

文章编号: 1001 - 9014 (2009) 05 - 0392 - 04

抗混叠轮廓波变换及其在图像融合中的应用

金 炜, 励金祥, 周亚训

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 研究了原始轮廓波变换的频谱混叠问题, 设计出能抑制混叠的多尺度分解方案, 结合方向滤波器组, 实现了一种抗混叠的轮廓波变换. 在此基础上, 提出了新颖的基于抗混叠轮廓波变换的图像融合算法. 该算法通过邻域一致性测度的计算, 实现了变换系数的局部自适应融合. 实验结果表明, 所提出的方法在视觉质量及定量指标上都优于基于小波变换和轮廓波变换的传统方法.

关键词: 图像融合; 抗混叠轮廓波变换; 邻域一致性测度; 滤波器组

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

ALIASING-FREE CONTOURLET TRANSFORM AND ITS APPLICATION IN IMAGE FUSION

JIN Wei, LI Jin-Xiang, ZHOU Ya-Xun

(Faculty of Information Science and Technology Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: The frequency aliasing of the original contourlet transform was investigated, and a new multiscale decomposition scheme was designed to suppress the aliasing effect. Then, by the combination with directional filter banks, an aliasing-free contourlet transform (AFCT) was realized. Finally, a novel image fusion algorithm based on AFCT was proposed. By calculating the neighborhood homogeneity measurement (NHM), the transform coefficients can be fused local adaptively. Experimental results demonstrate that the proposed approach outperforms the traditional methods which are based on wavelet transform and contourlet transform in terms of visual quality and quantitative criterion.

Key words: image fusion; aliasing-free contourlet transform; neighborhood homogeneity measurement; filter banks

引言

图像融合是信息融合的一个重要分支, 其目的是将不同信源的图像按一定的规则融合起来, 得到信息量更大或目视效果更好的结果图像. 通常图像融合分像素级融合、特征级融合和决策级融合 3 个层次, 其中以小波分析为基础的像素级融合是研究的热点^[1]. 由于常用的二维小波由两个一维小波的张量积形成, 只具有有限的方向, 不能“稀疏”表示二维图像, 制约了融合效果的提高. 为了解决这一问题, 多尺度几何分析的思想应运而生, 其中 Do 提出的轮廓波变换 (Contourlet) 就是典型代表^[2], 它将拉普拉斯塔形分解 (LP) 与方向滤波器组 (DFB) 结合, 能够有效地“跟踪”图像中的线奇异和面奇异特征, 文献 [3, 4] 研究了其在图像融合中的应用; 然而, 基

于轮廓波变换的方法常会在重构图像中引入严重的“划痕”, 文献 [5] 将其因归结为各方向子带之间存在频谱混叠, 导致变换系数不够稀疏, 但并未指出频谱混叠的来源, 亦未提出解决的办法. 本文对原始轮廓波变换的频谱混叠问题展开研究, 分析了造成混叠的主要原因, 设计了能抑制混叠的利用双通道滤波器组结构的多尺度分解方案, 结合方向滤波器组, 实现了一种抗混叠的轮廓波变换 (AFCT). 在此基础上, 提出了基于抗混叠轮廓波变换的图像融合新算法, 该算法通过邻域一致性测度的计算, 实现了变换系数的局部自适应融合. 红外与可见光图像的融合实验证明了该方法的有效性.

