

一种图像融合新算法¹

吴 艳 李 明* 梁继民 杨万海

(西安电子科技大学工程学院 西安 710071)

*(西安电子科技大学工程研究所 西安 710071)

摘 要 将小波的多分辨率分解、进化策略与 IHS 变换有机地结合起来,提出了一种多光谱与高分辨率图像融合的新算法。该方法首先依据高分辨率图像经小波分解得到的各小波面,进行区域划分,再采用分区加边缘有效因子的融合思想,使得融合图像最大限度地保留了多光谱图像的光谱信息和高分辨率图像的空间分辨率。文中给出了该方法的融合结果,并与 IHS 法、MWD 法进行了比较,证明了该图像融合方法的有效性。

关键词 小波面,边缘有效因子,图像融合, IHS 变换,进化策略

中图分类号 TN911.73

1 引 言

多传感器数据融合是一项正在快速发展的信息处理技术,它在多个领域得到了广泛的应用。该技术能从多源信息中融合信息,减少信号的不确定度并再现出一个全面的信源^[1]。多传感器数据融合技术已应用在图像处理领域。对于来自同一景物的两幅或多幅图像,由于成像传感器性能上的差异,使得摄取图像所提供的信息也有所不同,这就产生了如何从多幅图像中恢复出原始真实图像的问题,图像融合正是解决这一问题的唯一途径。

图像融合是将不同传感器得到的多幅图像根据某个算法进行综合处理,以得到一个新的、满足某种需求的新图像^[2,3]。它广泛应用于地球遥感、军事侦察、计算机视觉和医学图像病变识别和分析等诸多领域。

本文主要研究这样一类图像融合问题,即将低分辨率多光谱图像与高空间分辨率全色图像进行融合,以得到一幅同时具有高空间分辨率与光谱信息的融合图像。这一技术具有代表性的方法有 IHS 变换法^[4,5]和小波变换法^[6,7](称 MWD 方法)。IHS 变换法利用高分辨率的灰度图像替换变换中的强度分量 I ,然而由于不同频道数据的不同光谱特性曲线, IHS 方法扭曲了原始的光谱特性,产生了光谱退化现象。MWD 法将多光谱图像经小波分解的低频分量 and 高分辨率图像经小波分解的高频分量结合,较好地保留了多光谱图像中的光谱信息,但由于 MWD 实际是一个高通和低通滤波的过程,最后重构的融合图像出现振铃效应。本文在以上研究基础上,提出了一种新的图像融合算法,该方法利用小波面归一化统计直方图将高分辨率图像分为平滑区和边缘区;对于平滑区,我们将保持多光谱图像的光谱信息;对于边缘区,我们利用边缘有效因子将高分辨率图像的边缘细节融合到多光谱图像中,使融合图像最大限度地保留了光谱信息和空间分辨率,其中区域的划分采用进化策略实现。最后给出了该方法的测试图融合结果,并与 IHS 法和 MWD 法融合结果在光谱和空间分辨率上进行了综合评价比较。

2 à trous 小波分解算法

小波分解由于其在频域与空间域中同时具有良好的局部化特性已广泛应用于图像处理和分析中,其方法是把图像分解为不同频道上的近似信号和分辨率层的细节信号,具体步骤参见文献 [8]。

¹ 2001-07-12 收到, 2002-12-07 改回

陕西省自然科学基金资助项目(2000X01)

对于一维信号 $f(x) \in L^2(R)$, 将其分解到尺度 J 下:

$$f(x) = f_0(x) = f_1(x) + w_1(x) = [f_2(x) + w_2(x)] + w_1(x) = \cdots = f_J(x) + \sum_{j=1}^J w_j(x) \quad (1)$$

其中 $f_j(x)$ 为经过 j 次低通滤波后得到的尺度 j 下的近似信号, $w_j(x) = f_{j-1}(x) - f_j(x)$ 为尺度 j 下的第 j 小波面, 它包含了 $j-1$ 和 j 这两个尺度之间的信息. 因此, 按以上 “à trous” 离散小波变换算法对一维信号进行分解, 生成一组相邻不同分辨率的小波面 $\{w_j\}$ 和最低分辨率层的近似信号.

