

多小波变换在遥感图像融合中的应用

张丽丽,付 炜,赵 娜

(燕山大学 信息科学与工程学院,河北 秦皇岛 066004)

摘 要:介绍了多小波理论及对图像进行多小波分解和重构的方法,以全色(PAN)和多光谱(TM)遥感图像融合为例,提出了一种基于多小波变换的遥感图像融合方法。通过 Matlab 编程实验,比较了 db4 小波及 Smooth、GHM 和 CL 三种多小波的融合效果。

关键词:多小波变换 遥感图像 图像融合 融合算法

遥感图像融合是指将不同传感器获得的同一区域的不同空间分辨率图像的信息融合在一起,并利用它们在时空上的相关性及信息熵的互补性来获得对地表景物更全面、清晰的描述,以便于遥感影像的解译与分析。通常在高空间分辨率的全色图像与低空间分辨率的多光谱图像之间进行。遥感图像融合分为三个层次:基于像素级融合、基于特征级融合及基于知识和影像理解的决策层融合。像素级融合是在图像配准条件下,进行像素与像素之间的融合,以增加影像中有效信息成分,提高影像解译效果。这种融合的主要优点是能保持尽可能多的现场数据,提供其他融合层次所不能提供的细微信息,是其他两个层次的基础。这已成为目前研究的热点。其算法也是多种多样,其中小波分析法是目前研究的热点。

小波变换是空间、时间和频率的局部变换,能够有效地从信号中提取有用信息。通过对紧支撑小波基的伸缩和平移等运算功能,实现对信号的多尺度细化分析。多小波的基本思想是将单小波中由单个尺度函数生成的多分辨分析空间,扩展为由多个尺度函数生成,以获得更大的自由度。多小波具有单小波所没有的一些优点,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。本文即使用了多小波变换在像素级上进行图像融合。

1 多小波变换的基础理论

多小波的理论框架是基于 $r(r>1)$ 重多分辨分析建立的,是将单小波中由单个尺度函数生成的多分辨分析空间扩展为由 r 个尺度函数分量生成,其尺度函数和小波函数均是 r 维的向量,即有:

$$\begin{aligned}\Phi(t) &= [\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_r(t)]^T \\ \Psi(t) &= [\psi_1(t), \psi_2(t), \dots, \psi_r(t)]^T\end{aligned}\quad (1)$$

对于正交的 r 重多分辨分析, $\Phi(t)$ 和 $\Psi(t)$ 满足的二尺度方程为:

$$\begin{aligned}\Phi(t) &= \sum_n H(n)\Phi(2t-n) \\ \Psi(t) &= \sum_n G(n)\Phi(2t-n)\end{aligned}\quad (2)$$

其中, $H(n)$ 和 $G(n)$ 分别是 $r \times r$ 维的低通和高通矩阵滤波器。

将单小波变换的快速算法(Mallat 算法)推广到多小波变换,可以得到多小波分析的快速算法——多元 Mallat 算法。分解过程和重构过程分别为:

$$\begin{aligned}C_{j+1}(n) &= \sum_k H(k-2n)C_j(k) \\ D_{j+1}(n) &= \sum_k G(k-2n)C_j(k)\end{aligned}\quad (3)$$

$$C_j(n) = \sum_k \overline{H}^T(n-2k)C_{j+1}(k) + \sum_k \overline{G}^T(n-2k)D_{j+1}(k) \quad (4)$$

其中,信号在零尺度上的逼近 $C_0(n)$ 可以通过对原始信号的采样序列 $\{f(n)\}$ 进行预滤波(prefilter)处理来近似替代。在 $r=2$ 的情况下,预滤波公式为:

$$C_0(n) = \begin{bmatrix} C_0^1(n) \\ C_0^2(n) \end{bmatrix} = \sum_{i=n}^{M+n} P_{i-n} \begin{bmatrix} f(2i-1) \\ f(2i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

相应地,在信号重构后需要进行后滤波以恢复原信号的形式,后滤波(postfilter)公式为:

$$\begin{bmatrix} f(2i-1) \\ f(2i) \end{bmatrix} = \sum_{n=i}^{M+i} Q_{n-i} \begin{bmatrix} C_0^1(n) \\ C_0^2(n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\{P_0, \dots, P_M\}$ 是预滤波器, $\{Q_0, \dots, Q_M\}$ 是后滤波器。

