

基于区域特性的 Contourlet 域多 聚焦图像融合算法

杨镠, 郭宝龙, 倪伟

(西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所, 710071, 西安)

摘要: 利用 Contourlet 变换的多尺度、局部化、方向性和各向异性等优点, 提出了一种基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法. 该算法将源图像分解至 Contourlet 变换域, 在不同尺度、不同方向的子带中结合区域特性进行图像融合, 低频和高频子带中分别采用区域方差和区域能量作为融合规则, 最后通过反变换得到融合图像. 实验结果表明, 所提出的算法能够更好地提取原始图像特征, 融合后的图像具有更好的主观视觉效果, 与经典的梯度金字塔算法和小波变换算法相比, 新算法的均方误差最大值仅为前二者的 34.8% 和 42.6%.

关键词: 图像融合; Contourlet 变换; 多聚焦; 区域能量

中图分类号: TP941 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)04-0448-05

Multifocus Image Fusion Algorithm Based on Region Statistics in Contourlet Domain

Yang Liu, Guo Baolong, Ni Wei

(Institute of Intelligent Control and Image Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Utilizing the contourlet's advantages of multiscale, localization, directionality and anisotropy, a multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain is developed. Source images are firstly decomposed to the domain of the contourlet transform, the image fusion is then implemented in subbands with different scale and direction combining with region statistics. Regional variance and local energy are adopted as fusion rules in lowpass and high-pass subbands, respectively. Finally the fused image is obtained through inverse transform. Experimental results show that the proposed method can detect image features more effectively and the fused image has better subjective visual effect. Compared to traditional gradient pyramid algorithm and wavelet based algorithm, the maximum of mean square error of the proposed algorithm is only 34.8% and 42.6% of the formers, respectively.

Keywords: image fusion; contourlet transform; multifocus; local energy

在使用光学设备进行成像时, 由于镜头景深有限, 很难将场景内的所有目标全部清晰成像, 而多聚焦图像融合技术能够将聚焦点不同的多个图像(多聚焦图像)中的清晰部分处理、综合成新图像, 使得场景里的背景目标均匀清晰.

经典的图像融合算法包括加权平均算法^[1]、塔

式分解法^[2]、主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)算法^[3]以及 Brovey 变换融合算法^[4]等. 近 20 年发展起来的小波分析兼具多分辨和时频局部化特性, 也已经成为图像融合的重要技术手段^[5-6]. 但是, 上述方法在对源图像进行系数选取时, 大都孤立处理各个像素, 没有考虑像素间的联系. 本

文将真正意义上的二维信号分析工具 Contourlet 引入图像融合,根据多聚焦图像的成像特点,提出了基于区域特性的 Contourlet 域图像融合算法,对 Contourlet 分解后的低频及高频子带进行融合操作,在低、高频子带采用基于区域特性的融合规则.实验表明,本文算法在主、客观质量上都优于经典的图像融合算法.

1 Contourlet 变换

小波无法识别自然图像中固有的线奇异和面奇异,同时其捕获的方向性信息也受到限制^[7].2001年,Do 和 Vetterli^[8-9]构建了针对高维信号处理的多尺度几何分析工具 Contourlet,Contourlet 是比小波更为稀疏的二维信号表示方法,具有良好的多分辨率、局部化、方向性和各向异性,更适于处理具有超平面奇异性的图像信号.

1.1 离散域 Contourlet 变换

Contourlet 变换采用双重滤波器组结构,首先采用拉普拉斯塔式分解(Laplacian Pyramid, LP)对输入图像进行多尺度分解以捕获点奇异.每一次 LP 分解生成一个分辨率为原图像一半的低频子带和与原图像分辨率相同的高频子带,此高频子带为原始图像和低频子带上采样滤波后的差值信号.对低频子带继续使用 LP 变换进行迭代分解,便可以将原始图像分解为一系列不同尺度上的低频和高频子带.随后,对 LP 分解所得到的高频子带使用方向滤波器组(DFB)^[10]进行方向性分析.DFB 的作用是捕获图像的方向性高频信息,将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数.在计算时采用 l 层的树结构分解,在每层先通过扇型滤波器组(QFB)进行扇型方向上的频率切分,随后与旋转重采样操作适当组合以实现图像高频信息方向性分析,捕获图像中的线、面奇异性.DFB 的最终结果可以看作图像的高频信息将频域划分为 2^l 个楔形区域,变换的原理框图如图 1 所示.