以上算法很容易扩展到二维空间. 对于二维图像 $f(x, y)$, 可按下式逐级进行变换

$$\left. \begin{aligned} L[f(x, y)] &= f_1(x, y) \\ L[f_1(x, y)] &= f_2(x, y) \\ &\vdots \\ L[f_{j-1}(x, y)] &= f_j(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 $f_j(x, y)$ 为尺度 j 下的近似图像 ($j = 1, 2, \dots, J$), $L[f_{j-1}(x, y)]$ 表示对 $f_{j-1}(x, y)$ 进行低通滤波. 因此, 离散小波变换为

$$w_j(x, y) = f_{j-1}(x, y) - f_j(x, y); \quad j = 1, \dots, J \quad (3)$$

式中 $w_j(x, y)$ 为尺度 j 下的二维小波系数 (即小波面). 对于图像中 (x, y) 位置上的像素, 可表示为该位置的各小波系数 $w_j(x, y)$ 的累加, 再加上其近似信号, 即

$$f(x, y) = \sum_{j=1}^J w_j(x, y) + f_J(x, y) \quad (4)$$

集合 $\vec{w}(x, y) = \{w_1(x, y), w_2(x, y), \dots, w_n(x, y), f_n(x, y)\}$ 为原始图像的空间移不变小波变换表示.

图像经 “à trous” 小波变换后生成一组相邻不同分辨率的小波面, 每一小波面的系数在零值左右摆动并且均值近似为零, 绝对值较大的系数对应于亮度突变之处, 即对应于原始图像中的显著特征 (如边缘、区域边界等). 由于在整个小波变换过程中, 所有的小波面均与原始图像有相同的大小, 故很容易找到小波面系数和原始图像内容在空间和频域两方面的对应关系. 因此, 利用高分辨率图像各小波面叠加所反应的边缘信息的不同, 采用进化策略进行区域划分进而分区融合便是本图像融合的基本思想.

3 图像融合的新算法

从色度学可知, IHS 模型的优点是能把强度和颜色分开, 因此, IHS 变换能有效地将 RGB 模型中图像强度 I 与其光谱信息 H , S 相分离, 图像处理更适合在 IHS 空间进行. 从 RGB 空间到 IHS 柱形彩色空间的转化及逆转化公式参见文献 [9].

在多光谱与高分辨率图像的融合中, 将高分辨率图像按 à trous 小波算法进行 3 层小波分解, 实验表明, 3 层不同小波面的叠加已反映出图像的绝大部分边缘信息, 若分解层数继续增加, 对融合结果也不会产生较大影响. 3 层小波面系数叠加的归一化统计直方图如图 1 所示,

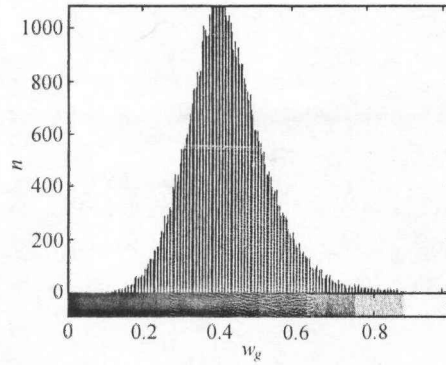


图1 小波面系数归一化统计直方图

其纵坐标为具有某一小波面系数的像素个数 n ，横坐标为归一化的小波面系数 w_g 。一般来讲，小波面系数归一化统计直方图中呈现出一个明显的脉冲状，在峰值附近区间 $[t_1, t_2]$ ，对应于小波面系数绝对值较小的区域，边缘信息比较弱，此区域为目标平滑区；在峰值的两边区间 $[0, t_1)$ 和 $(t_2, 1]$ ，对应于小波面系数绝对值较大的区域，反映了较强的边缘信息，此区域为目标边缘区。

令 $f_{HR}(i, j)$ 为高分辨率图像在坐标 (i, j) 处的灰度值， $f_{MSG}(i, j)$ 为低分辨多光谱图像对应的灰度图像在坐标 (i, j) 处的灰度值。多光谱图像在 IHS 柱形彩色空间中的 3 个分量分别为色调 H 、饱和度 S 和强度 I ，融合图像在 IHS 柱形彩色空间中的 3 个分量分别为色调 H' 、饱和度 S' 和强度 I' 。

在融合时我们保持 $H' = H$ ； $S' = S$ ，而对于强度 I' 则有

$$I' = \begin{cases} I, & w_g \in [t_1, t_2] \\ \varphi \cdot I, & w_g \in [0, t_1) \text{ 或 } (t_2, 1] \end{cases} \quad (5)$$

