

# Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法影响的讨论

才溪<sup>1</sup> 赵巍<sup>1</sup>

**摘要** 根据 Contourlet 变换多尺度、多方向的特性以及自然图像的频谱特点, 分析了 Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法性能和融合结果中伪轮廓的影响, 讨论了低通滤波器与分解层数选取之间的关系. 理论与实验证明, 使用带宽较窄的低通滤波器能够得到较好的融合结果, 当低通滤波器系数均为正数时融合图像的伪轮廓显著减少. 本文比较了使用不同低通滤波器和不同融合准则时得到的融合结果, 实验结果证明, 使用合适的低通滤波器, 可以在选用较简单的融合准则和分解较少层数的情况下, 得到很好的融合结果, 大大减小了融合算法的复杂度.

**关键词** 图像融合, Contourlet 变换, 低通滤波器, 伪轮廓  
**中图分类号** TP391

## Discussion upon Effects of Contourlet Lowpass Filter on Contourlet-based Image Fusion Algorithms

CAI Xi<sup>1</sup> ZHAO Wei<sup>1</sup>

**Abstract** According to multiscale and multidirection contourlet transform and considering real image frequency spectrum characteristics, effects of contourlet lowpass filter on contourlet-based image fusion algorithms and ringing artifacts in fused images were analysed, and relations between lowpass filter and decomposing levels were discussed. Theories and experiments proved that better fusion results can be obtained with a narrow bandwidth lowpass filter, and that ringing artifacts can be eliminated by using a lowpass filter with positive coefficients. Fusion results using different lowpass filters and fusion rules were compared. Experimental results showed that choosing an appropriate lowpass filter can get a satisfying fusion result, with an easier fusion rule and less decomposing levels, which can reduce the fusion algorithm's complexity.

**Key words** Image fusion, contourlet transform, lowpass filter, ringing artifacts

近年来, 图像融合在图像处理领域成为一个热点. 在实际应用中, 我们往往可以得到关于同一场景的多幅图像, 这些图像可能来自同一个传感器, 也可能来自不同传感器, 通过图像融合技术, 利用多幅图像之间的冗余性和互补性, 最终得到一幅综合了之前多幅图像优点的内容丰富的融合图像. 例如, 数码相机拍摄大场景时多聚焦图像的融合、夜视监控系统中可见光与红外不同源图像的融合等.

在图像融合技术中, 基于多分辨分析的图像融合算法是很重要的一类方法, 并且得到了极为广泛的应用. 由于人眼视觉系统是在不同尺度上处理接收到的视觉信号, 并且对细节信息非常敏感, 基于多分辨分析的图像融合算法就是针对这些特性, 将图像分解到多个尺度上, 并分别对低频能量和高频细节进行处理, 从而达到比其他融合算法更好的融合效果. 图 1 是多分辨分析图像融合算法的一般框架,

即首先将源图像分解成多尺度、多方向的低、高频子带, 然后在各对应子带上根据一定的融合准则得到融合系数, 最后经过多分辨重构得到最终的融合图像.

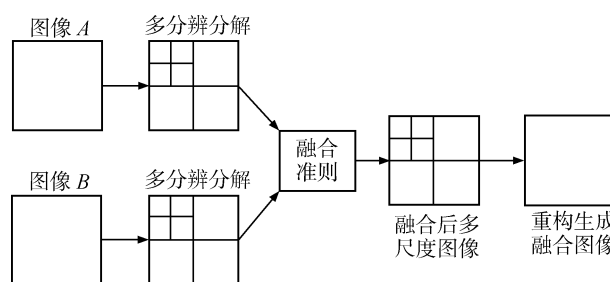


图 1 基于多分辨分析图像融合算法的一般框架  
Fig. 1 General frame of multiresolution image fusion algorithms

多分辨分析方法中最常用的是小波变换. 近年来, 随着小波理论的不完善, 这种具有良好时频定位特性的方法在图像融合领域得到了极为广泛的应用. 通过改变小波变换方式和融合准则, 图像融合效果得到了逐步改进. 常用的小波变换方式包括 Mallat 标准小波<sup>[1]</sup>、无抽取小波<sup>[2]</sup>、对偶树复数小

收稿日期 2008-01-21 收修改稿日期 2008-08-25  
Received January 21, 2008; in revised form August 25, 2008  
国家自然科学基金 (60502019) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60502019)  
1. 北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100191  
1. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00258

波<sup>[3]</sup>等. 然而, 小波变换融合算法得到的融合图像中常常存在伪轮廓, 文献 [4] 中采用一致性检测的方法减少伪轮廓, 但还是不能完全去除它对融合效果的影响.

近几年, 多分辨分析理论得到了进一步发展. 由于二维可分离小波变换无法最优地表示图像中的线奇异, 且只存在三个方向, 因此, Candès 等提出了 Ridgelet 变换<sup>[5]</sup>和 Curvelet 变换<sup>[6]</sup>, 2002 年 Do 和 Vetterli 提出了一种新的二维变换方法, 即 Contourlet 变换<sup>[7-8]</sup>. Contourlet 变换与小波变换的最大区别是它在高频可以做任意多个方向的分解, 提供各个方向的细节信息. 目前, Contourlet 变换已经被应用于图像融合技术中<sup>[9-13]</sup>. 虽然 Contourlet 变换可以更好地利用各幅源图像的细节信息, 但是它同小波变换一样在得到的融合图像中存在着伪轮廓的问题, 文献 [9-10] 均采用了一致性检测的方法减小伪轮廓. 现有的 Contourlet 变换图像融合算法的研究重点是改进融合准则, 并采取一定的措施抑制伪轮廓的产生. 然而, 笔者认为应该从 Contourlet 变换的本质出发来改善融合效果.

