

一种基于边缘的图像配准方法¹

谌安军 陈 炜 毛士艺

(北京航空航天大学电子信息工程学院 203 教研室 北京 100083)

摘要: 图像配准是多传感器图像融合研究中的一项关键技术,多传感器图像特别是波段相距较远的相关性较小的图像,要实现图像配准存在很大的困难.对于能够用仿射变换模型来描述的图像,图像之间比较明显的特征是各个物体之间的边缘.该文研究利用小波变换的方法提取图像的边缘,并对边缘图像作交互方差分析,搜索出最佳交互方差的配准参数.通过对 SPOT 和 TM 图像的处理,达到了精度较高的配准效果.

关键词: 图像配准, 图像融合, 边缘检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)05-0679-06

An Image Edge Based Algorithm for Multisensor Image Registration

Chen An-jun Chen Wei Mao Shi-yi

(Dept of Electron. Eng., Beijing Univ. of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract Image registration is an very important technology in multisensor image fusion. There is little correlation among multisensor images, especially images with different bands. It is very difficult to matching these images. Among some images which can be described in affine model, edge is a very obvious character. In this article, wavelet analysis is used to extract image edge, then correlative deviation is calculated. When correlative deviation reaches the minor, the image registration parameters are obtained. The processing of SPOT and TM images demonstrates the efficacy of the proposed method.

Key words Image registration, Image fusion, Edge extraction

1 引言

随着传感器技术的发展,各种不同传感器成像时反映了不同的物理特性,综合利用多传感器图像进行数据提取和分析已经成为一种重要的获取信息的手段.但由于各种传感器之间的成像方式和成像平台的不同,因此在利用多传感器图像进行数据提取和分析前,必须对多传感器图像进行几何上和灰度上的严格配准(本文暂只讨论几何上的配准).这使得图像配准成为近年来发展迅速的图像处理技术之一,它在医学、模式识别、计算机视觉、遥感和军事等方面都得到了非常广泛的应用^[1].

图像配准的方法可以分为两种,即基于灰度统计特性的方法和基于特征的方法.基于灰度统计特性的配准方法依赖图像的一些灰度统计信息,比较适合用于在图像的灰度分布上有线性关系的图像;基于特征的配准方法(图像特征又可分为空域特征和频域特征)依赖的是图像中的某些特征如边缘、区域和纹理等等,比较适合用于有明显特征的图像,如桥梁、飞机跑道等等.传统的图像配准方法一般是采用选控制特征点的方法.这种方法在相同传感器下还是可行的,但在多传感器图像配准时出现了一定的困难.这是由于多传感器图像反映的是物体不同物理特性,其中一幅传感器图像中出现的特征在另一种传感器图像未必会出现,如在红外图像出现的热油箱未必在光学图像中出现.这样就使得同名控制点的选择变得很困难.另一方面,选控制

¹ 2002-12-03 收到, 2003-05-29 改回

点需要人工的干预, 因此费时费力。由此可见, 对于多传感器图像, 需要自动选用两幅图像共有的特征来进行配准, 共有特征越多配准精度会越高。如今自动选用特征的配准方法已广泛应用于不同特性图像间的配准^[2,3]。

边缘是图像中比较固定的特征, 对于同一地区的多传感器图像, 总会有一些对应的边缘同时出现。因此, 本文提出的是一种基于边缘特征的图像配准方法, 其中边缘检测采用的是小波变换检测边缘的方法。该方法具有比较直观的配准准则, 对于边缘比较明显的图像得到了很好的效果, 同时也具有较少计算量的特点。

2 基于边缘的算法

2.1 应用小波变换进行图像边缘检测

边缘是图像最基本的特征, 同时也是图像处理中非常重要的一个问题, 迄今已有许多边缘检测的方法。这些方法有梯度算子、拉普拉斯算子、Robert 算子、Sobel 算子、Marr 算子和应用小波变换等。前面几种方法在抗噪性能和边缘定位等方面往往不尽如人意, 这主要是边缘和噪声都是高频信号, 很难在噪声和边缘中作取舍。而小波变换可以从能量方面来区分边缘和噪声, 使得小波变换在抗噪声和边缘定位方面有着独特的优势。因此本文选用小波变换来进行图像边缘的检测。

