

# 一种基于小波变换和变尺度圆模板融合的景象匹配算法

任三孩<sup>1</sup>, 常文革<sup>1</sup>, 刘向君<sup>2</sup>

(1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 海军潜艇学院, 山东青岛 266071)

**摘要:** 在 SAR 匹配导航系统中, 由于基准图和实时图尺寸较大, 而且二者被获取时成像角度和分辨率等参数不同, 使得传统景象匹配算法很难同时满足实时性和鲁棒性要求. 我们通过对多种小波函数的对比分析, 挑选出了性能最优的一种, 并构造图像金字塔, 利用由粗到细的迭代匹配策略实现了算法的实时性. 设计了基准图和实时图的多尺度圆模板, 并基于 D-S 证据理论进行融合, 实现算法的鲁棒性. 统计试验结果表明, 算法在保证匹配时间的前提下可以容忍较大的几何畸变.

**关键词:** 景象匹配算法; 变尺度圆模板; 小波变换; 导航

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2200-04

## A Scene Matching Method Based on Wavelet Transform and Multi-Scale Circular Template Fusion

REN San-hai<sup>1</sup>, CHANG Wen-ge<sup>1</sup>, LIU Xiang-jun<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. Navy Submarine Academy, Qingdao, Shandong 266071, China)

**Abstract:** In the SAR matching navigation system, the large size of reference image and real-time image, together with the difference in imaging angle, resolution, etc, makes the traditional matching methods can not meet the real-time performance and robustness simultaneously. Comparing various wavelet functions, we select a better one to construct the image pyramid, and realize the real-time performance via a coarse-to-fine matching strategy. The multi-scale circular templates are designed, and fused by the Dempster-Shafer (D-S) evidence theory, achieving the robustness. Evaluation results indicate that the proposed method can accommodate big distortions on the premise of ensuring the matching time.

**Key words:** scene matching method; multi-scale circular template; wavelet transform; navigation

## 1 引言

合成孔径雷达(SAR)景象匹配辅助导航是为了减小惯导累积误差而提出的一种有效导航方式, 它通过飞行器实时获取的 SAR 图像与预先制备的基准图进行匹配获得飞行器即时准确位置信息, 然后将匹配信息与惯导量测信息通过卡尔曼滤波器进行信息融合, 以实现惯导误差的修正. 其中景象匹配算法是此类系统中的一个研究重点, 必须同时满足鲁棒性和实时性的要求.

为此, 国内外的专家学者在景象匹配算法方面开展了大量的研究. 在提高算法的实时性方面, 文献[1]将傅里叶变换的快速计算应用到图像匹配中, 文献[2]利用小波多分辨率分析方法将匹配相关运算由粗到细迭代执行, 大大缩短了匹配时间. 在提高算法的鲁棒性方面, 文献[3]将基于灰度的方法和基于特征的方法进行融合, 提高了算法的适应能力, 文献[4]将点、线、面特征相结合, 实现了光学图像和 SAR 图像之间的匹配. 除此之外, 还有很多此方面的文章, 这里不一一列举, 其中有些

方法是基础方法, 具有通用性, 但计算量相对较大, 而且对几何畸变比较敏感; 有些方法是针对具体的应用背景提出的, 具有局限性.

本文研究的 SAR 导航系统中基准图亦为 SAR 图像, 属于同源图像匹配问题. 为了保证能够成功匹配, 实时图需要覆盖足够多的地物特征, 这就要求实时图和基准图尺寸都比较大, 因此对算法的实时性提出了很高的要求. 另外二者获取时成像角度、分辨率等的不同要求算法同时具有较高的鲁棒性. 为实现实时性, 本文利用小波变换构造金字塔, 将相关运算由粗到精迭代求解. 为增加算法稳健性, 根据基准图和实时图的分辨率构造二者的多尺度圆模板, 并通过 D-S 证据理论进行融合. 最后, 通过试验证明了算法的有效性.

## 2 小波函数选择

目前常用的小波函数主要有 Mexico 草帽小波、Morlet 小波、Haar 小波、Daubechies (dbN) 小波、Biorthogonal

( $\text{bior}_{N_r, N_d}$ )小波、Coiflet (coifN)小波、Symlets (symN)小波等,鉴于 Mexico 小波和 Morlet 小波非正交而且不能进行离散小波变换,首先将其排除.另外,Haar 小波与 Daubechies (dbN)小波一阶形式相同,因此不将其单独列出.评价一种小波函数好坏的标准主要有正交性、对称性、支撑域、消失距和正则性等<sup>[5]</sup>,下面就这几个方面对其余几种小波函数做简要分析,如表 1 所示( $N$  为小波函数的阶数,  $N_r$  和  $N_d$  分别为 Bior 重构小波和分解小波的阶数).

