

基于多小波变换的图像融合研究

王海晖 彭嘉雄

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要 多小波是小波理论的扩展,在图像处理方面具有单小波所不具有的优点。它能够为图像提供一种比小波多分辨率分析更加精确的分析方法。在研究了多小波变换的特性后,提出了一种基于离散多小波变换的图像融合方法,并将由不同传感器获得的不同分辨率的遥感图像数据利用此方法进行了融合。这种方法不仅能够完好地显示源图像各自的信息,而且能很好地将源图像的细节融合在一起。通过实验结果证明,采用这种方法可以得到更好的融合效果。

关键词 图像融合 离散多小波变换 融合算法 遥感图像

中图分类号: TP571.1 **文献标识码**: A **文章编码**: 1006-8961(2004)08-1002-06

A Study of Image Fusion Based on Multiwavelet Transform

WANG Hai-hui, PENG Jia-xiong

(Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligent Control, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074)

Abstract Multiwavelet is an extension from wavelet theory, and has several particular advantages in comparison with scalar wavelets on image processing. Multiwavelet analysis can offer a more precise way for image analysis than wavelet multi-resolution analysis. In this paper, we research the characteristics of multiwavelet and give a fusion method by means of discrete multiwavelet transform. In the experiment, we have obtained the fused picture through merging a pair of remote sensing images with the different resolution of the same district by applying this image fusion method. Comparing with other fused images and evaluating them in way of objective and subjective performance, we can draw the conclusion that this method can fuse details of input images successfully, and it can perfectly display information of the each input image, therefore using this image fusion method can get more satisfactory result than using others.

Keywords image fusion, discrete multiwavelet transform, fusion algorithm, remote sensing images

1 引言

图像融合是通过一个数学模型把来自不同传感器的多幅图像综合成一幅满足特定应用需求的图像的过程,从而可以有效地把不同图像传感器的优点结合起来,提高对图像信息分析和提取的能力^[1]。对于图像融合的对象,可以分为两大类,即多光谱图像(通常为RGB彩色图像)与灰度图像之间的融合,以及灰度图像之间的融合。灰度图像之间的融合,在大体上可分为三大类。一类是简单融合方法,包括将空间对准的两幅图像直接求加权平均值。另一类方法是基于

金字塔形分解和重建算法的融合方法,主要包括梯度金字塔法、对比度和比率金字塔法以及拉普拉斯金字塔法等,它们首先构造输入图像的金字塔,再按一定的特征选择方法取值形成融合金字塔,通过对金字塔实施逆变换进行图像重建^[2],最终生成融合图像,它们的融合效果要远优于第1类方法,然而它也有很多不尽如人意的地方^[3]。还有一类方法就是近几年兴起的基于小波变换的图像融合方法,它通常采用多分辨率分析和 Mallat 快速算法^[4],通过在各层的特征域上进行有针对性的融合,比较容易提取原始图像的结构信息和细节信息,所以融合效果要好于基于金字塔形变换的图像融合法。这是因为小波变换更为紧凑;小

基金项目:精确制导与自动目标识别国防科技重点实验室基金项目(51483040103JW0515)

收稿日期:2003-11-24;改回日期:2004-04-23

波表达式提供了方向信息,而金字塔表达式未将空间方向选择性引入分解过程;由于可以选择正交小波核,因此不同分辨率包含的信息是唯一的,而金字塔分解在两个不同的尺度之间含有冗余,另外金字塔不同级的数据相关,很难知道两级之间的相似性是由于冗余还是图像本身的性质引起的;金字塔的重构过程可能具有不稳定性,特别是两幅图像存在明显差异区域时,融合图像会出现斑块,而小波变换图像融合则没有类似的问题。此外,小波变换具有完善重建能力,保证了信号在分解重构过程中没有信息损失和信息冗余产生。

