

基于多小波分解的多光谱图像矢量融合

吴晓荣 何明一 张易凡

(西北工业大学电子信息学院陕西省信息获取与处理重点实验室 西安 710072)

摘要: 在实数域中, 对称、正交的紧支集非平凡单小波基不存在, 而多小波把紧支性、对称性、正交性完美地结合在一起, 使小波理论从标量扩展到矢量范畴。考虑到图像多小波变换系数具有矢量特性, 该文将基于像素点和基于区域的标量融合策略推广到矢量情形, 提出一种新的、在多小波域中基于矢量融合的图像融合算法, 充分利用多小波变换域系数矢量内部各个分量的相关性来提高融合质量。两波段真实多光谱图像融合实验结果表明, 与单小波标量融合方法相比, 多小波矢量融合算法获得的图像具有较优的视觉效果和客观评价指标, 从而证明了用于图像融合时, 多小波较之单小波更适合于人类视觉系统, 具有广泛的应用前景。

关键词: 矢量融合; 图像融合; 多小波; 多光谱图像

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)04-0789-06

Vector Fusion of Multispectral Images Based on Multiwavelet Decomposition

Wu Xiao-rong He Ming-yi Zhang Yi-fan

(Electronic and Information School, Northwestern Polytechnical University,
Shannxi Key Lab of Information Acquiring and Processing, Xi'an 710072, China)

Abstract: In the real domain, the finitely supported, orthogonal, symmetric nontrivial scalar wavelet bases do not exist, while the multiwavelet offers the finite support, symmetry, orthogonality simultaneously. As a result, the wavelet theory is extended to vector field. Considering vector characteristics provided by the coefficients of the multiwavelet transformed image, pixel-based and region-based scalar fusion schemes are extended to vector case and a novel fusion algorithm is also proposed in this paper. The new algorithm is based on vector fusion scheme in multiwavelet domain, which makes sufficient use of the correlation among the components of multiwavelet transform coefficient vectors to improve fusion quality. The original algorithm is carried out with emphases on the novelty of the fusion algorithm and the demonstration by using real multispectral image compared with algorithms employing wavelet scalar fusion scheme. The experimental results demonstrate that the proposed multiwavelet vector fusion algorithm can obtain both better subjective vision characteristics and better objective evaluation indices and outperform the wavelet scalar fusion scheme. Accordingly it is testified that when applied in image fusion, multiwavelet is more suitable than wavelet to human vision system and it is of great potential to wide applications.

Key words: Vector fusion; Image fusion; Multiwavelet; Multispectral image

1 引言

在小波图像处理中, 正交性确保图像分解系数不具有冗余性; 光滑性可以减小高频带滤波各个子带的频间相关干扰; 紧支性保证了滤波器的有限响应, 便于工程应用; 而对称性(线性相位)既适合于人眼的视觉系统, 又使信号在边界易于处理。但是 1988 年 Duabechies 等人^[1,2]证明在实数域中除 Haar 小波外, 对称、正交、紧支集非平凡单小波基是不存在的。为了保证在正交的意义下保持系数的对称性, Goodman 等^[3]提出多小波的概念, 将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, 以此来获得更大的自由度。1994 年, Geronimo, Hardin 和 Massopus 用分形插值

方法构造了含有 2 个尺度函数和 2 个小波函数的 GHM 多小波, 它既保持了单小波所具有的良好时域与频域的局部化特性, 又克服了单小波的缺陷, 将实际应用中十分重要的光滑性、紧支性、对称性、正交性完美地结合在一起。不久, Chui 等人^[4]利用样条插值法, 又成功地构造了对称-反对称正交多小波。基于小波系数分解重构的快速 Mallat 算法^[5]同样适用于多小波变换, 只是滤波器组和小波扩展到矢量域, 原始的输入数据相应地需要矢量化。理论上分析, 在图像处理中, 任何单小波能应用的领域多小波也同样适用。多小波在理论上所表现出的优越性, 使之受到广泛重视。

近来, 在图像融合方面多小波也有了一些应用, 文献[6-9]对高空间分辨率的全色图像与有丰富光谱信息的多光谱图像进行了融合增强。通过分析发现, 这些算法的融合策略都忽视了多小波矢量变换结果是矢量的事实, 对需要融合的图像