1992 年, Mallat 等^[4,5]提出了用小波变换系数模的局部极大值来检测图像的边缘。首先, 令 $\psi(x, y)$ 为二维光滑函数, 可以认为它是一个二维低通滤波器的冲激响应。 $\psi^1(x, y)$ 和 $\psi^2(x, y)$ 分别为 $\psi(x, y)$ 在 x 方向和 y 方向的一阶偏导数, 即

$$\psi^1(x, y) = \partial\psi(x, y)/\partial x \quad (1)$$

$$\psi^2(x, y) = \partial\psi(x, y)/\partial y \quad (2)$$

则 $\psi^1(x, y)$ 和 $\psi^2(x, y)$ 可以作为基本小波函数。它们在各个尺度下分别为

$$\psi_{2^j}^1(x, y) = \frac{1}{4^j} \psi^1\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right), \quad \psi_{2^j}^2(x, y) = \frac{1}{4^j} \psi^2\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right)$$

在每一个尺度 2^j 下, 都有一个能量有限函数 $f(x, y)$, $f(x, y) \in L^2(R^2)$ 的二维小波变换可以被分解为两个独立的方向:

$$W_{2^j}^1 f(x, y) = f \bullet \psi_{2^j}^1(x, y) \quad (3)$$

$$W_{2^j}^2 f(x, y) = f \bullet \psi_{2^j}^2(x, y) \quad (4)$$

从本质上来说, 这两个部分相当于在尺度 2^j 下, $f(x, y)$ 被 $\psi(x, y)$ 平滑后在 x 方向和 y 方向的梯度。它们分别表征了在尺度 2^j 下沿 x 方向和 y 方向的奇异程度。定义矢量:

$$W_{2^j} f(x, y) = \begin{bmatrix} W_{2^j}^1 f(x, y) \\ W_{2^j}^2 f(x, y) \end{bmatrix} \quad (5)$$

为尺度 2^j 下小波变换矢量, 则其模为 $M_{2^j} f(x, y)$:

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|W_{2^j}^1 f(x, y)|^2 + |W_{2^j}^2 f(x, y)|^2} \quad (6)$$

它的幅角 (与 x 方向的夹角) 是

$$A_{2^j} f(x, y) = \text{Arg}[W_{2^j} f(x, y)] = \text{tg}^{-1} \left[\frac{W_{2^j}^2 f(x, y)}{W_{2^j}^1 f(x, y)} \right] \quad (7)$$

这个幅角反映的是在尺度 2^j 下当前点的梯度方向。一般情况下, 在尺度 2^j 下边缘可以定义为 $M_{2^j} f(x, y)$ 取极值处, 边缘的方向沿着与 $A_{2^j} f(x, y)$ 垂直的方向。将边缘点链化即得到边缘。

2.2 图像的交互方差与配准准则

图像配准首先是基于某一个配准准则的。配准准则是判断两幅图像达到配准的衡量标准, 即在什么意义下认为达到图像的配准。在各种图像配准方法中, 分别依据了多种配准准则。比如基于互相关和相关系数的方法依据的准则为图像的互相关和相关系数达到最大值。而类似的准则还有整合平方误差的最小化、交互信息的最大化。基于控制点的配准方法在全局来说依据的是控制点的均方误差最小化。各种配准准则的侧重点是不同的, 但都力求符合人们某种视觉习惯或要求。同时, 各准则也必然暴露出其它方面的不足, 比如说, 强烈地依赖于图像直接灰度信息的方法如相关、灰度差等方法非常敏感于图像噪声, 极值经常不够尖锐。基于特征的方法在特征提取的预处理(如分割、边缘检测等等)过程中本身就已经带来了诸如误差、计算量等问题, 而实际中的很多图像更是难于提取角点、边缘等特征。因此, 对于配准准则的衡量也是有针对性的, 尚不能以一个单一的标准来评判。实际应用中一般是针对不同的实际问题和采用的方法来选择相应的配准准则。文献 [6] 提出一种新的配准准则, 该准则利用了图像的交互方差, 并具有以下主要特点: (1) 具有简单的计算复杂度, 不需要建立概率模型; (2) 不需要配准图像的灰度之间有相关性; (3) 该方法对均匀分布的白噪声不敏感, 尽管噪声会对 AM(Alignment Metric) 的峰值的尖锐程度造成一些负面影响。我们研究中利用边缘图像的交互方差作为配准准则。

当我们判断两幅图像在几何上是否配准的时候, 意味着它们重叠起来交错的区域最小。从边缘图像上来看, 这意味着一幅边缘图像的边缘所在像素位置上所对应的另一幅边缘图像的边缘最稳定, 而这在数学上就体现为方差最小。