小波理论与多分辨率分析密不可分,通常假定一个多分辨率分析是由一个尺度函数生成,由一个小波函数平移与伸缩构成 $L^2(\mathbf{R})$ 空间的基,该小波函数被称为标量小波(scalar wavelet)。我们通常所说的小波指的就是标量小波,即单小波。多小波(multiwavelet)是单小波的扩展,当一个多分辨率分析由多个尺度函数生成时,相应地可由多个小波函数平移与伸缩构成 $L^2(\mathbf{R})$ 空间的基,这些小波函数就被称为多小波。小波在数据压缩、信号去噪及快速计算等应用中具有优势,主要是利用到小波基可以用较少非零小波系数去逼近实际函数的能力,选择小波基应该是以最大量的产生接近于零的小波系数为最优。小波基的这种能力主要依赖其数学特性——正交性、消失矩、对称性以及支集长度等。对此多小波也不例外,而且因为增加了小波基的个数,多小波能更好地处理单小波无法克服的一些问题。例如正交性和对称性之间的矛盾、支集长度与消失矩之间的矛盾、正交性和插值性之间的矛盾,多小波可以同时具有紧支撑性、二阶消失矩、对称性和正交性等性质,这些性质对于图像分析和处理是非常重要的,正交性能保持能量;对称性适合人眼的视觉系统,使图像边界易于处理;紧支撑的多小波对应的滤波器是有限脉冲响应滤波器。但是实系数单小波则不能同时具有这些性质,所以多小波在图像分析和处理方面具有单小波所不具有的优点,它能够为用户提供一种比小波多分辨率分析更加精确的分析方法,也更适合将其运用图像融合中去。

2 多小波变换

多小波与单小波的区别在于多小波基是由 r 个小波母函数经过平移伸缩生成,在实际应用中可以

把光滑性、紧支性、对称性等完美地结合在一起。可写成向量形式 $\Psi(t) = [\psi_1(t) \psi_2(t) \cdots \psi_r(t)]^T$, 相应地有 r 个尺度函数 $\Phi(t) = [\varphi_1(t) \varphi_2(t) \cdots \varphi_r(t)]^T$ 。当 $r=1$ 时, $\Psi(t)$ 就是标量小波,即单小波。同时,用于单小波的传统滤波器组可扩展为矢量滤波器组,矢量滤波器组中处理的对象是矢量信号。 $\Psi(t)$ 和 $\Phi(t)$ 满足下列二尺度方程:

$$\Phi(t) = \sum_{k=0}^{m-1} C_k \Phi(2t - k) \quad (1)$$

$$\Psi(t) = \sum_{k=0}^{m-1} D_k \Phi(2t - k) \quad (2)$$

式中, C_k 和 D_k 是 $r \times r$ 常数矩阵。

Geronimo 等人利用复杂的分形插值方法成功构造了具有紧支撑、正交的、对称的和二阶消失矩的两个尺度函数,1996 年他们再次应用分形插值的方法构造了被称为 GHM 的多小波。下面以 GHM 离散多小波为例^[5]来研究多小波的重要性质。如图 1 所示,它由两个小波函数(ψ_p, ψ_q)组成,相应地也有两个尺度函数(φ_p, φ_q),其中 $r=2, m=4$ 。

GHM 多小波以及其他多小波都具有以下几个重要性质。经过适当平移,多小波和多尺度函数都具有对称性(或反对称性),可使滤波器具有线性相位或广义线性相位,避免了重构产生的误差;它的每个尺度函数都是短支撑的,可以避免因截断产生的误差,因而适宜处理边界问题;具有二阶或以上的消失矩,所有的小波都有一阶消失矩,但在实际应用中,好的逼近要求至少能对线性函数完全重构,即要有二阶消失矩;具有正交性,正交小波的对偶是其本身,在应用中因为无需构造对偶函数,节省了许多运算。这些性质是一般的单小波及其尺度函数不可能同时具备的,因此应用上不方便。而多小波可同时满足这几个特征,比单小波更有优势,在实际应用中比单小波更快捷、更精确^[6]。

离散单小波变换中, Mallat 快速算法已经为它的实现提供了良好的框架。而在用矢量滤波器组来实现离散多小波变换时,由于矢量滤波器组处理的对象是矢量信号,因此在对图像进行多小波分解前,需要先将原始图像转化为矢量图像,使之变成 $r \times r$ 矩阵块,这个步骤是由预滤波器完成的,称为预滤波。首先对原始的标量输入图像 $f(n)$ 进行临界采样,得到矢量 $x(k) = [f(rk) \cdots f(rk+r-1)]^T$ 。然后,让 $x(k)$ 通过 $r \times r$ 的预滤波器 $Q(\omega)$, 获得用于多小波分解的初始矢量信号 $C_k^{(0)}$ 。假如输入预滤波