表 1 几种小波函数性能分析

	正交性	对称性	支撑长度	消失距	正则性
DbN	有	否	$2N - 1$	$N$	高阶增强
$\text{bior}_{N_r, N_d}$	无正交性 有双正交性	是	重构: $N_r + 1$ 分解: $N_d + 1$	$N_r - 1$	高阶增强
symN	有	近似	$2N - 1$	$N$	高阶增强
coifN	有	近似	$6N - 1$	$2N$	高阶增强

其中正交性与算法的冗余度有关;支撑长度与算法的处理速度有关;对称性与图像失真问题密切相关;消失距决定小波变换后能量集中于低频分量的程度,主要与数据压缩应用有关;正则性主要影响小波系数重构的稳定性.对比分析, Biorthogonal 小波具有线性相位特性,主要应用在信号和图像的重构中,比如干涉图像去噪、图像融合等; Coiflets 小波性能较好,但相对运算时间过长,适用于对运算时间不做限制的应用; Daubechies 小波和 Symlets 小波运算量适中,都适合匹配算法的应用,但 Symlets 小波对称性优于 Daubechies 小波,这在图像分解中非常重要.在小波分解时,图像与滤波器(与小波函数有关)卷积会产生边界效应,使得图像出现频移.实际应用中,即使采用相同的边界处理方法,由于 Daubechies 小波的非对称性也会使得分解图像相对于原始图像发生失真,而 Symlets 分解结果可与原始图像保持最大的相似性.因此我们选择 Symlets 小波作为小波分解函数,第 4 节将通过试验具体讨论小波阶数的选择问题.

### 3 算法原理

#### 3.1 基于小波多分辨率分析的快速匹配方案

若要提高匹配算法的实时性,可以从两方面入手:一方面,减少需要比较的基准子图数目,即减少搜索位置;另一方面,减少每次实时图和基准子图比较时参与计算的像素个数或降低算法复杂度,即减少相关算法的计算量.本节主要通过构造图像金字塔的方法来减少计算量,进而提高匹配速度.

金字塔匹配的两个基本环节是图像金字塔的构造和匹配搜索策略.我们主要利用小波变换来构造图像金字塔,如图 1 所示.  $L0-A$  和  $L0-B$  分别是初始基准图和初始实时图,  $L1-A$ ,  $L2-A$  和  $L1-B$ ,  $L2-B$  分别为相应

的一级和二级小波分解结果.每进行一次小波变换,一个高分辨率的图像将会被分为四个部分:一个低频子代图像(LL)和三个高频子代图像(LH, HL, HH).而低频子代图像会继续被分解,按照要求一直迭代下去.文献[6]研究了各子代图像对平移的敏感性,结果表明低频子代图像具有较高的抗平移性.因此,在每一级的分解图像中,我们仅利用低频子代图像来进行匹配.

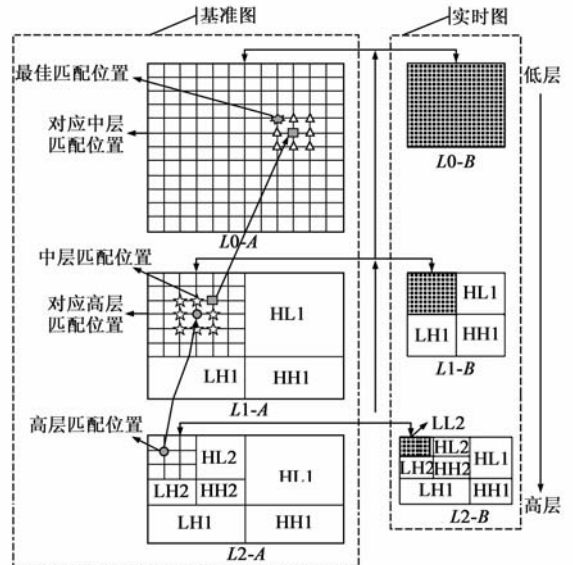


图 1 金字塔匹配算法演示

在搜索策略上,我们采用由粗到细的迭代方法.匹配从小波分解的最高层开始,实时图低频子代图像( $L2-B$ 中的  $LL2$ )在参考图低频子代图像( $L2-A$ 中的  $LL2$ )中进行全局搜索,得到最佳匹配位置(如黑色圆点所示).然后根据子带树型关系,找到最高层匹配位置在下一层中的对应位置(如  $L1-A$ 中黑色圆点所示),并把下一层的实时图低频子代在对应的基准图低频子代中搜索,搜索范围为以黑色圆点为中心的一个小窗口,得到最佳匹配位置(如  $L1-A$ 中黑色实心正方形所示).以此类推,得到初始实时图在初始基准图中的搜索位置,如  $L0-A$ 中黑色七角星所在位置.