本文从 Contourlet 变换本身出发, 通过讨论其低通滤波器对图像融合算法的影响, 寻找能够提高融合质量的途径. 本文考虑到自然图像的频谱在高频处方向性不强、信息不丰富, 提出需要调整 Contourlet 变换低通滤波器的带宽, 使分解得到的高频信息方向尽可能多, 以便充分利用 Contourlet 变换多方向的优势. 同时, 本文分析了低通滤波器系数对伪轮廓的影响. 使用系数均为正数的低通滤波器进行 Contourlet 变换, 可以减少伪轮廓的产生. 本文还分析了低通滤波器对分解层数选取的影响. 为了更全面地了解低通滤波器对融合结果的影响, 本文还比较了使用不同低通滤波器或不同融合准则时的融合结果. 通过实验证明, 使用合适的低通滤波器, 即使在融合准则很简单、分解层数较少的情况下, 也可以获得很好的融合结果, 这大大减少了融合算法的复杂度.

本文的结构安排如下: 第 1 节简单介绍 Contourlet 变换; 第 2 节介绍几种常见的基于 Contourlet 变换的图像融合准则; 第 3 节分析并用客观评价指标证明 Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法性能的影响; 第 4 节分析低通滤波器对融合图像中伪轮廓的影响; 第 5 节分析低通滤波器对分解层数选取的影响; 第 6 节总结全文.

## 1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是一种多尺度、多方向的变换方法, 它直接提出于离散域, 之后才被推广到连续域并分析其性质. Contourlet 变换的基本思想是: 首

先用拉普拉斯金字塔 (Laplacian pyramid, LP) 分解得到边缘的孤立断点, 再使用二维方向滤波器组 (Directional filter bank, DFB) 将方向一致的断点连接成线, 形成基本的轮廓段 (Contour), 因此被称为 Contourlet 变换.

图 2 是 Contourlet 分解的频域示意框图. Contourlet 分解包括尺度分解和方向子带分解两部分. 其中, 尺度分解是由 LP 变换完成的, 它将图像分解到多个尺度上. 与临界采样的小波变换相比, LP 变换的缺点是过采样, 其冗余度是 4/3. 但由于 LP 分解时只对低频进行下采样, 且只产生一个带通图像, 所以避免了混频现象. 由 LP 变换得到的各个尺度高频通过 DFB 进行频域方向分割, 分解得到多个方向子带. DFB 由扇形滤波器和相当于旋转算子的重采样构造而成<sup>[7]</sup>. 可见, Contourlet 变换是 LP 和 DFB 结合形成的双层滤波器组结构, 也被称为塔形方向滤波器组 (Pyramidal direction filter bank, PDFB).

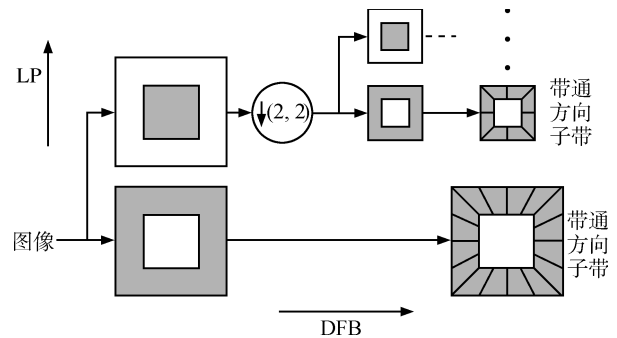


图 2 Contourlet 分解的频域示意框图  
Fig. 2 Frame of Contourlet decomposition in frequency domain

Contourlet 变换可以稀疏地表示图像, 即一幅图像经过该变换后只在极少的点上有数值较大的系数, 这些点集中了图像的大部分信息和能量. 同时, Contourlet 变换在每个尺度上分解的方向子带数可以不同, 即可以提供任意方向上的信息, 一般分解的方向子带数为  $2^n$  ( $n \in \mathbf{N}$ ).

## 2 Contourlet 变换在图像融合中的应用

根据图 1 所示的多分辨分析图像融合算法的一般框架, 可以将 Contourlet 变换应用到图像融合中. 其一般融合步骤为:

1) 将源图像  $A$ 、 $B$  分别进行 Contourlet 分解, 得到分解系数  $\{a_j^A, d_{j,k}^A\}$ 、 $\{a_j^B, d_{j,k}^B\}$ . 设融合图像为  $F$ , 其对应分解系数为  $\{a_j^F, d_{j,k}^F\}$ . 其中,  $J$  是分解层数,  $a_j^X$  ( $X = A, B, F$ ) 表示图像  $X$  的低频子带系数,  $d_{j,k}^X$  ( $X = A, B, F$ ) 表示图像  $X$  第  $j$  ( $1 \leq j \leq J$ ) 层第  $k$  个方向的高频子带系数.

2) 由  $\{a_j^A, d_{j,k}^A\}$ 、 $\{a_j^B, d_{j,k}^B\}$  根据一定的融合准则得到融合系数  $\{a_j^F, d_{j,k}^F\}$ .

3) 融合系数经过 Contourlet 重构, 得到最终的融合图像.

为了提高 Contourlet 变换图像融合算法的质量, 人们不断地改进低、高频子带的融合准则. 常用的低频子带融合准则包括:

1) 平均 (Average, AVE) 的准则, 即融合系数是各源图像对应系数的均值.

$$a_j^F(m, n) = \frac{a_j^A(m, n) + a_j^B(m, n)}{2} \quad (1)$$

其中,  $(m, n)$  是子带中某一系数的位置.

