

文章编号: 1007-4619(2005)04-0381-06

基于小波统计特性的遥感图像像素与特征联合最优融合方法

肖 刚¹, 敬忠良¹, Henry Leung², 王 淑³

(1. 上海交通大学空天科学技术研究院, 上海 200030;

2. Department of Electrical and Computer Engineering University of Calgary Alberta Canada;

3. 上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘 要: 遥感影像的 IHS 融合方法由于匹配误差导致光谱畸变和退化, 而小波变换在变换域具有良好的分频特性, 小波系数的统计特性反映了遥感影像的边缘、线和区域等显著特征。提出了基于小波统计特性的遥感影像的像素和特征联合最优融合方法, 在 IHS 空间, 对强度分量 I 的高频部分利用多分辨率小波融合方法进行影像的高频细节特征融合, 低频部分选取光谱信息和空间分辨率评价指标作为融合权重系数求优指标, 进行像素级最优融合, 实验结果证明了该方法的有效性。

关键词: 多分辨率小波; 遥感图像; IHS 融合; 统计特性; 最优融合

中图分类号: TP317.4 **文献标识码:** A

1 引 言

如何有效的融合高分辨率全色遥感影像和低分辨率的多光谱遥感影像, 均衡融合结果中空间细节信息和光谱信息两项特征指标, 是多源遥感影像融合技术的研究热点之一^[1-5]。

Haydn^[2]等人首先提出的 IHS (Intensity Hue-Saturation) 融合方法是经典的实用算法之一。该方法将多光谱影像通过 IHS 变换从 RGB 空间变换到 IHS 空间, 同时将高分辨率的全色影像进行线性拉伸, 使得拉伸后影像的均值和方差与 IHS 空间中的强度分量 I₁ 一致。然后, 将拉伸后的高分辨率影像作为新的强度分量, 与 H 和 S 分量一起按照 IHS 逆变换公式变换到原 RGB 空间。这样, 使得融合后的影像既具有较高的空间分辨率, 同时又保持了原低分辨率多光谱影像相同的色度和饱和度。然而, 这种经典的 IHS 融合方法存在着一定的缺陷, 由于不同波段的数据具有不同的光谱特性曲线, IHS 融合方法扭曲了原始的光谱特性, 产生了不同程度的光

谱退化现象, 因而不利于影像的正确识别和分类, 特别是对于不同时相的多传感器遥感影像的影像融合, IHS 融合方法无法使得融合影像的色调和原多光谱影像的色调保持一致, 这种因融合而产生的光谱畸变, 导致了影像用于地物识别和反演过程中误差增大^[6]。Te-Ming 等人^[3]在 IHS 空间进行了数学上的证明, 论述了 IHS 融合方法的缺陷, 得到的结论是: 尽管用于替换强度分量 I₁ 的高分辨率的全色影像 I_{new} 在替换前进行了影像统计特性的匹配, 但是匹配误差 $\delta = I_{new} - I$ 导致了彩色的畸变。

小波变换在变换域具有良好的分频特性, 小波系数的统计特性反映了遥感影像的边缘、线和区域等显著特征^[7-9], 因此多分辨率分析 (Multi-resolution Analysis) 方法^[4,10], 以及借鉴图像视频编码的统一分数滤波器组 (Uniform Rational Filterbanks) 方法^[5] 和广义拉普拉斯金字塔 (the Generalized Laplacian Pyramid) 算法^[7,10] 相继引入高分辨率全色遥感影像和低分辨率的多光谱遥感影像的融合中。

本文提出了基于小波统计特性的遥感影像的最优融合方法, 在 IHS 空间, 对强度分量 I 的高频部分

收稿日期: 2003-09-01; 修订日期: 2004-04-01

基金项目: 国家 863 项目 (编号: 2001AA135091)、国家自然科学基金 (编号: 60375008)、上海市科技发展基金重大专项 (编号: 02DZ15001)、航空科学基金 (编号: 02D57003) 和教育部高等学校博士学科点专项科研基金 (编号: 20020248029) 联合资助项目。http://www.cnki.net