#### 3.2 基于 D-S 证据理论的变尺度圆模板融合策略

由 3.1 节可知,高层匹配的误差会逐层向下传播,而且呈放大趋势,而基于灰度相关的算法对图像的旋和尺度变化非常敏感,因此必须提高高层匹配的精度.

在基于特征的匹配算法中,有些通过在多尺度空间进行特征提取来减弱特征的尺度敏感性,并且得到了较好的效果.再者,利用圆模板的无方向性,可以增加算法的抗旋转性.我们借鉴这种思想,利用变尺度圆模板融合的方法来减弱灰度相关算法的尺度、旋转敏感性.在融合策略上,采用基于 Dempster-Shafer (D-S)证据理论[7]的不同相关面融合策略.

假设要从一个集合  $X$  中( $X$  中各个元素相互独立)

决定一个元素类型,依照证据一进行判决时,概率分布函数为  $m_1(\cdot)$ ;依照证据二进行判决时,概率分布函数为  $m_2(\cdot)$ .那么利用两条证据同时判决时,分配给任意子集  $A_k$  的概率为:

$$M_{12}(A_k) = \frac{\sum_1 m_1(A_i) m_2(A_j)}{1 - \sum_2 m_1(A_i) m_2(A_j)} \quad (1)$$

其中,  $\sum_1$  是对所有满足条件  $(A_i \cap A_j) = A_k$  的子集  $A_i$  和  $A_j$  求和,  $\sum_2$  是对所有满足条件  $(A_i \cap A_j) = \emptyset$  (空集) 的子集  $A_i$  和  $A_j$  求和.

在图像匹配中,集合元素只有两种:匹配点 ( $M$ ) 和非匹配点 ( $N$ ),即  $X = \{M, N\}$ . 根据 D-S 证据理论,为了实现不同相关面的融合,需要已知相关面上每一点为正确匹配点的置信度. 由于相关系数值表示了参考图中相应子图与实时图的相似程度,因此可以将其作为该点属于正确匹配点的置信度. 假设根据证据一(固定圆模板),得到的相关系数为  $\rho_1(i, j)$ , 根据证据二(变尺度圆模板),得到的相关系数为  $\rho_2(i, j)$ . 则融合证据一、二,得到新的相关系数为:

$$\rho(i, j) = 1 - (1 - \rho_1(i, j))(1 - \rho_2(i, j)) \quad (2)$$

如何设计变尺度圆模板是算法的关键,一般情况下,设计的变尺度圆模板与固定圆模板的比和两幅图像的尺度比越接近效果越好,但实际中二者的尺度比是未知量. 为了真实逼近二者的尺度比,这里给出一个近似的解决方法:图像匹配时,基准图和实时图的分辨率是已知的,可以将二者的比值近似作为两幅图像的尺度比. 假设原实时图大小为  $M \times N$ , 尺度比为  $sca$ . 如果  $sca < 1$ , 说明实时图相对于基准图是缩小的,在小波分解的每一层先对实时图进行升采样得到新的实时图,大小为  $fix(M/sca) \times fix(N/sca)$ , 其中  $fix$  表示截断取值. 然后取中间  $M \times N$  大小的图像作为新的实时图并构造对应的圆模板,此时圆模板与固定圆模板大小相同;如果  $sca > 1$ , 说明实时图相对于基准图是放大的,在小波分解的每一层先对实时图进行降采样处理,得到新的大小为  $fix(M/sca) \times fix(N/sca)$  的实时图. 然后在对应基准图的搜索范围内依次截取与原实时图大小相同的基准子图,对每个选取的基准子图,取其中间  $fix(M/sca) \times fix(N/sca)$  大小的图像作为新的基准子图,并构造对应的圆模板,此时圆模板尺寸小于固定圆模板. 最后分别计算两种模板的相关系数,并根据 D-S 证据理论进行融合获得新的相关系数.

