

基于小波和改进型 Hausdorff 距离的遥感图像配准方法

王 靖, 朱梦宇, 赵保军, 何佩琨
(北京理工大学电子工程系, 北京 100081)

摘 要: 近年来, 不断发展的遥感技术使传统的遥感图像配准方法显得难以胜任. 本文介绍了一种准确、高效的遥感图像配准方法. 该方法运用图像信息分层技术、小波多尺度图像分解和 Harris 角点检测算子进行特征点提取, 构建一个特征点金字塔, 利用改进型 Hausdorff 距离作为配准的相似性测度, 从而实现遥感图像的配准.

关键词: 遥感图像; 图像配准; Harris 角点检测算子; 小波分解; Hausdorff 距离

中图分类号: TN911. 73 文献标识码: A 文章编号: 0372 2112 (2006) 12 2167-03

A Remote Sensing Image Registration Method Based on Wavelet Decomposition and the Improved Hausdorff Distance

WANG Jing, ZHU Meng yu, ZHAO Bao jun, HE Pei kun
(Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In recent years, the continuing development of remote sensing technology makes the conventional remoting sensing image registration techniques inefficient. An accurate and efficient image registration method for remote sensing images is introduced. The method integrates image hierarchical structure, multi resolution wavelet decomposition technique and Harris corner detector to create a feature point pyramid. And the improved Hausdorff distance is used as the similarity measure for realizing remote sensing image registration.

Key words: remote sensing image; image registration; Harris corner detector; wavelet decomposition; Hausdorff distance

1 引言

近年来, 不断发展的遥感技术使传统的图像配准方法呈现出越来越多的局限性. 同时, 图像配准的实效性和高空间分辨率影像巨大的数据量也使传统的逐点匹配的方法难以胜任, 需要使用更加准确、高效的配准方法.

本文采用 Harris 角点检测算子^[1]提取目标的特征点, 利用图像信息分层和小波多尺度图像分解技术^[3,4], 构建一个特征点金字塔, 并利用改进型 Hausdorff 距离^[5]作为配准的相似性测度, 从含特征点较少的分辨率低的层到含特征点较多的分辨率高的层来计算两幅图像之间的相似度, 实现了基于地物目标特征点模板匹配的图像配准方法. 由于只考虑特征点所在的区域, 避免了传统配准方法中的逐点匹配, 效率得到了提高.

2 特征点提取

直接计算 Hausdorff 距离需要将模板在待匹配图像上逐点移动, 并考虑所有点, 这很费时, 所以需要一种省时的方法. 本文使用特征点来避免逐点匹配.

特征点主要指图像中的明显点, 如角点. 本文使用 Harris 角点检测算子^[1]. 该算子具有平移不变性和旋转不变性^[2], 其特点如下:

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $w(x,y)$ 是高斯窗函数, 用于去噪, $I(x,y)$ 是灰度级密度. $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$.

将矩阵 M 的两个特征值记为 λ_1 和 λ_2 . 若 λ_1 和 λ_2 都很小, 则该点不是特征点; 若 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 或 $\lambda_2 \gg \lambda_1$, 则该点是边缘点; 若 λ_1 和 λ_2 都大, 则该点是角点. 角点响应函数为

$$R = \det M - k(\text{trace} M)^2 \quad (2)$$

其中, k 为经验常数, 取 0.04~0.06, Harris 建议取 0.04. $\det M = \lambda_1 \lambda_2$, $\text{trace} M = \lambda_1 + \lambda_2$.

用 Harris 算子提取特征点的过程如下: (1) 计算角点响应函数 R ; (2) 找到 R 大于某一阈值的点; (3) 只将 R 值为局部最大值的点作为角点. 计算时通过调整阈值来确保在图像的各个部分都能找到足够的角点.

3 小波分解和分层结构

分层结构,即分辨率金字塔已被广泛应用于模式识别领域^[3,4].为降低运算复杂度,本文采用小波分解的方法将图像分层,形成分辨率金字塔.这个金字塔不只包括原始图像信息,还包括小波分解得到的一系列低分辨率的子图的信息^[3,4].利用 Harris 角点检测算子在不同分辨率的子图上进行特征点提取,构成特征点金字塔.如图 1(a)、(b)、(c)所示,图 1(a)为原始图像;图 1(b)为二级小波分解后的图像;图 1(c)为二级小波分解后的特征点图像.

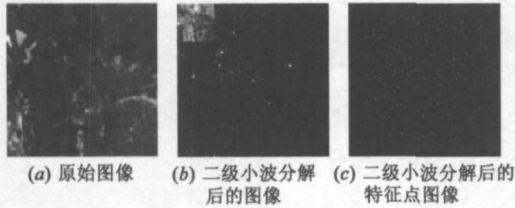


图 1

配准时从含特征点较少的分辨率低的层到含特征点较多的分辨率高的层来计算两幅图像之间的相似度^[3].低分辨率图像的配准的结果决定了高分辨率图像配准时的可能区域.

