x, y) = (x - M - i)^2 + (y - N - j)^2$. 式(4)中的参数满足以下条件:

$$\begin{cases} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 F_{ij} = 0 \\ \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 x_i F_{ij} = 0 \\ \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 y_j F_{ij} = 0 \\ R(x_{-1}, y_{-1}) = a_0x_{-1} + a_1x_{-1} + a_2y_{-1} + \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 F_{ij} r_{ij}^2(x_{-1}, y_{-1}) \ln r_{ij}^2(x_{-1}, y_{-1}) \\ \vdots \\ R(x_1, y_1) = a_0x_1 + a_1x_1 + a_2y_1 + \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 F_{ij} r_{ij}^2(x_1, y_1) \ln r_{ij}^2(x_1, y_1) \end{cases} \quad (5)$$

解上述方程, 求得的各未知数即可得拟合函数, 在矩形域上就可以求得相关函数 $R(x, y)$ 的峰值, 这样得到的相关函数峰值点估计误差小于一个像素, 从而提高了 RCP 的精度.

3 实验结果及讨论

实验中采用哈尔滨市郊县某地区的 1997-06-14 的 TM 图象(图 1 为 TM5 波段图象)及同地区

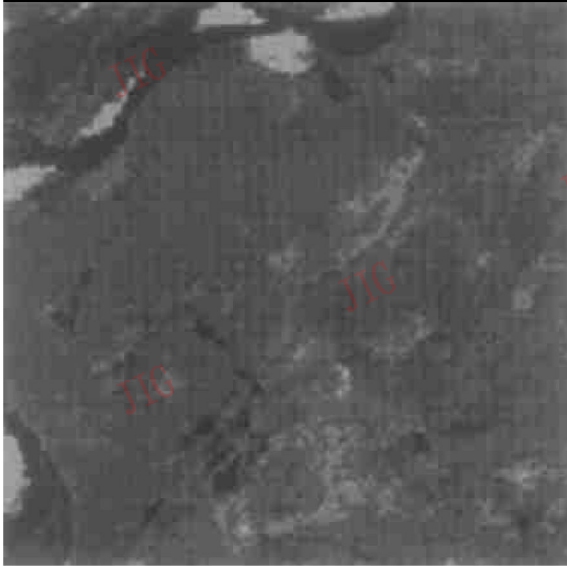


图 1 TM5 图象

1997-04-29 的 JERS-1 SAR 图象(见图 2). 初配准后地物的真实类别参照该地区 1994 年的土地利用图并结合实地考察确定. 该地区主要地类有沙滩、江水、林地、旱田、盐碱地、居民点和水塘 7 种. 分类的学习样本和检验样本见表 1.

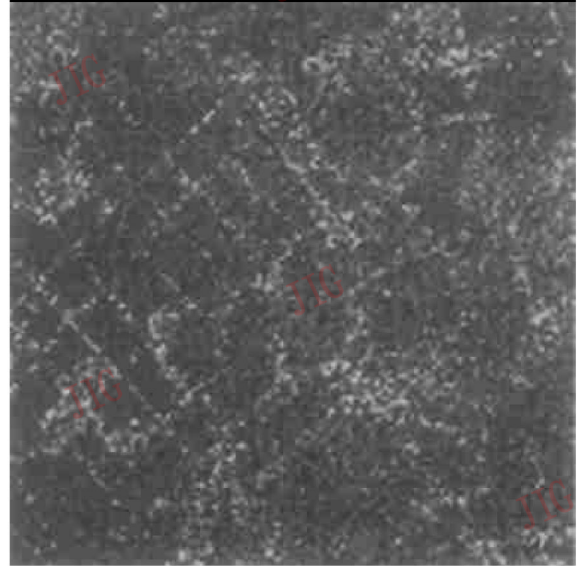


图 2 JERS-1 的 SAR 图象

表 1 学习样本数及检验样本数(个)

地物类型	学习样本数	检验样本数
沙 滩	621	2 587
江 水	636	5 053
林 地	707	3 335
旱 田	746	4 919
盐碱地	505	2 141
居民点	460	2 856
水 塘	607	2 188

