

## 基于均匀离散曲波变换的多聚焦图像融合

杨 扬<sup>1,2</sup>, 戴 明<sup>1</sup>, 周箩鱼<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 利用均匀离散曲波变换(UDCT)多尺度、多方向、低冗余等特征,提出了一种新的多聚焦图像融合方法。首先使用 UDCT 对源图像进行多频带分解;然后根据多聚焦图像的特点,对分解后的低频子带系数运用一种基于改进拉普拉斯和算子的方案进行融合,对高频方向子带系数运用基于局部能量的融合规则进行融合,并对融合系数做一致性检测;最后重建各子带系数得到融合图像。实验结果表明:所提方法可以有效地融合源图像中的方向信息和细节特征,同时抑制了融合图像中的伪 Gibbs 现象;与基于拉普拉斯金字塔分解、小波变换以及轮廓波变换的图像融合方法相比,该方法取得了更好的视觉效果和量化结果。

**关键词:** 图像融合; 均匀离散曲波变换; 伪 Gibbs 现象

**中图分类号:** TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)09-2547-06

## Uniform discrete curvelet transform for multi-focus image fusion

Yang Yang<sup>1,2</sup>, Dai Ming<sup>1</sup>, Zhou Luoyu<sup>1,2</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** A novel fusion algorithm for multi-focus images was proposed using Uniform Discrete Curvelet Transform (UDCT) for its characteristics of multi-scale; multi-direction and low redundancy. First, the source images were decomposed into several subbands using UDCT. Then, according to the characteristics of multi-focus images, the coefficients of low-frequency subband were fused with a scheme based on the sum-modified-laplacian; the coefficients of high-frequency subbands were fused with the fusion rule based on local energy; and the consistency of the fused coefficients was verified. Finally, the subband coefficients were reconstructed, and the fused image was obtained. The experiment results indicate that the proposed method can effectively fuse the directional information and detailed features of source images, and suppress pseudo-Gibbs phenomena of fused image; compared with other fusion methods, such as those based on Laplacian pyramid transform, discrete wavelet transform and contourlet transform, this method obtains better fusion quality in terms of both visual and quantified measure.

**Key words:** image fusion; uniform discrete curvelet transform; pseudo-Gibbs phenomena

收稿日期: 2013-01-03; 修订日期: 2013-02-15

基金项目: 国家 973 计划(2009CB72400102A)

作者简介: 扬扬(1986-), 男, 博士生, 主要从事图像多尺度融合算法方面的研究。Email: yyustc@126.com

导师简介: 戴明(1964-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事航空光电成像技术方面的研究。Email: daim@vip.sina.com

### 0 引言

可见光传感器由于景深有限,对某一场景的成像往往一部分清晰(聚焦),一部分模糊(离焦);于是需要参考多幅不同聚焦的图像来对场景进行描述。通过图像融合技术,可以对同一场景下多幅不同聚焦图像的清晰部分进行合并,从而得到一幅新的图像,使得融合后图像对场景的描述可信度更高,可理解性更好,更便于人的观察及计算机检测<sup>[1]</sup>。

考虑到人类的视觉系统由“粗”到“细”感知物体的特点,基于多尺度分析的图像融合方法通过在不同尺度下对图像特征进行融合,可以获得比较好的融合效果,所以此类方法一直以来都是图像融合研究领域的热点<sup>[2]</sup>。传统的多尺度图像融合大都是基于小波变换的方法,但由一维小波张成的二维小波基是“各向同性”的,仅有有限的方向,不能稀疏地表达图像中不同方向下的曲线。直线等奇异特征,并不适合对图像进行表示。近年来,曲波变换,轮廓波变换等多尺度几何分析方法(MGA)的提出,有效地解决了传统小波变换的这一不足。2010年,Truong T.Nguyen和 Hervé Chauris 提出了一种新的多尺度几何分析方法:均匀离散曲波变换(UDCT)<sup>[3]</sup>。该变换借鉴轮廓波变换的思想,从滤波器组的角度实现曲波变换,具有比传统的快速离散曲波变换(FDCT)<sup>[4]</sup>更低的系数冗余,更灵活的方向选择性以及近似平移不变等特点,而且其实现方式也较简单,更适合工程应用。