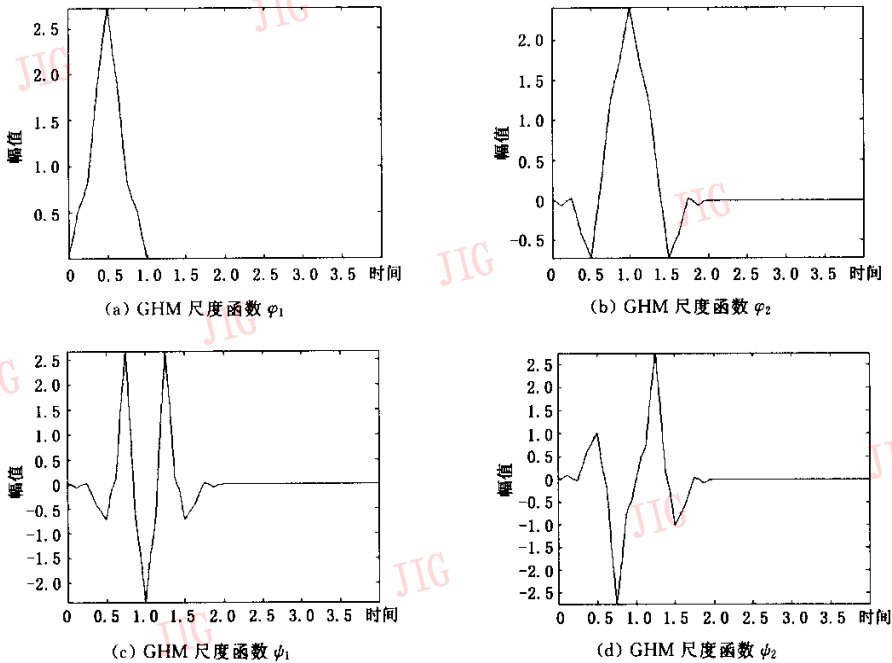


图 1 GHM 尺度函数和小波函数图

器的原始图像大小为 $M \times N$ ，则输出的每个图像大小为 $(M \times N)/r^2$ 。相应地在进行多小波重构后，要加入后滤波器 $P(\omega)$ 进行后滤波处理，将 $C_i^{(0)}$ 还原为 $f(n)$ ，后滤波是预滤波的逆过程。预滤波器的设计

是多小波中特有的问题，是实现多小波分解的关键，文献[7]详细说明了预滤波方法。

下面以 $r=2$ 为例，给出离散多小波 2 层分解的过程，如图 2 所示。



图 2 离散多小波分解示意图

经过预滤波后，原始图像被分为 4 幅大小相同的子图像。二维图像的离散多小波分解过程与单小波分解过程类似，但由于有多个尺度（小波）函数存在，与图像的单小波变换后的一个子图像相对应，在多小波变换后有 r^2 个子图像。在第 1 层多小波分解时，经过 2 个小波分别地低通滤波和高通滤波后，原始图像变为 16 个子图像，如图 3 所示。

图像经过单小波分解后只生成一个低频子图像，而在多小波分解中则得到一个低频图像块，它包括一个 2×2 的子区间，由 4 幅子图像组成，即

$$\begin{matrix} L_1L_1 & L_1L_2 \\ L_2L_1 & L_2L_2 \end{matrix}$$

L_1L_1	L_1L_2	L_1H_1	L_1H_2
L_2L_1	L_2L_2	L_2H_1	L_2H_2
H_1L_1	H_1L_2	H_1H_1	H_1H_2
H_2L_1	H_2L_2	H_2H_1	H_2H_2

图 3 第 1 层离散多小波分解示意图

设 L_1H_2 表示图像在水平方向经过第 2 个小波的高通滤波和在垂直方向经过第 1 个小波的低通滤波。

在进行第 2 层分解时，类似单小波分解，只是将低频部分进一步地分解，高频图像部分保持不变。以此类推。分解完成后，只有最高层的 4 个低频图像是完全的低频图像，其余子图像中均含有高频成份。S 级多小波变换可将图像分解为 $r^2(3S+1)$ 个子图像。

对分解后的图像执行多小波分解的逆运算可重构出图像。经过离散多小波重构后的图像实际上还是矢量图像，还需要经过后滤波器处理才能还原成图像原来的结构，这个处理步骤被称为后滤波。经过后滤波的处理，图像才算完全被重构。

3 图像融合算法

图像的融合可以在 3 个不同层次上进行,即像素级的融合、特征级的融合以及决策级的融合。本文所采用的是像素级的融合,即直接对图像的像素进行运算并得到融合后的图像,这样就保留了尽可能多的信