2 图像的多小波变换

基于多小波变换的图像分解与重构的过程参见文献[3]。本文以二层分解为例(即 $S=2$)。多小波变换的图像分解过程如图 1 所示,其中,图 1(a)是对原图像进行预滤波,在此基础上进行了两层分解,图 1(b)、(c)、(d)为用 haar 预处理的 Smooth 多小波对 512×512 像素的 Lena 图像进行分解的示意图。

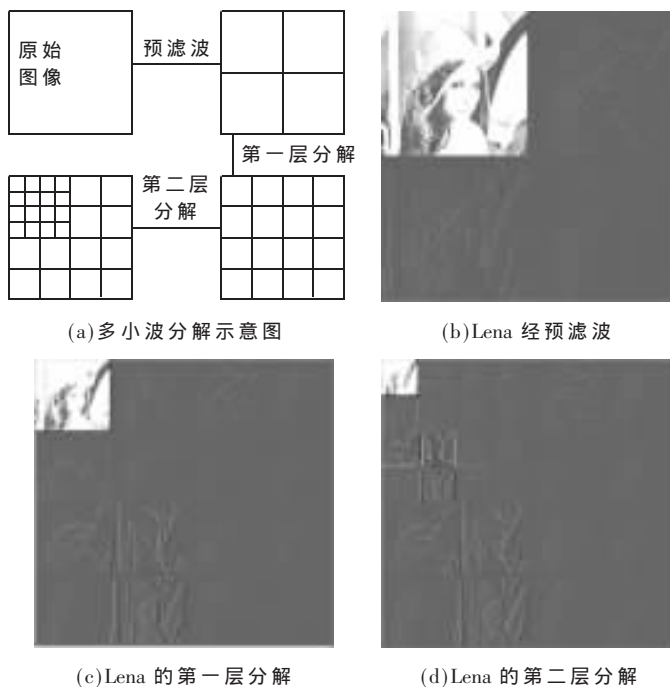


图 1 多小波变换的图像分解

多小波重构以与分解相反的方向进行,从最高层开始,对分解后的图像执行多小波分解的逆运算可重构出图像,见公式(4)。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,见公式(6)。

3 图像的融合算法

像素级图像融合要求提取各个原图像中的特征(细节),并在最终的融合图像中得到有效的显示。在原图像中,明显的图像特征(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,必须确定哪幅原图像的多小波系数对融合有利。

多小波分解的图像每一层子图像为 16 个,其中 4 个低频子图像(1 个低频子图像块),12 个高频子图像(分为三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 分解层的四个低频子图像,可根据情况将它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,采用绝对值比较法。因为图像的有用特征信息并非集中在一个像素点上,因此利用逐点的绝对值比较方法并不是最佳的系数融合方法,这里提出一个有效的算法,即采用邻域处理的绝对值比较法。这种方式不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。

$W_1(i, j)$ 和 $W_2(i, j)$ 分别是两幅原始图像在各点的系数。在比较 $W_1(i, j)$ 和 $W_2(i, j)$ 的过程中,分别在各自的变换系数中取其 3×3 的邻域,假设:

$$R_{s1} = \sum_{m, n=-1}^1 W_1(i+m, j+n)$$

$$R_{s2} = \sum_{m, n=-1}^1 W_2(i+m, j+n) \quad (7)$$

若 $R_{s1} > R_{s2}$, 则有 $W_F(i, j) = W_1(i, j)$; 否则 $W_F(i, j) = W_2(i, j)$ 。 3×3 邻域小波系数的融合算法示意图如图 2 所示。 $W_F(i, j)$ 为最终的融合系数。

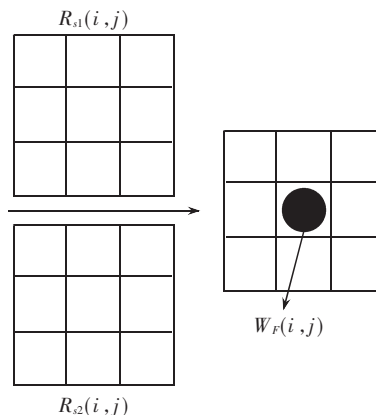


图 2 3×3 邻域小波系数融合算法示意图

在邻域求和的过程中,若 $W_{1,2}(i+m, j+n)$ 的坐标 $(i+m, j+n)$ 不位于频带内,则 $W_{1,2}(i+m, j+n) = 0$ 。这样就保证了频带信息的完整性。

通过上述算法即可得到融合后的图像多小波系数。此外,对于小波系数较多的频带,可以采用大邻域窗口的方法,以提高融合的效果,如采用 5×5 邻域。本文中,对第一分解层的 12 个高频子图像采用 5×5 邻域,而对第二分解层的 12 个高频子图像则采用 3×3 邻域。