作者简介: 肖刚 (1974—), 男, 江苏苏州人, 1998、2001 年于西安公路交通大学分别获得学士、硕士学位, 2004 年于上海交通大学获博士学位, 现任上海交通大学空天科学技术研究院教师。研究方向为图像处理和信息融合, 已发表学术论文 9 篇。

利用多分辨率小波融合方法进行影像的高频细节特征融合,低频部分选取光谱信息和空间分辨率评价指标作为融合权系数求优指标,进行像素级最优融合,分别选用上海市西郊农村地区 Quickbird 遥感影像数据和英国伦敦地区的 TM, SPOT 进行了实验证明。

2 多分辨率遥感影像的分解与重构

在多分辨率分析中, Mallat^[11]引入尺度函数 $\phi(x)$ 和小波函数 $\psi(x)$ 。由尺度函数 $\phi(x)$ 生成的伸缩平移系 $\phi(2^j x - n)$ 对于固定的尺度 2^j 是相互正交。空间 $L^2(R)$ 中的一列闭子空间 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 称为 $L^2(R)$ 的多分辨率分析 (MRA)。其具有下列性质:

- ① 单调性: $\dots \subset V_{j-1} \subset V_j \subset V_{j+1} \subset \dots, \forall j \in Z$;
- ② 逼近性: $\bigcap V_j = \{0\}, \overline{\bigcup V_j} = L^2(R)$;
- ③ 伸缩性: $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}, \forall j \in Z$;
- ④ 平移性: $f(x) \in V_0 \Leftrightarrow f(x-k) \in V_0, \forall k \in Z$

小波多分辨率分析将图像分解为当前频率下的多信道,也即将原始图像分解为很多新图像,每一幅图像具有不同的分辨率。也就是说,一幅图像可以

表示为分辨率 2^j 层的最佳逼近 (低频信息) 和相应的细节信息 (高频信息)。

在影像的分解重构中,可以采用对称延拓、平滑延拓或者周期延拓方法进行图像边界处理,以满足完全重构^[8, 11]。

3 遥感影像小波分解后的统计特性

选取上海西郊某一农村遥感影像 (512×512×8 bit) 进行三层小波分解,并按照 (1) 式计算每一层小波子带系数的均值和方差,如表 1。

$$\begin{cases} \mu(2^j) = \sum_{y=1}^{M_j} \sum_{x=1}^{N_j} W(2^j, x, y) / (M_j \times N_j) \\ D(2^j) = \sqrt{\sum_{y=1}^{M_j} \sum_{x=1}^{N_j} [W(2^j, x, y) - \mu(2^j)]^2 / (M_j \times N_j)} \end{cases} \quad (1)$$

(1) 式中, $W(2^j, x, y)$ 为在分辨率 2^j 下的对应像素 (x, y) 小波系数; M_j, N_j 为对应分辨率下的维数, $\mu(2^j)$ 和 $D(2^j)$ 为对应分辨率下的小波子带系数的均值和方差。

表 1 遥感影像小波分解后的统计特性

Table 1 The statistical properties of each component of remote sensing images decomposed on WT

尺度	均值				方差			
	基带	水平	垂直	对角	基带	水平	垂直	对角
2^1	216.86	0.014252	0.041519	-0.001801	83.077	14.054	13.943	6.772
2^2	433.72	0.15967	0.11884	-0.017242	156.040	37.778	36.562	22.240
2^3	867.44	0.028015	0.71301	0.11877	280.200	90.739	85.648	57.546

分析表 1 可知,除基带外,其余子带均值近似为零,而方差随着尺度 2^j 的增大而增大。遥感影像的灰度值所表达的空间变化表面上具有随机变化的特征,但是从空间频谱的角度分析,其都可分解为具有不同空间分辨率的波段所组成的谱。对同一地区的不同遥感影像来说,其差别不在低频部分,而在高频部分。也即其空间频谱的低频部分是相同或者相近,而在高频部分具有显著差异。换言之,经小波分解的高频子带差别较大,由于小波变换在变换域具有良好的分频特性,这为遥感影像的融合提供了必要的理论基础^[9]。