针对同一场景的不同聚焦图像,文中利用UDCT的上述优势,提出了一种新的图像融合方法。考虑到UDCT系数在各尺度,方向下的不同物理意义,对低、高频子带系数,分别提出基于改进拉普拉斯和与基于局部能量的融合规则。在实验中,将所提方法与基于拉普拉斯金字塔(LP)变换<sup>[5]</sup>,离散小波变换(DWT)<sup>[6]</sup>,轮廓波变换(CT)<sup>[7]</sup>的融合方法进行了比较。结果显示该方法在视觉效果和量化指标上均优于其余方法。

### 1 均匀离散曲波变换理论

#### 1.1 曲波窗口构造

UDCT 利用  $2N+1$  个光滑的窗口对频域进行划分,窗口记为  $u_l(\omega)$ ,  $l=0, 1, \dots, 2N$ , 其中  $\omega$  表示  $(\omega_1, \omega_2)$ 。

窗口  $u_0(\omega)$  为方形,支撑域大小为  $[-\pi/2, \pi/2]^2$ , 其余窗口为楔形。所有窗口在  $\omega_1$  和  $\omega_2$  方向上均以  $2\pi$  为周期,并构成单元分解:

$$u_0^2(\omega) + \sum_{l=1}^{2N} u_l^2(\omega) + u_l^2(-\omega) = 1 \quad (1)$$

为了构造  $u_l(\omega)$ , 需要先定义一维投影函数  $\beta(t)$ :

$$\begin{cases} \beta^2(t) + \beta^2(-t) = 1 & (-1 \leq t \leq 1) \\ \beta(t) = 1 (t \geq 1); \beta(t) = 0 (t \leq -1) \end{cases} \quad (2)$$

定义低通函数和带通函数:

$$w_0(\omega) = \tilde{w}_0(\omega_1) \tilde{w}_0(\omega_2) \quad (3)$$

$$w_l(\omega) = (1 - w_0^2(\omega))^{1/2} \tilde{w}_l(\omega_1) \tilde{w}_l(\omega_2) \quad (4)$$

式中:  $\tilde{w}_l(t) = \beta\left(\frac{\pi - |t|}{\pi \eta_a}\right)$ ,  $\tilde{w}_0 = \tilde{w}_l(2t(1 + \eta_a))$  (见图 1(b))。

同样利用  $\beta(t)$  定义角度函数  $v_l(\theta)$ :

$$v_l(\theta) = \tilde{v}_l(T(\theta)) \quad l=1, \dots, N \quad (5)$$

式中:  $\tilde{v}_1(t) = \beta\left(\frac{2/N - 1 - t}{2\eta_b/N}\right) \beta\left(\frac{t+1}{2\eta_b/N}\right)$  (见图 1(c));

$\tilde{v}_l(t) = \tilde{v}_1\left(t - \frac{2(l-1)}{N}\right)$ ,  $l=2, \dots, N$ ;  $T(\theta)$  为一角度映射函数。最后,得到曲波窗口:

$$u_0(\omega) = \sum_{n \in \mathbb{Z}^2} w_0(\omega + 2n\pi) \quad (6)$$

$$u_l(\omega) = \sum_{n \in \mathbb{Z}^2} v_l(\omega + 2n\pi) w_l(\omega + 2n\pi), \quad l=1, \dots, 2N \quad (7)$$

在应用中,  $N$  须满足:  $N = k \cdot 2^n, n \geq 0, k \geq 3$ 。当  $N=3$  时,区间  $[-\pi, \pi]^2$  上曲波窗口的主支撑域如图 1(d) 所示。