2) 选取区域方差 (Region variance, RVA) 最大的准则. 区域方差定义为

$$V_j^X(m, n) = \sum_{(x,y) \in \Omega(m,n)} (a_j^X(x, y) - \overline{a_j^X(m, n)})^2 \quad (2)$$

其中,  $X = A, B$ ,  $\Omega(m, n)$  表示以  $(m, n)$  为中心的小邻域,  $\overline{a_j^X(m, n)}$  是图像  $X$  的低频子带在区域  $\Omega(m, n)$  内的系数均值. 这时, 低频子带的融合系数为

$$a_j^F(m, n) = \begin{cases} a_j^A(m, n), & V_j^A(m, n) > V_j^B(m, n) \\ a_j^B(m, n), & V_j^A(m, n) \leq V_j^B(m, n) \end{cases} \quad (3)$$

常用的高频子带融合准则包括:

1) 选取系数绝对值 (Coefficient absolute value, CAV) 最大的准则, 即

$$d_{j,k}^F(m, n) = \begin{cases} d_{j,k}^A(m, n), & |d_{j,k}^A(m, n)| > |d_{j,k}^B(m, n)| \\ d_{j,k}^B(m, n), & |d_{j,k}^A(m, n)| \leq |d_{j,k}^B(m, n)| \end{cases} \quad (4)$$

2) 选取区域能量 (Region energy, REN) 最大的准则. 区域能量定义为

$$E_{j,k}^X(m, n) = \sum_{(x,y) \in \Omega(m,n)} (d_{j,k}^X(x, y))^2 \quad (5)$$

其中,  $X = A, B$ , 则高频子带的融合系数为

$$d_{j,k}^F(m, n) = \begin{cases} d_{j,k}^A(m, n), & E_{j,k}^A(m, n) > E_{j,k}^B(m, n) \\ d_{j,k}^B(m, n), & E_{j,k}^A(m, n) \leq E_{j,k}^B(m, n) \end{cases} \quad (6)$$

3) 选取边缘信息 (Edge information, EIN) 最

大的准则. 边缘信息定义为

$$M_{j,k}^X(m, n) = \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 \omega(s+2, t+2) \times d_{j,k}^X(m+s, n+t) \quad (7)$$

其中,  $X = A, B$ ,  $\omega = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$  是边缘

检测算子. 这时, 高频子带的融合系数为

$$d_{j,k}^F(m, n) = \begin{cases} d_{j,k}^A(m, n), & |M_{j,k}^A(m, n)| > |M_{j,k}^B(m, n)| \\ d_{j,k}^B(m, n), & |M_{j,k}^A(m, n)| \leq |M_{j,k}^B(m, n)| \end{cases} \quad (8)$$

为了避免伪轮廓的影响, 可以采用一致性检测 (Consistency verification, CV) 的方法修正高频子带的选择矩阵, 使得每个区域中心像素的融合系数都和相邻的大部分像素来自同一幅源图像.

表 1 总结了几种基于 Contourlet 变换图像融合算法的融合准则, 其中 D 使用了最简单的融合准则.

表 1 几种算法融合准则的总结

Table 1 Summary of fusion rules in several algorithms

	低频准则	高频准则	CV
A <sup>[9]</sup>	AVE	REN	有
B <sup>[10]</sup>	AVE	EIN	有
C <sup>[11]</sup>	RVA	REN	无
D	AVE	CAV	无

### 3 Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法性能的影响

#### 3.1 理论分析

Contourlet 变换的优点是可以对图像高频细节做任意多个方向的分解, 从而更好地利用高频各个方向上的信息. 人眼对高频细节非常敏感, 因此, 在图像融合算法中高频部分往往采用选取高频信息丰富的融合准则. 然而, 我们发现大部分的自然图像在高频处的方向性并不很强. 例如, 图 3 (见下页) 列举了 Couple, Toy, Lena 和 Boat 四幅自然图像以及它们的对应频谱, 可以看出, 四幅图像的频谱在高频区域信息并不丰富, 方向分布不是很广泛. 这时, 如果进行 Contourlet 变换多尺度分解, 则得到的高频信息很少, Contourlet 变换的优势就无法体现出来. 所以, 为了更好地利用其高频多方向分解的优势, 我

们提出需要适当调节 Contourlet 变换中低通滤波器的带宽, 使多尺度分解后的高频频带尽量变宽, 这样就会在高频留下更多带有方向性的信息, 从而使 Contourlet 变换的多方向分解起到更好的效用。

文献 [9–11] 中同时引用了文献 [7], 在文献 [7] 中 Contourlet 变换的低通滤波器选用的是“9-7”小波的低通滤波器, 因为它具有线性相位和近似正交性。但是, “9-7”小波低通滤波器的带宽较宽, 经过它滤波得到的高频细节信息较少, 相应分解到各个

方向子带的细节也较少。以 Couple 图像为例, 图 4(a) 是图像经过“9-7”小波低通滤波器一层尺度分解后高频细节的频谱, 图 4(b) 则是高频细节再经过 DFB 分解得到的方向子带信息, 这里共分解了 16 个方向子带。可以看出, 经过“9-7”小波低通滤波后, 图 4(a) 中剩余的高频方向信息不够丰富, 图 4(b) 中分解到各个方向子带的细节也不多, 因此, Contourlet 变换的多尺度、多方向的优势并不能得到充分发挥。