根据实验分类时 Markov 模型参数 β 选为 0.5. 迭代次数为 300 次. 目标地物选择为林地和居民点,

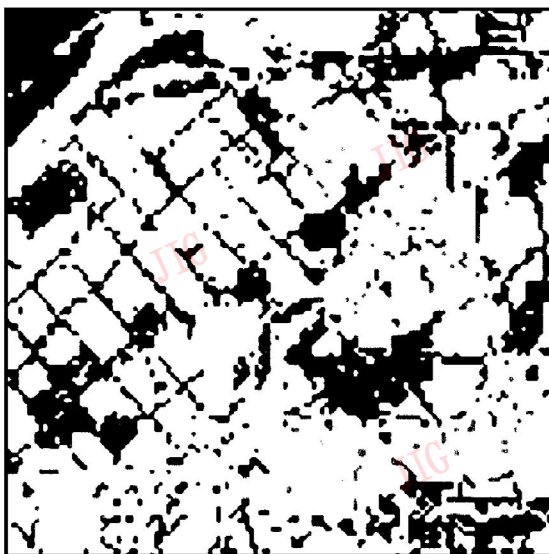


图 3 TM 分类二值图

因为在 SAR 图象上这两种地物斑纹噪声强, 纹理分析获得的特征分类精度高. 将介于这两种地物之间的混淆像素合并, TM 图象对这两种地物的检验样本整体分类精度为 96.5%, 其全图分类二值图象见图 3; SAR 图象的两种地物检验样本整体分类精度为 82.6%, 其全图分类二值图象见图 4. 众所周知, 图象的分类精度影响图象的配准精度, 虽然 TM 图象的目标地物分类精度高, 而 SAR 图象分类精度不是很高, 但相关匹配的多个门限保证了 RCP 是从 SAR 图象分类精度高的地区选择的.

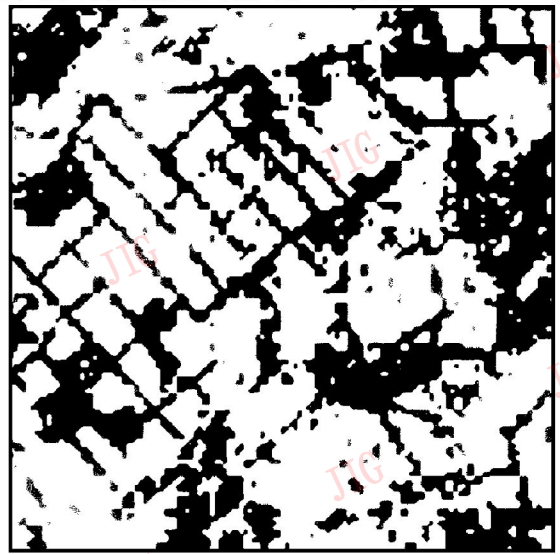


图 4 SAR 图象分类二值图

表2 RCP坐标及误差

单位: 象素

序号	SAR 坐标	插值前 TM 坐标	插值前误差	插值后 TM 坐标	插值后误差
1	(127.50, 119.50)	(126.50, 118.50)	0.84	(126.71, 118.79)	0.71
2	(135.50, 119.50)	(135.50, 119.50)	0.40	(135.49, 119.53)	0.34
3	(167.50, 135.50)	(167.50, 135.50)	0.33	(167.56, 135.33)	0.18
4	(255.50, 135.50)	(255.50, 135.50)	0.46	(255.55, 135.49)	0.35
5	(263.50, 143.50)	(264.50, 143.50)	0.64	(264.55, 143.58)	0.49
6	(279.50, 95.50)	(279.50, 94.50)	0.62	(279.34, 94.67)	0.75
7	(279.50, 367.50)	(280.50, 368.50)	0.37	(280.11, 368.64)	0.18
8	(287.50, 103.50)	(288.50, 103.50)	0.71	(288.54, 103.66)	0.62

相关匹配时, 经实验比较, 取 64×64 大小的模板, 其它参数选择为 $V = L = 8, T_1 = T_2 = 0.9, T_3 = 0.004$, 插值前后得到的 RCP 结果见表 2. 从表 2 可以看出, RCP 的位置是在分类精度较高的地区. 配准时采用 TSR 校正模型, 以 SAR 图象作为标准空间, TM 图象作为校正空间, 分别利用插值前后的 8 个 RCP 进行校正, 得到的 TSR 模型参数见表 3.

表3 TSR校正模型参数

参数	插值前的 RCP	插值后的 RCP
K	1.006	1.005
θ (弧度)	0.00105	0.00059
ΔX (象素)	-1.341	-1.100
ΔY (象素)	-0.858	-0.713
EMS(象素)	0.572	0.499

从表 2 可以看出, 未插值前对应 RCP 行列坐标之差为整数象素, 说明相关匹配 RCP 精度仍然受到限制, 但误差已控制在 1 个象素内; 插值后 RCP 坐标精度提高, 校正误差进一步减小. 由表 3 可以看出, 初配准后尺度因子近似为 1, 旋转角度也很小, 对相关匹配的影响也很小, 表 2 和表 3 结果表明配准误差小于 1 个象素. 配准后的 TM 图象见图 5.

