

小波变换的信息融合方法及结果评价

李克鲁

(中国城市规划设计研究院,北京 100037)

王霞

(核工业北京地质研究院,北京 100029)

郭敏茹

(北京化工大学,北京 100029)

摘要 利用小波变换方法进行多卫星遥感图像数据融合,分析不同长度的小波基对融合图像的影响,从信息的保持性、视觉效果及运用灵活性等方面与 IHS、PCA 融合算法进行了比较,从而探讨这一新算法在遥感图像分析应用中的可行性。

关键词 小波变换 Mallat 算法 小波基 信息融合

分类号 P 407.8

1 信息融合及小波理论简介

近年来,信息融合技术引起世界范围内的普遍关注,许多发达国家已在一些重大研究项目中实施信息融合计划,并陆续开发出一些实用性系统。为追踪国际前沿,我国也不失时机地将信息融合技术列为“863”计划和“九五”规划的研究项目,以作为发展计算机技术、空间技术等高新产业领域的关键技术之一。

多卫星遥感数据信息融合是指将不同类型传感器获取的同一地区影像数据进行空间配准,然后采用一定的算法,将各影像数据中所含的信息优势有机综合,并产生新影像数据的技术。新数据比直接从众多信息源得到的信息更简洁、更小冗余,具有描述所研究对象更为优化的信息表征。

小波分析的基本思想源于经典调和分析的伸缩和平移方法。80年代中期,法国物理学家 Morlet 在分析地震波的局部性质时^[1],首先引入小波概念并进行信号分解,取得了意想不到的效果。从此,小波分析开始为许多学科所关注。之后, Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的尺度分析思想引入小波分析^[2,3],研究了小波变化的离散化情景,并提出相应算法^[2,3]。至此,小波理论开始在信号分析、图像处理、量子物理、模式识别及众多非线性科学领域兴起,被认为是工具和方法上的重大突破。

小波变换具有变焦性、信息保持性和小波基选择的灵活性等优点。将小波分析引入遥感数据融合,是目前正在探索的课题之一。尽管前人已作过一定的工作,但多基于实验室性质的标准图像或时相相同或相近的图像。而在实际应用中,将标准图像的融合算法直接用于实际,常有一定距离。另外,由于条件限制,利用同一地区时相相同或相近的图像,常常又是不可能的。因而,对不同时相的遥感图像进行小波融合的探索很有必要。

本文采用 Daubechies 小波基^[4], 通过 Mallat 算法, 对时相相差很大的 TM 和 SPOT 图像进行基于离散正交小波的数据融合, 以探讨不同长度的小波基对融合结果的影响, 并与已有融合算法进行比较, 从而探讨这一算法在遥感图像分析中的可行性。

2 小波分析算法

2.1 小波分析基础

小波是一个满足条件 $\int_{\mathbf{R}} \Psi(x) dx = 0$ 的函数 Ψ 通过平移和伸缩而产生的一个函数簇 $\Psi_{a,b}$, 即:

$$\Psi_{a,b}(x) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbf{R}, a \neq 0 \quad (1)$$

其中 a 为伸缩因子; b 为平移因子。通常称 Ψ 为基本小波。对于任意的 $f \in L^2(\mathbf{R})$, 若 $\Psi \in L^2(\mathbf{R})$, 则给出如下定义:

(1) f 的连续小波变换定义为:

$$\Phi_f(a, b) = \int_{\mathbf{R}} \overline{\Psi_{a,b}(t)} f(t) dt \quad (2)$$

其中, $\overline{\Psi_{a,b}(t)}$ 表示 $\Psi_{a,b}(t)$ 的共轭函数。

(2) f 的离散小波变换定义为:

$$C_{m,n}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{m,n} f(t) dt \quad (3)$$

其中, $\Psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \Psi(a_0^{-m}t - nb_0)$ $0 < a_0 < 1, b_0 \neq 0$