多小波变换域系数仍然进行标量融合。事实上由于多小波变换对应低通滤波器组，其“高通”矢量、“低通”矢量的物理意义并不够清晰，矢量中每一个分量也都没有明确的物理意义，对这些多小波变换得到的系数矢量按照矢量各分量进行标量融合，没有体现出多小波的应有特性。不同于已有的多小波图像融合算法，本文提出了一种应用于多光谱图像融合的多小波矢量融合算法，围绕多小波变换是矢量这一特性，对需要融合的图片分别进行多小波变换后，充分利用矢量信号内部的相关性，在变换域中对各个子图像矢量采用矢量融合，算法中基于像素点矢量和基于矢量区域的融合策略是标量情形的推广。算法被应用于多光谱图像融合，并与单小波变换的标量融合作了对比实验及评价。

2 多小波变换

多小波与单小波的区别在于多小波基是由多个小波母函数经过伸缩平移生成，相应地有多个尺度函数，而在单小波中仅有一个。在 r 重多小波中，有 r 个小波母函数 $\psi_i(t)$, $i = 0, 1, \dots, r-1$ 。相应地有 r 个尺度函数 $\phi_i(t)$, $i = 0, 1, \dots, r-1$ 。若记 $\Phi(t) = [\phi_0(t), \phi_1(t), \dots, \phi_{r-1}(t)]^T$, $\Psi(t) = [\psi_0(t), \psi_1(t), \dots, \psi_{r-1}(t)]^T$, 则类似于单小波, $\Phi(t)$ 和 $\Psi(t)$ 满足下列二尺度方程: $\Phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} H_k \Phi(2t-k)$, $\Psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} G_k \Psi(2t-k)$, 其中 $\{H_k \in R^{r \times r}, k \in Z\}$ 和 $\{G_k \in R^{r \times r}, k \in Z\}$ 分别为矢量小波对应的尺度滤波器和小波滤波器, 它们均是 $r \times r$ 的矩阵, 当且仅当两个滤波器都为有限长时, 函数 $\Psi(t)$, $\Phi(t)$ 才具有紧支集。当 $r = 1$ 时矢量小波退化为标量小波。

多尺度函数与多小波有如下重要性质^[10]: 对称性(反对称性), 短支撑性, 二阶消失矩和正交性等。在实数域中, 除 Haar 小波外, 非平凡单小波不具有对称、正交、紧支集等性质, 而多小波可同时满足这 4 个特性, 因而从信号处理观点看比单小波更有优势。

2.1 多小波滤波器组

与标量小波滤波器类似, 矢量小波滤波器实际上是一个特殊的完全重构多滤波器组。令 $H(z)$, $G(z)$ 为分解滤波器对, $\hat{H}(z)$, $\hat{G}(z)$ 为重构滤波器对。设尺度函数和小波函数分别由下面的尺度方程和小波方程确定:

$$\Phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} H_k \Phi(2t-k), \quad \hat{\Phi}(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{H}_k \hat{\Phi}(2t-k) \quad (1)$$

$$\Psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} G_k \Psi(2t-k), \quad \hat{\Psi}(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{G}_k \hat{\Psi}(2t-k) \quad (2)$$

其中矩阵低通滤波器为

$$H(z) = \sum_k H_k z^{-k} \left(\hat{H}(z) = \sum_k \hat{H}_k z^{-k} \right), \text{ 矩阵高通滤波器为 } G(z) = \sum_k G_k z^{-k} \left(\hat{G}(z) = \sum_k \hat{G}_k z^{-k} \right)。$$

当 $H = \hat{H}$ 和 $G = \hat{G}$ 时, 由式(1)和式(2)得到的就是正交多小波。

GHM多小波是Geronimo, Hardin, Massopost基于分形

插值方法构造出来的 2 重正交对称多小波, 两个尺度函数均对称, 两个小波函数分别为对称和反对称函数^[11]。对于

GHM 多小波, 双尺度方程 $\Phi(t) = \sum_{k=0}^3 H_k f(2t-k)$, $\Phi(t) = [\phi_0(t), \phi_1(t)]^T$, 其中低通滤波器系数矩阵如下:

$$H_0 = \begin{bmatrix} \frac{3}{5} & \frac{4}{5}\sqrt{2} \\ -\frac{1}{10\sqrt{2}} & -\frac{3}{10} \end{bmatrix}, \quad H_1 = \begin{bmatrix} \frac{3}{5} & 0 \\ \frac{9}{10\sqrt{2}} & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{9}{10\sqrt{2}} & -\frac{3}{10} \end{bmatrix}, \quad H_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -\frac{1}{10\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix}$$