因此,对经小波分解后的一系列子带系数而言,除基带系数为正值外,其他的子带系数均在零值左右摆动,其中幅度值较大的位置对应灰度突变处,即对应遥感影像的边缘、线和区域等显著特征。在预先严格配准的两幅遥感影像经小波分解后的对应子带上,可以依据这些统计特性作为选优准则,即提取

遥感影像的边缘、线和区域等显著特征作为融合规则,进行特征级融合,从而在频率变换域内很好的保留了高频子带的特征信息,也就是高频信息,然后再进行小波重构,实现高分辨的全色影像和低分辨率的多光谱遥感影像的融合。

4 基于小波统计特性的遥感图像像素与特征联合最优特征融合方法

4.1 基于小波统计特性的联合最优融合方法

如图 1,基于小波统计特性的联合最优融合方法具体步骤如下:

- ① 将高分辨率影像 A 配准到多光谱影像 B 上;
- ② 对多光谱影像 B 进行 IHS 变换,分别得到在 IHS 彩色空间的色度 I、饱和度 S 和强度分量 I 然后对 I 分量进行 3 层小波分解;

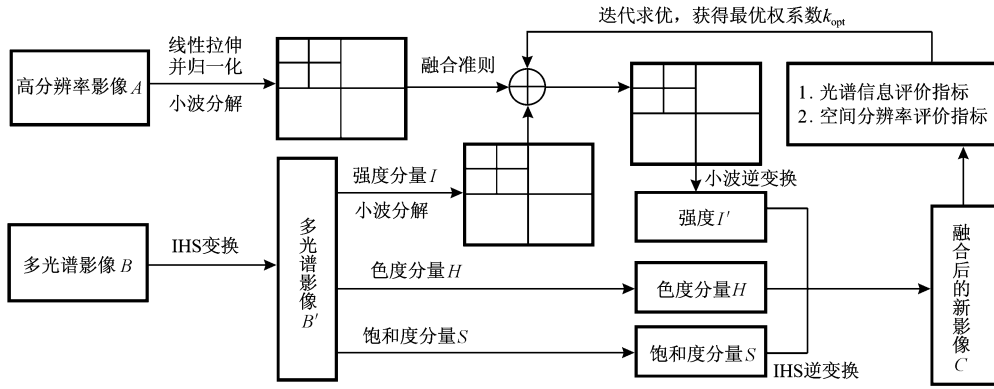


图 1 基于小波统计特性的遥感图像像素与特征联合最优特征融合方法

Fig 1 An united optimal fusion method of pixel and feature for remote sensing images based on the statistical properties of wavelet decomposition

③对高分辨率影像 A 进行线性拉伸,并与影像 B 的 I 分量进行直方图匹配和归一化,然后进行小波分解,分解层数为 3 层;

④按照融合准则对各个分解层的图像进行融合,小波逆变换重构得到强度分量 I';

⑤将 I', H, S 进行 IHS 逆变换,得到融合后的影像 C;

⑥依据融合图像的寻优评价指标修正融合准则中的基带数据融合的权系数 k_1, k_2 , 并重复步骤④—⑥;

⑦满足寻优评价的目标函数,并得到最优权系数,结束融合过程。

4.2 融合准则

强度分量 I 和预处理后的高分辨率全色影像 A 的经 3 层小波分解后的融合准则如下:

- ①确定 3×3 的空域窗口。
 - ②在分辨率 2^j 下,分别对两幅影像的子带的小波系数进行统计,求得均值 $\mu(2^j)$ 和方差 $D(2^j)$ 。
 - ③按照 (2) 式确定该分辨率层的高频子带系数,进行特征级融合。
- $$W^k(2^j, x, y) = \begin{cases} W_A^k(2^j, x, y) & D_A^k > D_B^k \\ W_B^k(2^j, x, y) & D_B^k < D_A^k \end{cases} \quad (2)$$

