

doi:10.3788/gzxb20144310.1010001

基于非下采样 Shearlet 和 WNMF 的 红外热波图像融合

吴一全^{1,2}, 殷骏¹, 曹照清¹

(1 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 南京 210016)

(2 南昌航空大学 无损检测技术教育部重点实验室, 南昌 330063)

摘要:提出了基于非下采样 Shearlet 变换和加权非负矩阵分解的红外热波图像融合方法. 红外热波序列图像经非下采样 Shearlet 变换后, 采用动态加权非负矩阵分解算法对低频系数进行融合处理. 该算法的加权系数依据图像像素突变度动态调整, 以突出红外热波图像的缺陷区域; 高频系数则采取基于区域改进拉普拉斯能量和的融合策略, 以保持缺陷的边缘细节. 实验结果表明, 本文方法在主观视觉效果及边缘保持度、相关度、运行时间三种客观定量评价指标中, 融合性能更优, 具有快速、有效等优点, 能更完整和清晰地保持红外热波图像的边缘轮廓. 该方法可有效地应用于多幅红外热波序列图像的融合中, 在红外热波无损检测领域具有较高的实用价值.

关键词:无损检测; 红外热波; 图像融合; 非下采样 Shearlet 变换; 加权非负矩阵分解; 改进拉普拉斯能量和
中图分类号: TN219 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4213(2014)10-1010001-9

Fusion of Infrared Thermal Wave Image Based on Nonsubsampled Shearlet Transform and Weighted Non-negative Matrix Factorization

WU Yi-quan^{1,2}, YIN Jun¹, CAO Zhao-qing¹

(1 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

(2 The Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: A fusion method of infrared thermal wave images based on nonsubsampled shearlet transform and weighted non-negative matrix factorization was proposed. After infrared thermal wave image sequences are decomposed by nonsubsampled shearlet transform, dynamic weighted non-negative matrix factorization algorithm is adopted for fusion processing of low-frequency coefficients. The weighted coefficients of algorithm are adjusted dynamically according to the mutation degree of image pixel. As a result, the defect areas of infrared thermal image are highlighted. The fusion rule based on area sum-modified-laplacian is used for high-frequency coefficients to preserve the defect edges and details. Experimental results show that, the method proposed in this paper has superior performance in subjective visual effect and objective quantitative evaluation indices such as edge preserving degree, correlation and running time. The proposed method is fast and effective. It can keep the edges of infrared thermal images more complete and clear. In addition, the proposed method can be adopted for image fusion of multi infrared thermal image sequences effectively. Therefore, the proposed method has high practical value in the thermal wave nondestructive testing.

基金项目:国家自然科学基金(No. 60872065); 无损检测技术教育部重点实验室(南昌航空大学)开放基金(No. ZD2010290); 光电控制技术重点实验室和航空科学基金联合资助项目(No. 20105152026); 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室开放基金(No. KFKT2010B17); 江苏高校优势学科建设工程资助项目

第一作者: 吴一全(1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为红外图像处理、目标检测与识别、视觉检测与图像测量、视频编码与视频处理、数字全息技术等. Email: nuaimage@163.com

收稿日期: 2014-01-24; **录用日期:** 2014-05-20

<http://www.photon.ac.cn>

Key words: Nondestructive testing; Infrared thermal wave; Image fusion; Nonsubsampled shearlet transform; Weighted non-negative matrix factorization; Sum-Modified-Laplacian