高通滤波器系数矩阵如下:

$$G_0 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{10\sqrt{2}} & -\frac{3}{10} \\ -\frac{1}{10} & -\frac{3}{5\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \quad G_1 = \begin{bmatrix} \frac{9}{10\sqrt{2}} & -1 \\ \frac{9}{10} & 0 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$G_2 = \begin{bmatrix} \frac{9}{10\sqrt{2}} & -\frac{3}{10} \\ -\frac{9}{10} & \frac{3}{5\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \quad G_3 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{10\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{10} & 0 \end{bmatrix}$$

用离散的小波系数进行分解和重构的Mallat算法对于多小波同样适用, 只是因为多小波的矢量特性, 需要对输入数据矢量化才行。多小波滤波器组是 $r \times r$ 实系数矩阵, 输入数据为 $r \times 1$ 矢量, 这个矢量化过程称为预滤波。预滤波方法有多种, 一般与多小波基的本身性质有关。以 $r=2$ 为例, 常用的预滤波方法^[11-13]有: odd/even法, GHM.int法, Haar法和 Mod.Haar法, 并且可以从一维情形推广到二维。

2.2 数字图像的多小波变换

从变换流程看, 图像的多小波变换与单小波变换类似, 只是在第 1 级分解运算前需要预滤波。此外, 因为有多尺度(小波)函数存在, 单小波变换后的 1 个子带在多小波变换中被进一步分解为 r^2 个子块, L 级多小波变换将图像分解为 $r^2(3L+1)$ 个子块。以 $r = 2$ 为例, 图像多小波分解过程如图 1 所示。

图 1 的分解过程如下: 设 $A = [a_{ij}](i=1, \dots, M; j=1, \dots, N)$ 为一幅 $M \times N$ 图像, 为了适应多小波变换的矢量滤波, 需要对原始图像进行矢量化。首先将 A 的每一行矢量化, 得 $B = [b_{ij}](i=1, \dots, M; j=1, \dots, N/2)$, $b_{ij} = [a_{i,2j-1}, a_{i,2j}]^T$, 对 B

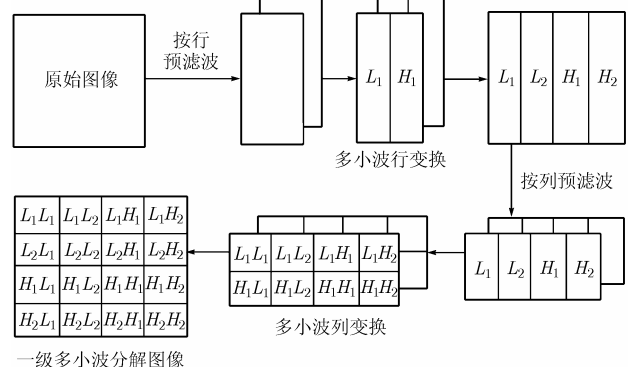


图 1 图像多小波分解示意

按行多小波变换得到 $C = [C^L, C^H]$, $C^L = [c_{ij}^L]$, $C^H = [c_{ij}^H]$ ($i=1, \dots, M; j=1, \dots, N/4$)。同理对 C 的每一列进行矢量化, 然后进行列多小波变换, 得到图像 A 的一级多小波分解 D :

$$D = \begin{bmatrix} LL & LH \\ HL & HH \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 $LL = \begin{bmatrix} L_1 L_1 & L_1 L_2 \\ L_2 L_1 & L_2 L_2 \end{bmatrix}$, $LH = \begin{bmatrix} L_1 H_1 & L_1 H_2 \\ L_2 H_1 & L_2 H_2 \end{bmatrix}$
 $HL = \begin{bmatrix} H_1 L_1 & H_1 L_2 \\ H_2 L_1 & H_2 L_2 \end{bmatrix}$, $HH = \begin{bmatrix} H_1 H_1 & H_1 H_2 \\ H_2 H_1 & H_2 H_2 \end{bmatrix}$

