

引用格式:刘占伟,李华,赵志凯.有限离散剪切波域的多聚焦图像融合算法[J].电光与控制,2019,26(10):49-53,105. LIU Z W, LI H, ZHAO Z K. Improving multi-focus image fusion algorithm with finite discrete shearlet domain[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10):49-53, 105.

## 有限离散剪切波域的多聚焦图像融合算法

刘占伟<sup>1a</sup>, 李华<sup>1b</sup>, 赵志凯<sup>2</sup>

(1.河南工程学院,a.理学院;b.计算机学院,郑州 451191; 2.中国矿业大学物联网研究中心,江苏 徐州 221008)

**摘要:**为了得到更精确且信息更丰富的融合图像,利用有限离散剪切波变换(FDST)改进了多聚焦图像融合算法。借助FDST完美的平移不变性和分解与重构过程中的快速有效性,通过多尺度多方向分解来获取高低频子带系数,然后对高频引入自适应加权与区域标准差匹配度法的融合策略,并利用改进梯度投影的非负矩阵分解的融合手段处理低频子带,分别得到融合后的高低频子带后,采用FDST逆变换重构获得融合后的图像。对多聚焦图像的实验表明:改进方法在主观视觉上图像清晰,客观指标明显提高,运行时间明显缩短,充分说明了融合结果既保留了源图像丰富有效的信息,又有很好的实效性。

**关键词:** 图像融合;有限离散剪切波;非负矩阵分解;平移不变性;区域标准差

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.10.11

## Improving Multi-focus Image Fusion Algorithm with Finite Discrete Shearlet Domain

LIU Zhan-wei<sup>1a</sup>, LI Hua<sup>1b</sup>, ZHAO Zhi-kai<sup>2</sup>

(1. Henan University of Engineering, a. School of Science; b. School of Computer,

Zhengzhou 451191, China; 2. Research Center of IOT, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221008, China)

**Abstract:** To get a more accurate fusion image with richer information, the Finite Discrete Shearlet Transform (FDST) is used to improve the multi-focus image fusion algorithm. The perfect translation invariance of FDST and its high efficiency of decomposition and reconstruction are used to obtain the coefficient of high- and low-frequency sub-band by multi-scale and multi-direction decomposition. The fusion method of adaptive weighting used together with regional standard deviation matching is used for the high frequency, and the non-negative matrix factorization of improved gradient projection is used for the low frequency, then the high- and low-frequency sub-bands after fusion are obtained respectively. At last, the fusion image is reconstructed by FDST inverse transform. The experiments on multi-focus image show that, with the improved method, the fusion image is more distinct in subjective vision, has better objective indexes with shorter running time. The fusion result not only retains the rich and effective information of the source image, but also has a good effect.

**Key words:** image fusion; finite discrete shearlet; non-negative matrix factorization; shift-invariant; area-based standard deviation

### 0 引言

由于大部分光学镜头难以将同一场景中的多个目标进行同时汇聚,从而图像的局部会产生不清晰的现象,通过对多个光学镜头获取的聚焦图像进行处理,并

得到一幅有着丰富有效信息的图像的过程称为图像融合,融合后的图像中多个目标均更加清晰,因此已逐步应用于军事探测、医学成像、图像处理和目标识别等领域<sup>[1-4]</sup>。基于变换域的多尺度分解是近年来图像分解的一个热门工具,可以将图像分解成不同层次的子带分别处理,以便提取到更多有效的信息<sup>[5]</sup>。基于多尺度变换的具有多分辨分析的小波变换能够突出更多的细节信息,但在表示线奇异性方面有所欠缺<sup>[6]</sup>。为此,学者们先后提出了离散小波变换(DWT)<sup>[7]</sup>、非下采样轮廓波变换<sup>[8]</sup>(NSCT)、双树复小波变换<sup>[9]</sup>(DTCWT),虽然

收稿日期:2018-12-28 修回日期:2019-01-20

基金项目:国家自然科学基金(11701147);河南省高等学校重点科研项目计划(14B520024,19A110012)