1 轮廓波变换的频谱混叠及 AFCT 的构造

轮廓波变换由 LP 变换和 DFB 分解构成, LP 变

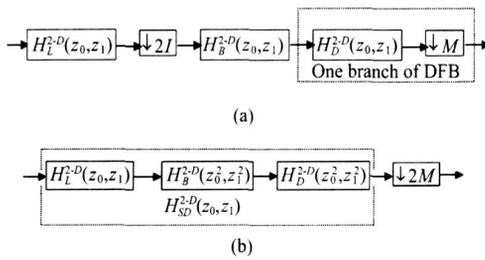


图 1 轮廓波变换中实现某一方向子带的滤波器组 (a)生成方向子带的滤波器组结构 (b)等效结构
Fig 1 Filter bank for one of the directional subbands in contourlet transform (a) the structure of filter bank for one of the directional subbands (b) equivalent structure

换将原始图像分解为低频子带和高频子带,DFB 则通过级联 l 级二叉树结构的钻石形五株抽样滤波器组,将高频子带划分成 2^l 个楔形方向子带,得到 2^l 个不同方向的频域划分;对低频子带重复上述过程就实现了对二维图像的多尺度、多方向分解^[2,3].设轮廓波变换通过 1-D 低通滤波器 $h_c[n]$ 的张量积将图像迭代分解成一系列带通图像,其频域支撑为: $[-c/2, c/2] \setminus [-c/2, c/2]^2, \{[-c/2^{i-1}, c/2^{i-1}]^2 \setminus [-c/2^i, c/2^i]^2\} (i=1, 2, 3, \dots, J-1)$ 及 $[-c/2^{J-1}, c/2^{J-1}]^2$, 这里 J 是分解层次, c 是 $h_c^{[n]}$ 的截止频率. 由于 $h_c^{[n]}$ 往往采用带宽大于 $c/2$ 的双正交“9/7”滤波器,根据抽样定理,对滤波后图像进行隔行隔列下抽样将会产生频谱混叠. 频谱混叠往往使得变换在空域不具平移不变性,从而给重构图像带来 Pseudo-Gibbs 现象. 下面以轮廓波变换的一个方向子带为例来分析混叠现象.

图 1 (a) 为轮廓波变换中实现某一方向子带的滤波器组结构,应用等效易位关系,图 1 (a) 可转换成图 1 (b) 所示的等效结构. 图 1 (a) 中, $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$ 是 LP 环节的等效 2-D 低通滤波器, $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$ 是生成 LP 变换带通图像的等效带通滤波器, $H_D^{2-D}(z_0, z_1)$ 是 DFB 分解生成某一方向子带的滤波器,其中 $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$ 可按式 (1) 由 $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$ 逼近:
$$H_B^{2-D}(z_0, z_1) = 1 - 0.25 * |H_L^{2-D}(z_0, z_1)|^2, \quad (1)$$
因此, $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$ 的理想通带为 $[-c/2, c/2] \setminus [-c/2, c/2]^2$.

图 1 (b) 中,等效滤波器 $H_{SD}^{2-D}(z_0, z_1)$ 的响应如下式:

$$H_{SD}^{2-D}(z_0, z_1) = H_L^{2-D}(z_0, z_1) H_B^{2-D}(z_0, z_1) H_D^{2-D}(z_0, z_1), \quad (2)$$

其中, $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$ $H_D^{2-D}(z_0, z_1)$ 用于生成方向子带. 由于,文献 [2] 所提出的轮廓波变换所采用的低通滤波器 $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$ 并非理想,也就是说其在通带区

域 $[-c/2, c/2]^2$ 之外仍然存在非零的频率响应,使得 LP 变换的逼近子带包含混叠成分,而细节子带则是通过上一精细尺度的低频子带减去其低通成分而获得,混叠也就因此不可避免地被带入细节子带中,这些混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠,导致了严重的频率混叠现象,影响方向分辨率,并引起 Pseudo-Gibbs 现象.

为避免上述混叠的产生,我们利用双通道滤波器组结构来代替 LP 变换. 首先采用 Parks-McClellan 算法^[5] 设计了低通滤波器 H_L , 通过改变 H_L 的通带截止频率 ω_p 和阻带截止频率 ω_s , 使其满足 Nyquist 抽样定律,避免由于下抽样所导致的频谱混叠并减小乃至消除混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠;然后根据完全重构条件构造出对应的高通滤波器 H_H , 图像经过高通滤波后直接级联 DFB, 实现对图像的多尺度多方向分解.