假设边缘图像 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 大小同为 $M \times N$, 其灰度直方图分别为 $H_1(n)$ 和 $H_2(n)$, 对于每一个灰度等级 $n = i, (i = 1, 2), H_1(n)$ 和 $H_2(n)$ 分别代表了灰度值为 i 的像素个数, 于是灰度值 i 在两幅边缘图像中的出现比率分别为 $p_1(i) = H_1(n)/(M \times N)$ 和 $p_2(i) = H_2(n)/(M \times N)$ 。对于 $I_1(x, y)$ 的每一个灰度级 n , 现定义 $I_2(x, y)$ 相对于 $I_1(x, y)$ 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

$$\bar{E}_{1,2}(n) = \frac{1}{H_1(n)} \sum_{I_1(x,y)=n} I_2(x, y) \quad (8)$$

$$\sigma_{1,2}^2(n) = \frac{1}{H_1(n)} \sum_{I_1(x,y)=n} (I_2(x, y) - \bar{E}_{1,2}(n))^2 \quad (9)$$

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

$$\bar{E}_{2,1}(n) = \frac{1}{H_2(n)} \sum_{I_2(x,y)=n} I_1(x, y) \quad (10)$$

$$\sigma_{2,1}^2(n) = \frac{1}{H_2(n)} \sum_{I_2(x,y)=n} (I_1(x, y) - \bar{E}_{2,1}(n))^2 \quad (11)$$

对 $\sigma_{1,2}^2(n)$ 以灰度值 n 的出现比率 $p_1(n)$ 进行加权平均得到基于 $I_1(x, y)$ 的期望方差定义为 $\bar{\sigma}_{1,2}^2$:

$$\bar{\sigma}_{1,2}^2 = \sum_n p_1(n) \sigma_{1,2}^2(n) \quad (12)$$

同理, 对 $\sigma_{2,1}^2(n)$ 以 $p_2(n)$ 进行加权平均得到基于 $I_2(x, y)$ 的期望方差 $\bar{\sigma}_{2,1}^2$:

$$\bar{\sigma}_{2,1}^2 = \sum_n p_2(n) \sigma_{2,1}^2(n) \quad (13)$$

由此定义两幅边缘图像的交互方差 (CI) 为

$$CI[I_1, I_2] = (\bar{\sigma}_{1,2}^2 / \sigma_2^2) + (\bar{\sigma}_{2,1}^2 / \sigma_1^2) \quad (14)$$

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

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} (I_1(x, y) - \mu_1)^2, \quad \mu_1 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} I_1(x, y) \quad (15)$$

$$\sigma_2^2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} (I_2(x, y) - \mu_2)^2, \quad \mu_2 = \frac{1}{MN} \sum_{(x,y)} I_2(x, y) \quad (16)$$

CI 反映了两幅边缘图像灰度相互对应的稳定程度。以 σ_1^2 和 σ_2^2 作分母可以去除图像整体方差的大小产生的影响。为了实验中描述方便起见, 将 CI 的倒数写为 AM:

$$AM[I_1, I_2] = \sigma_1^2 \sigma_2^2 / (\bar{\sigma}_{1,2}^2 \sigma_1^2 + \bar{\sigma}_{2,1}^2 \sigma_2^2) \quad (17)$$

可见, AM 随着两幅边缘图像的配准参数的接近而越来越大, 将以此作为图像的匹配准则。

3 实验结果

本实验选用了同一地区的 SPOT 和 TM 图像作为实验图像 (见图 1 和图 2), 图像的大小都是 256×256 , 256 级灰度。其中 TM 图像的分辨率为 30m, SPOT 图像经过重采样图像分辨率为 30m。首先, 对两幅实验图像用上面介绍的应用小波变换检测边缘的方法, 进行边缘检测, 得到两幅图的边缘图像 (见图 3 和图 4)。这里我们以 TM 图为基准, 其左上角为原点, 向右和向下分别是 x, y 方向的正向, 逆时针方向为正。然后, 在 x, y 方向上不同平移和不同旋转角度 θ 的条件下, 计算两幅边缘图像的 AM, 并得到 AM 值最大时所对应的 x, y 和 θ 。其中, x, y 搜索步长分为一个像素, 旋转角度 θ 的步长为 1° 。本实验得出的结果是 $x = 78, y = 9, \theta = -1^\circ$ 。图 5, 图 6 给出了不同旋转角度下 (x, y 方向上的平移经过了校正), 两幅图像的灰度相关值和两幅边缘图像的 AM 值。图 5 峰值对应的角度为 1° 。图 6 峰值对应的角度为 -1° 。从图中还可以看出峰值附近的收敛速度图 6 的效果也要好于图 5。图 7 给出了在上述条件下不同 x, y 方向上的平移的 AM 值。从图 7 中可以看出, 在大部分 x, y, θ 平移量下, AM 的值是比较平缓的变化。当 x, y, θ 接近一定值的时候, AM 的值突然变大并形成了一个尖峰值。按照前面的说明, 我们认为在 AM 达到尖峰值的时候, 就是图像配准的时候。为了能清楚地比较该方法的优点, 同时计算了两幅图像的灰度互相关的三维图, 从图 8 可以看出, 两幅图像的灰度互相关值在不同 x, y, θ 下相差很小, 不容易判断在什么条件下图像达到了配准。最后, 我们将所得的 x, y, θ 作为配准参数, 得到了两幅图像的配准结果比较, 如图 9。从得到的结果分析, 配准参数达到了一个像素的精度。