综上所述,可得本文算法的流程(如图 2 所示). 此算法虽然增加了变尺度圆模板的融合操作,但是由于小波多分辨率分解大大减小了最高层图像的尺寸以及下层图像的搜索范围,因此不会降低算法的实时性.

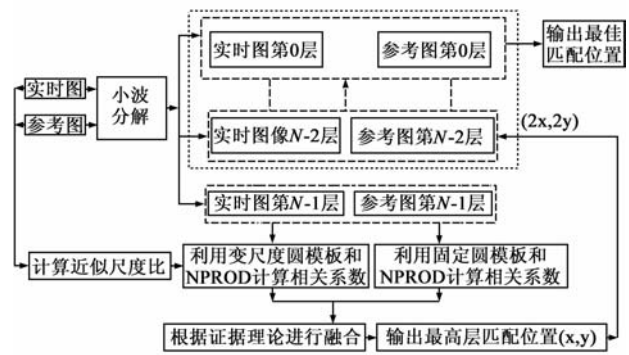


图2 算法流程图

## 4 统计试验及结果分析

由于现有图像数据有限,而且不一定包含我们需要评估的所有情况,因此这里通过模拟的方法来构造基准图-实时图对. 针对选定的基准图,从中随机截取一定数量的子图,并根据一定的畸变模型对其添加几何畸变,从而构造仿真实时图,如图 3 所示,图中综合畸变是指添加方差为 3 的噪声,并同时缩小 10%, 旋转  $5^\circ$ .

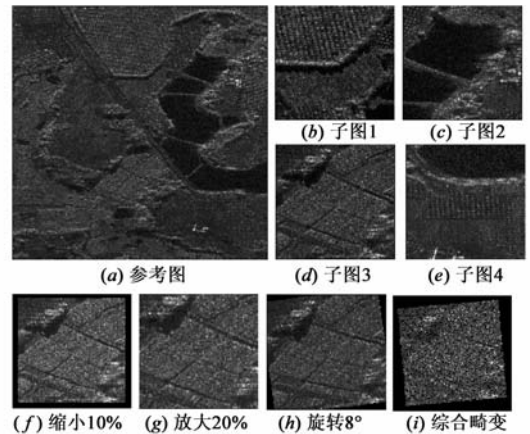


图3 基准图-实时图对

为了选择较优的小波函数以及验证圆模板可以减弱算法对旋转的敏感性,本文选择了一幅具有代表性的 SAR 图像作为参考图(如图 3(a)所示,尺寸为  $512 \times 512$ ), 从中随机选择 100 幅子图像(如图 3(b) ~ (e)所示,尺寸为  $128 \times 128$ ), 对其添加畸变得得到仿真实时图(如图 3(f) ~ (i)所示), 统计结果如表 2 所示.

从表 2 可以看出,小波函数  $sym9$  和  $sym5$  对匹配概率的影响较小,但是根据试验,矩形模板时,  $sym9$  小波单次匹配时间为 0.426s,  $sym5$  小波单次匹配时间为 0.314s; 圆模板时,  $sym9$  小波单次匹配时间为 0.54s,  $sym5$  小波单次匹配时间为 0.371s. 因此,本文选取  $sym5$  作为小波函数. 另外,随着旋转角度的增加,矩形模板的匹配概率会迅速下降,而圆模板的匹配概率下降缓慢,且匹配误差基本保持在两个像素以内.

为了验证算法可以降低对尺度的敏感性,本文做

了另外一个试验,试验方法同上,结果如表 3 所示.

由表 3 可以看出,利用变尺度圆模板融合方法可以大大减弱算法对尺度的敏感性,而固定圆模板只是在尺度变化较小时可以保持较高的匹配概率,但随着尺度误差的增大,其匹配概率和匹配精度迅速降低.

为综合评估算法对几何畸变的适应能力,下面对多种畸变并存时的情况进行评估.结果如表 4 所示.