图 2 所示是 Lena 图的 GHM 多小波一层(图 2(b))和两层(图 2(d))分解结果。需要说明的是: $L_i L_j$, $L_i H_j$, $H_i L_j$, $H_i H_j$ ($i, j=1, 2$) 只是标记, 并不表示是由两个滤波器依次独立标量滤波所得, $L_1 L_j$ 和 $L_2 L_j$, $L_1 H_j$ 和 $L_2 H_j$, $H_1 L_j$ 和 $H_2 L_j$, $H_1 H_j$ 和 $H_2 H_j$ 均是同一矢量的两个分量, 本文的融合过程就是基于这样的矢量进行的。图 2(c)所示 Lena 图一层多小波分解成 16 块, 构成 8 个矢量块 a, b, c, d, e, f, g 和 h, 各矢量块都有两个分量。如果需要进行图像的多级多小波分解, 只需要对每层分解后的 LL 子图像再次进行上述多小波分解。重构过程是分解的逆过程。

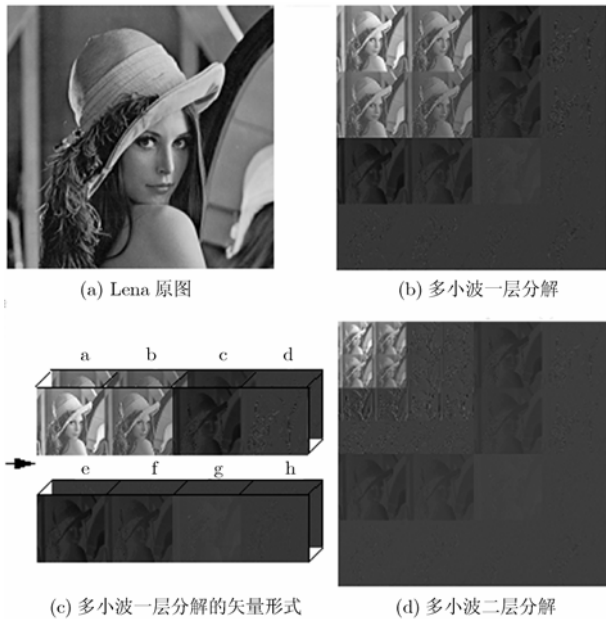


图 2 Lena 图像的多小波分解

3 矢量融合方案

图像的融合可以分为像素级、特征级和决策级 3 个不同层次。本文是像素级的融合, 即直接对图像的像素进行运算, 这样能保留尽可能多的信息。融合前, 首先需对两幅空间已配准的遥感图像分别进行多小波分解, 分解后所得到的是不同“频带”的分解变换系数矢量(如图 1, 图 2(c)), 对这些系数矢量采用特定策略进行矢量融合。对融合后多小波系数用多小波反变换回原空间, 在一级分解时需要预滤波, 一级重构

时需要后滤波。与单小波融合类似, 多小波变换图像融合过程如图 3 所示。

多光谱图像融合要求提取各个源图像的光谱特征和空间特征, 在最终的融合图像中得到有效的显示。因为在源图像中, 明显的图像特征, 譬如直线、轮廓、区域等, 往往表现为灰度值的变化, 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, 所以图像融合要寻求适当的融合规则来融合源图像各自的细节信息, 即有效地在相应的频带里进行信息的融合处理。

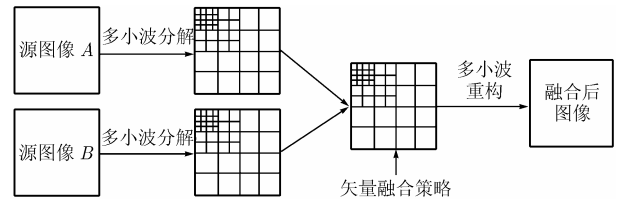


图 3 基于矢量融合策略的图像多小波融合算法示意

作为标量长度的推广, 在一般线性空间定义范数来衡量矢量的长度。矢量的范数需要满足非负性、齐次性和三角不等式等 3 个性质^[14]。

对于矢量 $\mathbf{X} = [\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n]^T$, 定义 1 范数 $\|\mathbf{X}\|_1 = \sum_{i=1}^n |\varepsilon_i|$, 2 范数 $\|\mathbf{X}\|_2 = \sqrt{|\varepsilon_1|^2 + \dots + |\varepsilon_n|^2}$ 和 ∞ 范数 $\|\mathbf{X}\|_\infty = \max_i |\varepsilon_i|$ 。由矩阵论知识可以验证它们均满足非负性、齐次性和三角不等式等性质, 同时是等价的^[14], 即对某一矢量 \mathbf{X} 而言, 如果它的某一种范数小(或大), 那么它的另一范数也小(或大)。对于待融合的两幅图像(可推广到多幅), 本文提出的基于矢量融合策略的多小波域图像融合算法的具体步骤如下:

第 1 步 多光谱图像空间配准。空间配准的好坏会直接影响像素级图像融合结果。要获得好的融合效果, 图像必须经过严格配准。实验用的源图像有轻微左右像素偏差, 经手工配准后消除。

第 2 步 图像多小波塔形分解。分解过程如图 1 所示, 在一级分解时需要预滤波。本文选用的多小波为 GHM 多小波($r=2$, 两个尺度函数), 1 级 GHM 分解将图像分解为 16 个子块, 这些系数子块将构成 8 个系数矢量, 如图 2(c)所示。L 级多小波变换将图像分解为 $r^2(3L+1)$ 个子块。

第 3 步 选取矢量融合策略进行矢量融合。令 \mathbf{A} , \mathbf{B} 为待融合图像多小波变换后的矢量, \mathbf{F} 为多小波变换域融合图像矢量, 即 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$, $\mathbf{B} = [b_{ij}]$, $\mathbf{F} = [f_{ij}]$, 其中 $\mathbf{a} = [a_1, a_2]^T$, $\mathbf{b} = [b_1, b_2]^T$, $\mathbf{f} = [f_1, f_2]^T$ 。由标量融合情形推广, 本文提出如下两种矢量融合策略:

(1) 极大模-加权平均矢量融合(Maximum Absolute Amplitude-Weighted Average vector fusion, MAA-WA), 融合时把每个像素点矢量(在变换域的系数)看作是孤立点矢量来处理, 文中称之为基于像素点矢量的融合方式(vector pixel-based)。对于图像多小波变换域“低频”部分(图 2(c)中 a, b 矢量图像)采用矢量加权平均:

$$\mathbf{f} = \alpha \mathbf{a} + \beta \mathbf{b} = \begin{cases} \alpha a_1 + \beta b_1 \\ \alpha a_2 + \beta b_2 \end{cases} \quad (6)$$

式中 α, β 为加权系数 (α, β 非负, $\alpha + \beta = 1$)。本文取 $\alpha = \frac{\|\mathbf{a}\|}{\|\mathbf{a}\| + \|\mathbf{b}\|}$, $\beta = \frac{\|\mathbf{b}\|}{\|\mathbf{a}\| + \|\mathbf{b}\|}$ 。

对于图像多小波变换域“高频”部分(图2(c)中c, d, e, f, g, h 矢量图像)取范数最大的像素点矢量:

$$\mathbf{f} = \begin{cases} \mathbf{a}, & \|\mathbf{a}\| \geq \|\mathbf{b}\| \\ \mathbf{b}, & \|\mathbf{b}\| > \|\mathbf{a}\| \end{cases} \quad (7)$$

(2) 极大方差-极大能量(Maximum Variance-Maximum Energy, MV-ME) 矢量融合, 融合时是基于矢量区域(vector-region based, 3×3 邻域)的融合方式。对于图像多小波变换域“低频”部分(图2(c)中a, b 矢量图像)取区域能量最大, 定义矢量区域能量^[15]:

$$\mathbf{E} = \sum_{(i,j) \in W} \mathbf{I}_{i,j}^2, \quad \mathbf{I} = [i_1, i_2]^T, \quad \mathbf{E} = [e_1, e_2]^T, \quad \text{则}$$

$$\mathbf{f} = \begin{cases} \mathbf{a}, & \|\mathbf{E}_a\| \geq \|\mathbf{E}_b\| \\ \mathbf{b}, & \|\mathbf{E}_b\| > \|\mathbf{E}_a\| \end{cases} \quad (8)$$