图 3 四幅自然图像及对应频谱  
Fig. 3 Four real images and their frequency spectra

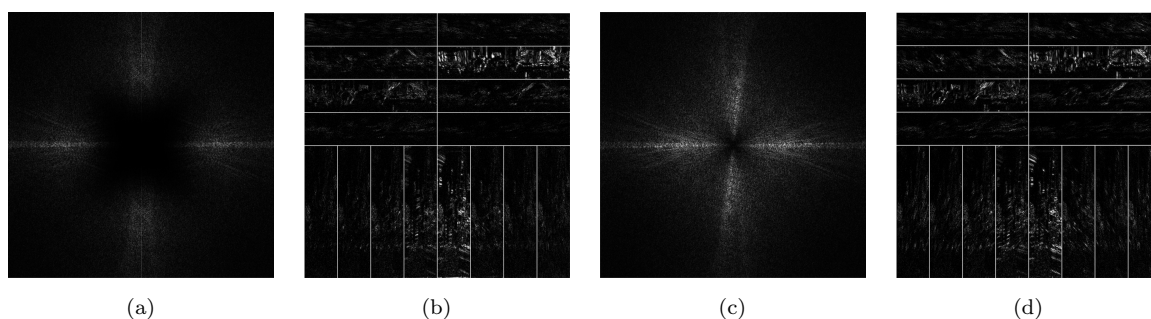


图 4 Couple ((a) 经过“9-7”小波低通滤波器一层尺度分解后高频细节的频谱; (b) 经过“9-7”小波低通滤波器一层尺度分解后再经 DFB 分解的方向子带信息; (c) 经过“ $a = 0.3$ ”低通滤波器一层尺度分解后高频细节的频谱; (d) 经过“ $a = 0.3$ ”低通滤波器一层尺度分解后再经 DFB 分解的方向子带信息)

Fig. 4 Couple ((a) Frequency spectrum of high frequency detail after one-level decomposition by “9-7” wavelet low-pass; (b) Directional subbands of high frequency detail after one-level decomposition by “9-7” wavelet lowpass and DFB decomposition; (c) Frequency spectrum of high frequency detail after one-level decomposition by “ $a = 0.3$ ” lowpass; (d) Directional subbands of high frequency detail after one-level decomposition by “ $a = 0.3$ ” lowpass and DFB decomposition)

本文为了更好地利用 Contourlet 变换高频多方向的优势, 选择使用带宽较窄的低通滤波器. 这里, 使用了 Burt 提出的  $5 \times 5$  的二维低通滤波器<sup>[14]</sup>, 它的系数为  $w(m, n) = \hat{w}(m)\hat{w}(n)$ , 其中  $\hat{w}$  是长度为 5 的一维滤波器, 其系数存在以下限制

$$\begin{aligned} \hat{w}(0) &= a \\ \hat{w}(-1) &= \hat{w}(1) = \frac{1}{4} \\ \hat{w}(-2) &= \hat{w}(2) = \frac{1}{4} - \frac{a}{2} \end{aligned} \quad (9)$$

参数  $a$  影响了该滤波器的带宽,  $a$  越小, 滤波器时域的窗口越宽, 则频域的带宽越窄. 为了保证  $5 \times 5$  邻域中心位置的权值相对较大, 本文取  $a = 0.3$ . 图 4(c) 就是使用该低通滤波器一层尺度分解后 Couple 图像的高频频谱, 而图 4(d) 则是高频细节再经 DFB 分解后的方向子带信息. 可以看出, 图 4(c) 中高频信息明显比图 4(a) 的更多, 方向性更强, 而图 4(d) 中分解到各个方向子带的细节信息也被凸现出来. 这样, Contourlet 变换的优点能够得到更好的利用, 将其应用到图像融合中将会得到更好的融合效果.

### 3.2 实验结果

为了更深入地讨论 Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法性能的影响, 我们通过改变变换方式、低通滤波器或融合准则, 设计了三组实验. 根据设计的实验, 不仅可以表现出相同或不同融合准则情况下, “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器与 “9-7” 低通滤波器相比的显著优势, 同时还可以看出繁简不同的融合准则对算法融合结果的影响.

实验中选取了 12 幅标准图像, 如图 5 所示, 分别对它们左半部分和右半部分做模糊处理, 构造了多组多聚焦图像, 然后进行融合. 这里, 小波变换和 Contourlet 变换都分解了 4 层, 且 Contourlet 的四层高频由低到高分别分解了 4、4、8、16 个方向子带. 为了能够客观评价各个算法, 本文采用了熵、平均梯度、均方根误差和互信息<sup>[4]</sup> 等四种客观评价指标来衡量融合图像的效果. 其中, 熵用来衡量图像信息的丰富程度; 平均梯度反映图像的清晰度; 均方根误差表示融合图像与理想图像的接近程度; 互信息则反映了融合图像与源图像的相关程度.

1) 变换和低通滤波器不同时, 使用简单融合准则的融合结果的比较.

本组实验比较了 “9-7” 小波变换图像融合算法、使用 “9-7” 低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法以及使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法, 且三种算法都使用了表 1 中的 D 融合准则. 表 2 给出了 12 组多聚焦图像经过上述三种算法融合之后得到结果的平均客观评价指标.