息。对空间已对准的源图像分别进行预滤波和多小波分解,将图像分解成频域上不同频率段的分解变换系数,它们同样可以构成一系列矩阵(子图像),以代表源图像的各个特征分量。这对后续的融合处理极为重要,它使得融合处理可以根据不同的特征分量采用不同的融合方法以达到最佳融合效果。图 4 给出了此图像融合算法的示意图(仍以 $r=2$ 为例)。

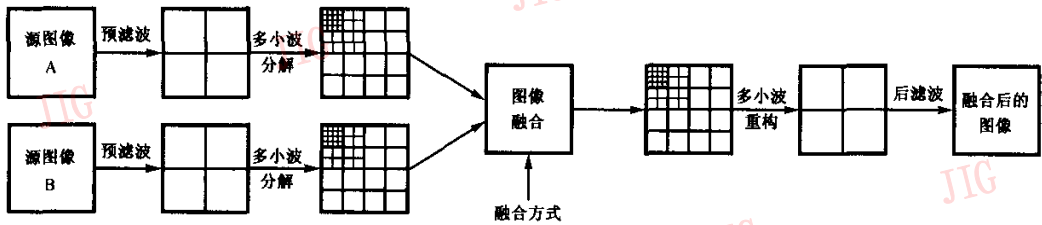


图 4 基于离散多小波变换的图像融合算法示意图

像素级图像融合要求提取各个源图像中的特征(细节),并在最终的融合图像中得到有效的显示。在源图像中,明显的图像特征,譬如直线、轮廓、区域等,往往表现为灰度值及其变化,而在多小波变换域中则表现为变换系数的绝对值大小,图像的细节往往包含在图像的高频分量中,所以接下来的图像融合就是要寻求适当的融合方式来提取和融合源图像各自的细节信息。图像的融合方式是图像融合的核心,它的优劣直接影响融合的质量。在建立融合图像的每个多小波系数时,必须确定哪幅源图像的多小波系数对融合有利,这个信息将保留在融合决策图中。融合决策图的大小是和源图像大小一致的,融合决策图的每个值是源图的索引^[8]。

即 $n=1,2,\dots,16$,其中 4 个低频子图像(1 个低频子图像块),12 个高频子图像(分为 3 个不同方向的高频子图像块)。根据图像处理的一般理论,图像的细节信息包含在图像的高频分量中,故对于只包含基本信息的第 S 分解层的 4 个低频子图像,可根据情况将他们的像素加权平均值作为融合子图像的对应像素值,而对其余的高频子图像,则通过特征提取算子来选择哪个多小波系数作为融合子图像的相应多小波系数。

多小波分解已将图像分解变换到了不同的频段中,亦即将源图像逐层分解成显示不同特征的子图像。为了得到融合的多小波系数,采用基于区域的融合方式进行融合。这种方式不仅仅要考虑相应位置的多小波系数,还要考虑与它相邻的多小波系数(即考虑了图像像素与它相邻像素的相关性这一事实),最终确定融合的相应位置的多小波系数。

采用区域边缘信息作为特征量的融合方式。此方法是优先选取区域边缘信息丰富的图像,这是因为,一般来说边缘代表图像中最重要的细节信息,由此,可以采用边缘提取的方法来提取这些特征点。

$$S_j(m,n) = \sum_{(m',n') \in [J,K]} P(m',n') [D_j(m,n,m',n')] \quad (3)$$

式中, $S_j(m,n)$ 为图像 (m,n) 点的特征量计算值; $D_j(m,n,m',n')$ 为图像以某个像素 (m,n) 为中心点的一个区域,区域的大小就是窗口的大小 $J \times K$; $P(m',n')$ 为特征提取算子,边缘提取的算子很多,它的选取要依具体情况来看。

以两幅源图像为例,以子图像的每个像素点为中心,在一个窗口区域里(大小为 $J \times K$)来进行图像的特征选择和融合。设多小波分解的总层数为 S 。多小波分解的层数越多,融合结果中包含的细节越丰富,但随着分解层数的增多运算量也越大,并且顶层融合损失的信息也越大,因此基于离散多小波变换的图像融合算法分解层数也不宜过多。设 j 为分解层序号,即 $j=1,2,\dots,S$ 。每一层子图像为 16 个,

