

基于小波包变换的遥感图象融合

王海晖 彭嘉雄 吴巍

(华中科技大学图象识别与人工智能研究所, 图象信息处理与智能控制教育部重点试验室, 武汉 430074)

摘 要 为了更好地把来自多传感器的图象信息综合起来, 以提高对图象信息的分析和提取能力, 在研究了小波包图象分析法之后, 提出了一种基于小波包变换的图象融合方法. 由于小波包变换能对图象进行多层次分解, 包括对小波变换没有细分的高频部分也能进行进一步的分解, 因此小波包分析能够为图象提供一种比小波多分辨率分析更加精细的分析方法. 利用此融合算法将由多传感器获得的同一目标不同波段的遥感图象和不同分辨率的遥感图象进行融合后得到的融合图象, 能够很好地将源图象的细节融合在一起. 通过与该融合图象进行主观与客观的评价比较, 证明该融合方法可以获得更好的融合效果.

关键词 图象融合 小波包变换 遥感图象 融合算法

中图法分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)09-0932-06

Remote Sensing Image Fusion Using Wavelet Packet Transform

WANG Hai-hui, PENG Jia-xiong, WU Wei

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

Abstract In order to merge information from multi-sensor adequately and to improve abilities of information analysis and feature extraction, we study wavelet packet analysis on image data and give a fusion method in pixel level by means of wavelet packet transform in this paper. Wavelet packet transform decomposes an image into low frequency band and high frequency band in different level. Besides decomposing low frequency band in a higher scale, it decomposes high frequency band in higher scale which wavelet analysis does not do. It offers a more precise way for image analysis than wavelet multi-resolution analysis. Through merging images data of different wavebands from multi-sensor to the same object and different resolution images data by applying image fusion method based on wavelet packet analysis, we get fused pictures. The method can fuse details of input images successfully, so that it display information of the each input image perfectly. Comparing with other fused images and appraising them on way of objective and subjective performance, we can draw the conclusion that using this image fusion method can get more satisfactory result than using others.

Keywords Image fusion, Wavelet packet transform, Remote sensing image, Fusion algorithm

0 引言

随着遥感技术的发展, 由不同物理特性的传感器所获得的遥感图象不断增多, 因此如何综合利用这些多种来源的遥感图象进行数据提取和分析就成为遥感研究领域研究的一个重要方向, 而将各种不同传感器得到的数据融合起来, 以便充分地利用这些信息也

就成为了国际遥感界研究的主要课题之一. 图象融合技术是数据融合技术的一个分支, 它可以定义为: 通过一个数学模型, 把来自不同传感器的图象综合成一幅满足特定应用需求图象的过程. 遥感应用的许多研究工作表明, 通过融合不同来源的遥感图象, 不仅能充分利用它们在时间上和空间上的互补和冗余, 从而有效地把不同传感器的优点结合起来, 还可以提高对图象信息的分析和提取能力^[1].

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60085002)

收稿日期: 2001-06-14; 改稿日期: 2001-12-21

图象融合算法大体上可分为如下3种^[2,3]:一种是传统的简单融合方法,其中最简单的方法是将空间对准的两幅图象直接平均的方法,另外还有IHS(intensity-hue saturation)法、HPF(high-pass filter)法和PCA(principal component analysis)法等;另一种方法是基于金字塔式分解^[4]和重建算法的融合方法,其主要有拉普拉斯金字塔(laplacian pyramid)法、形态学金字塔(morphological pyramid)法以及梯度金字塔(gradient pyramid)法等,它们首先构造输入图象的金字塔,再按一定的特征选择方法取值来形成融合金字塔,然后通过对金字塔实施逆变换来进行图象重建,以生成融合图象。这些方法虽较简单,但它也有不尽如人意之处,譬如,金字塔的大小是源图象的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,特别是当多幅源图象中存在明显差异时,融合图象会出现斑块。另外还有一种方法就是近几年兴起的基于小波变换的图象融合方法,该方法通常首先采用小波多分辨率分析和Mallat快速算法^[5],将原始图象分解成近似图象和细节图象,它们分别代表了图象的不同结构,然后通过在各层的特征域上进行有针对性的融合,由于这样比较容易提取原始图象的结构信息和细节信息,所以融合效果较好。此外,由于小波变换具有完善重建能力,故保证了信号在分解重建过程中,没有信息损失和信息冗余产生。