其中 w_g 为归一化小波面系数， φ 为边缘有效因子， φ 在坐标 (i, j) 处的定义为

$$\varphi_{ij} = \begin{cases} f_{HR}(i, j)/f_{MSG}(i, j), & f_{MSG}(i, j) \neq 0 \\ 0, & f_{MSG}(i, j) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

也就是说，调整后的强度 I' 在目标的平滑区保留了原来多光谱图像的光谱信息 I ，在目标边缘区则对多光谱图像的强度 I 乘了一个 φ 。由于多光谱图像是低分辨的，在目标边缘上，其成像强度小于高分辨图像， φ 就反映了它们的成像强度之比，通过 φ 实际上就是将高分辨图像的边缘细节信息融合到了多光谱图像中，这样融合后的效果为同时保留了多光谱图像的光谱信息和高分辨率图像的空间分辨率。怎样在归一化小波面系数的 $[0, 1]$ 区间上设置双阈值 t_1, t_2 来确定小波面的平滑区和边缘区使融合图像的效果最佳？我们采用进化策略来实现。进化策略采用实数编码，适用于实值函数的优化问题。

进化策略的搜索过程依赖于适应度函数。对于多光谱、高分辨图像的融合问题，适应度函数应体现出融合图像同时最大限度地保留光谱信息和高频信息的特点，当融合图像与高分辨图像高频成分间的相关系数达到一定值时，适应度函数取决于融合图像与多光谱图像的相关系数。而融合图像与多光谱图像的相关系数同时又考虑了融合图像的均值应与多光谱图像均值相等，保持多光谱图像原有的物理特性。在本文中由于每对双阈值选取对应一幅融合图像，因此可将融合图像的适应度函数作为每对双阈值的适应度函数。设多光谱图像为 f_{MS} ，高分辨图像为 f_{HR} ，定义融合图像 f_{FU} 的适应度函数为

$$F(f_{FU}) = \left\{ \begin{array}{ll} \text{Corr}(f_{FU}, f_{MS}), & \text{Corr}'(f_{FU}, f_{HR}) \geq 0.9 \\ 0.7 \times \text{Corr}(f_{FU}, f_{MS}), & \text{Corr}'(f_{FU}, f_{HR}) < 0.9 \end{array} \right\} \quad (7)$$

s.t. $E(f_{FU}) = E(f_{MS})$

其中

$$\text{Corr}'(f_{FU}, f_{HR}) = \text{Corr}[H(f_{FU}), H(f_{HR})] \quad (8)$$

$$\text{Corr}(A, B) = \frac{E\{[A - E(A)][B - E(B)]\}}{\sqrt{D(A)}\sqrt{D(B)}} \quad (9)$$

$H(f_{FU}), H(f_{HR})$ 分别为对 f_{FU}, f_{HR} 进行 Laplace 高通滤波, $E(X), D(X)$ 分别为 X 的均值和方差。

进化策略的基本运行过程如下:

(1) 进化策略的操作对象为问题的可行解组成的一个群体。定义群体中的个体为实数向量 $T = (t_1, t_2)$, 每个个体的优劣可以用适应度函数来衡量, 问题求解的目标是找到一个最优个体 $T^* = (t_1^*, t_2^*)$, 使该最优个体对应的融合图像 f_{FU}^* 的适应度函数最大;

(2) 产生初始父代群体 $\{T_i, i = 1, 2, \dots, \mu\}$, 共 μ 条个体, 每个个体的取值在 $[0, 1]$ 范围内随机分布;

(3) 变异: 产生子代个体 $T_i^j = T_i + N(0, \delta^2)$, $i = 1, 2, \dots, \mu$, $j = 1, 2, \dots, \lambda$, 其中 $N(0, \delta^2)$ 表示均值为 0, 方差为 δ^2 的高斯噪声, 噪声的方差可以固定不变或可以时变^[10]。父代中的每个个体经过变异产生 λ 条子代个体;

(4) 选择: 采用确定选择方式, 从以上共 $\mu + \mu\lambda$ 条个体中选出最优的 μ 条个体, 组成新的父代群体;

(5) 重复 (3), (4) 两步操作, 直到适应度函数满足要求或算法运行代数达到最大允许运行代数。将最后一代群体中的最优个体作为求解结果。

本图像融合算法的具体步骤如下:

(1) 对多光谱图像进行 IHS 变换得到 H, S, I ;

(2) 对高分辨率图像按 à trous 小波算法进行小波分解, 分解层数一般为 3;