1.2 连续域扩展

Contourlet 可由离散域扩展为平方可积空间 $L^2(\mathbf{R}^2)$ 中的连续函数,将整个空间分解为多尺度、多方向的子空间序列^[8]

$$L^2(\mathbf{R}^2) = V_0 \oplus \left(\bigoplus_{j=0}^{\infty} \left(\bigoplus_{k=0}^{2^j-1} W_{j,k}^{(l_j)} \right) \right) \quad (1)$$

式中: $\oplus$ 表示正交和运算;子空间 V_0 是最低尺度上的逼近分量,由尺度函数正交基的缩放和平移构成; $W_{j,k}^{(l_j)}$ 表示平衡不变方向子空间.若 j, k, n 分别代表

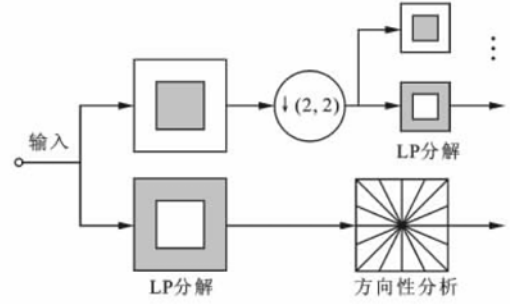


图 1 Contourlet 变换原理图

尺度、方向和位置参数,则 Contourlet 函数 $\{\rho_{j,k,n}^{(l_j)}(t)\}_{n \in \mathbb{Z}^2}$ 可表示为^[8]

$$\rho_{j,k,n}^{(l_j)}(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}^2} g_k^{(l_j)}(m - \mathbf{S}_k^{(l_j)} n) \mu_{j,m}(t) \quad (2)$$

式中: $g_k^{(l_j)}$ 为低通分析滤波器; $\mu_{j,m}(t)$ 是定义在 $\mathbf{R}^2$ 中的框架;过采样矩阵 $\mathbf{S}_k^{(l_j)}$ 定义为

$$\mathbf{S}_k^{(l_j)} = \begin{cases} \text{diag}(2^{l-1}, 2), & 0 < k < 2^{l-1} \\ \text{diag}(2, 2^{l-1}), & 2^{l-1} \leq k < 2^l \end{cases} \quad (3)$$

其中参数 k 决定 DFB 分析的方向.

连续域 Contourlet 变换定义于独立的网格型区域,在不同方向 k 上有不同的核函数 $\rho_{j,k}^{(l_j)}$.连续域 Contourlet 函数也可由原函数及其平移旋转得到^[9],即

$$\rho_{j,k,n}^{(l_j)}(t) = \rho_{j,k}^{(l_j)}(t - 2^{j-1} \mathbf{S}_k^{(l_j)} n) \quad (4)$$

2 基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法

2.1 图像融合框架

Contourlet 继承了小波的多分辨和时频局部化特性,同时又兼具良好的方向性和各向异性,对自然图像具有更加稀疏的表达能力.将 Contourlet 引入图像融合,可以利用其优良特性更好地提取原始图像中的几何特征,为融合图像提供更多的信息.为此本文提出了基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法,算法流程如图 2 所示.算法的实现步骤表述如下.

(1) Contourlet 分解.将精确配准的源图像 A 和 B 进行 Contourlet 变换,得到相应的 Contourlet 系数集合.在融合中一般采用 3 层或 4 层分解.设源图像为 f_A, f_B ,使用 J 级 LP 分解,每个尺度上的方向数分别为 $l(j)$,则源图像的 Contourlet 分解过程为

$$f_A(x, y) \rightarrow (b_1^{(A)}, b_2^{(A)}, \dots, b_{l(j)}^{(A)}, b_j^{(A)}, a_j^{(A)}) \quad (5)$$