从多小波的分解结构图可以看出,高频段的 3 个部分分别集中了水平、垂直和对角方向的边缘信息。为了充分利用这些带有方向性的边缘信息,将这 3 部分子图像分别与方向算子 P_1, P_2, P_3 (窗口大小均为 3×3) 进行卷积运算,然后分别比较经过运算后的相对应图像像素值大小,取绝对值大的那一点的像素值作为融合图像的像素值,从而得到融合变换系数。 P_1, P_2, P_3 如下:

$$P_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$P_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

为了保持融合后的各个频带数据具有一致性,应采用概率方法对其进行一致性检测与调整。调整原理是采用“多数”原则,即在频带数据融合时对每个像素进行如下处理:如果某像素的8邻域中至少有6个像素来自图像A,则该像素融合后的子带数据也调整为由图像A确定,即取来自图像A对应点的像素值,否则保持原数据不变。最后按多小波的重构算法,将获得的融合变换系数逐层进行离散多小波的逆变换,再经过后滤波处理即可得到融合后的图像。

4 实验结果

图5为实验结果。图5(a)与图5(b)是源图像,其中图5(a)是SPOT遥感卫星的全色(Panchromatic)图像,其分辨率为10m,而图5(b)是XS3(Near Infrared band)波段的图像,其分辨率为20m。这两幅源图像都是256级灰度,经过空间完全对准后,其图像大小均为256×256像素。

从图像上可以看出由于它们的波段和分辨率不同,所以反差很大。图5(f)是利用基于多小波变换法得到的融合图像,它是利用GHM多小波进行变换的。图5(e)是基于小波变换法得到的融合图像,选择Daubechies D_4 小波进行变换,因为它与GHM多小波有很多相似的特征(譬如, D_4 也含有两个消失矩,它也是正交的等等)。图5(c)是采用直接把两幅图像简单求平均后得到的融合图像;而图5(d)是采用梯度金字塔法进行融合后得到的图像。

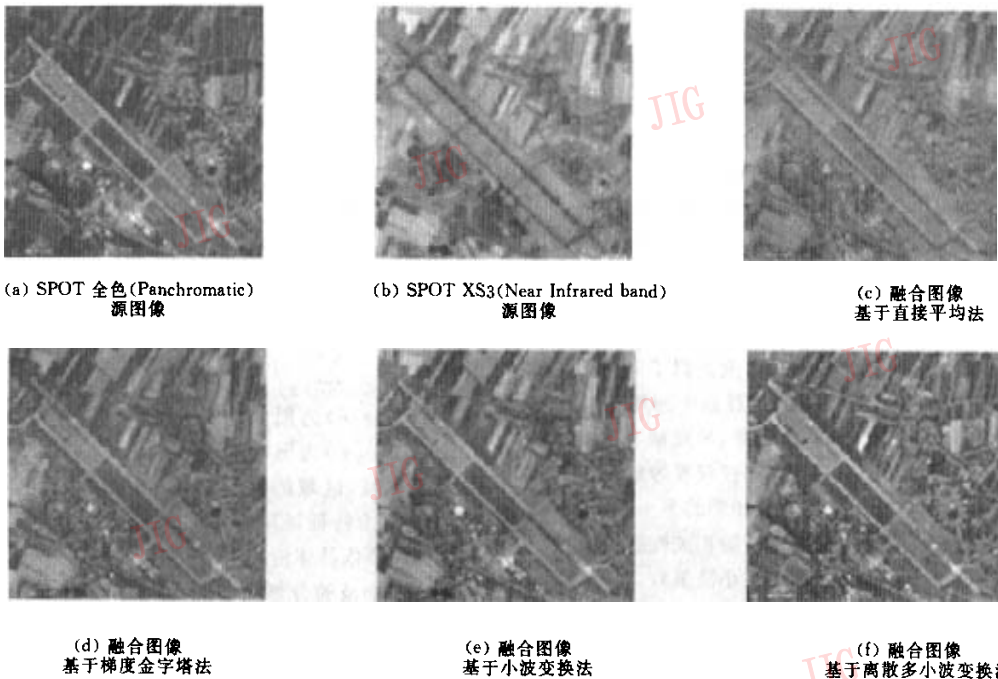


图5 不同分辨率源图像及融合结果图像

目前,对于融合图像质量的评价目前还没有一个全面、客观和统一的标准,主要是依靠观察者的主观感觉。为了能对融合图像进行定量的分析,借用交互信息量(Mutual Information)的概念来评价源图像与融合图像之间的相似程度^[9]。

