

文章编号:1001-9081(2006)02-0403-03

一种基于提升小波分解图像融合方法

李卫华^{1,2},周 军¹,周连文¹,程英蕾^{1,2}

(1. 西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 710072; 2. 空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

(li_wei_hua@yahoo.com.cn)

摘 要:提出一种新的基于自适应提升小波变换的图像融合方法。基于信号局部结构特征的相关性和方向性,采用自适应提升策略构造小波;利用提升小波对图像的低频和低频分量进行分解,在两幅图像配准的前提下,将小波系数合并,进行小波逆变换,得到融合后的图像;引入融合对称度来判断融合方法的性能。比较融合后图像的熵、相关函数和融合对称度性能指标,提升小波变换方法优于直接平均法和 Symmlets 小波变换方法。

关键词:提升小波;自适应;图像融合;小波分解

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Image fusion algorithm based on adaptive lifting wavelet decomposition

LI Wei-hua^{1,2}, ZHOU Jun¹, ZHOU Lian-wen¹, CHENG Ying-lei^{1,2}

(1. College of Astronautics, Northwestern Poly. University, Xi'an Shannxi 710072, China;

2. Telecom Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an Shannxi 710077, China)

Abstract: A novel image fusion algorithm (IFA) based on adaptive lifting wavelet transform (ALWT) was proposed. The adaptive lifting wavelet transform was mainly based on the correlation of local structure of the signal and the direction. It utilizes this information to construct adaptive wavelets decompositions via lifting scheme and reconstruction. Two registered images were decomposed by adaptive lifting wavelet transform, and then the coefficients were merged. The fusion image was gotten by coefficients reconstruction. In addition, the concept of fusion symmetry (FS) was introduced as a measure of evaluating performance of fusion algorithms. The smaller the FS the more symmetric was the fused image. Comparing the performance of entropy, correlation function and FS, the IFALWT is better than the methods of the average and the Symmlets wavelet.

Key words: lifting wavelet; adaptive; image fusion; wavelet decomposition

图像融合^[1]过程包括图像预处理(如去噪、平滑、归一化、边缘增强等)、图像的配准、特征提取和融合算法等。关键是寻找有效的融合算法。图像融合算法可分为^[2,3]:1) 加权平均法。平均运算提高了融合图像的信噪比,但削弱了图像的对比度;2) 彩色映射法(Hue Intensity Saturation, HIS)。3) 非线性方法,例如高通滤波(High-Pass Filter, HPF)。4) 图像金字塔法,采用某种规则从源图像的金字塔表达中形成新的金字塔表达,再对其进行重构形成融合后的图像。但是,金字塔的大小是源图像的4/3,这就增大了数据量;再就是在金字塔重建时,有时会出现不稳定性。5) 贝叶斯优化方法。6) 马尔可夫随机场方法。7) 神经网络。

小波变换图像融合的一般步骤为^[4]:首先需对两幅图像分别进行小波分解,得到不同频带的分解变换系数;然后选择一个合适的融合方式将小波系数进行合并和聚类。最后,进行小波逆变换,得到融合后的图像。但是,在实际应用中许多图像存在很多突变和不连续部分,在对图像进行小波分解时,如果用传统的固定的滤波器方法进行处理,就有可能将这些重要的结构信息模糊掉,而这些结构信息对融合很重要。所以本文采用自适应提升小波算法对图像进行分解和重构,并应用于图像融合。

1 自适应提升小波变换

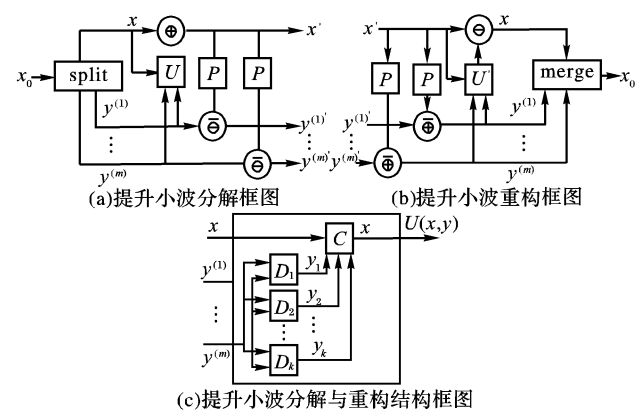


图1 提升小波分解与重构结构框图

传统的小波变换具有有效的逼近平滑信号的内在能力,通过选择合适的小波基,就可以用有限的系数去精确的逼近一个信号。然而在实际中信号往往是不平滑的,存在很多不连续区域,如图像边缘等。传统的小波变换由于没有考虑信号这些局部结构特征信息,从而会导致很多重要信息的模糊,