(2) 式中, $W^k(2^j, x, y)$ 为 2^j 分辨率下得到的高频子带系数融合结果; $W_A^k(2^j, x, y)$ 和 $W_B^k(2^j, x, y)$ 为影像 A 和 I' 的对应高频子带系数, D_A^k, D_B^k 分别是 (x, y) 为中心像元的 3×3 的空域窗口的方差。

④按照 (3) 式确定低频基带系数的融合值,进行像素级融合:

$$A(2^j, x, y) = k_1 A_A(2^j, x, y) + k_2 A_B(2^j, x, y) \quad (3)$$

(3) 式中, $A_A(2^j, x, y), A_B(2^j, x, y)$ 分别为影像 A 和 I' 的对应 2^j 分辨率的低频基带数据, k_1, k_2 为需要求优的权系数。按照归一化要求, k_1, k_2 满足 $k_1 + k_2 = 1$, 即求优权系数的确定可以归结为满足目标函数的 $k_{opt} = k_1 = 1 - k_2$ 。

4.3 融合图像寻优评价指标和求优目标函数

4.3.1 光谱信息评价指标

利用融合图像与多光谱图像的相关程度来定义光谱信息的评价指标。

令 f 为融合后图像, f_j 为多光谱图像, 可以依据多光谱图像的空间分辨率选用不同的高斯模板进行钝化处理。 f_j 的分辨率越低, 钝化模板越大。定义光谱信息评价 E_{sp} 指标如 (4) 式。

$$E_{sp} = \text{Corr}(f, f_j) = \frac{\sum_{j=1}^{npix} (f_j - \bar{f})(f_j - \bar{f}_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{npix} (f_j - \bar{f})^2 \sum_{j=1}^{npix} (f_j - \bar{f}_j)^2}} \quad (4)$$

其中, $npix$ 是图像中像素点的个数, \bar{f} 和 \bar{f}_j 表示图像的灰度均值, 相关程度 $\text{Corr}(f, f_j)$ 反映了影像 f 和 f_j 的相似程度。

4.3.2 空间分辨率评价指标

利用融合图像对应灰度的高频分量与高分辨率图像高频分量之间的相关程度来定义空间分辨率指标。令 f_H 为高分辨率全色影像。首先将融合的 RGB 影像按照 3 个独立波段分别进行小波分解, 得到融合图像的 4 个分量 (f^r, f^g, f^b, f^d), 分别表示融合图像的低频分量、水平方向的高频分量、垂直方向的高频分量和对角线方向的高频分量。同样也可以

得到高分辨率图像小波分解的 4 个分量 ($f_{11}^h, f_{11}^v, f_{11}^d, f_{11}^l$)。定义空间分辨率评价指标如 (5) 式:

$$E_{HF} = \frac{\text{Corr}(f^h, f_{11}^h) + \text{Corr}(f^v, f_{11}^v) + \text{Corr}(f^d, f_{11}^d)}{3} \quad (5)$$

另外, 图像清晰度质量的改进最直接的指标是图像的平均梯度, 它反映了影像的清晰程度, 同时还反映出图像中微小细节反差和纹理变换特征, 定义平均梯度 (Average grads) 评价指标如 (6) 式:

$$AG = \frac{1}{M * N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\Delta_x f(i, j)^2 + \Delta_y f(i, j)^2]^{1/2} \quad (6)$$

(6) 式中, $\Delta_x f(i, j), \Delta_y f(i, j)$ 分别为像元 (i, j) 在 x, y 方向上的一阶差分。

4.3.3 求优目标函数

影像 A 和 I 的对应 2^j 分辨率的低频基带数据融合的权系数 k_{opt} 的求优目标函数如 (7) 式:

$$\begin{aligned} F(k_{opt}) &= F(k_1, k_2) \\ &= \max(E_{SP}(k_1, k_2); E_{HF}(k_1, k_2)) \quad \text{或} \\ &\quad \max(E_{SP}(k_1, k_2); AG(k_1, k_2)) \\ &= \{E_{SP}(k_{opt}); E_{HF}(k_{opt})\} \quad \text{或} \\ &\quad \{E_{SP}(k_{opt}); AG(k_{opt})\} \\ D: g(k_{opt}): k_{opt} &= k_1 = 1 - k_2 \\ (0 \leq k_{opt} \leq 1) \quad k_{opt} &\in D \in R \quad (7) \end{aligned}$$