4 改进型 Hausdorff 距离

4.1 Hausdorff 距离定义

Hausdorff 距离主要用于衡量两个点集之间的不匹配程度^[5].给定两个有限点集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ 和 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$,二者之间的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (3)$$

其中, $h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$,称为集合 A 到集合 B 的有向 Hausdorff 距离.两个点集之间的 Hausdorff 距离越小,二者相似程度越高.

Hausdorff 距离对形变不敏感,但对噪声或退化比较敏感,因此人们提出了一些改进的方法,如 Huttenlocher et al. 提出的部分 Hausdorff 距离^[5]和 Dubuisson 与 Jain 提出的基于平均距离值的 Hausdorff 距离 MHD^[6].

4.2 基于鲁棒统计量 LTS 的改进型 Hausdorff 距离

为了获得更加高效精确的结果,本文使用一种基于鲁棒统计量 LTS(Least trimmed squares) 的 Hausdorff 距离^[6](以下用 LTS-HD 表示)作为相似性测度.其有向 Hausdorff 距离定义为:

$$h_{LTS}(A, B) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H \rho(d_B(a)_{(i)}) \quad (4)$$

其中, $d_B(a)_{(i)}$ 表示序列 $(d_B(a)_{(1)} \leq d_B(a)_{(2)} \leq \dots \leq d_B(a)_{(N_A)})$ 中的第 i 个距离值.实验中采用的代价函数 ρ 定义如下:

$$\rho(x) = \begin{cases} |x|, & |x| \leq \tau \\ \tau, & |x| > \tau \end{cases} \quad (5)$$

其中, $H = h * N_A$, τ 是用来剔除外部点的阈值,这样产生较大距离的外部点就被丢弃了.由于嵌入了求平均值的运算,该算法对于参数 τ 和 h 的变化不敏感,所以对于被遮掩或因噪声而退化的目标配准效果也较好.

4.3 距离变换

将二值图像转化成近似的距离图像的过程称为距离变换 (DT)^[4].由于提取特征点会受到噪声影响,所以进行距离变换时不必使用精确的欧几里德距离,只需使用其合理近似即可^[4].Borgefors 提出了用局部迭代的方法进行距离变换,可分为串行距离变换和并行距离变换两种^[5].Borgefors 指出 3-4DT 比 2-3DT 和市街区距离变换效果好^[4].本文采用串行 3-4DT,变换过程如下:

首先将给定的二值特征图像对应的距离图像初始化,其中,特征点对应的位置设为零,非特征点对应的位置设为无穷大.

然后进行从左到右、从上到下的前向变换和从右到左、从下到上的后向变换:

前向变换:

for $i = 2, 3, \dots, M$ do

for $j = 2, 3, \dots, N$ do

$$D(i, j) = \min(D(i-1, j-1) + 4, D(i-1, j) + 3, D(i-1, j+1) + 4, D(i, j-1) + 3, D(i, j))$$

后向变换:

for $i = M-1, M-2, \dots, 1$ do

for $j = N-1, N-2, \dots, 1$ do

$$D(i, j) = \min(D(i, j), D(i, j+1) + 3, D(i+1, j-1) + 4, D(i+1, j) + 3, D(i+1, j+1) + 4)$$

4.4 利用距离变换计算 Hausdorff 距离

特征点集 A 和 B 用 $A[i, j]$ 和 $B[i, j]$ 分别表示,用 $D^A[x, y]$ 表示 $A[i, j]$ 的距离变换, $D^B[x, y]$ 表示 $B[i, j]$ 的距离变换.特征点集 A 和 B 之间的 Hausdorff 距离计算式如下:

$$F[x, y] = \max(F_A[x, y], F_B[x, y]) \quad (6)$$

其中,

$$F_A[x, y] = \max_{a \in A} D[a_x - x, a_y - y] \quad (7)$$

$$F_B[x, y] = \max_{a \in B} D[b_x + x, b_y + y] \quad (8)$$

5 实现步骤及实验结果分析

5.1 实现步骤

本文所采用的配准方法的主要实现步骤如下:

第一步,构造特征点金字塔.用离散小波变换将原始图像分解为一系列子图,并对每个子图用 Harris 角点检测算子提取特征点,从而获得特征点金字塔.一般来说,含特征点较少的低层级阈值较小,含特征点较多的高层级阈值较大.

第二步,距离变换.采用 3-4DT 作为欧几里德距离的合理近似获得待配准图像 A 和模板图像 B 的距离图像 $D^A[x, y]$ 和 $D^B[x, y]$.