设源图像分别为A、B,其灰度值范围分别为 $[0, a]$ 和 $[0, b]$;融合图像为F,其灰度值范围为 $[0, f]$ 。F与A、B的交互信息量分别表示为 I_{FA} 和 I_{FB} 。

$$I_{FA} = \sum_{i=0}^a \sum_{j=0}^f p_{FA} \log \frac{p_{FA}}{p_F p_A} \quad (4)$$

$$I_{FB} = \sum_{i=0}^h \sum_{j=0}^f p_{FB} \log \frac{p_{FB}}{p_F p_B} \quad (5)$$

式中, p_A 、 p_B 和 p_F 分别是 A 、 B 和 F 的概率密度; p_{FA} 和 p_{FB} 分别代表两组图像的联合概率密度。综合考虑这两个数值量, 取 $M_F^{AB} = I_{FA} + I_{FB}$ 来表示融合图像 F 包含源图像 A 和 B 的交互信息量总和。交互信息量是反应融合效果的一种客观指标, 它的值越大, 表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富, 融合效果越好。它可以更准确地评价各种融合效果的优劣。

但是, 这项指标仅仅是从定量的方面来考虑图像的质量, 并不全面。所以定性分析即视觉分析仍是必不可少的。一般评价融合图像的质量时是以视觉分析为主, 辅以定量分析。表1分别给出了融合图像与源图像的交互信息量。

表1 融合图像与源图像的交互信息量

	图5(c)	图5(d)	图5(e)	图5(f)
交互信息量	1.15	1.59	2.35	2.66

从图5和表1可以看出, 采用直接平均法得到的融合图像使源图像的一些明显特征变得模糊, 从视觉方面可以看出其余的融合方法均可使得在单个源图像中没有显示的信息, 在融合图像中得到了补充。其中图5(f)很好地将两幅源图像的信息融合到了一起, 在图5所有的融合图像中质量最好。从定量方面来评价, 从表1中可以看出, 图5(f)的交互信息量最高, 说明融合图像从源图像中获取的信息最丰富。总之采用基于离散多小波变换融合方法得到的融合图像的各项指标均优于其他的融合图像。在选择合适的离散多小波的基础上, 利用这种方法不仅能够完好地显示源图像各自的信息, 而且还很好地将源图像的细节融合在了一起。

5 结 论

多小波是单小波的扩展, 它具有许多自身的特点。正是由于这些特点, 使得离散多小波在图像处理方面优于单小波, 能够为图像提供一种比小波多分辨分析更加精确的分析方法。本文利用多小波变换的空间-频率局部性、方向性、多分辨率性等优点, 在小波塔形分解的基础上, 针对不同分解层的不同频率特性区域, 采用了不同融合规则与算子进行像素级的图像融合, 并将由不同传感器获得的不同分辨率的卫星图像数据利用此方法进行了融合。实验结果表明, 该融合方法取得了良好的融合效果。通过与

其他图像融合方法进行主观与客观方面的评价比较, 证明采用这种方法优于使用单小波变换法, 以及其他几种变换法, 可以得到更好的融合效果。同时, 该图像融合方法同样也适合于医学、遥感、机器视觉、目标跟踪、战场监视等诸多领域。虽然本方法是针对两幅源图像进行融合而提出的, 但它可以很方便地推广到多幅源图像的融合。

参 考 文 献

- Pohl C, Genderen J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823~854.
- Burt P T, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532~540.
- LI H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235~245.
- Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674~693.
- Geronimo J S, Hardin D P, Massopust P R. Fractal functions and wavelet expansions based on several functions[J]. Journal of Approximation Theory, 1994, 78(3): 373~401.
- Strela V, Hellers P N, Strang G, et al. The application of multiwavelet filter banks to signal and image processing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(4): 548~563.
- Strela V. Multiwavelets: theory and application [D]. Department of Mathematics, Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, USA, 1996.
- 王海晖. 不同遥感图像的融合与应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2003.
- Qu G, Zhang D, Yan P. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313~315.



王海晖 1969年生。1999年毕业于武汉工业大学控制理论与控制工程专业, 获硕士学位, 现为华中科技大学模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理、目标检测、数据融合、模式识别等。
E-mail: wanghaihui69@sina.com



彭嘉雄 1934年生。教授、博士生导师。主要研究方向为模式识别、视频图像处理、目标检测等。完成863、国家自然科学基金等基金, 以及部、委攻关课题等50余项。