收稿日期:2005-08-30;修订日期:2005-10-29

作者简介:李卫华(1964-),男,河南郑州人,副教授,博士研究生,主要研究方向:智能信号与图像信号处理;周军(1966-),男,江苏常州人,教授,博士生导师,主要研究方向:导弹精确制导与控制、航天器控制与仿真、先进控制理论与应用;周连文(1972-),女,江苏响水人,博士,主要研究方向:航天器姿态控制;程英蕾(1964-),女,河南南阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:图像信号处理与模式识别。

一种解决的办法就是根据信号的这些局部结构信息来自适应的进行处理。本文采用了基于提升的自适应非线性小波变换,它的主要思想是基于信号的局部结构的相关性,及这种相关性所表现出的方向性^[5]。主要研究通过对更新算子 U 和预测算子 P 进行的自适应处理,使得分解后的近似信号尽量保留原始信号的结构特征,同时,细节信号也能更突出反映信号突变部分的特征。对更新算子 U 自适应处理的结果相当于自适应选择低通滤波器,同样,对预测算子 P 自适应的处理就相当于自适应选择高通滤波器。

1.1 自适应提升小波分解原理

提升小波分解的一般结构如图 1(a) 所示,由以下三个部分组成:

- 1) 分裂:将原始图像 x_0 分裂成两部分,近似图像 x 和细节图像 $y^{(1)}, y^{(2)}, y^{(3)}$ 。
- 2) 更新:用上一步中替换后的细节图像 $y^{(i)}$ 中所包含的信息去更新近似图像 $x: x' = x \oplus U(x, y^{(i)})$ 。更新算子 U 结构如图 1(c) 所示。
- 3) 预测:用更新的近似图像 x' 中的信息去预测细节信号,然后用它们的预测误差去替换 $y^{(i)}: y^{(i)'} = y^{(i)} \ominus P(x')$, ($i = 1, 2, 3$)。

与传统提升法的主要不同在于更新算子 U , U 的输出不仅跟细节信号 y 有关,而且还跟近似信号 x 有关,它是一个非线性算子。更新算子输出可看作是根据 y 从不同方向对 x 的预测中跟 x 的相关性最强的一个值,也即最接近 x 的一个值。 U 的内部结构如图 1(c) 所示。求逆过程中(图 1(b))的更新算子 U' 与 U 有相同的内部结构。若 $x \in X, y \in Y$, 则算子 U 可定义为映射: $U: X \times Y \rightarrow Ran(U)$, $Ran(U)$ 表示 U 的值域。

U 的内部结构和实现如图 1(c) 所示。其中 D_1, D_2, \dots, D_k 是方向算子, k 表示所要考虑的不同方向的大小。它表示从不同方向 i ($i = 1, 2, \dots, k$) 用 y 来预测 x 时的估值 y_i 。我们的目的是要根据这个估值 $y_i(n)$ 和 $x(n)$ 来确定 $x(n)$ 在这一局部跟哪个方向 i 有更强的相关性,为我们选择滤波方式提供依据。其实它也相当于一个估值滤波器,可为线性或非线性的。若 $y \in Y, y_i \in Y_i$, 则算子 D_i 可定义为映射: $D_i: Y \rightarrow Y_i$, 即 $y_i = D_i(y)$ 。

C 为选择算子,它实现的目的是根据近似信号 $x(n)$ 和方向算子 D_i 的输出 $y_i(n)$ ($i = 1, 2, \dots, k$) 来决定在这一局部范围内 $x(n)$ 跟哪一方向有更强的相关性,从而选择输出一个与 $x(n)$ 相关性强的值。如果 $x \in X, y_i \in Y_i, i = 1, 2, \dots, k$, 则 C 可定义为映射:

$$C: X \times Y_1 \times Y_2 \times \dots \times Y_k \rightarrow X \cup Y_1 \cup Y_2 \cup \dots \cup Y_k$$