2 基于抗混叠轮廓波变换 (AFCT) 的图像融合方法

2.1 融合方案

若对二维图像进行 J 层的 AFCT 分解,最终将有一个低频子带和 J 个带通子带,其中每个带通子带又被分解成若干个方向子带,我们不妨将它们分别称为低频子图和方向子图. 由于 AFCT 是通过采用双通道结构并满足 Nyquist 抽样定理的滤波器组实现多尺度分解的,因此它不但继承了轮廓波变换方向选择性好的特点,而且能有效抑制原始轮廓波变换的频谱混叠现象,从而更有利于图像融合.

2.2 融合规则

图像经过 AFCT 分解后,融合规则或融合算子的选择对于融合的质量至关重要,同时也是图像融合中的一个难点. 为了获得视觉特性更佳、细节更丰富的融合效果,本文对低频子图和方向子图分别采用不同的融合规则. 低频子图由于包含了原始图像的基本特征,应采用选择与平均相结合的方法:将待融合图像对应系数的灰度平均作为阈值,比较两幅图像对应位置的灰度,如果灰度差小于阈值,则取两个值的平均作为融合值,如果灰度差大于阈值,则取大值为融合值. 对于各方向子图,采用一种基于邻域一致性测度 (Neighborhood Homogeneous Measurement, NHM) 的局部自适应融合方法.

设两幅待融合图像 A 和 B 经过 J 层 AFCT 分解后,得到 $\{L_{j,A}, C_{j,A}^d\}, \{L_{j,B}, C_{j,B}^d\}$, 其中 $L_{j,A}$ 和 $L_{j,B}$ 为低频子图, $C_{j,A}^d$ 和 $C_{j,B}^d$ 为 j 尺度的方向子图 (d 方向),

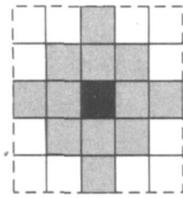


图 2 AFCT邻域系数
Fig 2 Neighbor hood coefficients of AFCT

下面具体描述方向子图的融合方法.

(1) 对于方向子图 C_j^d 的系数 $c_j^d(m, n)$, 定义以 (m, n) 为中心的邻域 $N_j^d(m, n)$. 分别计算两幅待融合图像在对应尺度、对应方向上的邻域能量 $E_{jA}^d(m, n)$ 和 $E_{jB}^d(m, n)$:

$$E_j^d(m, n) = \sum_{(k, l) \in N_j^d(m, n)} [c_j^d(k, l)]^2, \quad (3)$$

其中, $E_j^d(m, n)$ 表示 2^{-j} 分辨率下, d 方向的邻域能量; d 为方向上标; $c_j^d(k, l)$ 为相应位置的分解系数. 关于邻域的选择, 规定“+”方向上的半径为 2, “x”方向上的半径为 1, 如图 2 所示.

(2) 定义并计算邻域一致性测度 NHM:

$$NHM_j^d(m, n) = \frac{2 \sum_{(k, l) \in N_j^d(m, n)} |c_{jA}^d(k, l)| \cdot |c_{jB}^d(k, l)|}{E_{jA}^d(m, n) + E_{jB}^d(m, n)}, \quad (4)$$

其中, $E_{jA}^d(m, n)$ 和 $E_{jB}^d(m, n)$ 按式 (3) 计算, 可以看出, $0 < NHM_j^d \leq 1$.

NHM 实际上衡量了两幅图像对应邻域的一致程度, 一致程度越高, 则 NHM 越大. 因此, 如果 NHM 较大, 则相应系数所代表的特征在两幅图像中都有所反映, 应采用加权平均的融合方法; 否则, 相应特征可能在其中一幅图像中不明显, 在融合时应有所取舍.