(3) 根据小波面系数归一化统计直方图采用进化策略确定最佳双阈值, 划分出小波面的平滑区和边缘区, 再依据 (5), (6) 式进行融合得到新的强度 I' ;

(4) 将 I', H, S 进行 IHS 逆变换得到最佳融合图像。

4 实验结果与分析

为了验证本方法的正确性和有效性, 作者选用了一幅 mandrill 图进行融合试验, 图 2(a) 为 mandrill 原图, 图 2(b) 为与它对应的经过低通滤波后的低分辨多光谱图像, 图 2(c) 为与它对应的高分辨率图像。

图 2(f) 为本文提出的方法所得到的融合结果, 可以看出多光谱图像的低空间分辨率得到了很大的改善, 同时融合图像的色调与理想融合图像的色调非常接近, 这说明该方法最大限度地保留了多光谱图像的光谱特性。图 2(d), 2(e) 分别为 IHS 法与 MWD 法的融合结果, IHS 法虽然多光谱图像的低空间分辨率得到了提高, 然而融合图像产生了较明显的光谱退化现象; MWD 法较好地保留了多光谱图像的光谱信息, 但融合图像却产生了方块效应。因此从目视分析可知, 本文的方法优于 IHS 法和 MWD 法。

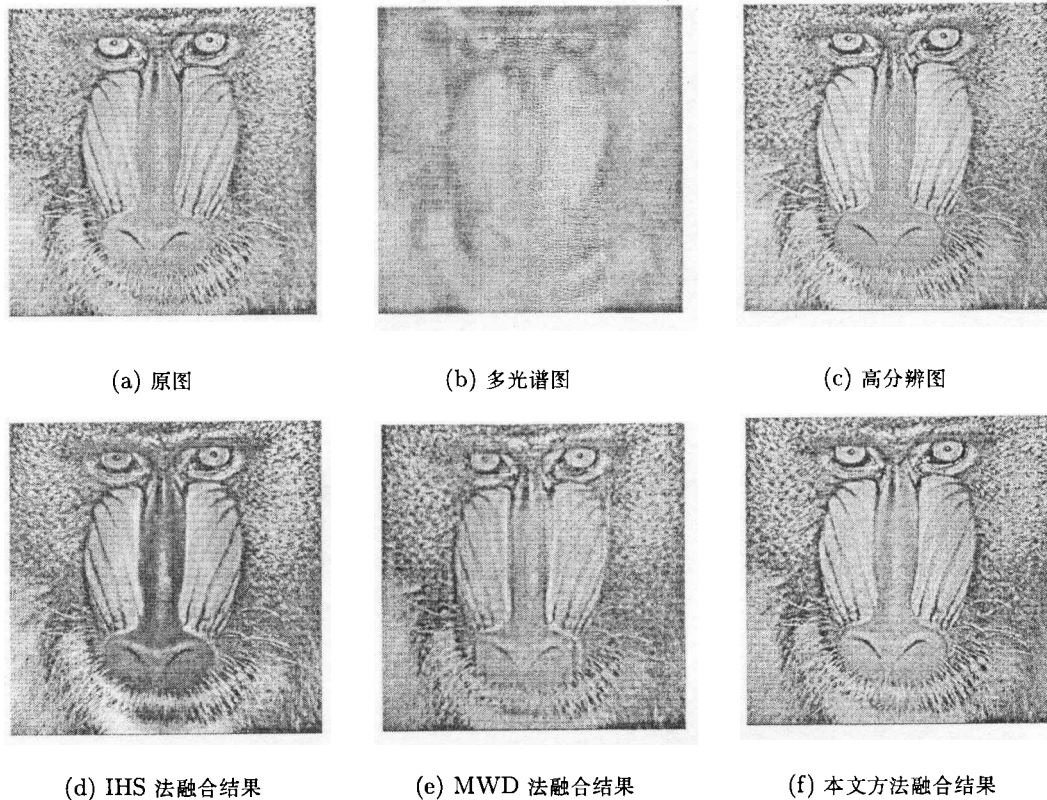


图 2 Mandrill 图

为了对本文方法, IHS 方法和 MWD 方法从量上进行综合评价, 我们采用了保留光谱信息和空间分辨率两个方面的评价指标。首先利用融合图像与多光谱图像在 R, G, B 通道上的相关系数来定义光谱信息的评价指标, 其次利用融合图像和高分辨图像分别经 Laplace 高通滤波后的高频成分间的相关系数来定义空间分辨率的评价指标。