若将 $x(n), y_1(n), y_2(n), \dots, y_k(n)$ 按大小排序后得到: $y'_1(n) \leq \dots \leq y'_i(n) \leq x(n) \leq y'_{i+1}(n) \leq \dots \leq y'_k(n)$ 则算子 C 可定义为:

$$C(x, y_1, y_2, \dots, y_k)(n) = \begin{cases} y'_i(n), & \text{if: } x(n) - y'_i(n) < y'_{i+1}(n) - x(n) \\ x(n), & \text{if: } x(n) - y_i(n) = y_{i+1}(n) - x(n) \\ y_{i+1}(n), & \text{if: } x(n) - y_i(n) > y_{i+1}(n) - x(n) \end{cases} \quad n \in Z \quad (1)$$

若 $x \in X, x' \in X'$, 则运算符 \oplus, \ominus 分别为如下映射:

$$\oplus: X \times Ran(U) \rightarrow X'; \quad \ominus: X' \times Ran(U) \rightarrow X.$$

它们应满足条件公式(2), (3):

$$(x \oplus U(x, y))(n) = \alpha x(n) + (1 - \alpha)U(x, y)(n), \quad 1 < \alpha \leq 1, n \in Z \quad (2)$$

α 可是常数或为 $x(n)$ 与 $U(x, y)(n)$ 的函数,即:

$$\alpha(n) = F(x, U(x, y))(n).$$

$$(x \oplus U(x, y)) \ominus U(x, y) = x \quad (3)$$

若 $y \in Y, y' \in Y'$, 则运算符 $\overline{\oplus}, \overline{\ominus}$ 为如下映射:

$$\overline{\oplus}: Y \times Ran(P) \rightarrow Y'; \quad \overline{\ominus}: Y' \times Ran(P) \rightarrow Y$$

它们应满足公式(4):

$$(y \overline{\ominus} P(x')) \overline{\oplus} P(x') = y \quad (4)$$

合成操作为分裂操作的逆操作, 即 $x_0 = merge(split(x_0))$ 。预测算子 P 可为线性或非线性的, 定义为映射: $P: X \rightarrow Ran(P)$ 。

在上面实现了信号的分解后, 还有一个重要的问题就是能否对信号进行完全重建, 也就是分解是否可逆的问题。可以证明, 通过如图 1(b) 所示的结构对图 1(a) 的结构分解后的信号完全重建, 而并不需要其他的额外信息。

1.2 提升小波分解

原始图像要分解为一个近似信号 x 和三个细节信号 y^1, y^2, y^3 。在第一步中分裂时采用: $x(n, m) = x_0(2n, 2m), y^1 = x_0(2n, 2m + 1), y^2(n) = x_0(2n + 1, 2m), y^3(n) = x_0(2n + 1, 2m + 1)$ 。在第二步中, 运算符 \oplus 定义为: $(x \oplus U(x, y))(n, m) = (x(n, m) + U(x, y)(n, m))/2$ 。在第三步中, $\overline{\ominus}$ 分别定义为通常的“减”。预测算子 P_i ($i = 1, 2, 3$) 定义为:

$$\begin{cases} P_1(x')(n, m) = (x'(m, n) + x'(n, m + 1))/2 \\ P_2(x')(n, m) = (x'(m, n) + x'(n + 1, m))/2 \\ P_3(x')(n, m) = (x'(m, n) + x'(n + 1, m + 1))/2 \end{cases} \quad (5)$$

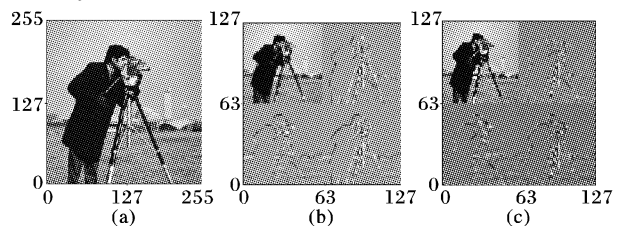


图2 二维情况下自适应方法与一般方法比较

对近似图像 x' 又可进行同样的分解过程得到下一级的近似图像和细节图像, 如此反复进行下去可实现对图像多分辨率的分析。图 2 给出了利用上面方法进行图像分解的结果。图 2(a) 原始图像, 图 2(c) 是进行二级分解后的近似图像与细节图像, 而图 2(b) 是用一般的提升法进行二级分解后的近似图像与细节图像。可以看出用一般的方法所得的近似图像边缘部分很快就开始模糊, 而用自适应的方法所得的近似图像没有这个现象。