作者简介:刘占伟(1979—),男,河南宁陵人,硕士,讲师,研究方向为机器学习与图像处理。

这些变换域的出现使得图像的融合效果进一步提升,但是计算复杂度变高,实效性变差;随后满足 Parseval 框架的有限离散剪切波变换<sup>[10]</sup>(FDST)被提出,由于引入了快速傅里叶变换,故运算时间较短,效率更高。本文在有限离散剪切波变换下,对低频采用改进梯度投影的非负矩阵分解,对高频采用区域标准差匹配度的融合方案,取得了很好的融合效果。

## 1 有限离散剪切波变换

### 1.1 构造剪切波预备函数

构造剪切波需要一些辅助函数满足特殊的性质,称为预备函数,文献[10]在构造剪切波时分别定义了以下两个辅助函数,使得剪切波能够写成张量积的形式,即

$$v_1(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 35x^4 - 84x^5 + 70x^6 - 20x^7 & 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & x > 1 \end{cases} \quad (1)$$

$$v_2(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 2x^2 & 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 1 - 2(1-x)^2 & \frac{1}{2} \leq x \leq 1 \\ 1 & x > 1 \end{cases} \quad (2)$$

通过计算可知,这两个函数关于点(0.5,0.5)对称,且在[0,1]上单调增加。定义另外一个函数 $b: \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$ 为

$$b(x) = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi}{2}v(|x|-1)\right) & 1 \leq |x| \leq 2 \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}v\left(\frac{1}{2}|x|-1\right)\right) & 2 \leq |x| \leq 4 \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$b$ 是关于 $y$ 轴对称的,值域是实的和正的,支撑区间为 $[-4, -1] \cup [1, 4]$ ,并可知 $b(\pm 2) = 1$ ,定义小波函数 $\psi_1: \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$ 和冲击函数 $\psi_2: \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$ 为

$$\hat{\psi}_1(\omega_1) = \sqrt{b^2(2\omega_1) + b^2(\omega_1)} \quad (4)$$

$$\hat{\psi}_2(\omega_2) = \begin{cases} \sqrt{v(1+\omega_2)} & \omega_2 \leq 0 \\ \sqrt{v(1-\omega_2)} & \omega_2 > 0 \end{cases} \quad (5)$$

并且 $\hat{\psi}_1$ 和 $\hat{\psi}_2$ 满足条件: $|\omega| > 1$ 有 $\sum_{j=0}^{\infty} |\hat{\psi}_1(2^{-j}\omega)|^2 = 1$ ;  $|\omega| \leq 1$ 有 $\hat{\psi}_2^2(\omega-1) + \hat{\psi}_2^2(\omega) + \hat{\psi}_2^2(\omega+1) = 1$ 。

### 1.2 有限离散剪切波

伸缩矩阵 $P_p$ 和剪切矩阵 $S_s$ 的表达式<sup>[11-12]</sup>为

$$\begin{cases} P_p = \begin{pmatrix} p & 0 \\ 0 & \sqrt{p} \end{pmatrix} & p \in \mathbf{R}^+ \\ S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} & s \in \mathbf{R} \end{cases} \quad (6)$$

$\forall \psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$ ,对 $\psi$ 进行伸缩、剪切和平移可得

$$\psi_{p,s,t}(x) = p^{-3/4} \psi(P_p^{-1} S_s^{-1}(x-t)) = p^{-3/4} \psi \left( \begin{pmatrix} \frac{1}{p} & -\frac{s}{p} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{p}} \end{pmatrix} (x-t) \right) \quad (7)$$

若 $\hat{\psi}$ 能够写成

$$\hat{\psi}(\omega_1, \omega_2) = \hat{\psi}_1(\omega_1) \hat{\psi}_2\left(\frac{\omega_2}{\omega_1}\right) \quad (8)$$

那么 $\psi_{p,s,t}(x)$ 的傅里叶变换为

$$\hat{\psi}_{p,s,t}(\omega) = p^{3/4} e^{-2\pi i(\omega,t)} (p^{-3/2})^{-1} \hat{\psi} \left( \begin{pmatrix} p & 0 \\ s\sqrt{p} & \sqrt{p} \end{pmatrix} \omega \right) = p^{3/4} e^{-2\pi i(\omega,t)} \hat{\psi}_1(p\omega_1) \hat{\psi}_2\left(p^{-1/2}\left(\frac{\omega_2}{\omega_1} + s\right)\right) \quad (9)$$