OCIS Codes: 040.3060; 120.4290; 100.2000; 100.7410; 350.2660

0 引言

红外热波无损检测技术可用于金属和非金属材料的缺陷检测,与 X 射线、超声波、全息摄影等多种常用的无损检测技术相比,具有适应面广、速度快、单次观测面积大、检测结果直观易懂、不接触试件等优点^[1-2],广泛应用于飞行器的安全监测、设备裂纹探测、焊接质量检测、材料的定量测量分析等领域^[3-7]. 红外热波无损检测技术的核心是选择周期、脉冲、阶梯等激励形式的热源对试件进行加热;采用红外热像仪记录热传导过程中试件表面的温度场变化;并利用热波理论和计算机图像处理技术分析红外热波序列图像,以提取待检测试件缺陷的特征信息^[8]. 红外热波序列图像中,不同深度的缺陷对应的最佳图像出现在不同的时刻,对单幅图像进行处理,难以有效地提取所有缺陷的位置、尺寸信息,无法检测出试件的损伤程度,影响红外无损检测的准确度. 因此,可采用图像融合的方法获取各帧红外热波序列图像的缺陷信息,得到一幅更能真实反映试件损伤程度的图像,以保证后续缺陷检测的精确性.

目前,基于各类多尺度分析的图像融合方法成为研究热点. 其中,小波变换在图像融合领域中应用最为广泛^[9-10]. 文献[11]利用小波变换对红外热波序列图像进行了融合处理,有效地保留了序列图像中所有缺陷的信息. 然而,二维小波沿三个方向进行分解,仅能表征各向同性的点状奇异性,无法精确捕捉图像中的边界轮廓. 为此,人们提出了 Curvelet 变换^[12]、Contourlet 变换^[13]等多尺度几何分析方法,将其应用于图像融合时,更能捕获图像中的边界轮廓信息,从而提高融合的精确性. 将 Contourlet 变换用于图像融合处理时,由于其下采样操作,会产生伪吉布斯现象,造成图像的失真. 非下采样 Contourlet 变换 (Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)^[14-16] 则克服了这一问题,在图像融合领域中颇受关注,然而 NSCT 大大增加了计算复杂度,运行速度慢. 近年来,提出了一种更优的多尺度几何分析工具—Shearlet 变换^[17]. Shearlet 变换结构简单、易于实现,能对图像中的边界轮廓产生最优逼近. 文献[18]将 Shearlet 变换与脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Networks, PCNN) 结合,对图像进行融合处理,与 NSCT 方法相比,减少了运行时间,取得了更好的融合效果. 然而,Shearlet 变换采用四层分解,对其各带通方向子带均采用 PCNN 方法时,大大降低了红外热波图像融合方法的运行速度,且该方法在低通子带内用了加权平均,不能最优地综合各

幅红外热波图像的特征信息. 对于上述多尺度变换的低通子带,可采用非负矩阵分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) 算法^[19],它能有效地提取各幅图像的特征信息. 在此基础上,加权非负矩阵分解 (Weighted Non-negative Matrix Factorization, WNMF)^[20] 对迭代式做了调整,可进一步提高全局特征提取能力.

由于在图像的分解与重构过程中,非下采样 Shearlet 变换 (Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST) 避免了 Shearlet 变换的下采样操作,使其还具有平移不变特性,且各子带图像与原始图像的大小相同. 因此,本文提出了基于 NSST 和 WNMF 的红外热波图像融合方法. 首先对红外热波图像进行非下采样 Shearlet 变换,在低通子带内采用 WNMF 算法进行融合,最优地综合各幅红外热波图像的特征信息;对带通方向子带则采用加权融合策略,权系数由区域改进拉普拉斯能量和 (Sum-Modified-Laplacian, SML)^[21] 确定,该融合策略能有效地获取各幅图像中缺陷的边缘细节信息. 利用该方法,对大量红外热波序列图像进行融合处理,给出了融合后图像,并依据主观视觉效果及边缘保持度、相关度、运行时间等三种客观定量评价指标,对本文方法及近年来提出的 NSCT 和 PCNN^[14]、NSCT 和 NMF^[15]、Shearlet 和 PCNN^[18] 等三种图像融合方法进行了评价和比较.