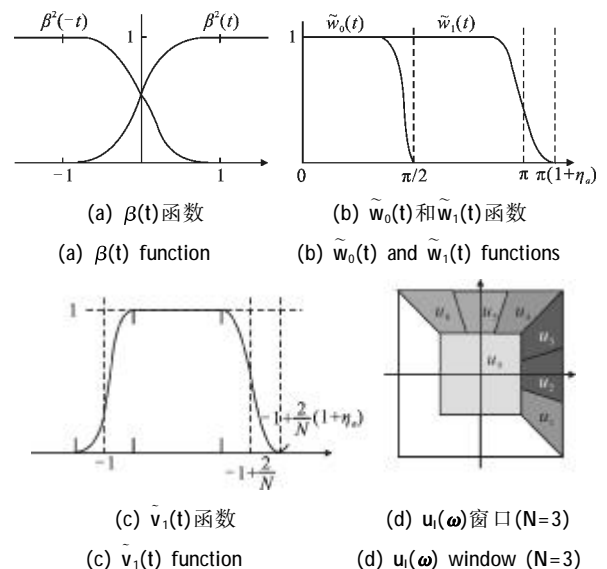


图 1 曲波窗口的定义

Fig.1 Definition of curvelet windows

### 1.2 滤波器组结构

首先定义如图 2 所示的二维滤波器组结构,其中各频带通道中的滤波器和采样矩阵如下:

$$\begin{cases} F_0(\omega)=2u_0(\omega) \\ F_l(\omega)=2^{\frac{n+3}{2}}u_l(\omega), l=1, \dots, 2N \\ G_l(\omega)=F_l(\omega) \end{cases} \quad (8)$$

相应的采样矩阵为:

$$\begin{cases} D_0=\text{diag}\{2, 2\}, l=0 \\ D_l=\text{diag}\{2, 2^{n+1}\}, l=1, \dots, N \\ D_l=\text{diag}\{2^{n+1}, 2\}, l=N+1, \dots, 2N \end{cases} \quad (9)$$

滤波器组的分析滤波器为一个低通滤波器和  $2N$  个方向滤波器;重构滤波器与对应的分析滤波器相同。各重构滤波器输出分量合并后取实数得到输出信号。可以证明上述滤波器组能实现图像的完美重建。UDCT 通过重复在低频通道上叠加上述滤波器组实现图像的多尺度,多方向分解。在应用中,为计算简便,一般利用多采样率分析中的“等效易位<sup>[8]</sup>”原理,将同一路径上的多个滤波器和采样矩阵等效为一个滤波器和一个采样矩阵。

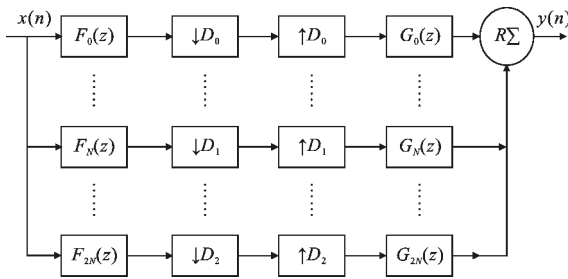


图 2  $2N+1$  频带滤波器组结构。

Fig.2 Structure of filter bank with  $2N+1$  bands

为了避免因下采样操作造成的频带混叠,UDCT 窗口参数必须满足下列条件:

$$\begin{cases} 2(1+2\eta_b)(1+\eta_a) \leq k \\ 0 < \eta_a \leq \frac{\sqrt{17}-3}{4}, 0 < \eta_b \leq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

通过修改  $\eta_a$  和  $\eta_b$  的大小,可以调节窗口支撑域形状进而改变系数的冗余度。由于 UDCT 下采样后各频带之间没有混叠产生,各子带系数能量不随输入信号的平移而变化;因此其具有平移不变性<sup>[9-10]</sup>。

## 2 基于 UDCT 的图像融合方法

UDCT 对图像进行多尺度,多方向下的分解,符

合人类视觉系统感知信息的方式,能充分表达源图像中的重要细节,继而为融合图像提供更丰富的信息。同时 UDCT 具有平移不变特性,可以有效减少因配准精度不高对融合结果所造成的影响。

### 2.1 子带系数的融合规则

融合规则的选取是图像融合中至关重要的一步,它直接影响最后的融合效果,一般的融合规则主要基于:单像素点,局部窗口或区域特征。基于单像素点的融合规则,一般是直接对系数进行某种权值处理,由于忽略了图像特征的连续性,会造成融合图像边缘模糊;并且该规则对噪声敏感,容易受到误配准影响。基于区域特征的融合规则,需要先对图像进行分割处理,获取感兴趣的目标区域,通过特征判断来决定融合区域,这种方法计算量较大且分割算法不易实现。文中针对 UDCT 系数在各尺度,方向下的不同物理意义,提出一种基于局部窗口的系数融合规则,具体讨论如下:

#### 2.1.1 低频系数融合规则

低频系数包括了图像的大部分能量,代表了图像的近似信息,可以看成是低分辨率下的子图像,文中通过判断对应系数邻域的聚焦程度来决定融合系数。参考文献[11]比较了方差,梯度能量,空间频率等聚焦评价函数的优劣,指出改进拉普拉斯和(SML)算子特别适合评价图像局部聚焦程度。改进拉普拉斯和算子与改进拉普拉斯算子(ML)形式如下:

$$SML(x, y) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} ML(i, j)$$

$$ML(i, j) = |2C(i, j) - C(i - \text{step}, j) - C(i + \text{step}, j)| + |2C(i, j) - C(i, j - \text{step}) - C(i, j + \text{step})| \quad (11)$$

式中: $N$  决定局部窗口尺寸,一般令  $N=3$  或  $5$ ;  $C(i, j)$  代表位置  $(i, j)$  处的低频系数;  $\text{step}$  为像素间距,一般取  $1$  或  $2$ 。SML 值越大,说明图像聚焦程度越好,图像越清晰。基于 SML 的低频系数选取为:

$$C_0^F(x, y) = \begin{cases} C_0^A(x, y) SML^A(x, y) \geq SML^B(x, y) \\ C_0^B(x, y) SML^A(x, y) < SML^B(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

#### 2.1.2 高频系数融合规则

在高频方向子带中,模值大的系数往往包含了图像中物体的形状,边缘,位置等重要细节信息,考虑到图像的局部特征,并非单一像素所能表征,而是由某一区域内的系数共同体现。文中采取一种基于

局部能量(LE)的融合规则,首先定义局部系数能量:

$$LE(x, y) = \sum_{i,j=-N}^N w(i, j) |C(x+i, y+j)|^2 \quad (13)$$

式中: $C(x+i, y+j)$ 代表位置 $(x+i, y+j)$ 处的高频系数; $w(i, j)$ 为权值矩阵; $N$ 决定局部窗口尺寸,一般取 $N=2$ 或 $3$ 。 $LE$ 值越大说明对应系数的局部特征越明显,包含了越多的细节信息。基于 $LE$ 的高频系数选取规则为:

$$C_{j,k}^F(x, y) = \begin{cases} C_{j,k}^A(x, y)LE_{j,k}^A(x, y) \geq LE_{j,k}^B(x, y) \\ C_{j,k}^B(x, y)LE_{j,k}^A(x, y) < LE_{j,k}^B(x, y) \end{cases} \quad (14)$$

式中:下标 $j, k$ 分别代表高频子带的尺度和方向。

### 2.2 融合算法的具体流程

基于 UDCT 图像融合的原理如图 3 所示,假设源图像为两幅已严格配准,聚焦不同的图像 A、B。算法的主要步骤如下。

步骤 1:对源图像 A、B 分别进行 UDCT 分解,得到不同尺度,不同方向下的子带系数;

步骤 2:按照前面的融合规则分别对源图像的低频系数和高频系数进行融合处理,得到低频融合系数和各尺度,各方向的高频融合系数;

步骤 3:对上步得到的融合系数做一致性检测(CV),以确保某点系数与领域窗口中大多数系数的来源是一致的;

步骤 4:将最后得到的融合系数进行均匀离散曲波逆变换(IUDCT),得到的图像即为融合图像。

对于多幅图像的融合,其核心思想与两幅图像的融合无实质区别,因此上述过程同样适用。

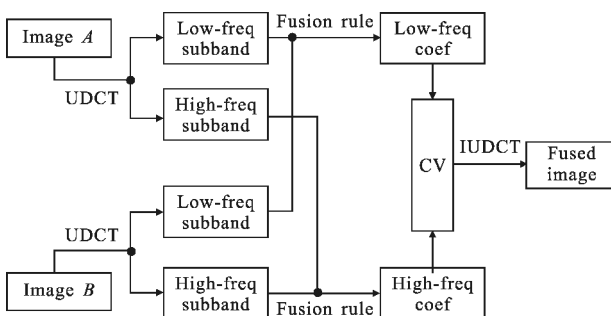


图 3 基于 UDCT 的图像融合算法流程

Fig.3 Flow chart of fusion algorithm based on UDCT

### 3 实验结果及分析

实验首先验证了文中所提融合规则 (S+L 规则)