$\forall f \in L^2(\mathbf{R}^2)$ ,连续剪切波变换及对应 Parseval 等式

$$\begin{aligned} SH_{\psi}(f)(p,s,t) &= \langle f, \psi_{p,s,t} \rangle = \langle \hat{f}, \hat{\psi}_{p,s,t} \rangle = \\ &= \int_{\mathbf{R}^2} \hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_{p,s,t}(\omega)} d\omega = \\ &= p^{3/4} F^{-1} \left( \hat{f}(\omega) \hat{\psi}_1(p\omega_1) \hat{\psi}_2\left(p^{-1/2}\left(\frac{\omega_2}{\omega_1} + s\right)\right) \right)(t) \quad (10) \end{aligned}$$

令 $\hat{\psi}(\omega) = \hat{\psi}_1(\omega_1) \hat{\psi}_2(\omega_2/\omega_1)$ ,根据 $\omega_1$ 和 $\omega_2$ 取值的情况,可将频域平面分成4个不同的区域:垂直锥面 $C^v$ 、水平锥面 $C^h$ 、锥面交叉线 $C^x$ 和低频 $C^o$ <sup>[13-14]</sup>。重叠区域 $C^v = (-1, 1)^2 \setminus \left(\frac{-1}{2}, \frac{1}{2}\right)^2$ ;定义特征函数 $\chi_{C^v} = \begin{cases} 1 & \omega \in C^v \\ 0 & \omega \notin C^v \end{cases}$ ,  $\tau \in \{h, v, x\}$ 。由此构造锥面 $C^h, C^v$ 和 $C^x$ 上的剪切波

$$\hat{\psi}^{\tau}(\omega_1, \omega_2) = \begin{cases} \hat{\psi}_1(\omega_1) \hat{\psi}_2\left(\frac{\omega_2}{\omega_1}\right) \chi_{C^v} & \tau = h, x \\ \hat{\psi}_1(\omega_2) \hat{\psi}_2\left(\frac{\omega_1}{\omega_2}\right) \chi_{C^v} & \tau = v \end{cases} \quad (11)$$

对低频部分上的剪切波使用加细函数 $\hat{\phi}$ ,即

$$\hat{\phi}(\omega_1, \omega_2) = \begin{cases} \varphi(\omega_1) & |\omega_1| < 1, |\omega_2| \leq |\omega_1| \\ \varphi(\omega_2) & |\omega_2| < 1, |\omega_1| \leq |\omega_2| \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\varphi(\omega) = \begin{cases} 0 & |\omega| \leq \frac{1}{2} \\ \sin^2\left(\frac{\pi}{2}v(2\omega-1)\right) & \frac{1}{2} < |\omega| < 1, \text{可} \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$

得低频上的剪切波 $\hat{\phi}_i(\omega) = e^{-2\pi i(t,\omega)} \hat{\phi}(\omega)$ ,再对式(7)中的伸缩、剪切和平移参数离散化,可得<sup>[12]</sup>

$$\begin{cases} p_j = 2^{-2j} = \frac{1}{4^j} & j = 0, \dots, j_0 - 1 \\ s_{j,k} = k2^{-j} & -2^j \leq k \leq 2^j \\ t_m = \frac{m}{N} & m \in \zeta \end{cases} \quad (13)$$

式中: $N$ 代表离散抽样数; $\zeta = \{(m_1, m_2) : m_i = 0, \dots, N -$

$1, i = 1, 2\}; j_0 = \lfloor \frac{1}{2} \ln N \rfloor$ 。因此剪切波变换可写成

$$\psi_{j,k,m}(x) = \psi_{p_j, s_{j,k}, t_m}(x) = \psi(P_{p_j}^{-1} S_{s_{j,k}}^{-1}(x - t_m)) \quad (14)$$

计算式(7)定义的连续剪切波变换省去  $p^{-3/4}$  在频域中的表达形式为

$$\begin{aligned} \hat{\psi}_{j,k,m}(\omega) &= \hat{\psi}(P_{p_j}^T S_{s_{j,k}}^T \omega) e^{-2\pi i(\omega, t_m)} = \\ \hat{\psi}_1(4^{-j} \omega_1) \hat{\psi}_2\left(2^j \frac{\omega_2}{\omega_1} + k\right) e^{-2\pi i(\omega, m)/N} \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $\omega \in \Omega, \Omega = \left\{(\omega_1, \omega_2) : \omega_1 = -\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, \dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor - 1, \omega_2 = -\lfloor \frac{N}{2} \rfloor, \dots, \lfloor \frac{N}{2} \rfloor - 1\right\}$ 。