图 5 12 幅标准图像

Fig. 5 Twelve reference images

表 2 变换和低通滤波器不同时融合指标的比较

Table 2 Comparison of fusion indexes using different transforms and lowpass filters

算法	熵	平均梯度	均方根误差	互信息	运行时间 (s)
“9-7” 小波 +D	7.4087	9.7293	2.9482	4.3732	0.0977
“9-7” Con+D	7.4087	9.7360	3.0020	4.2007	0.0703
“ $a = 0.3$ ” Con+D	7.4236	9.7915	2.3606	4.6259	0.0741

由表 2 可以看出, 在同样采用最简单融合准则的情况下, 使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法有最大的熵值、平均梯度、互信息和最小的均方根误差. 由于 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器带宽较窄, 经过 Contourlet 变换后可利用的高频方向信息更强, 因而可以得到更好的融合结果.

2) 选用不同低通滤波器和融合准则时融合结果的比较.

本组实验比较了使用 “9-7” 低通滤波器和表 1 中 A、B、C 融合准则, 以及使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器和表 1 中 D 融合准则得到的融合结果. 表 3 是 12 组多聚焦图像经过上述算法融合之后得到结果的平均客观评价指标.

表 3 低通滤波器和融合准则不同时融合指标的比较

Table 3 Comparison of fusion indexes using different lowpass filters and fusion rules

算法	熵	平均梯度	均方根误差	互信息	运行时间 (s)
“9-7” Con+A	7.3953	9.7048	2.5031	4.7331	11.4503
“9-7” Con+B	7.4019	9.7360	2.9587	4.4356	9.9376
“9-7” Con+C	7.3915	9.7187	2.3261	5.4238	1.0638
“ $a = 0.3$ ” Con+D	7.4236	9.7915	2.3606	4.6259	0.0741

由表 3 中数据可知, 使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器时, 即使采用最简单的 D 准则, 得到的融合结果也有最大的熵值、平均梯度和较小的均方根误差. 对于有些图像, 使用 “9-7” 低通滤波器和 C 准则得到的融合结果的均方根误差比使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器和 D 准则的还要小, 这是由于 C 准则对低频和高频部分都比较复杂, 这种较好的融合结果是靠增加复杂度换来的. 而最简单的 D 准则的运行时间却

远远小于其他几种准则. 因此, 使用合适的低通滤波器, 我们可以利用更简单的准则, 花费更短的时间, 得到更好的融合结果.

3) 选用相同低通滤波器和不同融合准则时融合结果的比较.

本组实验比较了使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器时, 分别采用表 1 中 A、B、C、D 准则得到的融合结果. 表 4 是 12 组多聚焦图像经过上述算法融合之后得到结果的平均客观评价指标.

表 4 低通滤波器相同但融合准则不同时融合指标的比较  
Table 4 Comparison of fusion indexes using the same lowpass filter and different fusion rules

算法	熵	平均梯度	均方根误差	互信息	运行时间 (s)
“ $a = 0.3$ ” Con+A	7.3822	9.7661	1.5842	5.8682	10.2643
“ $a = 0.3$ ” Con+B	7.3921	9.7983	1.7064	5.6061	9.8542
“ $a = 0.3$ ” Con+C	7.3836	9.7707	1.6315	5.7536	1.0716
“ $a = 0.3$ ” Con+D	7.4236	9.7915	2.3606	4.6259	0.0741

由表 4 可以看出, 使用比较复杂的融合准则时, 得到的融合图像与标准图像之间的均方根误差比较小, 融合效果比较好. 但与此同时, 复杂的准则运行时间也较长.

## 4 Contourlet 变换低通滤波器对融合图像中伪轮廓的影响

### 4.1 理论分析

基于多分辨分析的图像融合算法普遍存在的问题是融合图像中伴随着伪轮廓的产生. 一般认为其主要原因是高频选取的不一致性和变换的移变性. 因此, 为了减弱伪轮廓, 人们采用一致性检测修正高频选择矩阵, 还提出了一些具有移不变性的变换, 以及使用循环平移的 Cycle-spinning 避免图像失真.

除此之外, 笔者认为, 变换的低通滤波器系数也与伪轮廓的产生有紧密的关系. 小波变换的低通滤波器系数常存在负数, 则一个孤立点经过滤波器后, 会形成小范围的波动, 在融合图像中就体现为伪轮廓. 而 Burt<sup>[14]</sup> 提出的低通滤波器系数可以都是正数, 对一个孤立点滤波后形成的波动相对较小, 伪轮廓因此会被减弱.

### 4.2 实验结果

与第 3.2 节相同, 我们用同样的三组实验表明 Contourlet 变换低通滤波器对融合图像中伪轮廓的显著影响.

本文选用了多组待融合图像做了大量实验, 首先以一组多聚焦图像为例进行详细说明, 如图 6 所示, 其中, 图像 A 的聚焦点在近处的钟表面上, 远处

的书架等景物是模糊的, 而图像 B 刚好相反. 这里, Contourlet 变换分解了 4 层, 并且四层高频由低到高分别分解了 4、4、8、16 个方向子带.



(a) 图像 A (b) 图像 B  
(a) Image A (b) Image B

图 6 两幅多聚焦图像

Fig. 6 A couple of multifocus images

1) 变换和低通滤波器不同时, 使用简单融合准则的融合结果的比较.

本组实验比较了“9-7”小波变换图像融合算法、使用“9-7”低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法以及使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法, 且三种算法都使用了表 1 中的 D 融合准则.

图 7 (见下页) 是上述三种算法的融合结果. 为了更好地比较各幅融合图像, 我们选取了一个局部区域进行放大显示, 该区域包含在图像 A 中聚焦的钟表面和图像 B 中聚焦的墙角等, 从这个区域能较清楚地看到伪轮廓.