表 2 噪声、旋转及小波基函数对算法的影响(匹配误差单位:像素)

几何变换	小波基函数	乘性噪声方差							
		1				10			
		匹配概率		匹配误差		匹配概率		匹配误差	
		矩形	圆	矩形	圆	矩形	圆	矩形	圆
旋转 1°	Sym9	1	1	0.96	0.42	1	1	0.92	0.88
	Sym5	1	1	0.87	0.34	1	1	0.94	0.75
旋转 3°	Sym9	0.98	1	2.03	1.14	0.97	0.99	2.32	1.62
	Sym5	0.95	1	1.93	1.14	0.94	0.99	2.60	1.18
旋转 5°	Sym9	0.79	0.97	1.93	1.81	0.78	0.95	2.52	1.78
	Sym5	0.77	0.98	2.13	1.65	0.8	0.95	2.42	1.75

表 3 尺度缩放对算法的影响(匹配误差单位:像素)

几何变换	乘性噪声方差							
	1				10			
	匹配概率		匹配误差		匹配概率		匹配误差	
	固定圆	变尺度圆	固定圆	变尺度圆	固定圆	变尺度圆	固定圆	变尺度圆
缩小 20%	0.43	0.98	2.08	1.56	0.43	0.97	1.82	1.51
缩小 10%	0.8	1	1.76	0.44	0.81	1	1.87	0.45
放大 10%	0.85	0.99	2	0.83	0.84	1	2.2	0.94
放大 20%	0.49	1	1.73	1.9	0.42	0.98	1.8	1.72

表 4 综合畸变对算法的影响(匹配误差单位:像素)

畸变类型	噪声方差						耗时 (s)
	0.1		1		10		
	匹配概率	匹配误差	匹配概率	匹配误差	匹配概率	匹配误差	
旋转 1°, 放大 10% 平移 4 像素	0.99	0.80	1	0.84	0.99	0.78	0.578
旋转 3°, 放大 10% 平移 2 像素	0.96	1.63	0.96	1.7	0.97	1.65	0.608
旋转 5°, 放大 20% 平移 2 像素	0.86	1.4	0.88	1.52	0.89	1.5	0.614

由表 4 可看出本文所提算法可适应多种畸变并存的情况,虽然当畸变增大时匹配概率有所下降,但相对而言依保持较高的水平,且误差保持在 2 个像素以内.另外,算法耗时较固定模板时要长一些,但是与同类算法相比依然保持较明显的优势,可满足实时性的要求.

### 5 结论

为使景象匹配算法同时满足实时性和鲁棒性要求,本文给出一种基于小波变换和变尺度圆模板融合的景象匹配算法.算法中小波函数选择为高性能小波

变换提供了基础,图像金字塔构造使得由粗到细的快速匹配方案得以实施,多尺度圆模板融合的匹配策略提高了算法对几何畸变的适应能力.试验结果表明算法在匹配时间和匹配概率上均有较高的水平,但匹配精度只能达到像素级.

本文只是作者所提算法的第一部分,为粗匹配阶段,为获得更精确的匹配位置(亚像素级)以及航向误差,第二部分将对尺度不变特征变换法(SIFT)进行改进,实现精匹配.

### 参考文献

- [1] Hanzhou Liu, Baolong Guo, Zongzhe Feng. Pseudo-Log-Polar Fourier transform for image registration[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(1): 17-20.
- [2] J You, P A Bhattacharya. Wavelet-based coarse-to-fine image matching scheme in a parallel virtual machine enviroment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1547-1559.
- [3] W Li, H Leung. A maximum likelihood approach for image registration using control point and intensity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(8): 1115-1127.
- [4] P Dare, I Dowman. An improved model for automatic feature-based registration of SAR and SPOT images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2001, 56(2001): 13-28.
- [5] 查显杰,傅容珊,戴志阳,等.小波基函数选择对 SAR 干涉图去噪的影响[J].遥感信息, 2008, (2): 17-21. ZHA Xian-jie, FU Rong-shan, DAI Zhi-yang, et al. The influence on SAR interferograms noise reduction due to the selection of wavelet base function[J]. Remote Sensing Information, 2008, (2): 17-21. (in Chinese)
- [6] M Ehlers. Multi-sensor image fusion techniques in remote sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1991, 46(1): 19-30.
- [7] Pan Xiuqin, Lu Yong. Research on the algorithm of object recognition based on the feature fusion and D-S evidence theory[A]. 8th International Conference on Signal Processing[C]. Beijing: CIE, 2006. 16-20.

### 作者简介



任三孩 男,1982年2月出生于河南平顶山,2005年毕业于西安电子科技大学电子工程系,其后进入国防科学技术大学电子科学与工程学院,并与2007年获得工学硕士学位,目前为在读博士研究生,主要研究方向为 SAR 景象匹配辅助导航技术.

E-mail: sanhairn@163.com

常文革 男,1965年生,教授,博士生导师,长期从事超宽带雷达的系统设计和成像处理等方面的研究.

刘向君 女,1981年生,讲师,长期从事多波段 SAR 图像处理,信息融合等研究.