相比低频系数取平均,高频系数取模值最大规则(M+M 规则)的优势;然后对 4 种基于多尺度分析的融合方法进行了比较,它们分别使用 UDCT、LP、DWT、CT 作为图像多尺度分解和重建工具,使用 S+L 规则选取系数。实验源图像为 2 组严格配准,聚焦不同的图片,如图 4 所示。为便于直观感受融合效果,所选图像均有完全聚焦的标准图像作为参考。为了公平比较上述方法的融合效果,各算法中尺度分解均为 3 层,CT 和 UDCT 的方向数设为。其中,DWT 使用 daub4 正交小波进行分解,CT 使用“9-7”滤波器进行塔式分解,“pkva”滤波器进行方向分解。实验使用融合图像和残差图像作为实验效果的主观判据,采用峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)、互信息(MI)<sup>[12]</sup>、加权融合质量指数(WFQI)以及边缘融合质量指数(EFQI)<sup>[13]</sup>作为融合性能的客观量化指标。残差图通过参考图像与融合图像相减得到,图中残留的图像信息越少,说明融合图像与参考图像越接近,融合效果越好,为便于观察,将残差图的灰度值放大 10 倍显示。PSNR 越高,MSE 越小,说明融合图像与参考图像越接近;MI 越大,说明融合图像从源图像提取的信息越多<sup>[14]</sup>;QW 和 QE 越接近 1,表示融合过程中源图像突出信息损失越少。

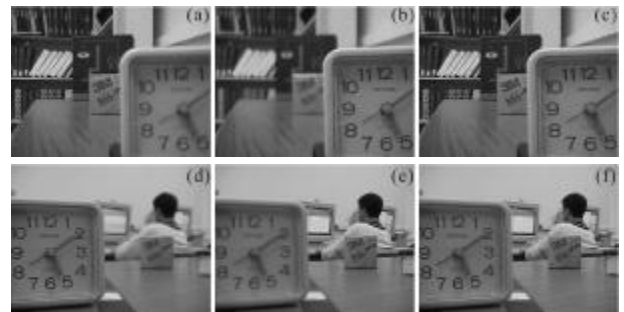


图 4 多聚焦融合源图像

Fig.4 Source images for multi-focus fusion

图 5 显示了图 4(a)、(b)使用 UDCT 分解在不同规则下的融合结果,可以看出图 5(b)中某些物体边缘处,仍具有轻微的亮斑,而图 5(a)中,则出现了大量的图像轮廓,说明使用 M+M 规则得到的融合图像与参考图像差异较大,不能很好地融合图像中边缘,轮廓等奇异特征;而文中所提融合规则考虑到了图像的聚焦差异以及局部特征的连续性,保留了大部分源图像信息。表 1 给出了两种融合规则的具体比较数据,可以看出,S+L 规则对应的指标数据均明