1 Shearlet 变换

K Guo 和 G Easley 通过具有合成膨胀的仿射系统构造了 Shearlet 变换^[22]. Shearlet 变换构造简单,通过对函数进行伸缩、平移、旋转操作,生成基函数,且具有各向异性、最优稀疏表征图像等优点. 当维数为 2 时,具有合成膨胀的仿射系统形式为^[17]

$$\mathbf{M}_{AB}(\psi) = \{ \psi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^j \mathbf{A}^j x - k) : j, l \in Z, k \in Z^2 \} \quad (1)$$

式中, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$; \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 均为 2×2 的可逆矩阵. 若 $\forall f \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 满足 $\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle| = \|f\|^2$, 则 $\mathbf{M}_{AB}(\psi)$ 的元素称为合成小波. Shearlet 是合成小波的特殊情况,此时矩阵 \mathbf{A} 为各向异性的膨胀矩阵, $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$; 矩阵 \mathbf{B} 为剪切矩阵, $\mathbf{B} = \mathbf{B}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$.

$$\forall \xi = (\xi_1, \xi_2) \in \hat{\mathbb{R}}^2, \xi_1 \neq 0, \text{ 令} \\ \hat{\psi}^{(0)}(\xi) = \hat{\psi}^{(0)}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_1) \hat{\psi}_2\left(\frac{\xi_2}{\xi_1}\right) \quad (2)$$

式中, $\text{supp } \hat{\psi}_1 \subset [-\frac{1}{2}, -\frac{1}{16}] \cup [\frac{1}{16}, \frac{1}{2}]$;

$$\text{supp } \hat{\psi}_2 \subset [-1, 1].$$

若假设

$$\sum_{j \geq 0} |\hat{\psi}_1(2^{-2j}\omega)|^2 = 1, |\omega| \geq \frac{1}{8} \quad (3)$$

$$\sum_{l=-2^j}^{2^j-1} |\hat{\psi}_2(2^{-2j}\omega - l)| = 1, |\omega| \leq 1, j \geq 0 \quad (4)$$

则小波函数 $\hat{\psi}_{j,l,k}^{(0)}$ 的频域支撑如图 1(a) 所示, 支撑区域为一对大小约为 $2^{2j} \times 2^j$ 、斜率为 $l2^{-j}$ 的梯形, 其支撑区间公式为

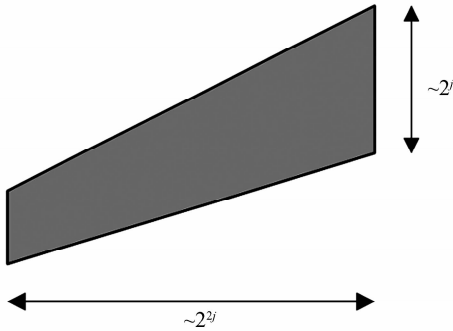
$$\text{supp } \hat{\psi}_{j,l,k}^{(0)} \subset \{(\xi_1, \xi_2) : \xi_1 \in [-2^{2j-1}, -2^{2j-4}] \cup [2^{2j-4}, 2^{2j-1}], |\frac{\xi_2}{\xi_1} + l2^{-j}| \leq 2^{-j}\} \quad (5)$$

综合式(3)、(4)可得

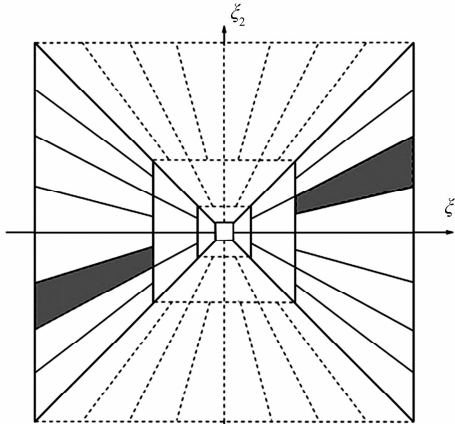
$$\sum_{j \geq 0} \sum_{l=-2^j}^{2^j-1} |\hat{\psi}^{(0)}(\xi A_0^{-j} B_0^{-l})|^2 = \sum_{j \geq 0} \sum_{l=-2^j}^{2^j-1} |\hat{\psi}_1(2^{-2j}\xi_1)|^2 |\hat{\psi}_2(2^j(\frac{\xi_2}{\xi_1} - l))|^2 = 1 \quad (6)$$