图 7(a) 是使用“9-7”小波图像融合算法之后的结果, 局部放大之后的图 7(b) 在墙的边缘和钟表的刻度处存在着明显的伪轮廓. 图 7(c) 是使用“9-7”低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法的结果, 图 7(d) 与图 7(b) 相比虽然选用了相同的低通滤波器和融合准则, 融合结果却存在更多的伪轮廓. 这是因为 Contourlet 变换高频方向子带分解的个数比小波变换多, 则各子带选择矩阵之间不一致的可能性更大, 这就导致了 Contourlet 逆变换后融合图像出现源图像中不存在的灰度值. 图 7(e) 是使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法的结果, 从它的局部放大图 (见图 7(f)) 可以看出, 墙的边缘和钟表刻度处过渡平稳, 几乎没有伪轮廓的产生.

2) 选用不同低通滤波器和融合准则时融合结果的比较.

本组实验比较了使用“9-7”低通滤波器和表 1 中 A、B、C 融合准则, 以及使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器和表 1 中 D 融合准则得到的融合结果.

图 8 (见下页) 显示了上述算法的融合结果. 可以看出, 使用“9-7”低通滤波器的图 8(b)~(d) 都存在明显的伪轮廓, 尤其是在墙和表的边缘处. 即使

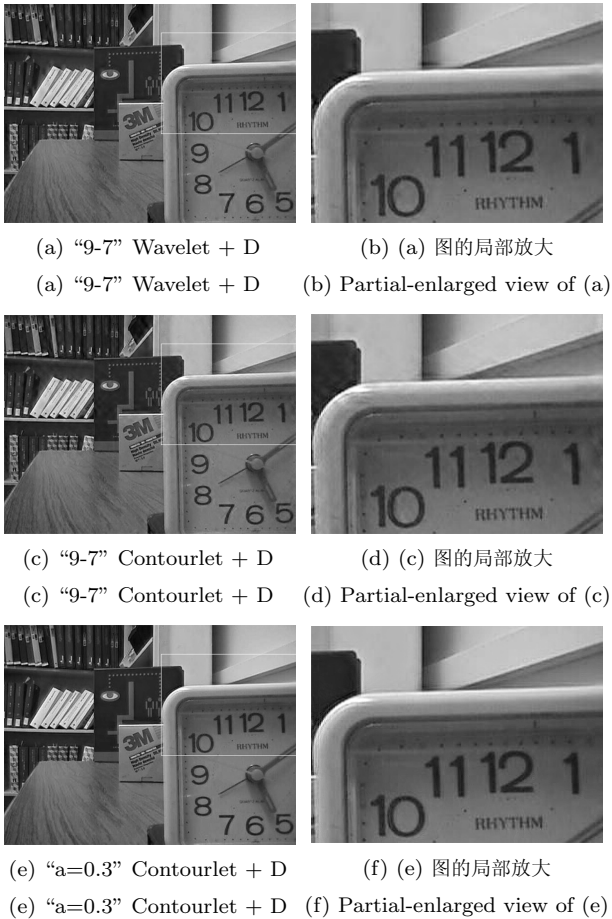


图7 变换和低通滤波器不同时融合结果的比较

Fig.7 Comparison of fusion results using different transforms and lowpass filters

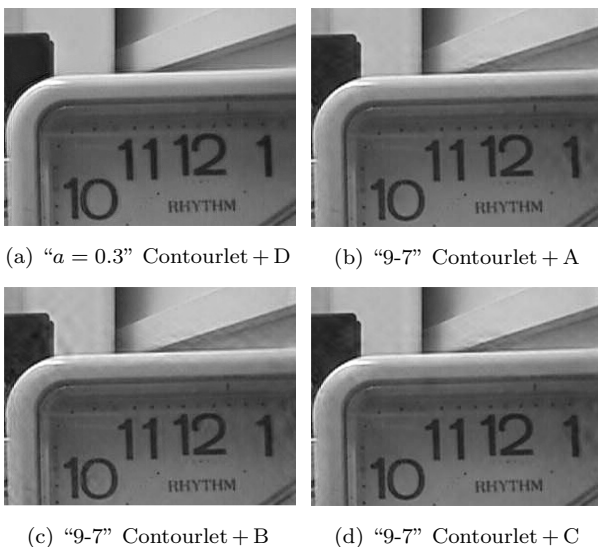


图8 低通滤波器和融合准则不同时融合结果的比较

Fig.8 Comparison of fusion results using different lowpass filters and fusion rules

融合准则 A、B、C 都很复杂, 运算量也较大, 并且

还使用了一致性检测来避免伪轮廓, 但它们的融合结果在视觉上还是不及使用了最简单融合准则的图 8(a). 由此可见, 低通滤波器对伪轮廓的影响很大.

3) 选用相同低通滤波器和不同融合准则时融合结果的比较.

本组实验比较了使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器时, 分别采用表 1 中 A、B、C、D 准则得到的融合结果.

图 9 比较了上述算法的融合结果. 使用四种融合准则得到的融合图像效果都比较好, 基本避免了伪轮廓的产生. 准则 A、B、C 都比较复杂, 所以得到的融合结果(图 9(b)~(d))自然不会比使用 D 准则(图 9(a))差. 但从视觉上看, 这些融合图像并没有太大差别. 所以, 选用合适的低通滤波器后, 我们对融合准则的要求就可以降低, 这样可以大大减小算法的复杂度.

其次, 图 10 和 11 (见下页) 分别给出了使用“ $a = 0.3$ ”低通滤波器和表 1 中 D 融合准则时, 一组红外可见光图像和一组多聚焦图像的融合结果. 图 10(c) 中既能够清晰地看到红外图中显示的人形, 又能看到可见光图中存在的围栏. 图 11(c) 中左右部分全部聚焦, 可以清楚地看到罐子和测试图上的文字和纹理. 可见, 得到的融合图像能够同时包含多幅源图像的丰富信息, 有很好的视觉效果, 几乎没有伪轮廓的产生.