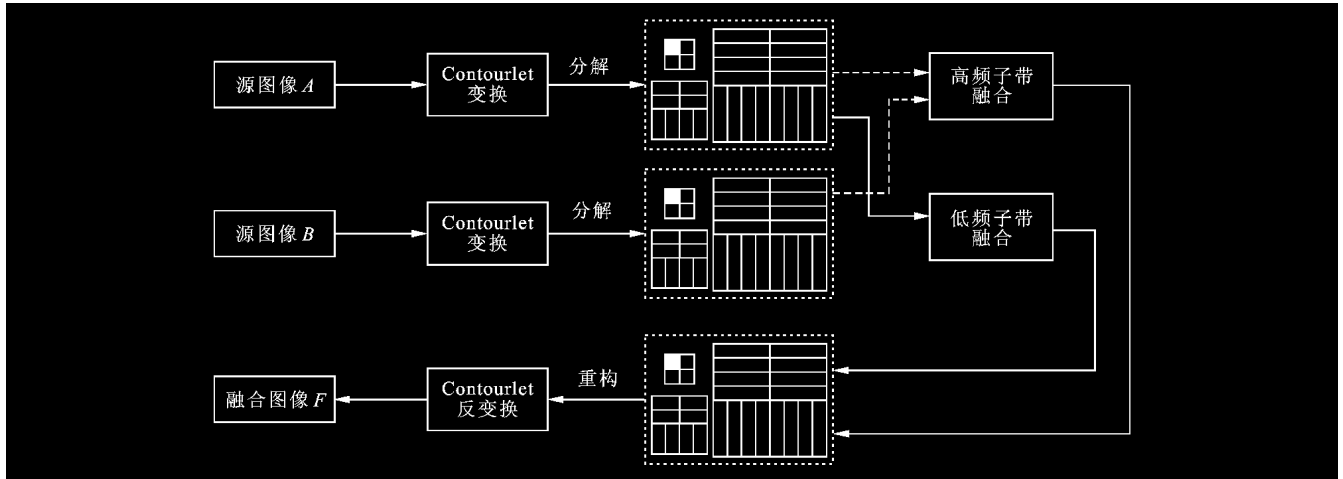


图2 基于区域特性的 Contourlet 图像融合算法框架

$$f_B(x, y) \rightarrow (b_1^{(B)}, b_2^{(B)}, \dots, b_{j-1}^{(B)}, b_j^{(B)}, a_j^{(B)}) \quad (6)$$

$$b_j^{(X)} = \{d_{j,1}^{(X)}, d_{j,2}^{(X)}, \dots, d_{j,k(j)}^{(X)}\}, X = A, B \quad (7)$$

式中: a_j 是低频子带; b_j 为尺度 j 上的方向子带集合; $d_{j,k}$ 为尺度 j 上第 k 个方向的高频子带。

(2) 图像融合. 对于分解后的低频子带和所有高频子带, 使用基于区域特性的融合规则进行判别和融合处理, 得到各尺度上融合后的 Contourlet 系数。

(3) Contourlet 重构. 重构是分解的逆过程, 对融合后的 Contourlet 系数进行 Contourlet 逆变换, 得到重构的融合图像, 该图像包含原有多幅图像中的信息. 令 f_F 为融合后的结果, 此过程可以表示为

$$(b_1^F, b_2^F, \dots, b_{j-1}^F, b_j^F, a_j^F) \rightarrow f_F(x, y) \quad (8)$$

2.2 融合规则

融合规则是图像融合算法的核心, 其优劣直接决定最终的融合效果. 由于 Contourlet 分解后的低频和高频子带具有不同的物理意义, 因此在融合时必须采用不同的融合规则。

2.2.1 高频子带融合规则 Contourlet 分解后的高频子带 $d_{j,k}$ 中具有较大绝对值的系数对应于源图像强度变化强烈的区域, 即清晰图像的高频系数能量远大于模糊图像. 由人类视觉系统特性可知, 人眼对单个像素的灰度取值并不敏感, 图像清晰与否是由区域内像素共同体现的^[11]. 为提高清晰度量度的准确性, 应利用像素的窗口特性和区域特性进行联合分析. 为此定义 Contourlet 系数的区域活度作为高频子带的融合标准. 首先将高频子带进行分块, 并计算子块的区域活度

$$E_{j,k}^{(X)}(m, n) = \sum_{(x,y) \in \Omega(m,n)} d_{j,k}^{(X)}(x, y)^2 \quad (9)$$

式中: $d_{j,k}(x, y)$ 为高频子带系数; $\Omega(m, n)$ 为矩形局

部区域; $X=A, B$. 由于能量较高的块所含的图像高频信息较多, 即原始图像信息更为清晰, 因此融合规则定义为

$$d_{j,k}^F(m, n) = \begin{cases} d_{j,k}^{(A)}(m, n), E_{j,k}^{(A)}(m, n) \geq E_{j,k}^{(B)}(m, n) \\ d_{j,k}^{(B)}(m, n), E_{j,k}^{(A)}(m, n) < E_{j,k}^{(B)}(m, n) \end{cases} \quad (10)$$