4 实验结果

本文分别采用 Smooth(采用 haar 预滤波)、CL 和 GHM 三种多小波进行实验,其各自滤波器系数见参考文献

[4~5]。图像的融合算法实验结果如下:图像信息熵的含义为图像的平均信息量。信息量增加是图像融合最基本的要求,这可以通过融合前后图像信息熵的变化反映出来^[5]。设图像大小为 $M \times N$,灰度为 n ,评价图像的融合效果的统计参数为熵 H ,其表达式为:

$$H = - \sum_{j=0}^n P_j \ln P_j \quad (8)$$

式中 P_j 表示像素的灰度值等于 j 的概率。

本文中实验源图像为福卫 2 号拍摄的上海地区影像。原图像及各图像融合结果如图 3 所示,其中,图 3(a)是全色图像,其分辨率为 2 米;图 3(b)是多光谱图像,其分辨率为 8 米。这两幅图像灰度级均为 256,已经空间完全对准,其图像大小为 256×256 像素。为了避免光谱的丢失,在融合之前对两图进行了灰度直方图匹配。经过 Matlab 编程实验,Smooth 多小波、CL 多小波、GHM 多小波融合结果分别如图 3(d)、(e)、(f)所示。三幅图像的熵值依次为 4.999 4、5.006 5 和 5.066 4。

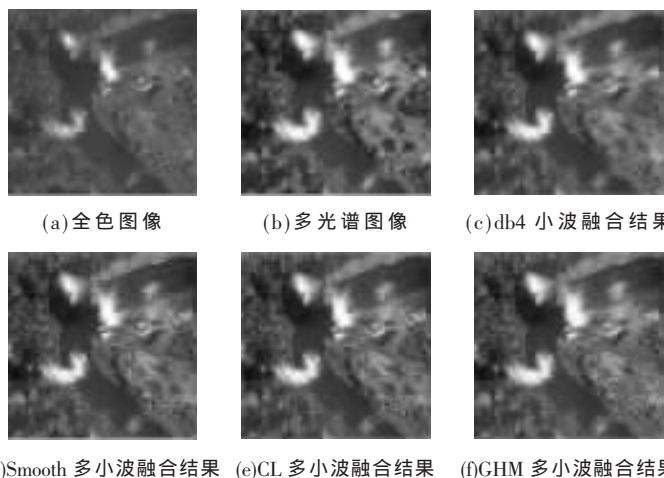


图 3 原图像及各图像融合结果

实验表明融合后的图像可判读性比原图像有明显的改善。熵这项指标仅仅是从定量的方面来考虑图像的质

量,用熵作为评判准则,并不全面,所以定性分析即视觉分析仍是必不可少的。一般评价融合图像质量时是以视觉分析为主,辅以定量分析。从图像上看,明显的视觉效果是用单小波 db4 进行融合得到的图像 3(c)与后三幅用多小波进行融合的图像相比显得很模糊,不必对其进行定量分析,这也表明了多小波的优越性。对后三幅图像来说,图 3(f)GHM 多小波融合得到的图像熵最大,但是有明显的横条干扰,细节也不如图 3(d)和图 3(e),即使其熵值最大也不能认为效果最好。图 3(d)和图 3(e)视觉效果很接近,后者熵值大,可认为效果比前者好。综合结果,可以认为在这种情况下用 CL 多小波融合图像效果最好。

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,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。实验结果表明,该融合方法取得了良好的融合效果。鉴于多小波的应用刚刚起步及其在图像处理方面的优越性,人们对它的研究尚需深入,应用领域也有待进一步开拓。

参考文献

- 1 Xia X G. A new prefilter design for discrete multiwavelet transforms[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998; 46(6): 1558~1570
- 2 Miller J T, Li C C. Adaptive multiwavelet initialization[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998; 46(12): 3282~3291
- 3 黄卓君, 马争鸣. CL 多小波图像编码[J]. 中国图像图形学报(A 版), 2001; 6(7): 662~668
- 4 刘立正, 卞正中, 周秦武. 基于多小波分析的超声斑纹噪声抑制方法研究[J]. 软件学报, 2003; 14(9): 1551~1157
- 5 夏明革, 何友, 苏峰. 基于多小波分析的图像融合算法[J]. 电光与控制, 2005; 12(2): 19~22
- 6 王海晖, 彭嘉雄. 基于多小波变换的图像融合研究[J]. 中国图像图形学报, 2004; 9(8): 1002~1007

(收稿日期: 2006-06-12)