在锥面交叉处定义  $|k| = 2^j$ , 剪切波的和式表示为

$$\hat{\psi}_{j,k,m}^{h \times v} = \hat{\psi}_{j,k,m}^h + \hat{\psi}_{j,k,m}^v + \hat{\psi}_{j,k,m}^s \quad (16)$$

因此离散剪切波可表示为

$$SH(f)(\tau, j, k, m) = \begin{cases} \langle f, \phi_m \rangle & \tau = 0 \\ \langle f, \hat{\psi}_{j,k,m}^\tau \rangle & \tau \in \{h, v\} \\ \langle f, \hat{\psi}_{j,k,m}^{h \times v} \rangle & \tau = x, |k| = 2^j \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $j = 0, \dots, j_0 - 1; -2^j + 1 \leq k \leq 2^j - 1; m \in \zeta$ 。

## 2 改进融合算法

对多聚焦图像经过 FDST 分解得到一系列高低频子带, 然后按照一定的融合准则对这些子带进行处理, 得到融合后的高低频子带, 最后经过 FDST 逆变换获得重构图像<sup>[15]</sup>。

### 2.1 低频子带融合策略

低频子带是源图像的近似, 携带了源图像的主要信息<sup>[16]</sup>。一般方法大多采取对低频取平均值的策略, 容易引入虚假信息, 故本文在低频上引入了改进投影梯度的非负矩阵分解(NMF)的融合方法。算法的思想为: 首先设要处理的图像为  $f_1, f_2, \dots, f_k (k \geq 2)$ , 图像尺寸均为  $m \times n$ , 把这些图像储存到  $k$  个列向量(按照行优先)  $v_1, v_2, \dots, v_k$ , 再将这  $k$  个列向量排列成一个新矩阵  $V$ , 即

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_k] = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1k} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2k} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mk} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中,  $V$  代表被处理的图像,  $V = WH + \varepsilon$ ,  $W$  代表标准图像,  $H$  代表权值,  $\varepsilon$  代表噪声。  $V$  可以分解为  $W$  和  $H$  的乘积,  $H$  可看作是  $V$  在  $W$  上的投影, 那么  $W$  就是对  $V$  逼近的一组基。当特征空间的维数和  $W$  的特性基的数量  $r$  及  $W$  的列数一致时, 基向量就是对  $V$  的最佳逼近。设  $L^A, L^B$  为低频图像, 由  $L^A, L^B$  构造矩阵  $V$ , 然后

对其进行非负矩阵分解, 所得  $W$  即为融合后的低频子带系数  $L^F$ 。为缩短 NMF 算法的运行时间, 这里用改进梯度投影法, NMF 的求解可改写为两个目标函数, 即

$$\min_H \bar{f}(H) = \frac{1}{2} \|V - WH\|_F^2 =$$

$$\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (V_{ij} - (WH)_{ij})^2 \quad H_{ij} \geq 0, \forall i, j \quad (19)$$

$$\min_W \bar{f}(W) = \frac{1}{2} \|V^T - H^T W^T\|_F^2 =$$

$$\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (V_{ij} - (WH)_{ij})^2 \quad W_{ij} \geq 0, \forall i, j. \quad (20)$$

对于由式(19)、式(20)得到的结果  $(\bar{W}, \bar{H})$  同时使用梯度投影算子

$$(\tilde{W}, \tilde{H}) = [P(\bar{W}, \bar{H}) - \alpha(\nabla_W \bar{f}(\bar{W}, \bar{H}), \nabla_H \bar{f}(\bar{W}, \bar{H}))] \quad (21)$$

式中:  $P(x) = \max(0, x)$ ;  $\alpha$  代表步长。更新  $\alpha$  的步骤如下。

Step1 输入非负矩阵  $V$ , 初始化  $W^1$  和  $H^1$ 。

Step2 给定  $0 < \beta < 1, 0 < \sigma < 1, \alpha_0 = 1, \beta = 0.1, \sigma = 0.01$ 。