2.2.2 低频子带融合规则 低频子带 a_j 是源图像的逼近子图, 继承了源图像的整体特性. 源图像即便经过多级分解之后, 其低频子图中的非聚焦区域可能仍然不够清晰, 因此选取源图像中聚焦清晰区域的相应变换系数才是较好的选择^[12]. 本文算法结合多聚焦图像的区域特性, 采用选择性融合方法, 使用区域方差作为清晰度量度. 首先将低频子带 a_j 进行子块划分, 分割为独立的 $N \times N$ 正方形子块 $a_j(m, n)$, 随后计算当前子块的区域方差

$$C^{(X)}(x, y) = \sum_{(x,y) \in \Omega(m,n)} (a_j^{(X)}(m, n)(x, y) - \bar{a}_j^{(X)}(m, n))^2 \quad (11)$$

式中: $\bar{a}_j^{(X)}(m, n)$ 表示源图像 X 的低频子带 (m, n) 子块的系数均值. 方差值越大, 表明 $a_j(m, n)$ 所对应源图像的局部对比度越大, 即清晰度越高. 该融合过程可以表示为

$$a_j^F(m, n) = \begin{cases} a_j^{(A)}(m, n), C^{(A)}(m, n) \geq C^{(B)}(m, n) \\ a_j^{(B)}(m, n), C^{(A)}(m, n) < C^{(B)}(m, n) \end{cases} \quad (12)$$

本文选取测试图像 Pepsi 和 Toy 中的 3 组聚焦

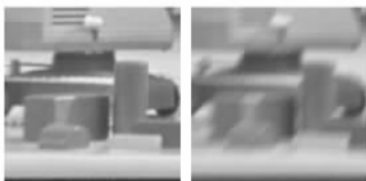
区域和失焦区域(如图 3 所示),按照上述方法计算对应的区域方差和区域能量.表 1 给出了清晰度量量的比较结果,可以看出图像清晰区域的结果要明显大于模糊区域,即采用这两种度量能够判别出源图像的清晰度情况.



(a)对比图像组 1



(b)对比图像组 2



(c)对比图像组 3

图 3 3 组聚焦不同的图像区域

表 1 清晰度度量比较

	区域方差/dB			区域活度		
	组 1	组 2	组 3	组 1	组 2	组 3
清晰块	47 006	52 630	153 021	58.995	131.650	92.907
模糊块	41 906	34 711	151 007	54.656	97.289	82.791

注:区域活度是以灰度等级来度量的.

3 实验结果与讨论

实验中采用严格配准的多聚焦图像 Pepsi 进行仿真,采用了经典的梯度金字塔算法、小波融合算法、Contourlet 极大值算法与本文算法进行对比. Contourlet 分解层数为 3 层,各尺度上 DFB 方向数分别为 4、8、16.从图 4 可以看出,使用梯度金字塔算法得到的融合图像效果最差,图像细节缺失明显;而小波融合算法在边缘部分出现了明显的模糊和虚影;Contourlet 极值法的融合结果有一定的改善,但图像信息融合仍不完整;本文算法所得到的融合图像具有最好的主观效果,其前景背景均清晰,源图像中的细节如物体边缘和纹理锐利.