2.2 Mallat 算法

二维信号的分解与合成算法: 对 $\forall f \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 有

$$\begin{aligned} f(x, y) = & \sum_{j,k,l \in \mathbf{z}} d_{j,k,l}^1(k, l) \varphi_{j,k}(x) \Psi_{j,l}(y) + \\ & \sum_{j,k,l \in \mathbf{z}} d_{j,k,l}^2(k, l) \Psi_{j,k}(x) \varphi_{j,l}(y) + \\ & \sum_{j,k,l \in \mathbf{z}} d_{j,k,l}^3(k, l) \Psi_{j,k}(x) \varphi_{j,l}(y) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{其中} \quad \begin{cases} d_{j,k,l}^1 = \iint_{\mathbf{R}^2} f(x, y) \varphi_{j,k}(x) \Psi_{j,l}(y) dx dy \\ d_{j,k,l}^2 = \iint_{\mathbf{R}^2} f(x, y) \Psi_{j,k}(x) \varphi_{j,l}(y) dx dy \\ d_{j,k,l}^3 = \iint_{\mathbf{R}^2} f(x, y) \Psi_{j,k}(x) \Psi_{j,l}(y) dx dy \end{cases}$$

给出计算(4)式的离散算法, 我们有:

$$\begin{cases} C_j(n, m) = 1/2 \sum_{k, l \in z} C_{j-1}(k, l) h_{k-2n} h_{l-2m} \\ d_j^1(n, m) = 1/2 \sum_{k, l \in z} C_{j-1}(k, l) g_{k-2n} h_{l-2m} \\ d_j^2(n, m) = 1/2 \sum_{k, l \in z} C_{j-1}(k, l) h_{k-2n} g_{l-2m} \\ d_j^3(n, m) = 1/2 \sum_{k, l \in z} C_{j-1}(k, l) g_{k-2n} g_{l-2m} \end{cases}$$

则上述分解算法如图 1 所示:

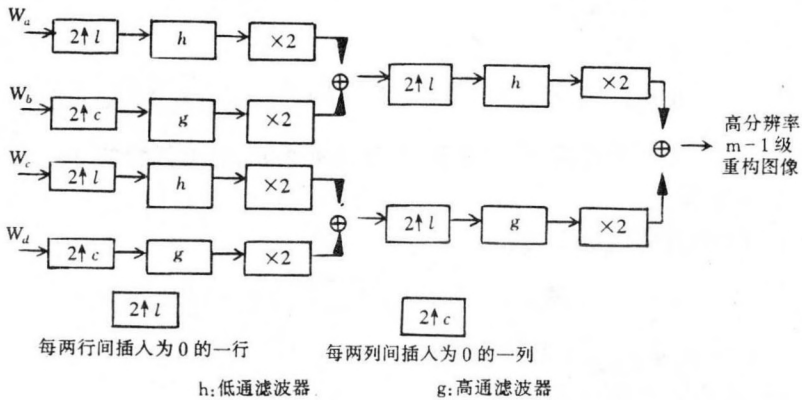


图 1 m-1 级小波分解示意图

h—低通滤波器; g—高通滤波器

如果把二维信号 $f(x, y)$ 视为一幅二维计算机图像, 则算子 $h_{k-2n}h_{l-2m}$ 相当于二维低通滤波器。因此, C_j 是 C_{j-1} 的低频成分, 称为 C_0 的 j 水平的模糊图像, 算子 $g_{k-2n}h_{l-2m}$ 相当于先对列作平滑, 然后检测行的差异; 在水平边缘的地方, d_j^1 的幅度应当比较大。因此, d_j^1 显示 d_{j-1}^1

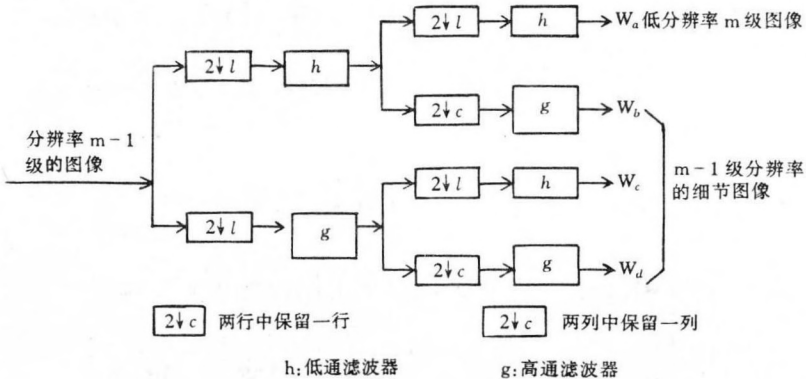


图 2 m-1 级小波合成示意图

h—低通滤波器; g—高通滤波器

的垂直方向上高频成分,相当于图像的水平边缘;同样 d_j^2 是水平方向的高频成分,相当于图像的垂直边缘; d_j^3 是对角线方向的高频成分。图像的重构算法(图2)为:

$$C_{k-1}(m, n) = 1/2 \left\{ \sum_{k, l \in z} C_k(j, l) h_{n-2j} h_{m-2l} + \sum_{k, l \in z} d_k^1(j, l) h_{n-2j} g_{m-2l} + \sum_{k, l \in z} d_k^2(j, l) g_{n-2j} h_{m-2l} + \sum_{k, l \in z} d_k^3(j, l) g_{n-2j} g_{m-2l} \right\}$$

3 综合小波融合模型的建立及试验结果的分析、比较

3.1 离散正交小波变换模型

离散正交小波变换模型的融合过程包括以下几个步骤:

(1)把配准^[5]好的 TM 图像和 SPOT-PAN 图像分别进行小波变换,获取各自的低频图像和细节/纹理图像。

(2)用 TM 的低频图像替代 SPOT-PAN 的低频图像。

(3)对替换的 TM 低频图像和 SPOT-PAN 的细节图像进行离散正交小波逆变换,得到融合结果图像。

离散正交小波变换模型的融合存在如下问题:由于 TM 图像和 SPOT-PAN 图像时相差很大,它们之间的像元灰度值也明显不同,这样,在结果图像上会有 TM 图像光谱信息的改变,甚至导致噪音的出现。针对这一问题,改进方法如下:

(1)分别以配准好的 TM3、TM4、TM7 为参考图像,对 SPOT-PAN 图像进行直方图匹配^[6],并将配准好的图像分别记为 SPOT-PAN1、SPOT-PAN2 和 SPOT-PAN3。

(2)分别对 SPOT-PAN1、SPOT-PAN2、SPOT-PAN3 图像进行小波正变换,则原来像元分辨率为 10 m 的 SPOT-PAN 图像就形成了每一子图像像元分辨率为 20 m 的低频图像和高频细节信息。

(3)分别把原始的 TM3、TM4、TM7 波段与过程二中低频子图像配准,生成 20 m 的 TM3、TM4、TM7 的图像。

(4)用 20 m 的 TM3、TM4、TM7 图像分别替代与之对应的低频图像。

(5)对替换后的图像及其细节信息进行离散正交小波逆变换,从而获得 FTM3、FTM4、FTM7 融合图像。

3.2 不同长度的小波基对融合结果的影响

试验所用的 TM(封4彩片1)和 SPOT-PAN 数据的过境时间分别为 1987 年 3 月 27 日和 1996 年 8 月。在数据融合之前,对 TM 图像和 SPOT-PAN 图像进行了几何配准,并重采样到 10 m。几何配准精度小于半个像元,符合精度要求,可以进行数据融合。在进行小波变换时,使用的小波基为 Daubichies,其波基长度为 4~20。下面将从不同长度的小波基对融合结果的影响,以及综合离散小波变换法与常用的融合算法——IHS 法^[7,9]和 PCA(主成分分析)法^[8,9]比较,从而分析其优劣。

3.2.1 数理统计

本文通过熵及光谱扭曲值对融合结果进行定量分析。单色图像熵的定义为:

$$E = - \sum_0^{255} P(i) \lg(p(i))$$

其中 E 为熵值, $P(i)$ 为图像中灰度值为 i 的概率。

联合熵的定义为:

$$E_{1,2,3,\dots} = \sum_0^{255} P_{1,2,3,\dots}(i) \lg p_{1,2,3,\dots}(i)$$

其中, $E_{1,2,3,\dots}$ 为图像 1, 2, 3, ... 的联合熵, $P_{1,2,3,\dots}(i)$ 为图像 1, 2, 3, ... 的联合概率。熵值越大, 表明信息量越丰富。