Step3 对于  $k = 1, 2, \dots, \alpha_k \leftarrow \alpha_{k-1}$ , 若  $\alpha_k$  满足

$$H^{k+1} = P[H^k - \alpha^k \nabla f(H^k)] \quad (22)$$

式中,  $\alpha_k = \beta^t, t_k$  是非负整数  $t$  的第一项, 及  $\alpha_k$  满足

$$f(H^{k+1}) - f(H^k) \leq \sigma \nabla f(H^k)^T (H^{k+1} - H^k) \quad (23)$$

那么就一直执行  $\alpha_k \leftarrow \alpha_k / \beta$  到不满足式(23)或  $H(\alpha_k / \beta) = H(\alpha_k)$  时结束。如果  $\alpha_k$  不满足式(23), 则执行  $\alpha_k \leftarrow \alpha_k \cdot \beta$ , 直到满足式(23)。然后设  $H^{k+1} = P[H^k - \alpha^k \nabla f(H^k)]$ 。

Step4 若  $H^{k+1}$  和  $W^{k+1}$  满足式(23), 则输出  $W$  和  $H$ 。否则重复 Step2 和 Step3。

### 2.2 高频子带融合策略

高频子带代表了源图像中灰度变化迅速的地方, 即边缘、轮廓等显著的位置<sup>[17]</sup>。传统方法大多采用对高频绝对值取较大的方法, 效果不是很理想, 本文采用一种局部信号强度比对高频系数方法进行运算选取, 记为区域标准差匹配度法。首先计算出各高频子带的区域标准差和匹配度, 再根据匹配度、域标准差和阈值的大小关系来选择对应的融合策略。若细节分量差别较大, 可认为有用信息仅在其中一幅图像上, 所以可将其系数直接当作融合后的高频系数; 当两幅图像细节分量具有一定的相似性时, 说明有用信息分布于两幅源图像中, 此时提出借助自适应加权与区域标准差匹配度法相结合的融合方法对高频系数进行处理, 使得融合后的高频系数能够提取到两幅源图像的互补有效信息。具体步骤如下。

Step1 设源图像  $A$  和  $B$  经过 FDST 分解之后得到的第  $l$  层第  $k$  个高频子带分别是  $G_{l,k}^A, G_{l,k}^B$ , 区域窗口大小为  $N \times N$ , 计算其区域标准差  $\sigma_{l,k}^A(i,j), \sigma_{l,k}^B(i,j)$ , 分别为

$$\sigma_{l,k}^A(i,j) = \sqrt{\frac{1}{N \times N} \cdot \sum_{m=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} [G_{l,k}^A(i+m, j+n) - \mu_{l,k}^A(i,j)]^2} \cdot \sqrt{b^2 - 4ac} \quad (24)$$

$$\sigma_{l,k}^B(i,j) = \sqrt{\frac{1}{N \times N} \cdot \sum_{m=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} [G_{l,k}^B(i+m, j+n) - \mu_{l,k}^B(i,j)]^2} \quad (25)$$

式中:  $G_{l,k}^A(i+m, j+n), G_{l,k}^B(i+m, j+n)$  是  $G_{l,k}^A, G_{l,k}^B$  分别在  $(i+m, j+n)$  点的灰度值;  $\mu_{l,k}^A(i,j), \mu_{l,k}^B(i,j)$  是  $G_{l,k}^A, G_{l,k}^B$  分别在  $(i,j)$  点的区域均值。

Step2 计算  $G_{l,k}^A, G_{l,k}^B$  基于区域标准差的匹配度  $M_{l,k}^{A,B}(i,j)$ , 即

$$M_{l,k}^{A,B}(i,j) = \frac{2}{\sqrt{N \times N} (\sigma_{l,k}^A(i,j) + \sigma_{l,k}^B(i,j))} \sqrt{\sum_{m=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} |G_{l,k}^A(i+m, j+n) - \mu_{l,k}^A(i,j)| |G_{l,k}^B(i+m, j+n) - \mu_{l,k}^B(i,j)|} \quad (26)$$