依据小波分解后各子带的特性, (3) 式中, 随着高分辨率影像低频基带系数的融合权值 k_1 的增加, 空间分辨率评价指标 E_{HF} 和 AG 随之增大, 光谱信息评价指标 E_{SP} 减小。因此, (7) 式中的 k_{opt} 是使得目标函数达到最大的权系数, 即使得 E_{SP}, E_{HF} 或者 E_{SP}, AG 达到同时最大的权系数。 k_{opt} 取值范围为 $[0, 1]$ 。

5 实验及数据分析

选取上海西郊某一农村快鸟 (Quick Bird) 遥感影像数据 (512×512) 进行基于小波统计特性的遥感图像像素与特征联合最优特征融合。图 2(a) 为多光谱遥感影像, 图 2(b) 为高分辨率全色影像, 图 2(c) 为 IHS 融合结果, 图 2(d) 为本文融合方法的融合结果 (k_{opt})。

图 3 为 1994 年伦敦近郊的遥感影像 (200×200)。图 3(a) 为 Landsat TM (28m 分辨率) 的经过 3 次卷积重采样后的多光谱影像 (10m 分辨率), 图 3(b) 为 SPOT 全色影像 (10m 分辨率), 图 3(c) 为小波融合结果, 图 3(d) 为本文融合方法的融合结果。

根据权系数 k_{opt} 的求优目标函数, 在取值区间

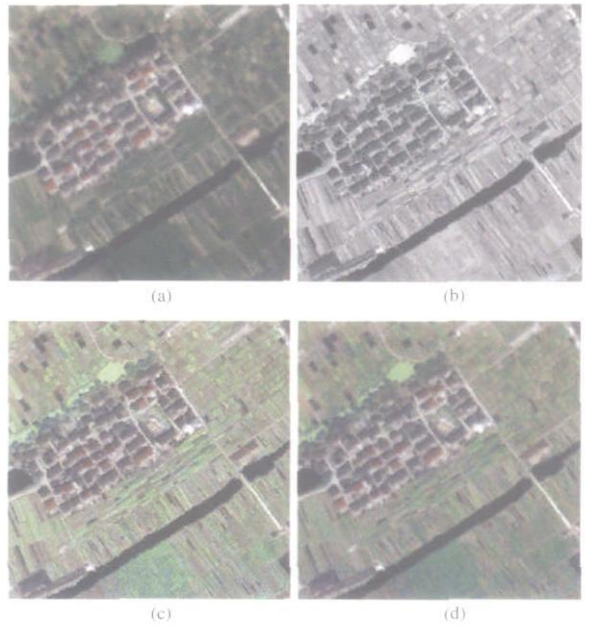


图 2 原始遥感影像和融合结果 (Quick Bird)

Fig 2 The original remote sensing images and the fused results (Quick Bird)

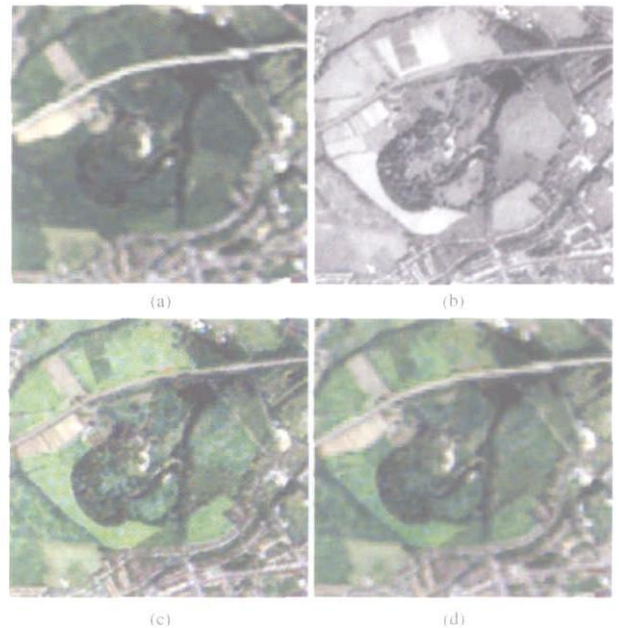


图 3 原始遥感影像和融合结果 (TM 和 SPOT)