1.3 提升小波重构

提升小波重构为分解的逆过程, 也可分为三步: 滤波、更新和合并。它的结构框图如图 1(b) 所示。滤波算子 P' 和更新算子 U' 的结构与分解过程中的预测算子 P 和更新算子 U 相同, 只是运算符为如下定义: $(x' \ominus U'(x', y))(n, m) = 2x'(n, m) - U'(x', y)(n, m)$; $\overline{\oplus}$ 定义为通常的“加”。

1) 滤波: 用近似图像 x' 中的信息去获得细节信号 $y^{(i)'}$, 然后用它们的滤波误差去替换 $y^{(i)'}: y^{(i)'} = y^{(i)'} \overline{\ominus} P'(x')$, ($i = 1, 2, 3$)。

2) 更新: 用上一步中替换后的细节图像 $y^{(i)'}$ 中所包含的信息去更新近似图像 $x': x = x' \overline{\oplus} U(x', y^{(i)'})$ 。

3) 合并: 将近似图像 x 和细节图像 $y^{(1)'}, y^{(2)'}, y^{(3)'}$ 合并成原始图像 x_0 。

2 融合原理和算法评估

2.1 小波图像融合原理

利用提升小波对图像进行融合的流程(见图 3)如下:

1) 首先对原始图像进行重采样和配准,目的是对图像的几何畸变进行校正,并且使得二者具有相似的概率分布以及使得相同大小的分量对应的小波系数大小处于相同数量级,以免一个小波分解系数总是占优;

2) 采用本文提出的自适应提升小波对原始图像进行分解。假设输入的图像为 $A(i,j), B(i,j), i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ 。对图像进行适当层次的提升小波分解,在每个级别上得到一个近似信号和三个细节信号。

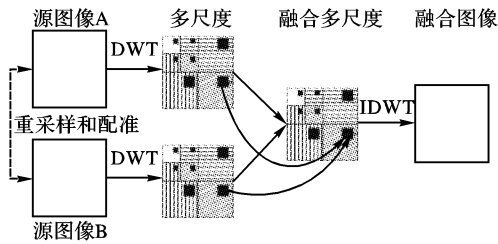


图 3 提升小波图像融合流程图

3) 在变换域进行特征提取并进行融合处理。如果信号中感兴趣的分量相似于一个或少数几个小波基函数,则这些分量相应于小波函数有明显的大的变换系数。这些系数在变换中很容易被发现。当融合的目的是尽可能保留源图像细节时,则提取之,并用以生成融合结果图像。假设原始图像进行了 I 级分解,在 I 级上原始图像的近似分量为 A_{AI} 和 A_{BI} ,融合后图像为 A_{FI} ,则:

$$A_{FI}(i,j) = (A_{AI}(i,j) + A_{BI}(i,j))/2, i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N.$$

关于细节分量的选择:假设在 I 级上原始图像的细节分

量为 D_{AI}^k 和 D_{BI}^k ,融合后图像为 D_{FI}^k ,则有:

$$D_{FI}^k(i,j) = \max\{|D_{AI}^k(i,j)|, |D_{BI}^k(i,j)|\}, k = 1, 2, 3$$

4) 采用本文提出的重构算法对处理后的小波系数进行反变换重建图像。在 I 级上,近似图像为 A_{FI} 和细节图像为 D_{FI}^k ,通过滤波、更新和合并得到 I-1 级上的近似图像 $A_{F(I-1)}$,接着在层次 I-1 上进行重构,得到近似图像 $A_{F(I-2)}$,经过 I 次重构,得到了最终融合后的图像 $F(i,j)$ 。

2.2 融合算法效能评估

为了判断融合算法的性能,一般采用相关函数和互信息作为评价指标。它的定义如下:

1) 假设 F_d 表示融合后的图像, F_p 表示图像融合的理想结果,则它们之间的互相关函数定义为:

$$R = \frac{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{k=1}^{N_2} F_d(j,k) F_p(j,k)}{\left[\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{k=1}^{N_2} F_d(j,k)^2 \right]^{1/2} \left[\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{k=1}^{N_2} F_p(j,k)^2 \right]^{1/2}} \quad (6)$$