式(26)说明两幅图像的相似情况: 如果两者差别较大, 那么  $M_{l,k}^{A,B}(i,j)$  的值趋近于 0; 如果两者相近, 那么  $M_{l,k}^{A,B}(i,j)$  的值趋近于 1。假设  $T$  是匹配度阈值, 通常情况下为 0.5 ~ 1, 本文取 0.6。

Step3 选取融合后的高频系数: 当  $M_{l,k}^{A,B}(i,j)$  的值小于等于  $T$  时, 采用区域标准差匹配度法对低频系数进行融合选取; 当  $M_{l,k}^{A,B}(i,j)$  大于  $T$  时, 采用自适应加权与区域标准差匹配度法相结合的融合方法, 具体为

$$G_{j,k}^F(i,j) = \begin{cases} G_{j,k}^A(i,j) & M_{l,k}^{A,B}(i,j) \leq T \text{ 且 } \sigma_{l,k}^A(i,j) \geq \sigma_{l,k}^B(i,j) \\ G_{j,k}^B(i,j) & M_{l,k}^{A,B}(i,j) \leq T \text{ 且 } \sigma_{l,k}^A(i,j) \leq \sigma_{l,k}^B(i,j) \\ \omega_{\max} G_{j,k}^A(i,j) + \omega_{\min} G_{j,k}^B(i,j) & M_{l,k}^{A,B}(i,j) > T \text{ 且 } \sigma_{l,k}^A(i,j) \geq \sigma_{l,k}^B(i,j) \\ \omega_{\min} G_{j,k}^A(i,j) + \omega_{\max} G_{j,k}^B(i,j) & M_{l,k}^{A,B}(i,j) > T \text{ 且 } \sigma_{l,k}^A(i,j) \leq \sigma_{l,k}^B(i,j) \end{cases} \quad (27)$$

式中:  $\omega_{\min} = 0.5 - 0.5 \times \frac{1 - M_{l,k}^{A,B}(i,j)}{1 - T}$ ;  $\omega_{\max} = 1 - \omega_{\min}$ 。

### 3 实验与分析

为了说明本文算法的有效性, 分别对不同变换域和不同融合策略进行对比实验, 来验证本文采取有限离散剪切波快速有效性, 并通过主观视觉评价说明本文算法的融合结果区域特征明显, 图像清晰自然。同

时, 通过客观评价<sup>[18]</sup> (熵值 EN、互信息量 MI、边缘相似度  $Q^{AB/F}$ ) 说明本文算法提取并保留了源图像的主要信息, 并通过运行时间的比较, 充分说明了算法在取得很好的融合效果的同时又有可观的时效性。

#### 3.1 不同变换域的融合效果对比

为了验证不同变换域的实际效果, 在对高低频采取相同融合算法的条件下, 在不同的变换域对多聚焦图 1a 和图 1b 进行融合比较实验, 选取的变换域分别为文献[7]的 DWT、文献[8]的 NSCT、文献[9]的 DTCWT 和本文提出的 FDST, 得到的效果见图 1c ~ 图 1f。

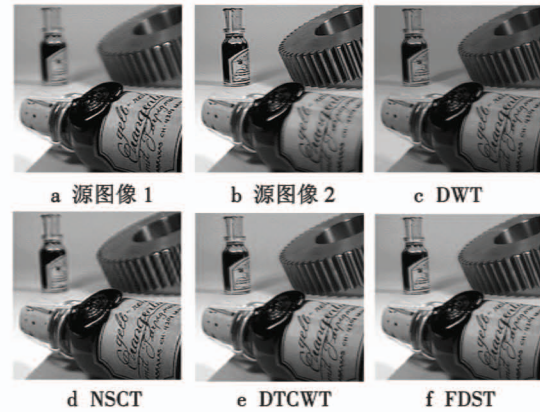


图 1 不同变换域下采用同一种融合策略

Fig. 1 Using the same fusion strategy in different transform domains

由图 1 的实验结果可知, DWT 的融合效果存在不同程度的伪影, 这是由 DWT 移变性导致的; NSCT 和 DTCWT 的融合图像都提取到了源图像的互补信息, 融合效果与 DWT 相比更优, 但对轮廓和边缘等细节信息的提取不够精确, 使得图像整体表现有些模糊, 区域特征也不够明显, 而本文 FDST 的融合图像清晰明亮, 主观视觉效果更佳。具体的客观评价指标见表 1。