Mallat在构造正交小波基时,虽然提出了多分辨率分析(multi-resolution analysis)的概念,即从空间的概念上,形象地说明了小波的多分辨率特征,并将此前的所有正交小波基的构造法统一起来,给出了正交小波的构造方法以及正交小波变换的快速算法,即Mallat算法,但是由于小波变换只是对低频部分(即近似图象部分)进行进一步的分解,而对高频部分(即细节图象部分)则不予以考虑,这样就不能更有效地对图象,尤其是包含大量细节的遥感图象进行分解,所以本文采用一种更为精确和更适合于图象融合的方法——小波包分析法来对遥感图象进行融合,并对这种融合方法进行了实验验证。

1 小波包变换算法

图象的小波多分辨率分析(wavelet multi-resolution analysis)常采用离散小波变换(discrete wavelet transform (DWT)),它为图象分析提供了

强有力的工具^[6]。离散小波变换是通过一组低通分解滤波器(G)和高通分解滤波器(H)来对图象进行离散小波分解。通过小波变换将原始图象数据按不同频带和分辨率分解成子带图象,每一层小波系数分解成如下4个子带:垂直和水平方向低频的子带GG(即低频部分,显示为近似图象);水平方向低频和垂直方向高频的子带GH(即高频部分,显示为垂直高频图象);垂直方向低频和水平方向高频的子带HG(即高频部分,显示为水平高频图象);垂直和水平方向高频的子带HH(即高频部分,相当于45°斜线方向高频图象)。图1给出了3层小波分解的示意图,每一层的4个图象的大小是相同的。这种小波分解对每一层所得到的低频分量GG可以继续进行下一个尺度的分解,但对其余的高频部分则不再分解下去。若要重构图象,则通过另一组低通重构滤波器($\tilde{G}$)和高通重构滤波器($\tilde{H}$)就可以逐级重构出图象^[7]。

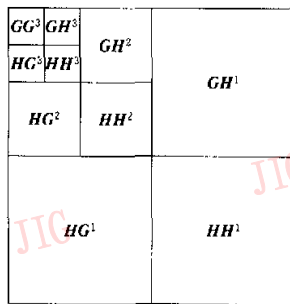


图1 小波分解示意图

从上面的分析可以看出,正交小波变换的多分辨率分解只是将尺度空间 V 进行了分解,即

$$V_0 = V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = V_3 \oplus W_3 \oplus W_2 \oplus W_1 = \dots$$

式中, $\oplus$ 表示求正交和,而没有对小波空间 W (即细节空间)进行进一步的分解,并且这种小波分析的频率分辨率随频率升高而降低。

多分辨率分析虽然可以对图象进行有效的时频分解,但由于其尺度是按二进制变化的,所以在高频频段,其频率分辨率较差,而在低频频段,其时间分辨率较差,即这种多分辨率分析可视为对信号的频带进行指数等间隔划分。小波包分析(wavelet packet analysis)能够为信号提供一种更加精细的分析方法^[8],由于它不仅将频带进行多层次划分,而且对多分辨率分析没有细分的高频部分也进行进一步的分解,即小波包分析具有能使随着尺度 j 的增大而变宽的频谱窗口进一步分割变细的优良性质,这就克服了正交小波变换的不足,因此小波包分析具有更广泛的应用价值。

在多分辨分析中, $L^2(R) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j$, 表明多分辨分析是按照不同的尺度因子 j 把 Hilbert 空间 $L^2(R)$ 分解为所有子空间 $W_j (j \in \mathbb{Z})$ 的正交和. 其中, W_j 为小波基函数 $\psi(t)$ 的闭包(小波子空间). 现在, 可进一步对小波子空间 W_j 按照二进制进行频率的细分, 以达到提高频率分辨率的目的. 这里可将尺度子空间 V_j 和小波子空间 W_j 用一个新的子空间 U_j^n 统一起来表示, 令 $\begin{cases} U_j^0 = V_j \\ U_j^1 = W_j \end{cases} j \in \mathbb{Z}$, 则 Hilbert 空间的正交分解 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$, 即可用 U_j^n 的分解统一为

$$U_{j+1}^0 = U_j^0 \oplus U_j^1 \quad j \in \mathbb{Z} \quad (1)$$

定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间, 而 U_j^{2n} 是函数 $u_{2n}(t)$ 的闭包空间, 并令 $u_n(t)$ 满足下面的双尺度方程:

$$\left. \begin{aligned} u_{2n}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) u_n(2t - k) \\ u_{2n-1}(t) &= \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) u_n(2t - k) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中, $g(k)$ 和 $h(k)$ 分别是滤波器组的低通滤波器系数和高通滤波器系数, 并且满足

$$h(k) = (-1)^k g(1-k)$$

即两系数具有正交关系. 当 $n=0$ 时, 式(2)可转为

$$\left. \begin{aligned} u_0(t) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) u_0(2t - k) \\ u_1(t) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) u_0(2t - k) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

通过与多分辨分析中尺度函数和小波基函数满足的双尺度方程

$$\left. \begin{aligned} \varphi(t) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) \varphi(2t - k) \\ \psi(t) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) \varphi(2t - k) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

的相比较可知, $u_0(t)$ 和 $u_1(t)$ 分别退化为尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波基函数 $\psi(t)$. 由上式构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 称为由基函数 $u_0(t) = \varphi(t)$ 确定的正交小波包. 由此可见, 小波分解是小波包分解的特例, 当仅使用小波包的 $u_0(t)$ 和 $u_1(t)$ 时, 小波包变换就变成小波变换, 若对小波分解后的各个高频成分也进行小波分解, 则小波变换就转化为小波包变换, 由此可见, 小波包变换是小波变换的拓展和延伸^[9,10].

图象的小波包分解可以用一个四叉小波包树来表示, 图2是小波包3层完全分解示意图.

在对原始图象进行分解时, 是按小波包分解算法逐层进行分解, 其不仅对低频段进行分解, 而且对高频段也进行分解. 由于通过小波包对 W_j 空间进

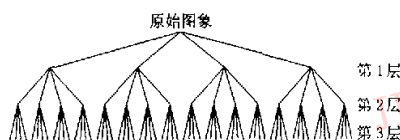


图2 小波包分解示意图

行的进一步分解, 可以提高频率分辨率, 因此它不仅是一种比小波多分辨分析更加精细的分解方法, 而且具有更好的时频特性.

2 图象融合算法

图象的融合可以分为像素级的融合、特征级的融合和决策级的融合3个不同层次. 本文采用的是像素级的融合, 即直接对图象的像素进行运算, 这样就保留了尽可能多的信息. 融合时, 首先需对两幅空间已对准的遥感图象分别进行小波包分解. 一般小波包分解的层数越多, 融合结果中包含的细节就越丰富, 但由于随着分解层数增多, 运算量将越大, 并且顶层融合损失的信息也越大, 因此基于小波包变换的分解层数不宜过多. 分解后所得到的不同频带的分解变换系数, 它们同样可以构成一个矩阵. 接下来, 图象融合的关键就是选择一个合适的融合方式. 图3给出了图象融合算法的示意图.

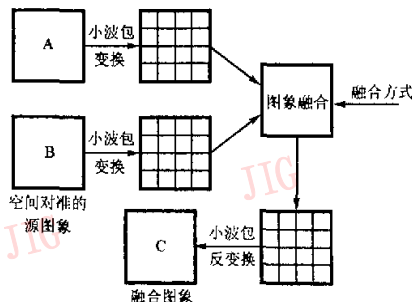


图3 基于小波包变换的图象融合流程

像素级图象融合要求提取各个源图象中的特征(细节), 并在最终的融合图象中得到有效的显示. 因为在源图象中, 明显的图象特征, 譬如直线、轮廓、区域等, 往往表现为灰度值及其变化, 而在小波变换域中, 则表现为变换系数的绝对值大小, 而图象的细节往往包含在图象的高频分量中, 所以图象融合要寻求适当的融合方式来融合源图象各自的细节信息, 即有效地在相应的频段里进行信息的融合处理.