显优于 M+M 规则的;这也与主观判断一致,由此证明 S+L 规则要优于 M+M 规则。

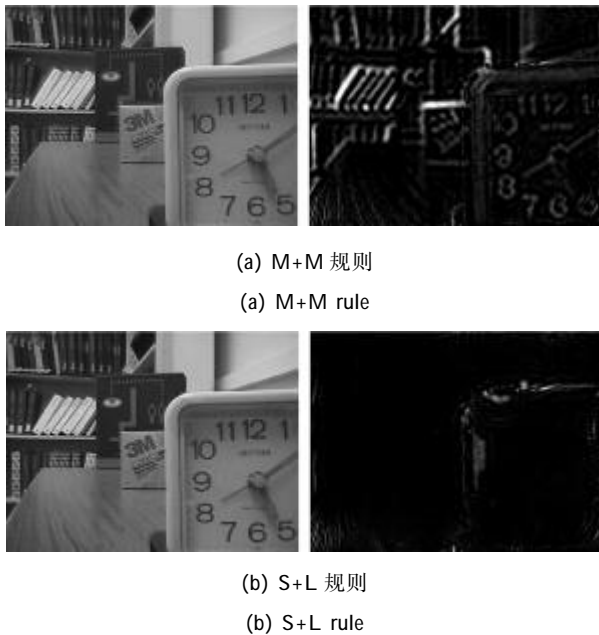


图 5 不同规则下的融合图像和残差图像

Fig.5 Fused images and difference images using different rule

图 6 显示了图 4(d)、(e)使用各融合方法的结果。实验可以看出,通过基于 UDCT 和 CT 的融合方法得到的残差图中出现的物体特征较少;而基于 LP 和 DWT 的融合方法得到的残差图中边缘特征较为明显,特别是图 6(b)所示的残差图中,人像、电脑等具有明显的轮廓特征。造成这一现象的原因是 LP 方法容易损失高频信息,且不具方向性,不能更好地提取细节特征;使用 DWT 的融合效果稍有改善,但其对图像几何特征表示不佳,仍有较多残差;由于 CT 和 UDCT 方法分不同的方向频带进行融合,可以获得更多的图像几何特征信息,因此残差明显变少。需要注意到在图 6(c)、(d)残差图中,头像与时钟的局部