其中 M, N 为图像 F_d, F_p 的大小。互相关函数值越大,表示融合后的效果越好。

2) 给定两幅图像 X, Y ,互信息的定义如下:

$$MI = h'(X) + h'(Y) - h'(X, Y) \quad (7)$$

其中, $h'(X)$ 和 $h'(Y)$ 为图像 X, Y 的估计熵,可以通过 Parzen 窗估计^[6] 得到,即:

$$h'(Y) = -\frac{1}{N_a N_b} \sum_{y_a \in a} \log\left(\sum_{y_b \in b} g_{\Psi_{yy}}(y_b - y_a)\right)$$

$$h'(X, Y) = -\frac{1}{N_a N_b} \sum_{(x_b, y_b) \in b} \log\left(\sum_{(x_a, y_a) \in a} g_{\Psi_{yy}}(x_b - x_a, y_b - y_a)\right) \quad (8)$$

本文还采用融合对称度(Fusion Symmetry)准则^[7]。假设两幅待融合的源图像为 $A(i,j)$ 和 $B(i,j)$,融合后的图像为 $F(i,j)$,表 1 给出了它的定义、含义并与互信息准则进行了比较。

表 1 融合对称度与交互信息准则的比较

	互信息准则	融合对称度准则
定义式	$FF = MI_{AF} + MI_{BF}$	$FS = \text{abs}\left(\frac{MI_{AF}}{MI_{AF} + MI_{BF}} - 0.5\right)$
含义	表示融合图像 $F(i,j)$ 包含源图像 $A(i,j)$ 和 $B(i,j)$ 的互信息量总和	表示了融合后的图像 $F(i,j)$ 相对含源图像 $A(i,j)$ 、 $B(i,j)$ 的对称的程度
优点	FF 的值越大,表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富	FS 越小表示融合算法就越好,表示图像从源图像中获取的信息越丰富
缺点	高的 FF 值并不表示两幅图进行了对称的融合	FS 越小,代表融合后的图像对称的利用了原始两幅图像之间的信息,理想情况 $FS = 0$

表 2 图像的信息熵、方差和相关系数

	原始图像	污染图像 A	污染图像 B	直接平均法 F	小波变换融合图像 F	提升小波融合图像 F
信息熵	1.1545	1.1039	0.7859	1.0217	1.0465	1.1436
方差	58.9061	57.8515	53.6405	52.6524	54.7534	58.8737
与原始图像相关系数	1	0.9983	0.9887	0.9969	0.9976	0.9991

3 仿真实验

图 4 给出了本文实验结果。图 4(a) 为原始图像,图 4(b) 和图 4(c) 为原始图像经过高斯噪声污染和高斯模糊后的图像,大小为 256×256 ,灰度级为 256。实验的目的,是要将图 4(b) 和图 4(c) 融合得到新的图像。这里有个前提就是两幅图像已经配准。图 4(d) ~ 图 4(f) 是采用直接平均法(AV)、syn4 小波法(SW)和提升小波方法(LW),得到的融合图像。在融合

过程中,都是把图像分解为 3 层后,再进行融合。

表 2 给出了原始图像、污染图像和采用不同方法融合图像的熵、方差以及与原始图像之间的相关系数。

由图 4 和表 2 可以看出直接平均法得到的融合图像,使图像的一些细节变得模糊,它的信息熵和方差降低了。采用提升小波方法融合后的图像具有高的熵值,即含有更多的信息,并且与原始图像的相关函数很大,所以采用提升小波方法,具有更好的性能。 (下转第 408 页)

代表心肌纤维间隙的位置与方向。

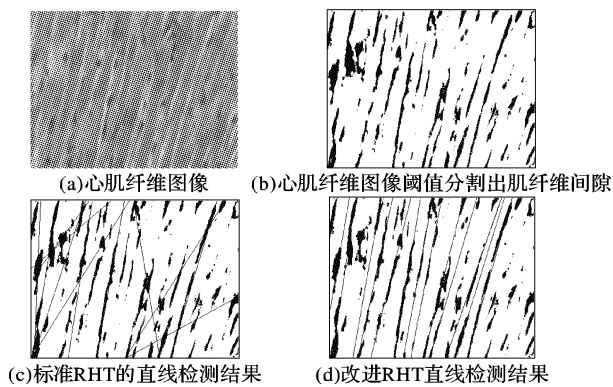


图3 标准 RHT 与改进后 RHT 的测试结果

3 结语

生物的形态表现出多种几何形状,比如肌纤维中的直线段,血管断面的圆形。但这些几何形状都不是规则的几何图像。Hough 变换在理论上能完成各种几何形状的检测。但实践中,由于生物切片图像的特点,标准 Hough 变换及为了提高计算速度,减小内存占用而发展起来的随机 Hough 变换很难对这种不规则几何图形进行一种准确的寻找和定位。在对心肌纤维方向的检测中就存在这样的情况。对此,本文从提高 RHT 累计效率和在参数空间中映射方法两方面进行了改进。