单色图像光谱扭曲的定义为:

$$D = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j |V'_{i,j} - V_{i,j}|$$

其中, D 为光谱扭曲值, n 为图像大小, $V'_{i,j}$ 、 $V_{i,j}$ 分别为融合后和原始图像上 (i, j) 点的灰度值。光谱扭曲值反映融合图像和原始图像在光谱信息上的差异大小, 值越小表明差异越小。

不同长度的小波基对 TM3、TM4、TM7 波段图像与 SPOT - PAN 图像融合结果统计值如表 1、表 2。

从表 1 可以看出, 不同长度的小波基融合图像的熵值均高于原始图像的熵值。其中小波基长度为 8 时, 融合图像的熵值、联合熵值在各波段为最大; 当中长度为 4 时, 融合图像的熵值、联合熵值在各波段为最小。由表 2 可以看出, 小波基长度为 8 时, 融合图像光谱扭曲值在各波段为最大; 而小波基长度为 10 时, 融合图像光谱扭曲值则远小于其他长度融合图像。

表 1 熵值统计表

小波基长	4	6	8	10	12	14	16	18	20	原始图像
3 波段	5.041	5.111	5.138	5.103	5.102	5.085	5.074	5.077	5.091	4.027
4 波段	5.151	5.218	5.247	5.212	5.211	5.195	5.183	5.186	5.200	4.054
7 波段	5.451	5.494	5.518	5.483	5.492	5.482	5.473	5.474	5.481	4.929
联合熵	12.051	12.176	12.259	12.138	12.169	12.139	12.116	12.122	12.145	9.930

表 2 光谱扭曲值统计表

小波基长	4	6	8	10	12	14	16	18	20
7 波段	4.180	4.241	4.510	2.175	4.288	4.195	4.251	4.252	4.258
4 波段	4.389	4.355	4.605	1.963	4.391	4.393	4.354	4.406	4.414
3 波段	3.988	3.997	4.330	1.931	3.990	3.993	3.950	4.008	4.012

3.2.2 视觉效果

从长度为 4~20 小波基融合后图像的清晰度来看, 当小波基长度为 4~12 时, 图像中小尺度的纹理清晰度随小波基长的增加而降低, 大尺度的纹理则反之; 当小波基长度为 12~20 时, 图像中小尺度的纹理清晰度随小波基长度的增加而提高, 大尺度的纹理亦反之。

从小波分析理论上讲, 小波变换是信息保持型的变换, 变换前后信息量不变, 但随小波基

长度的改变,其在正变换过程中对于不同频率的信息量在低频图像和高频图像中的分配也随之改变。而在融合过程中,采用的是 TM 图像小波正变换后的低频部分(即光谱信息部分)和 SPOT-PAN 图像小波正变换后的高频部分(即空间信息部分),然后进行小波逆变换,最后所得的融合图像为从 TM 图像和 SPOT-PAN 图像中提取的信息按不同比例构成的。小波基的长度可以影响这一比例构成,因而导致了上述结果。由此,我们在针对不同的应用时,可以根据具体情况,选取不同长度的小波基进行融合处理,提取所需的信息。

3.3 基于综合小波变换融合方法与 IHS、PCA 融合法的比较

下面在进行数理统计比较时仍采用前面的熵、联合熵及光谱扭曲等三个参数。

3.3.1 数理统计

表3、表4为 IHS、PCA 融合图像熵、联合熵及光谱扭曲统计值:

从表1至表4可以看出,综合小波融合方法其熵值均远大于原始图像。不同长度小波基的综合小波融合法其联合熵均大于 IHS、PCA 法的联合熵;在 TM7 波段,综合小波融合法使用不同长度的小波基时,其熵均大于 IHS、PCA 法的熵;在 TM3 波段,综合小波融合法除长度为 4、16、18 的小波基外,其熵值均大于 IHS、PCA 法的熵;在 TM4 波段,综合小波融合法在使用大部分长度小波基时其熵值均小于 IHS 法的熵值。