Fig 2 The original remote sensing images and the fused results (TM and SPOT)

$[0, 1]$ 内, 随着权系数融合权值 k_1 的增加, 空间分辨率评价指标 E_{HF} 和 AG 和光谱信息评价指标 E_{SP} 曲线按 (8) 式归一化后的曲线如图 4。

$$E(i) = \frac{E(i) - \min E(i)}{\max[E(i) - \min E(i)]} \quad (8)$$

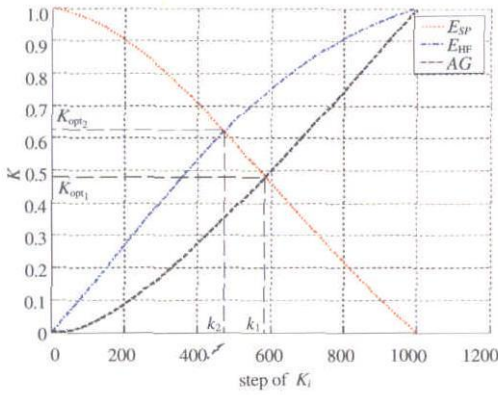


图 4 评价指标曲线

Fig 4 The evaluation indices curves

(8)式中, $E(i)$ 为评价指标, i 为权系数 k_i 寻优的次数。图 4为在 $[0, 1]$ 以寻优步长 0.001得到的 E_{SP} , E_{HF} , AG 曲线。可以看到,归一化后的 E_{SP} , E_{HF} , AG 都呈非线性, E_{HF} 随融合权值 k_i 的增加而增大的趋势大于 AG 的增大的趋势。满足求优目标函数的权系数 k_{opt1} 是 E_{SP} 和 E_{HF} , E_{SP} 和 AG 的交点 $k_{opt1} = 0.474$ 或 $k_{opt2} = 0.586$ (收敛精度 $\delta \leq 0.001$)。因此, k_{opt1} 和 k_{opt2} 均衡了融合结果中空间细节信息和光谱信息两项特征指标,达到最优。换言之,在按照(4)~(6)式,进行客观定性评价计算可以得到最优权系数 k_{opt1} 或 k_{opt2} ,其使得融合后的影像既达到最高的空间分辨率,同时又最大限度的降低了彩色的畸变。

表 2为快鸟(Quick Bird)遥感影像数据选取最优权系数时,融合结果的相关系数和平均梯度两项指标定量值,并与 IHS方法进行了对比。表 3为 Landsat TM 和 SPOT遥感影像数据选取最优权系数时,融合结果的相关系数和平均梯度两项指标定量值,并与小波方法进行了对比。

表 2 融合结果的评价指标比较(Quick Bird)

Table 2 The Compare evaluation indexes for fused images(Quick Bird)

	波段	相关系数		平均梯度	
IHS	R	0.5624		10.6146	
	G	0.4644		11.3663	
	B	0.5060		9.5875	
本文方法	k_i	$k_{opt1} = k_1 = 0.474;$ $k_2 = 0.526$		$k_{opt1} = k_1 = 0.586;$ $k_2 = 0.414$	
		相关系数	平均梯度	相关系数	平均梯度
	R	0.8488	8.9448	0.7950	9.0954
	G	0.7691	9.4102	0.6992	9.6055
	B	0.8247	7.9353	0.7626	8.1007

表 3 融合结果的评价指标比较(TM和SPOT)

Table 3 The Compare evaluation indexes for fused images(TM and SPOT)

	波段	相关系数		平均梯度	
WT	R	0.6258		15.8741	
	G	0.5214		16.5641	
	B	0.5627		11.5455	
本文方法	k_i	$k_{opt1} = k_1 = 0.474;$ $k_2 = 0.526$		$k_{opt1} = k_1 = 0.586;$ $k_2 = 0.414$	
		相关系数	平均梯度	相关系数	平均梯度
	R	0.8695	12.3698	0.8049	13.2178
	G	0.7611	15.0154	0.6921	15.8411
	B	0.8055	9.9852	0.7751	10.0541