(上接第 405 页)



图4 实验结果

另外,根据表 1 定义式,可计算出 FF 和 FS ,如表 3 所示。

表3 图像互信息融合要素和融合对称度

	MI_{AF}	MI_{BF}	FF	FS
直接平均法	0.9482	0.5752	1.5234	0.1224
小波变换融合法	0.9952	0.6234	1.6186	0.1149
提升小波融合法	1.0684	0.7130	1.7814	0.0997

从表 3 的结果可以看出,直接平均法的 FS 比较大,提升小波的 FS 小。可见通过提升小波变换融合后的图像,比污染的图像 A, B 含有更多的信息,提供了更多的细节信息。所以,参数 FS 对于融合图像来说很重要,其值越小携带的信息越多。在选择融合方法时,希望融合后的图像 FF 尽量大,并且

改进的结果说明,改进后的的算法和标准随机 Hough 变换相比,虽然在速度与内存空间上并不占优势,但是可以显著降低不确定性,能有效地检测出心肌纤维边缘图像中的近似直线段,为进一步心肌纤维的图像测量打下基础。本文为 Hough 变换在生物组织切片图像中不规则几何形状的检测进行了有意义的尝试,所建立的方法也能用于生物图像中大量存在的不规则的直线与几何形状的检测。

参考文献:

- [1] 杨光华. 病理学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2001. 267 - 268.
- [2] (美) CASTLEMAN KR. 数字图像处理(新版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002. 392 - 393.
- [3] XU L, OJIA E, KULTANEN P. A new curve detection method: Randomized hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1990, 11: 331 - 338.
- [4] CUCCHIARA R, FILICORI F. The vector-gradient Hough transform [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(7): 746 - 750.
- [5] KALVIAINEN H, HIRVONEN P, XU L, et al. Probabilistic and nonprobabilistic Hough transform: overview and comparisons [J]. Image and Vision Computing, 1995, 12(4): 423 - 437.
- [6] HAN JH, KOCZY LT, POSTON T. Fuzzy Hough transform. Pattern Recognition Letters 15[M]. 1994. 649 - 658.
- [7] CHATZIS V, PITAS I. Fuzzy cell Hough transform for curve detection [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(12): 2031 - 2042.

FS 尽可能小。

4 结语

为了综合处理来自多源的信息,本文提出了一种新的基于提升策略的自适应小波变换算法,可以很自然的实现信号的完全重建而并不需要其他额外信息。将该方法应用于图像融合中,把图像的近似信号进行平均,细节信号选取较大的进行融合。并引入融合对称度来判断融合方法的性能,最后,比较融合后图像的熵、相关函数和融合对称度性能指标,经仿真实验证明:该方法能很好的提取图像的细节分量,具有抗干扰能力,优于直接平均法和 Symmlets 小波变换方法。而且本方法还可以应用于多传感器遥感图像融合中,在下一步的工作中,将用该方法进行多幅图像之间的融合。

参考文献:

- [1] 何友, 王国宏, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [2] POHL C. Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(5): 823 - 854.
- [3] HALL DL, LINAS LJ J. An Introduction to Multisensor Data Fusion [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 6 - 23.
- [4] PAJARES G. A Wavelet-Based Image Fusion Tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 1855 - 1872.
- [5] HUANG W-T, BI D-Y, MAO B-X. A novel adaptive wavelet via lifting scheme [A]. Proceedings of the third international conference on wavelet analysis and its applications [C]. Chongqing, 2003. 29 - 31.
- [6] DUDA RO, HART PE, STORK DG. 模式分类[M]. 李宏东, 姚天翔, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [7] RAMESH C, RANJITH T. Fusion Performance Measures and a Lifting Wavelet Transform Based Algorithm for Image Fusion [R]. ISIF, 2002, 317 - 320.