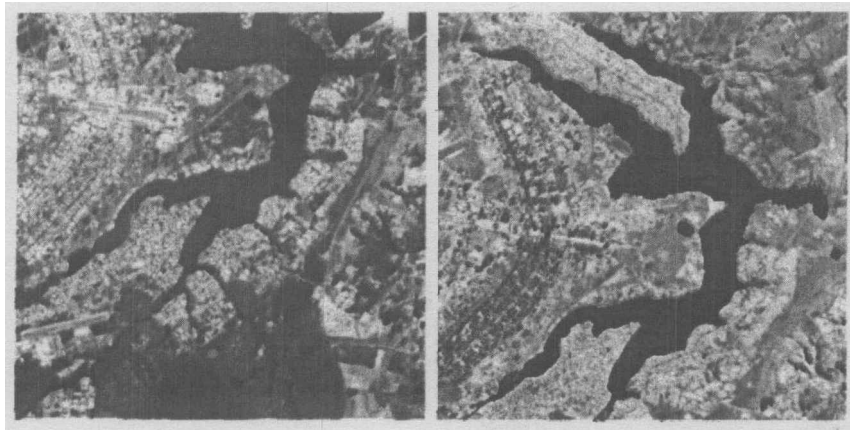


图 1 SPOT 图像

图 2 TM 图像

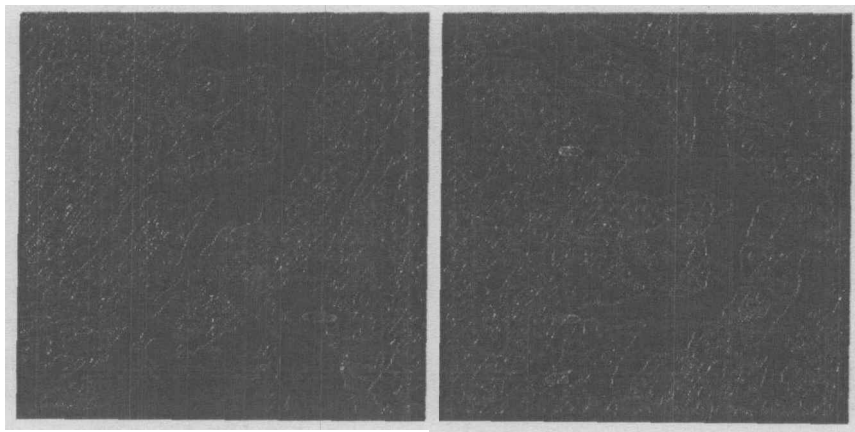


图 3 SPOT 边缘图像

图 4 TM 边缘图像

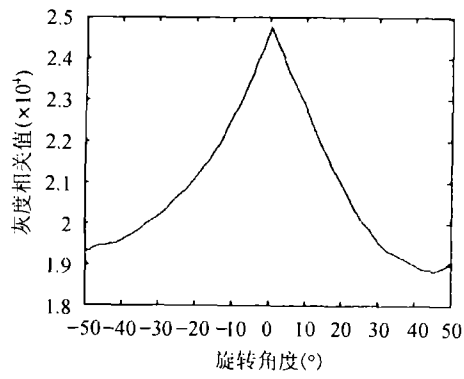


图 5 不同角度下的灰度相关值

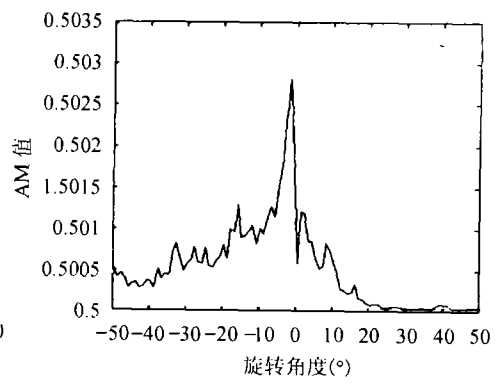


图 6 不同角度下的 AM 值

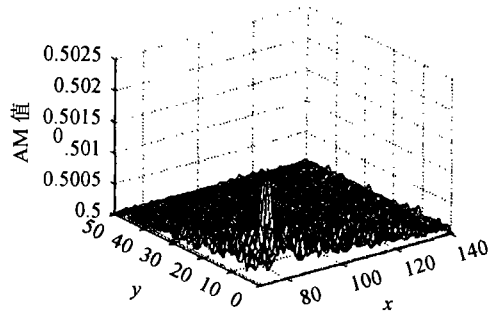
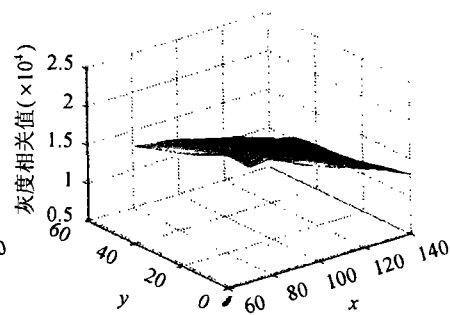
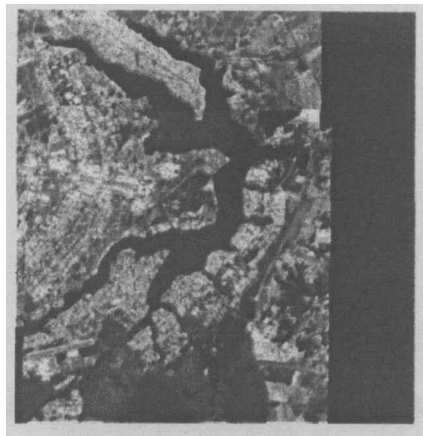
图 7 不同 x, y 和 θ 边缘图像的 AM 图图 8 不同 x, y 和 θ 两幅图像的灰度相关图

图 9 配准后的图像

4 结论

与灰度互相关方法相比,本文提出的配准方法优点是边缘是图像共同特征,不需要图像之间的灰度相关,适合配准多传感器的图像;AM 反映出了图像之间的交互方差,并且能够直观地体现出图像配准的程度(有比较明显的尖峰值),而且具有一定的抗噪声性(噪声只会影响 AM 的幅度,而不会影响出现极值的位置);利用边缘图像实际上也减少了 AM 的计算量。本方法在应用时还可以在以下几个方面改进。在计算 AM 的峰值时,为了加快计算速度,可采用一定的优化搜索算法来尽快的得到 AM 的峰值,例如穷尽搜索法、最速梯度下降

法、单纯形法、共轭梯度法、模拟退火法和遗传算法等。在配准精度方面,为了使精度更高,我们可以缩小搜索的步长。同时应当指出的是本方法也存在一定的缺陷,需要两幅图像有比较明显的边缘特征,才能得到比较精确的配准参数,对于边缘不是比较清晰的图像,还需进一步实验进行研究讨论,以改善该方法的通用性。

参 考 文 献

- [1] Brown L G. A survey of image registration techniques[J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325-376.
- [2] Hui Li, Manjunath B S. A contour-based approach to multisensor image registration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, IP-4(3): 320-334.
- [3] Jun-Wei Hsieh. Image registration using a new edge-based approach. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 67(2): 112-130.
- [4] Mallat S. Singularity detection and processing with wavelets[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1992, IT-38(2): 617-643.
- [5] Mallat S. Characterization of signals from multiscale edges[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710-732.
- [6] 王东峰. 多模态图像配准和大型图像配准. [博士论文], 北京: 中国科学院电子学研究所, 2002.

谌安军: 男, 1977 年生, 硕士生, 主要研究领域为多传感器图像配准。

陈 炜: 男, 1963 年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究领域为多传感器图像融合、数字图像处理、数字信号处理等。

毛士艺: 男, 1935 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会信号处理专业副主任委员, 中国电子学会会士。主要研究领域为高分辨率雷达成像、信号建模与谱分析、信号检测与分类、多目标跟踪和数据融合等。