从光谱扭曲方面看,当小波基长度为 10 时,综合小波融合法的熵值远小于 IHS、PCA 法的光谱扭曲值。对于其他长度,在 TM3 波段,综合小波融合法的光谱扭曲值低于 IHS 法和 PCA 法的光谱扭曲值;在 TM4、TM7 波段,综合小波融合法的熵接近 PCA 法的光谱扭曲值,而远小于 IHS 法的光谱扭曲值。

3.3.2 视觉效果

从视觉效果看,小波基长度为 6、12 的综合小波融合法得到的图像与 IHS、PCA 法得到的图像相比,其纹理清晰度与 IHS 法相近而好于 PCA 法融合得到的图像(封4彩片2~4)。

3.3.3 使用灵活性

如前所述,综合小波融合法可以选取不同长度的小波基来满足不同应用的需要,而 IHS 法和 PCA 法则不能;同样,综合小波融合法可以用 SPOT-PAN 与不同波段的 TM 图像进行直方图匹配,而 IHS 法和 PCA 法则不能;另外,综合小波融合法可以对任意个波段进行融合,而 IHS 法只能且必须用三个波段,PCA 法只能用三个或三个以上的波段。

总之,由上面的分析可知,不同长度的 Daubechies 小波基通过分频影响 TM 与 SPOT-PAN 融合图像中 TM 图像与 SPOT-PAN 图像所占信息的比例,从而影响融合图像中的光谱与空间信息。这样就可以根据应用的具体情况,选取不同长度的小波基,这种应用的灵活性优于目前常用的其他算法。

参 考 文 献

表3 熵、联合熵值统计表

波段	IHS	PCA
3	5.079	5.083
4	5.224	5.177
7	5.225	5.342
联合熵	11.663	11.868

表4 光谱扭曲值统计表

波段	IHS	PCA
3	4.255	4.493
4	5.047	4.357
7	5.309	4.009

2 Mallat S G. Multifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Models. IEEE, Transation on Acoustics Speech and Signal Processing, 1989, 37(12):2091~2110

3 Mallat S. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intellince, 1989, 11: 674~693

4 Daubechies I. Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelet . Commn. Pure, Appl. Math, 1988, 41: 909~996

5 Diamdj J P, Bi Jaoui A, Maniere R. Geometrical Registration of Images; The Multiresolution Approach, PE&RS, 1993, 59 (5): 645~653

6 Pellmans J M, Jordans W L, Allenijn. Mering Multispectral and Panchromatic SPOT Images with Respect to the Radiometric Properties of the Sensor PE&RS, 1993, 59(1): 81~87

7 贾永红. 遥感多光谱影像空间分解力增强的融合方法. 遥感技术应用, 1997, (1): 19~23

8 贾永红. TM 和 SAR 影像主分量变换融合法. 遥感技术与应用, 1998, (13): 46~49

9 贾永红, 李德仁. SAR 与 TM 影像的 IHS 变换复合及其质量定量评价. 国土资源遥感, 1997, (3): 34~39

INFORMATION FUSION METHOD OF WAVELET TRANSFORMATION AND EVALUATION

Li Kelu

(Academy of Urban Planning and Design, Beijing 100037)

Wang Xia

(Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing 100029)

Guo Minru

(Beijing Chemical Industry University 100029)

Abstract

Using the method of wavelet transformation, authors studied multisource data fusing of remote sensing images, and also analyzed the effect of different lengths of wavelet base on the fusion images. By comparing the stability of data, vision effect and application flexibility with IHS method and PCA method, it proved that the method of wavelet transformation is more feasible.

Key words Wavelet transformation Algorithm Wavelet base Information fusion

第一作者简介: 李克鲁 30岁 硕士, 助理工程师, 1998年毕业于中科院遥感卫星地面站。现工作于中国城市规划设计研究院新技术所主要从事遥感图像处理及城市规划等工作。

声 明

为适应我国信息化建设需要, 扩大作者学术交流渠道, 本刊已加入中国学术期刊(光盘版)、中国期刊网和中国信息网。作者著作权使用费与本刊稿酬一次性给付。如作者不同意将文章编入该数据库, 请在来稿时声明, 本刊将做适当处理。

(本刊编辑部)