由于小波包变换已将图象信息分解变换到了不

同的频段中,即已将源图像逐层分解成显示不同特征的子图像,因此一种融合的方式是在子图像中取绝对值最大的像素点的像素值(变换系数)作为融合子图像对应像素点的像素值,这种方式是基于像素点的融合方式(pixel-based),它是把每个像素点看作是孤立点来处理的;另外一种融合方式是基于区域的融合方式(region-based),它是一种更能反映图像特征的融合方式,它首先在以每个像素点为中心的一个窗口区域里(譬如)来考虑图像的特征,并在计算该区域方差值的基础上,选择方差值较大点的像素值作为融合子图像对应点的像素值,从而得到融合变换系数,图4给出了两种融合方式的示意图;然后再按小波包变换

的重构算法,将获得的融合变换系数进行小波包的逆变换,即可得到融合图像。

3 实验结果

图5和图6给出了本文的实验结果图,图5给出的是同一地区分辨率相同的两幅遥感图像的融合实验图,图5(a)与图5(b)是源图像,其中,图5(a)是分辨率为20m的Green波段遥感图像;而图5(b)是分辨率为20m的Near Infrared波段遥感图像,这两幅源图像都是256级灰度,328×278pixels大小,且经过空间完全对准的灰度图像。从图像上可以看出,由于它们的波段不同,所以反差很大,而图6给出的是同一地区空间分辨率不同的两幅遥感图像的融合实验图,图6(a)与图6(b)是源图像,其中,图6(a)是航空拍摄的图片,具有较高的空间分辨率;图6(b)是同一地区的卫星图片,空间分辨率较低,这两幅源图像也是经过空间对准的256级灰度,170×170pixel大小的灰度图像。