对于图像多小波变换域“高频”部分(图2(c)中c, d, e, f, g, h 矢量图像)取矢量区域方差最大, 即标量方差 $\sigma = \sum_{3 \times 3} (x_{i,j} - \bar{x})^2$ 扩展到矢量域:

$$\mathbf{f} = \begin{cases} \mathbf{a}, & \|\sigma_a\| \geq \|\sigma_b\| \\ \mathbf{b}, & \|\sigma_b\| \geq \|\sigma_a\| \end{cases} \quad (9)$$

第4步 一致性检测。对于基于矢量区域的融合方式, 为了保持融合后的“高频”细节分量具有一致性, 应采用“多数”原则对其进行一致性检验与调整, 即若某像素的8个邻域至少有5个像素来自图像 **A** (或者 **B**), 则该像素融合后的高频细节分量也调整为由图像 **A** (或者 **B**) 确定, 否则不作调整。MV-ME 矢量融合执行此步骤, 而 MAA-WA 矢量融合跳过了这一步。

第5步 图像多小波重构, 重构是分解(图1)的逆过程。最后一级重构时需要后滤波。

4 实验及结果评价

实验数据采用863办公室提供的某地64波段高维多光谱图像数据, 其空间分辨率为10m, 谱间分辨率约为10nm。实验中选择Band15(图4(a))和Band29(图4(b))部分数据作为输入图像进行融合, 这两幅源图像都是256级灰度, 经过空间完全对准后, 其图像尺寸为256×256。由于波段不同, 两幅源图像的差异很大, 图4(a)中显示了清晰的道路轮廓, 而图4(b)中水体与周围的地物相比有较小的灰度值。本文多小波选用GHM, 采用odd/even法预(后)滤波; 单小波选取DaubechiesD4小波^[1], 因为它与GHM多小波有很多相似的特征, 如D4也含有两个消失矩, 也是正交的等等。如图4所示, 它们是融合源图像和几种融合结果图像。

对于图像的不同融合结果需要一定的标准来进行比较,

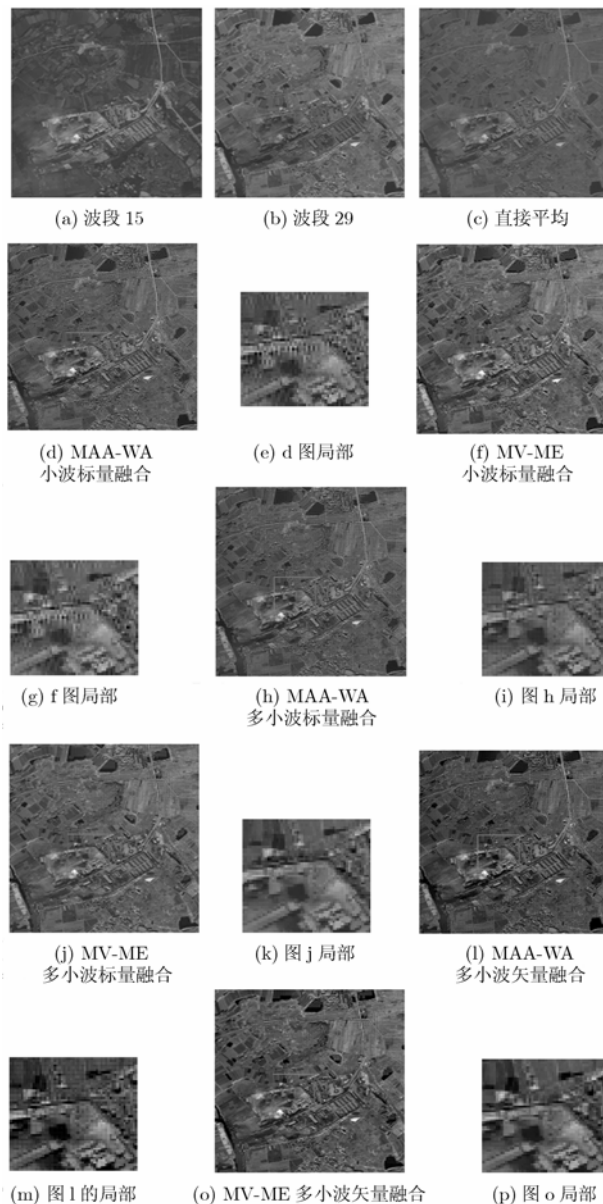


图4 不同波段多光谱图像及融合结果图像

目前常用的融合结果评价标准有主观和客观两类。主观评价标准主要是目视判别, 由人主观来评判融合效果, 如图像是否更清晰、图像的光谱是否畸变; 而客观评价标准则包括统计均值、方差、信息熵、交叉熵和平均梯度等, 它们的定义及物理意义如下:

(1) 均值(Mean), $\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 。如均值适中(灰度值在128附近), 则视觉效果良好。

(2) 方差(Variance), $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2$, 方差反映了灰度相对于灰度均值的离散情况, 方差越大, 则灰度级分布越分散。此时图像中所有灰度级出现的概率越趋于相等, 从而包含的信息量越趋于最大。

(3) 信息熵(EN), $EN = -\sum_{g=0}^{L-1} p(g) \log_2 p(g)$ 。衡量图像信息的丰富程度; 融合图像的熵值越大, 说明融合图像携带

的信息量越大。

(4) 交叉熵(CEN), 直接反映了两图像对应像素差异。设 CEN_1 , CEN_2 分别为源图像与融合结果后交叉熵, 则融合图像与两幅源图像的总交叉熵为 $\overline{CEN} = \sqrt{(CEN_1^2 + CEN_2^2)/2}$, 交叉熵越小越优。

(5) 平均梯度 $\nabla \bar{G}$, 反映图像质量的改进及图像中微小细节反差和纹理变换特征; $\nabla \bar{G} = 1/(MN) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta x f^2(x,y) + \Delta y f^2(x,y)}$, $\Delta x f(x,y)$, $\Delta y f(x,y)$ 分别为 $f(x,y)$ 沿 x 和 y 方向的差分。

但是, 客观评价标准仅仅是从定量的方面来考虑图像的质量, 并不全面, 定性分析, 即主观视觉分析仍是必不可少的。所以一般评价融合图像的质量时是以主观视觉分析为主, 辅以客观定量分析。表1中给出了融合图像与源图像的均值, 方差、信息熵、交叉熵和平均梯度值。

从图4可以看出, 图4(c)由于只是简单的数学平均, 因此图像较模糊且地物特征不明显, 其余的融合结果均能够有效地保留源图像各自的特性。但是, 从图4(d)和4(f)对应的局部放大图像(图4(e)和4(g))可以看出, 其融合结果有明显的方块效应, 同一地物的像素灰度有突变, 边缘轮廓不清晰, 表明图像在融合时产生了光谱畸变。相比之下, 采用多小波分解来融合的图4(h)、4(j)、4(l)和4(o)把源图像的信息较好地结合在一起, 方块效应被有效抑制了; 从其对应的局部放大图(图4(i)、4(k)、4(m)和4(p))可以看出, 采用矢量融合的图像中不同地物特征更为清晰, 同一地物(如水体、道路、房屋)的空间轮廓信息和光谱信息均得到较好的保持, 表明矢

量融合算法在合并地物光谱特征时, 很好地利用了图像多小波分解系数矢量的分量间的相关性。

从表1中看出采用直接平均法得到的融合图像方差、信息熵、平均梯度最低, 表明它使源图像的一些明显特征变得模糊, 融合效果差。单小波标量融合图像的平均梯度值略高, 这是图像有方块效应的体现; 而多小波矢量融合图像的方差指标均优于相应单小波和多小波的标量融合, 说明前者包含的信息量要比后者大, 融合图像中的地物特征更丰富。实验结果也验证了多小波拥有单小波所不具备的对称性, 多小波图像融合更适合于人眼视觉系统的理论分析。

5 结束语

多小波变换把紧支性、对称性、正交性完美地结合在一起, 拥有对称性使它比单小波更适合于图像处理。由于多小波变换是矢量变换, 其图像变换得到的“高通”、“低通”也是矢量, 并不是物理意义明确的图像高频、低频信息, 因此对它们进行融合时必须采用与多小波矢量性相适应的方法。本文针对图像多小波变换域系数矢量性和现有融合算法没有充分考虑该矢量性, 提出应用于多光谱图像的矢量融合方案, 对64波段真实多光谱图像进行实验, 并与单小波、多小波标量融合效果进行比较。实验结果表明该多小波矢量融合方法取得良好效果, 通过与其它图像融合方法进行主观与客观方面的评价比较, 证明采用相似融合策略下该方法主观视觉上明显优于单小波标量融合, 这也验证了多小波比单小波有更好的信号逼近性质, 它的对称性使重构信号在边界位置的性质更好, 从而使图像处理更加适合于人眼视觉特性。