(3) 系数融合

先定义一匹配阈值 T (一般取 $0.5 < T < 1$), 若 $NHM_j^d(m, n) < T$, 则:

$$\begin{cases} c_{jF}^d(m, n) = c_{jA}^d(m, n), & IF \\ E_{jA}^d(m, n) > E_{jB}^d(m, n) \\ c_{jF}^d(m, n) = c_{jB}^d(m, n), & IF \\ E_{jA}^d(m, n) < E_{jB}^d(m, n) \end{cases} \quad (5)$$

若 $NHM_j^d(m, n) \geq T$, 则:

$$c_{jF}^d(m, n) = \frac{\max(c_{jA}^d(m, n), c_{jB}^d(m, n)) + (1 - \alpha) \cdot \min(c_{jA}^d(m, n), c_{jB}^d(m, n))}{2}, \quad (6)$$

式中, $\alpha = NHM_j^d(m, n)$, $C_{jA}^d(m, n)$ 和 $C_{jB}^d(m, n)$ 分别为两幅待融合图像的 AFCT 系数, $C_{jF}^d(m, n)$ 为融合

后的图像 F 在相应位置的系数值.

(4) 对每个尺度下的各个方向子图都按上述方法进行处理, 就完成了多分辨率下的图像融合, 最后对融合后的子带系数进行 AFCT 重构就可得到融合图像.

3 实验结果及分析

为了说明 AFCT 及所提出的融合算法的正确性和有效性, 给出了红外与可见光图像的融合实验, 并与基于原始轮廓波变换的融合法及互联网上 Rockinger 所提供的小波变换融合法^[7]进行了比较. 实验中, AFCT 所使用的低通滤波器 H_L 为采用 Parks-McClellan 算法设计的等波纹滤波器 (按最小化希望频响和实际频响之间的最大误差原则), 其通带截止频率为 $4/21$, 阻带截止频率为 $10/21$, 过渡带为 $[4/21, 10/21]$; 而传统轮廓波变换的多尺度分解则通过“9/7”滤波器实现; 它们的方向分解均采用 Do 提供的方法^[2], 分解层次为 3 级, 方向子带数分别为 $[16, 8, 4]$.

实验图像取自荷兰 TNO Human Factors Research Institute 拍摄的“UN Camp”红外和可见光序列图. 图 3 (a) 是某一场景的红外图像, 能够清晰看到一个走动的人, 但其它景物比较模糊; 而在同一场景的图 3 (b) 可见光图像中, 由于光线较暗, 很难辨识图 3 (a) 中的人, 但道路、灌木、栅栏以及平台上的方桌、水壶等景物都清晰可辨. 因此, 红外和可见光图像传感器各有优势, 其所成图像存在互补性. 为了更好地把握场景信息, 我们对这两幅图像做了融合处理. 图 4 (a)、(b)、(c) 分别为采用小波变换方法、原始轮廓波变换方法及本文提出的 AFCT 局部自适应方法的融合效果.

从图 4 可以看出, 融合图像将红外目标和可见光图像信息有效地结合起来, 充分利用了红外波段

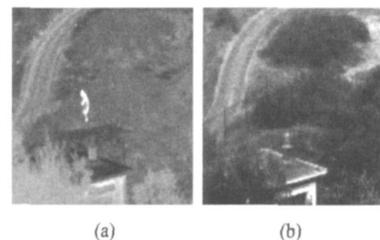


图 3 待融合的红外和可见光图像 (a) 红外图像 (b) 可见光图像

Fig 3 Infrared and visible images before fusion (a) infrared image (b) visible image