图5(c)~图5(f)与图6(c)~图6(f)是采用几种不同的融合方法得到的融合图像,在融合过程中都是把图像分解为3层后,再进行融合。

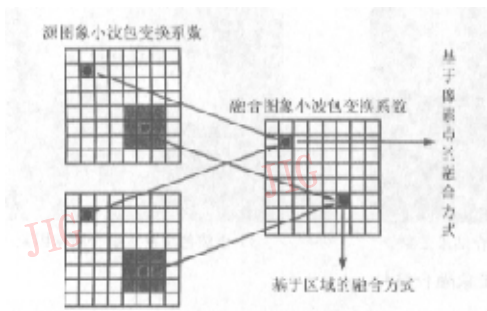


图4 融合方式示意图

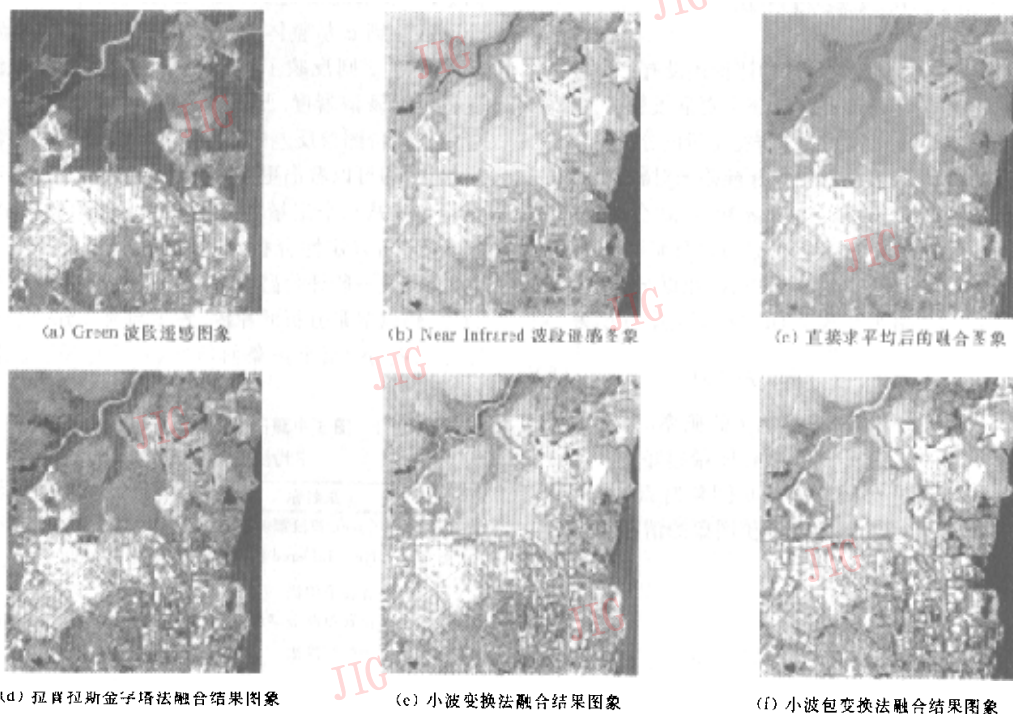


图5 相同分辨率图像融合结果

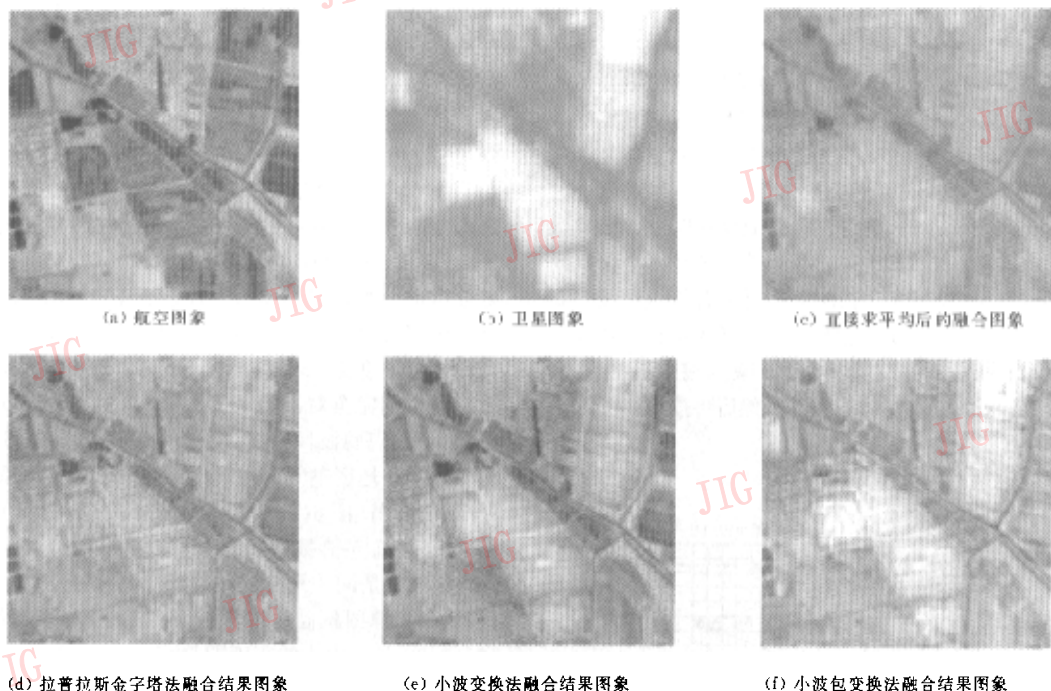


图6 不同分辨率图像融合结果

4 融合图像质量的评价

目前对于融合图像质量的评价还没有一个全面、客观和统一的标准,因此评价还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,本文利用信息熵、平均梯度值和图像标准差来对融合图像的信息量和清晰度进行分析。大家知道,融合前后的图像,其信息量必然会发生变化,计算信息熵可以客观地评价图像在融合前后信息量的变化。根据 Shannon 信息论的原理,一幅 8bit 表示的图像,其信息熵 E 为

$$E = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i \text{ (Byte)} \quad (5)$$

式中, p_i 为图像像素灰度值为 i 的概率。熵越大,表示图像所含的信息越丰富,融合质量越好。

平均梯度 $\bar{g}$ 可敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力,因此可用来评价图像的清晰程度。其计算公式为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{(M-1)} \sum_{j=1}^{(N-1)} \sqrt{\left(\left| \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i} \right| \right)^2 + \left(\left| \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_j} \right| \right)^2} / 2 \quad (6)$$

其中, $f(x, y)$ 为图像函数。 M, N 分别为图像的行、列数。一般来说, $\bar{g}$ 越大,表示图像越清晰。

信息熵 E 从整体上表示了信息源的总体特性,平均梯度 $\bar{g}$ 则反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征及清晰度。此外,在某种程度上,标准差也可用来评价图像反差的大小,若标准差大,则图像的反差大,即可以看出更多的信息。但是由于这几项指标仅仅是从几个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。这也是一般评价融合图像的质量时,以视觉分析为主,辅以定量分析的原因。表 1 与表 2 分别给出了图 5 和图 6 中每个图像的信息熵、平均梯度值和标准差的值。