式中, $(\xi_1, \xi_2) \in D_0, D_0 = \{(\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2 : |\xi_1| \geq \frac{1}{8}, |\frac{\xi_2}{\xi_1}| \leq 1\}$, 那么函数 $\hat{\psi}^{(0)}(\xi A_0^{-j} B_0^{-l})$ 构成了 D_0 的一部分, 如图 1(b) 所示. 且由此可得如下函数集是 $L^2(D_0^c)$ 的紧支撑, 即

$$\{\psi_{j,l,k}^{(0)}(x) = 2^{3j/2} \psi^{(0)}(\mathbf{B}_l^j \mathbf{A}_0^j x - k) : j \geq 0, -2^j \leq l \leq 2^j - 1, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (7)$$



(a) The tiling of the frequency plane induced by the shearlets



(b) The frequency support of a shearlet

图 1 Shearlet 频域剖分图和频域支撑区间

Fig. 1 The tiling of the frequency plane and the frequency support of a shearlet

$$\text{令 } \mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}, \mathbf{B}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix};$$

$$\hat{\psi}^{(1)}(\xi) = \hat{\psi}^{(1)}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_2) \hat{\psi}_2(\frac{\xi_1}{\xi_2});$$

$$D_1 = \{(\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2 : |\xi_2| \geq \frac{1}{8}, |\frac{\xi_1}{\xi_2}| \leq 1\}.$$

那么可构造 $L^2(D_1^c)$ 的紧支撑为

$$\{\psi_{j,l,k}^{(1)}(x) = 2^{3j/2} \psi^{(1)}(\mathbf{B}_l^j \mathbf{A}_1^j x - k) :$$

$$j \geq 0, -2^j \leq l \leq 2^j - 1, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (8)$$

2 加权非负矩阵分解

NMF 算法是纯加性和稀疏的数据描述方法^[23].

其基本原理是: 将一个 $p \times q$ 阶非负矩阵 \mathbf{V} 分解成 $p \times r$ 阶非负矩阵 \mathbf{W} 和 $r \times q$ 阶非负矩阵 \mathbf{H}

$$\mathbf{V} = \mathbf{W}\mathbf{H} \quad (9)$$

式中, \mathbf{W} 的列向量称为基向量, 具有线性无关性和稀疏性, 因而可表达原始数据的特征结构, \mathbf{H} 的列向量元素则为其权重系数. 为了求解 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} , 可最小化欧氏距离定义的目标函数

$$\min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\mathbf{H}\| = \min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} \left\{ \sum_{m,n} (\mathbf{V}_{mm} - (\mathbf{W}\mathbf{H})_{mm})^2 \right\} \quad (10)$$

则对应的迭代公式为

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} \cdot \frac{\mathbf{V}\mathbf{H}^T}{\mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{H}^T} \quad (11)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{H} \cdot \frac{\mathbf{W}^T \mathbf{V}}{\mathbf{W}^T \mathbf{W}\mathbf{H}} \quad (12)$$

式中, “ \cdot ” 表示矩阵点乘. 为了提高原数据重要区域的表征能力, Blondel 进一步提出了 WNMF 算法^[21], 在式(11)、(12)中引入了加权系数矩阵 \mathbf{T} , 改进后的迭代公式为

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} \cdot \frac{(\mathbf{T} \cdot \mathbf{V})\mathbf{H}^T}{(\mathbf{T} \cdot (\mathbf{W}\mathbf{H}))\mathbf{H}^T} \quad (13)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{H} \cdot \frac{\mathbf{W}^T (\mathbf{T} \cdot \mathbf{V})}{\mathbf{W}^T (\mathbf{T} \cdot (\mathbf{W}\mathbf{H}))} \quad (14)$$