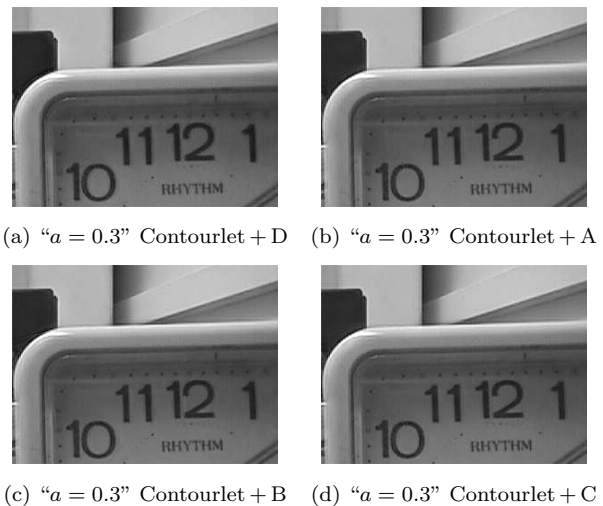


图9 低通滤波器相同但融合准则不同时融合结果的比较

Fig.9 Comparison of fusion results using the same lowpass filter and different fusion rules

## 5 Contourlet 变换低通滤波器对融合算法中分解层数选取的影响

### 5.1 理论分析

在多分辨率分析图像融合过程中, 当分解层数较少时, 源图像的部分细节信息并没有被分解出来, 而是当作低频能量进行了平均等处理, 从而被模糊掉,

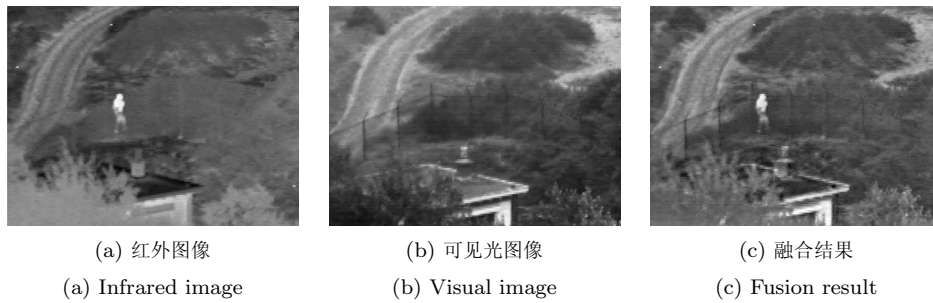


图 10 红外可见光图像融合

Fig. 10 Fusion of infrared and visual images

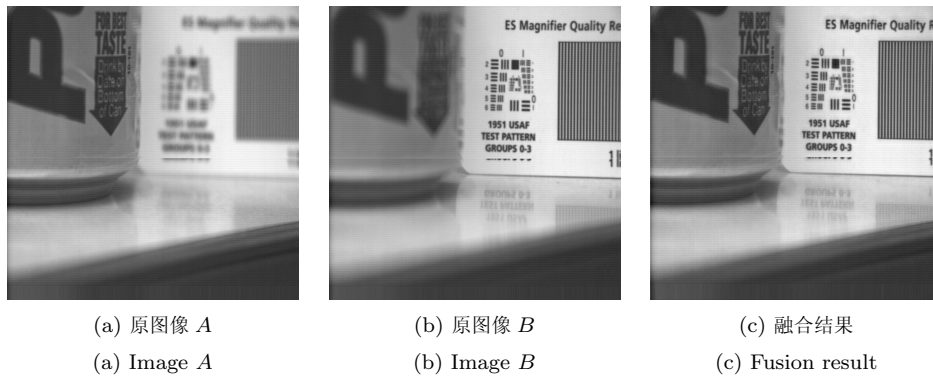


图 11 多聚焦图像融合

Fig. 11 Fusion of multifocus images

这使得融合图像的细节与能量的差异没有凸现出来. 所以, 这时随着分解层数的增加, 融合图像中细节与能量的差异逐渐增大, 从而图像对比度变大. 但当分解层数增加到一定程度时, 对源图像的低频再进行分解将不会得到更多的细节信息, 此时融合图像的对比度不会再随着分解层数而变化. 所以, 选择适当的分解层数即可得到较好的融合效果.

由于分解层数和低频存在的细节信息有关, 因此 Contourlet 变换的低通滤波器带宽也影响到分解层数的选取. 在分解层数相同的情况下, 低通滤波器带宽窄的变换得到的低频部分所包含的细节信息远远少于带宽较宽的情况. 所以对不同的低通滤波器而言, 滤波器带宽相对较宽时, Contourlet 变换的分解层数需要选取相对大一些.

### 5.2 实验结果

这里, 首先使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器的 Contourlet 变换图像融合算法对图 6 中两幅多聚焦图像进行融合. 图 12 分别比较了 Contourlet 变换分解 4 层和分解 1 层时的融合结果. 分解 1 层的图 12 (b) 对比度明显比分解 4 层的图 12 (a) 低.

表 5 (见下页) 给出了使用 “9-7” 低通滤波器和 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器分解 1 到 5 层时, 由图 6 所示多聚焦图像得到融合结果的客观评价指标.