表1 融合图像与源图像客观评价标准比较

	Mean	Variance	EN	CEN	$\nabla \bar{G}$
Band 15 源图像	85.370163	298.492420	5.862894		9.450979
Band 29 源图像	103.801346	418.867046	6.335224		13.271473
直接平均	94.334122	163.101391	5.608933	0.757625	8.854245
MAAWA 单小波标量融合	93.654526	476.913866	6.459819	0.402067	22.766147
MAAWA 多小波标量融合	86.100922	509.161324	6.503249	0.477862	21.183946
MAAWA 多小波矢量融合	82.203979	522.626666	6.518289	0.624521	21.026910
MVME 单小波标量融合	100.013214	601.153695	6.644577	0.508958	21.739497
MVME 多小波标量融合	93.560593	607.966330	6.632821	0.385473	19.605168
MVME 多小波矢量融合	91.237579	611.129469	6.601174	0.373180	19.27321

参考文献

[1] Ingrid Daubechies 著, 李建平, 杨万年译. Ten Lectures on Wavelets. 北京: 国防工业出版社, 2004.5: 188-196, 239-245.

[2] 成礼智, 王红霞, 罗永著. 小波的理论与应用. 北京: 科学出版社, 2004.9, 第四章, 第五章.

[3] 高西奇, 甘露, 邹采荣. 多小波变换的理论及其在图像处理中的应用. 通信学报, 1999, 20(11): 55-60.

Gao Xi-qi, Gan Lu, and Zou Cai-rong. Multiwavelet: Theory and its application in image processing. *Journal on Communications*, 1999, 20(11): 55-60.

[4] Chui Charles K and Lian Jian-ao. A study of orthonormal multiwavelets. *Applied Numerical Mathematics*, 1996, 20(1): 273-298.

[5] Mallat Stephane G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 2(7): 674-693.

[6] 张俊, 余二永, 王润生. 平衡多小波在图像融合增强中的应用. 计算机工程与科学, 2004, 26(1): 38-41.

Zhang Jun, She Er-yong, and Wang Run-sheng. Balanced

- multiwavelet and its application in image fusion. *Computer Engineering and Science*, 2004, 26(1): 38-41.
- [7] Wang H, Peng J, and Wu W. Fusion algorithm for multisensor images based on discrete multiwavelet transform. *IEE Proc.-Vis. Image Signal Process.*, 2002, 149(5): 283-289.
- [8] Wang Hai-hui. Multisensor image fusion by using discrete multiwavelet transform. Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 2004, vol.7: 4331-4336.
- [9] 王海晖, 彭嘉雄. 基于多小波变换的图像融合研究. *中国图像图形学报*, 2004, 9(8): 1002-1007.
- [10] Strela Vasily, Heller Peter Niels, Strang Gilbert, Topiwala Pankaj, and Heil Christopher. The application of multiwavelet filter banks to image processing. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, 8(4): 548-563.
- [11] Strela V. Multiwavelets: Theory and Application. [Ph.D. Thesis], MIT, 1996.
- [12] 程正兴, 张玲玲. 多小波分析与应用. *工程数学学报*, 2001, 18(1): 99-107.
- Cheng Zheng-xing, Zhang Ling-ling. Analysis of multiwavelet and application. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2001, 18(1): 99-107.
- [13] 黄卓君, 马争鸣. 多小波图像编码中前置滤波器的设计. *电路与系统学报*, 2000, 5(2): 62-66.
- Huang Zhuo-jun, Ma Zheng-ming. Prefilter design in multiwavelet image coding. *Journal of Circuits and Systems*, 2000, 5(2): 62-66.
- [14] 程云鹏. 矩阵论(第二版). 西安: 西北工业大学出版社, 2001.6, 第二章.
- [15] 徐飞, 施晓红. MATLAB应用图像处理. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.5.
- 吴晓荣: 男, 1981年生, 硕士生, 研究方向为遥感图像融合.
- 何明一: 男, 1958年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多传感器信息获取与处理、遥感图像处理等.
- 张易凡: 女, 1979年生, 博士生, 研究方向为遥感图像融合.