表 1 客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index

评价指标	DWT	NSCT	DTCWT	FDST
EN	5.2308	4.8322	4.8241	5.3058
MI	5.1263	5.0232	4.908	5.7814
$Q^{AB/F}$	0.3821	0.4031	0.4142	0.4695
运行时间/s	1.8307	2.0126	2.3228	1.7935

由表 1 的客观评价结果可知, FDST 在 EN, MI 和  $Q^{AB/F}$  方面均表现出了明显的优势, 并且运行时间也是最少, 说明了 FDST 的快速有效性。

#### 3.2 不同融合策略的对比

在选取 FDST 保证算法的快速有效性的前提下, 为了验证本文所提融合算法 (LOMHV\_M) 的优势, 将其对多聚焦图 2a 和图 2b 进行融合比较实验, 并分别



与文献[6]的 LEHV、文献[11]的 LSEHM\_E 和文献[13]的 LSPHV 进行对比,得到的效果见图 2c~图 2f。



图 2 不同文献中的算法比较

Fig. 2 Comparison of different algorithms

由图 2 的融合效果分析可知,由于 LEHV 采用的是小波变换,因此 LEHV 的融合结果有伪 Gibbs 效应,导致融合结果失真;LSEHM\_E 的融合结果中伪 Gibbs 现象减少,但融合图像在信息丰富和灰度变化迅速的地方表现得并不明显,说明 NSCT 与 LSEHM\_E 相结合对源图像的边缘和轮廓处理得不够细致;而 LSPHV 和 LOMHV\_M 的融合效果都明显改善,是因为两者都采用了剪切波对源图像进行分解和重构,尤其是 LOMHV\_M 的融合结果细节纹理突出,图像清晰明亮,区域特征明显,说明了 FDST 与 LOMHV\_M 相结合有很好的视觉效果。客观指标见表 2。

表 2 客观评价指标

Table 2 Objective evaluation index

评价指标	LEHV	LSEHM_E	LSPHV	LOMHV_M
EN	7.3053	7.0037	7.3021	7.5259
MI	5.7063	5.7137	5.6604	5.9859
$Q^{AB/F}$	0.4887	0.4803	0.5609	0.5745
运行时间/s	5.2048	7.9639	8.9521	3.2674

由表 2 的客观评价结果可知:本文算法 LOMHV\_M 在 EN, MI 和  $Q^{AB/F}$  方面表现优异,并且在运行时间上用最短,进一步证明了 FDST 变换下本文算法的优越性。

#### 4 结束语

利用 FDST 在分解与重构过程中的快速有效性,提出了一种 FDST 变换下的多聚焦图像融合方法,分别对高低频子带采取不同的融合策略,大大提升了对多聚焦图像的融合效果。通过对多聚焦图像在不同变换域上进行仿真实验,证明了有限离散剪切波变换的快速有效性,又通过对不同文献的融合算法进行比较,说明了有限离散剪切波变换与本文策略相结合的方法,