表 1 给出了彩色 mandrill 图的融合图像与多光谱图像及高分辨图像高频成分间的相关性。从表 1 我们可以看出本文方法得到的融合图像与原始图像在 R, G, B 通道上的相关系数最大, 表明融合图像保持了多分辨图像更多的光谱信息, 同时也显示出本文方法得到的融合图像 3 个分量与高分辨率图像高频成分间的相关系数最大, 这意谓着本文方法保持了高分辨率图像中丰富的高频信息, 以上分析与我们目视分析的结果是一致的。最后本文还对其它测试图进行了融合实验, 得到同样结论。

表 1 彩色 mandrill 图的融合图像与多光谱图像及高分辨图像高频成分间的相关性

方法	与多光谱图像的相关性			与高分辨图像高频成分间的相关性		
	Red	Green	Blue	Red	Green	Blue
IHS 方法	0.7319	0.9341	0.9425	0.9611	0.9655	0.9454
MWD 方法	0.9602	0.9779	0.9634	0.9634	0.9767	0.9523
本文方法	0.9669	0.9837	0.9728	0.9864	0.9929	0.9703

5 结 论

本文提出了一种多光谱与高分辨率图像融合新算法, 它将小波多分辨、进化策略与 IHS 变换有机地结合起来, 采用分区域加边缘有效因子的融合思想, 很好地完成了低分辨率多光谱与

高分辨率全色图像的融合。与 IHS 法和 MWD 法相比较, 本方法的优越之处在于它同时最大限度地保留了原多光谱图像的光谱信息和高分辨率图像的空间分辨率。

参 考 文 献

- [1] D. L. Hall, J. Llinas, An introduction to multi-sensor data fusion, *Proc. IEEE*, 1997, 85(1), 6-23.
- [2] J. L. Van Genderen, C. Pohl, Image fusion: Issues, techniques and applications, *Intelligent Image Fusion, Proceedings EARSeL Workshop, Strasbourg, France, 1994*, edited by J. L. Van Genderen and V. Cappellini, 18-26.
- [3] D. L. Hall, *Mathematical Techniques in Multi-sensor Data Fusion*, Boston, Artech House, 1992, 20-59.
- [4] W. J. Carper, T. M. Lillesand, R. W. Kiefer, The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data, *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 1990, 56(5), 459-467.
- [5] V. K. Shettigara, A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set, *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 1992, 58(5), 561-567.
- [6] A. David, Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform, *J. Opt. Soc. Am. A*, 1995, 12(9), 1834-1841.
- [7] J. Zhou, D. L. Civco, J. A. Silander, A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data, *Int. J. Remote Sensing*, 1998, 19(4), 743-757.
- [8] M. J. Shensa, Discrete wavelet transforms: Wedding the à trous and Mallat algorithms, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1992, 40(10), 2464-2482.
- [9] 章毓晋, 图像工程, 上册, 图像处理和分析, 北京, 清华大学出版社, 1999, 2, 17-22.
- [10] D. B. Fogel, L. J. Fogel, An introduction to simulated evolutionary optimization, *IEEE Trans. on NN, Special Issue on Evolutionary Computation*, 1994, 5(1), 3-14.

A NEW ALGORITHM OF IMAGE FUSION

Wu Yan Li Ming* Liang Jimin Yang Wanhai

(*School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

(**Institute of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

Abstract A new algorithm is developed to merge a high-resolution panchromatic image and a low-resolution multi-spectral image based on the combination of multi-resolution wavelet decomposition, evolutionary strategy and the IHS transform. The high-resolution panchromatic image is firstly decomposed to the wavelet planes, then the region is divided by the wavelet planes and the proposed merging algorithm is done by adding edge influence factor in different region. The proposed method is compared with the IHS and the MWD methods. The results of the comparison show the proposed merger performing the best in combining and preserving spectral-spatial information for the test images.

Key words Wavelet plane, Edge influence factor, Image fusion, IHS transform, Evolutionary strategy

- 吴 艳: 女, 1965 年生, 副教授, 从事多传感器数据融合、模式识别、图像处理研究。
李 明: 男, 1965 年生, 副教授, 从事实时信号处理、子波理论及应用研究。
梁继民: 男, 1971 年生, 副教授, 从事数据融合、模式识别和多媒体通信技术的研究。
杨万海: 男, 1939 年生, 教授, 从事雷达系统建模与仿真、多传感器数据融合研究。