6 结 论

本文提出的基于小波统计特性的遥感图像像素与特征联合最优特征融合方法,结合了 IHS融合方法和小波融合方法的特点,通过分别对小波基带系数的权系数进行了像素级求优融合和高频子带的高频细节特征融合,使得融合后的影像既达到最高的空间分辨率,同时又最大限度地降低了彩色的畸变,均衡了融合结果中空间细节信息和光谱信息两项特征指标,有效地改善了融合影像的光谱信息指标。

参 考 文 献 (References)

[1] Wad L, Ranchin T, Mangolini M. Fusion of Satellite Images of Different Spatial Resolutions: Assessing the Quality of Resulting Images[J]. Photogram. Engin. Remote Sensing, 1997, 63(6): 691— 699.

[2] Haydn R, Dalke G W. Application of IHS Color Transform to the Processing of Multisensors Data and Image Enhancement[A]. Proceedings of the International Symposium on RS of Arid and Semi-Arid Lands[C]. 1982.

[3] Te-Ming Shun-Chi Hsuen-Chyun Shyu, et al. A New Look at IHS-like Image Fusion Methods[J]. Information Fusion, 2001, 2: 177— 186.

[4] Jorge N, Xavie O, et al. Multi-resolution-based Image Fusion with Additive Wavelet Decomposition[J]. IEEE Tran on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1204— 1211.

[5] Argenti F, Alparone L. Fiterbanks Design for Multisensor Data Fusion[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2000, 2(5): 100— 103.

[6] Xiao G, Jing Z L, Li J X, et al. Analysis of Color Distortion and Improvement for IHS Image Fusion[A]. The Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. 2003.

- [7] A izaa i B, A lparone L, A rgenti F, et al. Wavelet and Pyramid techniques for Multi-sensor Data Fusion: A Performance Comparison Varying with Scale Ratios[A]. Sarpico S B. Signal and Image Processing for Remote Sensing V, SPIE, EUROPTO series[C]. 1999, **3871**: 251—262.
- [8] Yan D M, Zhao Z M. Wavelet Decomposition Applied to Image Fusion[A]. Proceedings of International Conferences on Info-tech and Info-net[C]. 2001, **1**: 291—295.
- [9] Li J, Lin Z J. Data Fusion for Remote Sensing Imagery Based on Feature[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 1997, **2**(2): 103—107.
- [10] Alparone L, Baronti S, Garzelli A. Assessment of Image Fusion Algorithms Based on Noncritically-Decimated Pyramids and Wavelets[A]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01, IEEE 2001 International[C]. 2001, **2**: 852—854.
- [11] Mallat S. A Theory of Multi-resolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation[J]. IEEE, Trans PAMI, 1989, **11**(7): 674—693.

A United Optimal Fusion Method of Pixel and Feature for Remote Sensing Images Based on the Statistical Properties of Wavelet Decomposition

XIAO Gang¹, JING Zhong-liang¹, Henry Leung², WANG Shu³

(1. Institute of Aerospace Science Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Calgary, Alberta, Canada;

3. Management College, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract Matching error causes spectral distortion and degradation in processing of remote sensing images fusion with IHS method. Wavelet decomposition has properties of frequency division in transform domain. And the statistical properties of wavelet coefficient reflect those significant features such as edges, lines and regions. In this paper, a united optimal fusion method of pixel and feature is proposed based on the statistical properties of wavelet decomposition. In IHS space, the high frequency of intensity component I is fused at feature level with multi-resolution wavelet. And the low frequency of intensity component I is fused at pixel level with optimal weight coefficients. Spectral information and spatial resolution are two indexes of optimum weight coefficient. The test results with QuickBird and TM/SPOT data show the effectiveness of presented method.

Key words Multi-resolution wavelet; remote sensing images; IHS fusion; statistical properties; optimal fusion; feature level