不仅在主观视觉效果和客观指标方面均胜过其他算法,而且具有更快的运算效率,证明了本文算法的优越性。

#### 参考文献

- [1] 朱达荣,许露,汪方斌,等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(1):190-197.
- [2] 慕彩红,霍利利,刘逸,等. 基于小波融合和 PCA-核模糊聚类的遥感图像变化检测[J]. 电子学报,2015,43(7):1375-1381.
- [3] 胡良田,潘海为,谢晓芹,等. 基于 NSCT 的乳腺图像分类方法[J]. 计算机科学与探索,2018,12(4):618-628.
- [4] 李萍,张波,尚怡君. 基于红外图像和特征融合的飞机目标识别方法[J]. 电光与控制,2016,23(8):92-96.
- [5] 杨艳春,李娇,党建武,等. 基于引导滤波与改进 PCNN 的多聚焦图像融合算法[J]. 光学学报,2018,38(5):78-87.
- [6] 韩潇,彭力. 基于小波变换的多聚焦图像融合新算法[J]. 计算机与数字工程,2014,42(9):1628-1631.
- [7] VIJAYARAJAN R, MUTTAN S. Discrete wavelet transform based principal component averaging fusion for medical images[J]. AEU – International Journal of Electronics and Communications, 2015, 69(6):896-902.
- [8] 傅志中,王雪,李晓峰. 基于视觉显著性和 NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. 电子科技大学学报,2017,46(2):357-362.
- [9] 杜进楷,陈世国. 基于双树复小波变换的自适应 PCNN 图像融合算法[J]. 红外技术,2018,40(10):1002-1007.
- [10] 翟奥博,温显斌,张鑫. 基于改进双树复小波和灰度—梯度共生矩阵的纹理图像检索算法[J]. 计算机科学,2017,44(6):274-277.
- [11] 童涛,杨桄,谭海峰,等. 基于 NSCT 变换的多传感器图像融合算法[J]. 地理与地理信息科学,2013,29(2):22-25,59.
- [12] 杨勇,吴嘉骅,黄淑英,等. 联合字典鲁棒稀疏表示的多聚焦图像融合[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(8):1871-1877.
- [13] 石智,张卓,岳彦刚. 基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法[J]. 光子学报,2013,42(1):115-120.
- [14] 焦慧平,张慧. 改进对比度的有限离散剪切波图像融合[J]. 电光与控制,2017,24(7):46-51.

状态,提高系统的可用度,避免不必要的故障停机;

2) 改进的马尔可夫回报模型既可充分描述系统的退化过程,也可对系统在任务需求可变条件下进行可靠性评估,这对于在执行任务的装备系统而言,如何在不同任务要求(不同的维修资源和维修时间约束,即不同需求指标)下确定装备系统的维修时机和待修部件、减少维修时间和成本、提高任务成功概率具有一定优势和研究可行性,也是下一步的研究重点。

### 参考文献

- [1] 刘宇. 多状态复杂系统可靠性建模及维修决策[D]. 成都:电子科技大学,2011.
- [2] 陈东宁,姚成玉. 基于模糊贝叶斯网络的多态系统可靠性分析及在液压系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2012(16):175-183.
- [3] XING L, LEVITIN G. Combinatorial analysis of systems with competing failures subject to failure isolation and propagation effects[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010, 95:1210-1215.
- [4] 尚彦龙,蔡琦,赵新文,等. 基于 UGF 和 Semi-Markov 方法的反应堆泵机组多状态可靠性分析[J]. 核动力工程,2012, 33(1):117-123.
- [5] 潘刚,尚朝轩,梁玉英,等. 基于 NHCTMM 的多态系统不完全预防性维修决策研究[J]. 电光与控制,2017, 24(5):97-102.
- [6] FAN H H, SUN X H. A multi-state reliability evaluation model for P2P networks[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010, 95(4):402-411.
- [7] 史新红,齐先军,王治国. 基于 UGF 的发电系统区间可靠性评估及其仿射算法改进[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版,2014, 37(3):286-291.
- [8] 周经伦,周忠宝,彭宝华,等. 概率安全评估方法研究[J]. 系统工程学报,2009, 24(3):380-384.
- [9] 潘刚,尚朝轩,梁玉英,等. 基于 Wiener-MM 和 UGF 的多态系统可靠性评估[J]. 电光与控制,2016, 23(5):84-88.
- [10] 杨建军,刘锋,黎放. 多阶段任务系统可靠性建模与仿真[J]. 火力与指挥控制,2011, 36(2):89-92.
- [11] 李春洋,陈循,易晓山,等. 基于向量通用生成函数的多性能参数多态系统可靠性分析[J]. 兵工学报, 2010, 31(12):1604-1610.
- [12] 李娇,杨艳春,党建武,等. NSST 与引导滤波相结合的多聚焦图像融合算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(11):145-152.
- [13] 肖斌,唐翰,徐韵秋,等. 基于 Hess 矩阵的多聚焦图像融合方法[J]. 电子与信息学报,2018, 40(2):255-263.
- [14] 陈木生. 结合 NSCT 和压缩感知的红外与可见光图像融合[J]. 中国图象图形学报,2016, 21(1):39-44.
- [15] 杨艳春,李娇,党建武. 基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合[J]. 计算机科学,2018, 45(2):301-305.

(上接第 53 页)