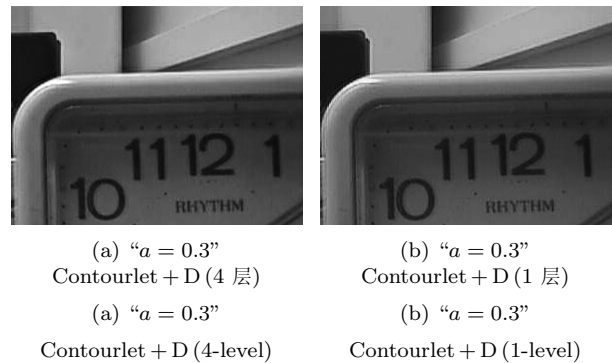


图 12 分解层数不同时融合结果的比较

Fig. 12 Comparison of fusion results using different decomposition levels

由表 5 可以看出, 随着分解层数的增加, 融合图像的平均梯度和熵值也逐渐增加. 但是, 分解到第 5 层时, 使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器得到的融合结果指标变化已经变缓, 而使用 “9-7” 低通滤波器得到的融合结果指标变化幅度还较大, 且远远不如使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器得到的融合结果. 由此可见, 低通滤波器的选择也会影响到融合算法分解层数的选取. 通过大量实验我们可以得出, 使用 “9-7” 低通滤波器时一般分解 5 层可以得到较好的融合结果, 而使用 “ $a = 0.3$ ” 低通滤波器时一般分解 3 层就可以得到在视觉上和客观评价上都很好的融合结果.



表 5 低通滤波器不同时分解不同层数融合指标的比较  
Table 5 Comparison of fusion index using different lowpass filters and decomposition levels

	“9-7”		“a = 0.3”	
	平均梯度	熵	平均梯度	熵
1 层	4.2700	7.2219	5.6251	7.2792
2 层	5.4647	7.2719	6.0176	7.3346
3 层	5.9050	7.3346	6.0886	7.3709
4 层	5.9911	7.3690	6.0988	7.3917
5 层	6.0030	7.3926	6.1008	7.4030

## 6 总结

本文详细地分析了 Contourlet 变换低通滤波器对图像融合算法的影响. 理论分析和实验结果都得到以下结论:

首先, 考虑到自然图像高频频谱特性, 选择带宽较窄的低通滤波器进行图像融合能够得到较好的融合效果; 其次, 低通滤波器的系数影响融合图像中伪轮廓的产生, 当系数均为正数时, 融合结果中有较少的伪轮廓; 最后, 融合图像的质量与 Contourlet 变换分解层数有关, 而最佳分解层数的选取也受到 Contourlet 变换低通滤波器的影响.

总之, Contourlet 变换低通滤波器的选取直接影响到图像的融合结果. 适当地调整低通滤波器是提高融合质量、改善融合效果的有效途径之一.

## References

- Hassainia F, Magafia I, Langevin F, Kernevez J P. Image fusion by an orthogonal wavelet transform and comparison with other methods. In: Proceedings of the Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. New Jersey, USA: IEEE, 1992. 1246–1247
- Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, Garzelli A. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(10): 2300–2312
- Ioannidou S, Karathanassi V. Investigation of the dual-tree complex and shift-invariant discrete wavelet transforms on quickbird image fusion. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, **4**(1): 166–170
- Zhang Z, Blum R S. Image fusion for a digital camera application. In: Proceedings of Conference Record of the 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE, 1998. 603–607
- Candès E J. Ridgelets: Theory and Applications [Ph. D. dissertation], Stanford University, USA, 1998
- Candès E J, Donoho D L. Curvelets—a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges. *Curve and Surface Fitting*. Nashville: Vanderbilt University Press, 2000. 105–120

- Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106
- Do M N, Vetterli M. Contourlets: a new directional multiresolution image representation. *Beyond Wavelets*. New York: Academic Press, 2003. 1–27
- Miao Q G, Wang B S. A novel image fusion method using contourlet transform. In: Proceedings of International Conference on Communications, Circuits and Systems. Guilin, China: IEEE, 2006. 548–552
- Zheng Y A, Zhu C S, Song J S, Zhao X H. Fusion of multi-band SAR images based on contourlet transform. In: Proceedings of International Conference on Information Acquisition. Weihai, China: IEEE, 2006. 420–424
- Yang Liu, Guo Bao-Long, Ni Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2007, **41**(4): 448–452 (杨镭, 郭宝龙, 倪伟. 基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法. 西安交通大学学报, 2007, **41**(4): 448–452)
- Zhang X M, Li J S, Yi Z X, Yang W. Contourlet-based fusion algorithm and its optimization using objective image quality metrics. In: Proceedings of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, China: IEEE, 2007. 464–469
- Yang L, Guo B L, Ni W. Multifocus image fusion algorithm based on contourlet decomposition and region statistics. In: Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphics. Chengdu, China: IEEE, 2007. 707–712
- Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, **31**(4): 532–540

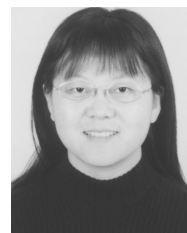


才 溪 北京航空航天大学电子信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为图像融合. 本文通信作者.

E-mail: cicy\_2001@163.com

(CAI Xi Ph.D. candidate at the School of Electronic and Information Engineering, Beihang University. Her main research interest is image fusion.

Corresponding author of this paper.)



赵 巍 北京航空航天大学电子信息工程学院副教授. 主要研究方向为图像融合, 图像识别和目标跟踪.

E-mail: zhao29wei@263.net

(ZHAO Wei Associate professor at the School of Electronic and Information Engineering, Beihang University. Her research interest covers image fusion, image recognition, and target tracking.)