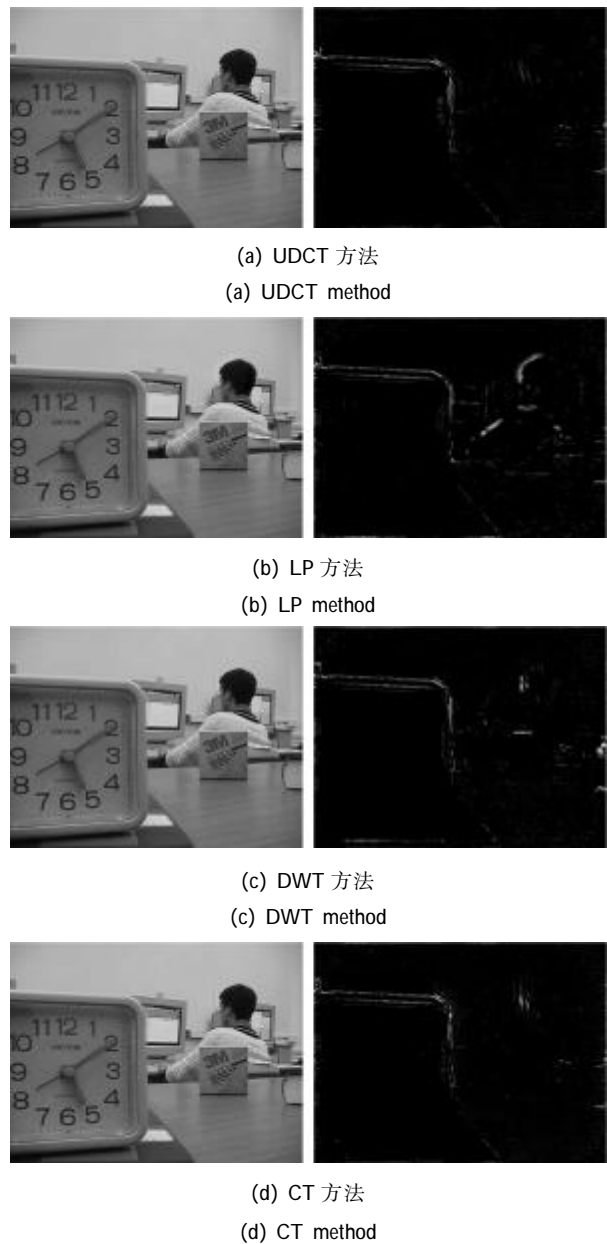


图 6 不同融合方法的融合图像和残差图像

Fig.6 Fused images and difference images based on different fusion methods

表 1 不同融合方法的客观评价

Tab.1 Objective assessment of different fusion methods

Algorithm	Fig.4 (a) and (b)					Fig.4 (d) and (e)				
	PSNR	MSE	MI	WFQI	EFQI	PSNR	MSE	MI	WFQI	EFQI
UDCT(M+M)	35.072 6	20.221 9	5.752 7	0.963 2	0.947 2	36.266 8	15.360 4	6.890 6	0.970 3	0.946 4
UDCT	40.990 3	5.176 7	7.225 1	0.968 1	0.951 5	40.935 9	5.242 0	7.706 6	0.974 1	0.949 7
LP	38.909 4	8.358 8	7.174 4	0.967 3	0.950 1	39.783 7	6.834 6	7.684 5	0.973 4	0.948 4
DWT	39.165 6	7.879 8	7.106 8	0.967 3	0.949 3	39.877 8	6.688 1	7.577 5	0.973 2	0.947 4
CT	39.810 9	6.791 8	6.690 0	0.967 2	0.949 0	40.275 7	6.102 5	7.375 1	0.973 6	0.947 7

边缘出现了明显的震荡条纹,这主要是因为各尺度下对应融合系数的来源不一致会在融合图像中产生伪 Gibbs 现象,而 DWT,CT 因下采样操作所造成的频率混叠加剧了这种效应。由于 UDCT 具有近似平移不变性质,在图 6(a)中这种现象明显减小了。从表 1 中可以看出基于 UDCT 的融合方法在 PSNR、MSE、MI、WFOI 以及 EFOI 上均优于其他融合方法,这也与从图 6 中获得的直观感受一致。

## 4 结 论

UDCT 变换是一种新的多尺度几何分析方法,它具有计算简单、低数据冗余、近似平移不变等特点。文中将 UDCT 引入多聚焦图像融合中,建立了图像融合的流程框架,并分别针对低频子带系数和高频方向子带系数提出了基于改进拉普拉斯和算子与局部能量的融合规则。在实验中,利用两组多聚焦图像,从主观和客观上分别验证了所提融合规则较传统融合规则的优势,最后比较了 UDCT、LP、DWT、CT4 种算法的融合质量。实验表明:文中所提融合方法保留了大部分源图像中的特征信息,有效地减少了伪 Gibbs 现象,取得了较好的融合效果。值得一提的是,文中方法虽然是针对多聚焦图像的融合而提出的,但仅需使用合适的融合规则,其同样适用于异源图像间的融合。

## 参考文献:

- [1] Guo Lei, Li Huihui, Bao Yunsheng. Image Fusion [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry Press, 2008. (in Chinese)  
郭雷,李晖晖,鲍永生. 图像融合[M]. 北京:电子工业出版社, 2008.
- [2] Xia Mingge, He You, O' Yang Wen, et al. Overview of wavelet-analysis-based image fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2003, 32(2): 177-181. (in Chinese)  
夏明革,何友,欧阳文,等. 基于小波分析的图像融合评述 [J]. 红外与激光工程, 2003, 32(2): 177-181.
- [3] Truong T. Nguyen, Hervé Chauris. uniform discrete curvelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(7): 3618-3614.
- [4] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [5] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [6] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [7] Do M N, Vetterli M. Contourlet: A directional multiresolution image representation [C]//IEEE International Conference on Image Processing Rochester, 2002: 357-360.
- [8] Do M N. Directional multiresolution image representations [D]. Lausanne: Switzerland Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [9] Nguyen T T, Oraintara S. The shiftable complex directional pyramid, part1: Theoretical aspects [J]. IEEE Trans Signal Process, 2008, 56(10): 4651-4660.
- [10] Bredlay A P. Shift-invariance in the discrete bwavelet transform [J]. Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2003, 10-12.
- [11] Huang Wei, Jing Zhongliang, Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [12] Qu G, Zhang D, Yan P. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [13] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion [C]. Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing Barcelona Spain, 2003: 173-176.
- [14] Wang Haihui, Peng Jiaxiong, Wu Wei. Comparison of the methods of evaluating the performance of multi-sensor image fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2004, 33(02): 189-193. (in Chinese)  
王海晖,彭嘉雄,吴巍. 评价多传感器图像融合效果方法的比较[J]. 红外与激光工程, 2004, 33(02): 189-193.