为了对算法的融合性能进行量化比较,本文采用均方误差 E_{MS} 作为客观衡量标准, E_{MS} 值越小说明重构图像与清晰图像越接近,定义如下

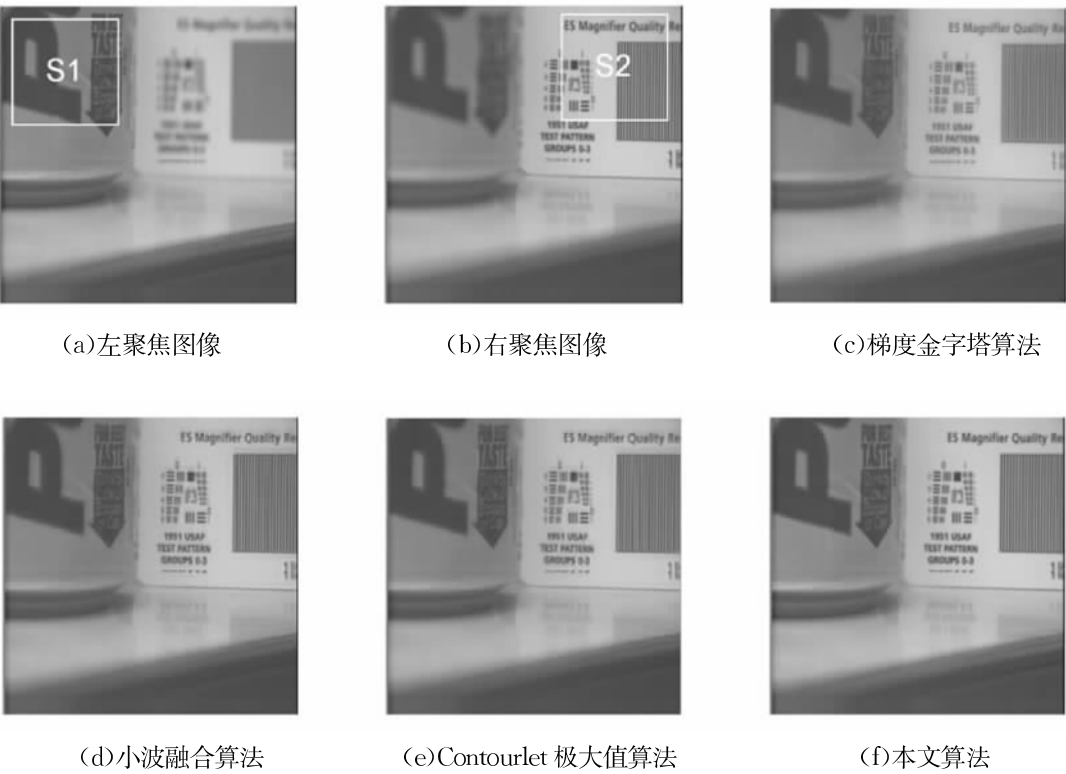


图 4 源图像与不同算法的融合图像

$$E_{MS} = \left[\frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (R(i,j) - F(i,j))^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

式中: $F(i,j)$ 为融合后结果; $R(i,j)$ 为取自两幅源图像中的清晰区域. 表 2 给出了用 4 种算法对 Pepsi 图像进行融合后, 区域 S1、S2 的 E_{MS} 值的对比结果, 可以看出本文算法具有最低的均方误差结果.

表 2 不同算法融合后图像均方误差比较

	E_{MS}			
	梯度 金字塔	小波分析	Contourlet 极大值	本文算法
区域 S1	3.401 6	2.886 6	2.351 8	1.183 2
区域 S2	5.330 2	4.208 5	3.732 5	1.793 8

注: E_{MS} 以灰度等级来度量.

4 结 论

针对小波域多聚焦图像融合算法的缺陷, 将 Contourlet 变换引入图像融合领域, 提出了基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法, 利用 Contourlet 变换的多尺度、局部化、方向性和各项异性等优点, 能够有效提取原始图像中的特征信息, 在融合规则中考虑图像的局部相关性和区域特性, 对低频和高频子带采用不同的基于区域特性的融合规则. 实验结果证明了本文算法的有效性.

参考文献:

- [1] Hall D L, Linas J. An introduction to multisensor data fusion [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(10): 6-23.
- [2] Toet A, Ruyven L V, Velaton J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid [J]. Optical Engineering, 1989, 28(7): 789-792.
- [3] Jia Yonghong. Fusion of landsat TM and SAR image based on principal component analysis [J]. Remote Sensing Technology and Application, 1998, 13(1): 4649-4654.
- [4] Tu Teming, Su Shunchi. Efficient intensity-hue-saturation-based image fusion with saturation compensation [J]. Optica Engineering, 2001, 40(5): 720-728.
- [5] Wang Haihui, Peng Jiaxiong, Wu Wei. Fusion algorithm for multisensor images based on the discrete multiwavelet transform [J]. IEE Proceedings of Image Signal Processing, 2002, 149(5): 1243-1246.
- [6] 张新曼, 韩九强. 基于视觉特性的多尺度对比度塔图像融合及性能评价[J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(4): 380-383.
Zhang Xinman, Han Jiuqiang. Image fusion of multi-scale contrast pyramid-based vision feature and its performance evaluation [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(4): 380-383.
- [7] Starck J L, Candes E, Donoho D L. The curvelets transform for image denoising [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.
- [8] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [9] Do M N, Vetterli M. Contourlets: a directional multi-resolution image representation [C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. Piscataway, USA: IEEE Press, 2002: 357-360.
- [10] Bamberger R H, Smith M J. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1992, 40(4): 882-893.
- [11] 王宏, 敬忠良, 李建勋. 一种基于图像块分割的多聚焦图像融合方法[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(11): 1743-1750.
Wang Hong, Jing Zhongliang, Li Jianxun. Multi-focus image fusion using image block segment [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37(11): 1743-1750.
- [12] Huang Xishan, Chen Zhe. A wavelet-based scene image fusion algorithm [C]// Proceedings of IEEE TEN-CON 2002. Piscataway, USA: IEEE Press, 2002: 602-605.

(编辑 刘杨)