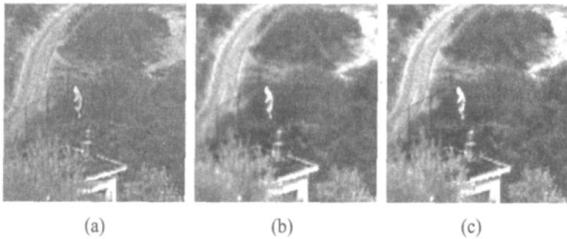


图 4 红外和可见光图像的融合结果 (a)小波方法融合 (b)原始轮廓波方法融合 (c)本文方法融合

Fig 4 Fusion results of infrared and visible images (a) fused image by wavelet (b) fused image by original contourlet (c) fused image by proposed approach

和可见光波段的信息互补性,达到便于观察的目的。对比来看,小波方法的融合后图像略显模糊,对细节的表达能力不强;基于原始轮廓波变换的融合图像中出现了“划痕”干扰,特别是在物体的边缘附近(这种现象在局部放大的图像上是很明显的,限于篇幅,不再给出);而本文方法所生成的融合图像在图像细节表达方面明显优于小波方法,而且克服了原始轮廓波变换的“划痕”现象,视觉效果更好。为定量评价融合效果,本文采用熵、标准差及平均梯度作为客观评价指标,一般来说,它们的值越大,说明融合图像包含的信息越多,融合效果和越好,表1给出了具体的量化评价指标。

可以看出,在不同的评价指标上,基于轮廓波变换的方法和本文方法都明显优于基于小波变换的方法,究其原因,我们认为本文的实验图像主要由大面积灰度变化不大的区域和局部的轮廓细节组成,本文所提出的抗混叠轮廓波变换能很好地表达沿轮廓的图像奇异性,正好适合处理此类信号;另一方面,本文所采用的基于邻域一致性测度的局部自适应融合规则也较好地体现了变换系数间的相关性,可以满足信息互补的融合要求,这与视觉观察结果也完全一致。

表 1 融合结果性能评价

Table 1 Evaluation of fusion results

融合方法	熵	标准差	平均梯度
小波	6.4422	25.2127	10.5783
原始轮廓波	7.0364	37.3269	10.7130
本文方法	7.0584	38.0188	11.0016

4 结论

本文分析了传统轮廓波变换频谱混叠的原因,通过构造满足 Nyquist 抽样定理的低通滤波器,并结合双通道滤波器组及方向滤波器组,实现了一种抗混叠的轮廓波变换(AFCT)。在此基础上,本文研究了基于 AFCT 的图像融合方法。AFCT 继承了原始轮廓波变换的多尺度性及多方向性,同时克服了原始轮廓波变换的混叠现象,可有效地将不同图像的细节信息融合在一起。为了弥补基于像素的图像融合方法的不足,本文提出了一种基于邻域一致性测度的局部自适应融合方法。实验结果表明,本文的融合结果无论在视觉质量还是定量指标上都明显优于基于小波变换和轮廓波变换的传统方法。

致谢 本文受宁波大学王宽诚幸福基金资助

REFERENCES

- [1] Ma H, Jia C, Liu S. Multisource image fusion based on wavelet transform [J]. *International Journal of Information Technology*, 2005, **11**(7): 81—91.
- [2] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans On image processing*, 2005, **14**(12): 2091—2106.
- [3] Lu Sheng-Peng, FANG Yong. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘盛鹏, 方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(3): 217—221.
- [4] DENG Lei, JIANG Wei-Guo, CHEN Yun-Hao, et al. Remote sensing image fusion method based on contourlet-domain hidden markov tree model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邓磊, 蒋卫国, 陈云浩, 等. 一种基于 Contourlet 域隐马尔可夫树模型的遥感影像融合方法. *红外与毫米波学报*), 2008, **27**(4): 285—289.
- [5] Cheng K O, Law N F. Multiscale directional filter bank with application to structured and random texture retrieval [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(4): 1182—1194.
- [6] Lu Y, Do M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization [C]. Atlanta: IEEE International Conference on Image Processing, 2006: 1629—1632.
- [7] Rockinger O. Image fusion toolbox, [EB/OL] <http://www.metapix.de/toolbox.htm>.