表 1 图 5 中源图像及融合图像的信息熵、平均梯度值和标准差

源图像	图像名称	信息熵	平均梯度	标准差
图 5(a)	Green 波段源图像	7.335	13.505	54.953
图 5(b)	Near Infrared 波段源图像	7.471	14.062	54.394
图 5(c)	直接平均法	7.336	10.923	45.179
融合图像	图 5(d) 拉普拉斯金字塔法	7.632	16.918	54.974
	图 5(e) 小波变换法	7.649	19.235	55.085
	图 5(f) 小波包变换法	7.653	20.279	59.611

表 2 图 6 中源图象及融合图象的信息熵、平均梯度值和标准差

图象名称		信息熵	平均梯度	标准差
源 图 象	图 6(a) 航空图象	6.352	6.023	30.249
	图 6(b) 卫星图象	6.229	2.982	35.206
融 合 图 象	图 6(c) 直接平均法	6.288	3.690	19.334
	图 6(d) 拉普拉斯金字塔法	6.522	6.605	22.792
	图 6(e) 小波变换法	6.969	6.704	30.693
	图 6(f) 小波包变换法	7.086	7.556	35.917

由图 5、图 6 和表 1、表 2 可见,采用直接平均法得到的融合图象,使源图象的一些明显特征变得模糊,它的信息熵、平均梯度值和标准差值也降低了,这说明用这种融合方法得到的融合图象质量较差.其余的融合方法从主观方面可以看出,它们均可使得在源图象中没有显示的信息,在融合图象中均得到增强.从定量方面来评价,由表 1、表 2 中可以看出,融合后图象的信息熵也得到了提高,这说明融合后的信息量比原始图象增加了;从表 1、表 2 中还可看出,融合后图象的平均梯度值和标准差也都得到了提高,这说明融合图象更好地反映了图象的细节特征,这对于目视判读和自动分类等都是十分有利的,其中,采用基于小波包变换的融合方法得到的融合图象,不仅能够很好地将各种源图象的细节融合在一起,而且能完好地显示源图象各自的信息,同时,不论是从视觉方面,还是从定量方面来评价获得的融合图象的质量,该方法都优于小波变换法和拉普拉斯金字塔法.

5 结 论

小波包变换不仅克服了小波变换的不足,而且具有更好的时频特性.本文在分析了小波包变换法后,将其应用到遥感图象数据融合之中,并提出了一种像素级的基于离散小波包变换的遥感图象融合方法.本文的方法虽然只是将两幅图象进行融合,但它可以很方便地推广到多幅图象的融合.通过与利用其他图象融合方法获得的图象进行的主观客观评价比较后可以看出,采用这种方法可以取得更好的图象融合效果.

参 考 文 献

1 Varshney P K. Multisensor data fusion[J]. Electronics and Communication Engineering Journal. , 1997,9(12):245~253.

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 D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion [J]. Proceedings of the IEEE, 1997,85(1):6~23.
4 Burt P T, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communications. , 1983, 31(4):532~540.
5 Mallat S G. A Theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis Machine. Intelligence, 1989,11(7):674~693.
6 Jiang X, Zhou L, Gao Z. Multispectral image fusion using wavelet transform[J]. Proceedings of SPIE, 1996,2898:35~42.
7 Vetterli M, Herley C. Wavelets and filter banks: Theory and design [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(11):2207~2232.
8 崔锦泰. 小波分析导论[M]. 西安:西安交通大学出版社, 1995.
9 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安:西安交通大学出版社, 1998.
10 Mallat S G. Multifrequency channel decomposition of image and wavelet models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1989,37(12):2091~2110.



王海晖 1969 年生,1999 年获武汉工业大学(现武汉理工大学)控制理论与控制工程专业硕士学位,现为华中科技大学模式识别与智能系统专业博士研究生.主要研究方向为图象处理、目标检测、数据融合、模式识别等.现已在国内外重要刊物和会议上发表论文多篇.



彭嘉雄 1934 年生,教授,博士生导师,享受国家特殊津贴的有突出贡献专家,现任中国人工智能学会理事等十余职,完成 863、国家自然科学基金、以及部、委攻关课题等 50 余项.主要从事模式识别与人工智能的研究,发表论文 250 余篇.



吴 巍 1971 年生,现为华中科技大学模式识别与智能系统专业博士研究生.当前研究方向为图象处理、弱小目标检测、模式识别等.已在国内外刊物上发表论文多篇.