第三步,图像配准.采用改进型 Hausdorff 距离作为配准的相似性测度.对已得到的距离图像选取合适的参数,计算 Hausdorff 距离.最匹配位置对应着 Hausdorff 距离的最小处.

5.2 实验结果分析

我们用改进型 Hausdorff 距离作为配准的相似性测度对一幅大小为 512×512 的遥感图像进行配准.实验结果如图 2

(a)、(b)、(c)、(d)、(e) 所示。图 2(a) 是 512×512 的待配准遥感图像; 图 2(b) 是待配准图像的特征点图像; 图 2(c) 是 216×216 的模板图像; 图 2(d) 是模板图像的特征点图像; 配准结果如图 2(e) 所示, 最佳匹配位置在 $\tau = 10, h = 0.9$ 时为 (153, 153)。

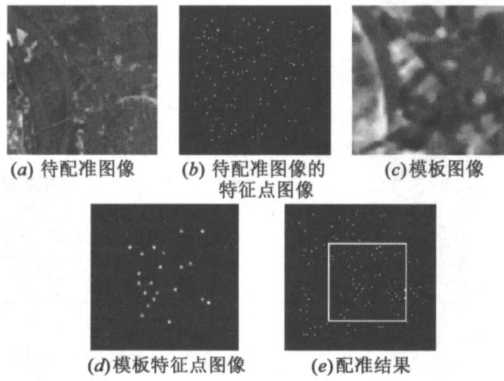


图 2

从表 1 可以看出: 本文采用的改进型 Hausdorff 距离得到了令人满意的配准结果。当 $h = 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0$ 且 $\tau = 6, 7$ 时和 $h = 0.6, 0.7, 0.8, 0.9$ 且 $\tau = 5$ 时配准结果是正确的。当 $h = 1.0, \tau = 5$ 时结果错误是由于产生较大距离误差的外部点没有被丢弃。

表 1 由改进型 Hausdorff 距离得到的配准结果

	$\tau = 5$	$\tau = 6$	$\tau = 7$
$h = 0.6$	(153, 153)	(153, 153)	(153, 153)
$h = 0.7$	(153, 153)	(153, 153)	(153, 153)
$h = 0.8$	(153, 153)	(153, 153)	(153, 153)
$h = 0.9$	(153, 153)	(153, 153)	(153, 153)
$h = 1.0$	(132, 128)	(153, 153)	(153, 153)

运算时间主要取决于 h 值。 h 越大, 参与运算的点就越多, 运算时间也就越长。图像的复杂程度也会影响运算时间, 复杂程度越高, 运算时间越长。此外, τ 值的选择也至关重要。 τ 值过小会使某些产生较大距离误差的外部点不能被丢弃而影响配准精度。这些都是实现中需要注意的问题。

6 结论

由实验结果可以看出, 本文介绍的基于小波分解和改进型 Hausdorff 距离的遥感图像配准方法可以产生出很好的结

果。用改进型 Hausdorff 距离作为配准的相似性测度可以得到准确的配准位置。由于采用了图像分层和小波分解技术, 并且只考虑特征点所在的区域, 避免了传统方法中的对距离图像进行逐点比较, 大大降低了运算的复杂程度, 效率得到了提高。如果进行距离变换时采用并行方法, 计算效率还会有所提高。

参考文献:

- [1] C Harris, M Stephens. A combined corner and edge detector [A]. Proceeding of the Fourth Alvey Vision Conference [C]. AVC, 1988. 147- 151.
- [2] Krystian Mikolajczyk, Cordelia Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63- 86.
- [3] Jane You. A wavelet based coarse to fine image matching scheme in a parallel virtual machine environment [J]. IEEE Transactions on image processing, 2000, 9(9): 1547- 1559.
- [4] G Borgefors. Hierarchical Chamfer matching: A parametric edge matching algorithm [J]. IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell, 1988, 10(6): 849- 865.
- [5] D P Huttenlocher, G A Klanderman, W J Rucklidge. Comparing images using the Hausdorff distance [J]. IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell, 1993, 15(9): 850- 863.
- [6] Dong-Gyu Sim, OI Kyu Kwon, Rae Hong Park. Object matching algorithm using robust Hausdorff distance measures [J]. IEEE Trans Image Processing, 1999, 8(3): 425- 429.

作者简介:



王 靖 女, 1981 年生于河北省石家庄市, 北京理工大学电子工程系信号与信息处理专业硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理与模式识别、高速实时信号处理。

E-mail: wangjing0809@gmail.com

朱梦宇 女, 1974 年出生于吉林长春, 北京理工大学讲师, 主要研究方向为图像处理及数字信号处理。