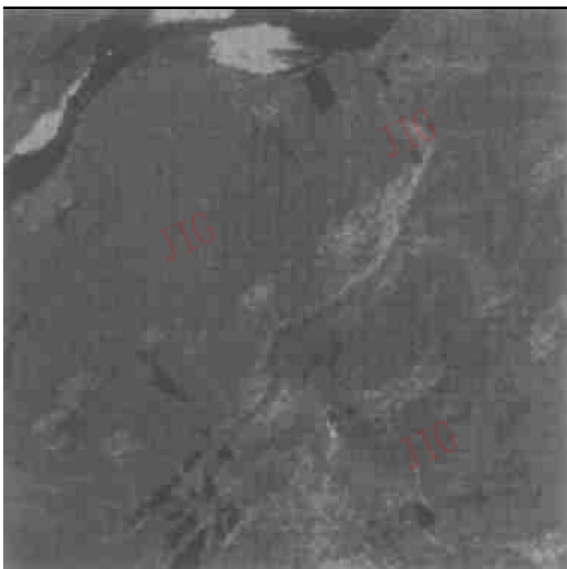


图5 配准的 TM 图象

4 结 论

本文提出了一种对多光谱遥感图象和 SAR 遥感图象进行配准的方法. 该方法与基于图象分割的配准算法相比, 由于分类利用了更多的图象信息, 如 TM 图象利用了其 6 个光谱特征, 得到的分类图象精度要高于分割图象, 并且不受图象中是否有封闭区域的影响; 与基于边沿提取的配准方法相比, 由于 SAR 图象受斑纹噪声影响, 边沿图象很难得到, 因此本文的配准方法比其它配准方法更适用于多光谱图象与 SAR 图象的配准. 当对一景图象进行配准时, 可以采用两级子区域配准方法^[9], 即初配准后对全图分块, 再对子图象采用本文方法配准, 最后进行全图镶嵌; 对地形变化剧烈地区的多光谱和 SAR 遥感图象进行配准时, 由于 SAR 图象受地形影响较大, 如果将它作为标准图象, 需要先纠正地形因素造成的畸变, 并且粗配准需要选择较多的控制点, 然后应用高阶多项式模型, 再应用本文方法进行精配准.

参 考 文 献

- 1 Pohl C. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. INT J Remote Sensing, 1998, 19(5): 823~ 854.
- 2 Jezching Ton, Jain A K. Registering Landsat images by point matching. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27(5): 642~ 651.
- 3 仇肇悦, 李军, 郭宏俊. 遥感应用技术. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 1995, 76~ 77.
- 4 王小睿, 吴信才. 遥感多图象的自动配准方法. 中国图象图形学报, 1997, 2(10): 735~ 739.
- 5 Goshtasby A, Stockman G C, Page C V. A Region approach to digital image registration with subpixel accuracy. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing, 1986, GE-24(3): 390~ 399.
- 6 Li Hui, Manjunath B S, Mitra S K. A contour-based approach to multisensor image registration, IEEE Trans Image Processing, 1995, 4(3): 320~ 334.

- 7 Yamazaki T, Gingras D. Image classification using spectral and information based on MAR models. IEEE Trans Image Processing, 1995, 4(9): 1333~ 1339.
- 8 Ardeshir Goshtashir. Registration of Images with geometric distortions. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing. 1988, 26

(1): 60~ 64.

李传荣, 邵贝恩, 李安, 王文. SAR 和 TM 图象复合中的两级子区域配准方法. 见: 星载 SAR 图象处理, 北京: 科学出版社, 1996, 64 ~ 67.



于秀兰 1971 年生, 1994 年获得哈尔滨工业大学工业自动化仪表专业工学学士学位, 1996 年获得哈尔滨工业大学测试计量技术及仪器专业工学硕士学位, 现为哈尔滨工业大学航天学院信号与信息处理博士点博士研究生. 主要研究领域为: 遥感图象处理、多传感器遥感图象融合分类、地震信号检测及压缩、工业物理量测量及其信号处理.

刘绍龙 1972 年生, 1997 年获得哈尔滨工业大学应用电子技术专业工学学士学位, 1999 年获得哈尔滨工业大学航天学院信号与信息处理专业工学硕士学位. 现在中兴公司上海分部, 从事图象处理的软硬件研究工作.

钱国蕙 哈尔滨工业大学信号与信息处理博士点博士生导师.

贾晓光 哈尔滨工业大学航天学院, 教授.

公安刑侦指纹系统

众所周知, 指纹识别在公安刑侦破案工作中具有很重要的作用, 它是基于人的指纹具有终生不变而且不同个体重复率极低的特点. 通常指纹识别是依靠指纹专家根据与可疑人的指纹对比来进行鉴定, 这一方面受专家识别能力的限制, 而且识别效率很低.

中国科学院院士、北京大学程民德教授和石青云教授历经 20 年的研究, 依据指纹图象的几何拓扑性质首创了高效的实用算法, 北大方正指纹电子有限公司结合公安实战的需要, 开发出了公安刑侦指纹计算机自动识别系统. 该公司于 1998 年与 Intel 公司合作实现了微机三级并行系统结构, 将指纹的比对速度推向 10 万枚/秒的新台阶.

该系统包括指纹输入子系统、指纹图象处理子系统、指纹图象压缩子系统、指纹比对子系统、人机交互子系统、数据库管理子系统、系统管理子系统、网络系统通讯子系统、作业管理子系统.

该系统由于采用了世界上最先进的指纹特征提取技术、国际领先的指纹比对算法, 以及高压缩倍数、高保真的指纹图象压缩技术, 并支持 Unix、Windows NT、Windows 95/98 等操作平台. 使用该系统的用户破案量和破案率均较其它产品为优, 而且系统的标准性和开放性使使用该系统的用户可以资源共享, 大大提高破案速度.