3 基于 NSST 和动态 WNMF 的红外热波图像融合步骤

假定一幅红外热波图像 $f \in l^2(\mathbb{Z}_N^2)$, 那么, NSST 的步骤如下^[17]: 首先在 j 尺度下, 采用非下采样拉普拉斯金字塔变换将 $f_a^{-1} \in l^2(\mathbb{Z}_{N_{j-1}}^2)$ 分解成一个低通子带 $f_a^0 \in l^2(\mathbb{Z}_N^2)$ 和一个带通方向子带 $f_a^d \in l^2(\mathbb{Z}_{N_{j-1}}^2)$, 其中 $N_j = N_{j-1}/4$; 然后对 f_a^d 的傅里叶变换 \hat{f}_a^d 进行伪极向格映射, 得到 $\mathbf{P}\hat{f}_a^d$, 并对其采用窗口函数进行方向滤波, 生成多个带通方向子带; 最后将带通方向子带这些高频分量映射到笛卡尔坐标系, 通过傅里叶逆变换求得多个带通方向子带的高频系数.

现输入两幅红外热波图像, 对它们进行非下采样 Shearlet 变换, 均得到一个低通子带和多个带通方向子

带,并对其中的低频系数和高频系数采取如下不同的融合策略,最后进行非下采样 Shearlet 反变换快速且最优地得到融合后红外热波图像。

3.1 低频系数融合策略

低通子带内包含了红外热波图像大量基本的信息,为了最大程度地综合各幅红外热波图像的特征信息,真实反映红外热波图像中的缺陷特征,对该子带内的低频系数采用动态 WNMF 算法^[24]进行融合。

红外热波图像的融合过程中,通过式(13)、(14)的迭代,融合后图像的像素灰度不断变化,因而区域的重要程度随之不断变化。动态 WNMF 算法通过衡量不断变化的重要区域,在每次迭代中动态地改变加权系数,这样可更加突出红外热波图像的缺陷区域,得到更好的融合效果。该动态 WNMF 算法首先定义了图像的灰度突变度 τ ,即

$$\tau(m, n) = \left| \frac{x(m, n) - u}{u} \right| \quad (15)$$

式中, $x(m, n)$ 图像为 (m, n) 处像素的灰度值, u 为该图像的平均灰度值。

那么,红外热波图像经非下采样 Shearlet 变换后低频系数的融合步骤为:

Step1: 根据式(15)分别计算两幅红外热波图像 A 和 B 低通子带内低频系数的突变度,两者取大作为目标突变度;

Step2: 初始化基向量矩阵 \mathbf{W} 和权向量矩阵 \mathbf{H} , 初始化 $n \times 2$ 阶加权系数矩阵 \mathbf{T} , 其元素均取 0.5;

Step3: 根据式(13)、(14)进行一次迭代,若达到最大迭代次数 M 次,则对 \mathbf{W} 中元素做线性拉伸至原低频系数的范围,并作为融合后的低通子带输出;否则转 Step4;

Step4: 根据式(15)计算迭代后矩阵 \mathbf{W} 的突变度,若大于目标突变度,则返回 Step3 继续迭代;否则根据下式调整加权系数矩阵 \mathbf{T} (由 $T_A(m, n)$ 、 $T_B(m, n)$ 调整为 $T'_A(m, n)$ 、 $T'_B(m, n)$), 并返回 Step3 继续迭代。

$$T'_A(m, n) = T_A(m, n) \frac{\tau_A(m, n)}{\tau_B(m, n)} \quad (16)$$

$$T'_B(m, n) = T_B(m, n) \frac{\tau_B(m, n)}{\tau_A(m, n)} \quad (17)$$

式中,下标 A 和 B 分别代表两幅红外热波图像。由式(16)、(17)可看出,加权系数向原红外热波图像灰度突变度大者进行调整,用以提升融合后图像缺陷区域的比重。

3.2 高频系数融合策略

由于红外热波图像较为简单,融合处理时主要考虑缺陷部分,需对其缺陷边缘尽可能地保持,且红外热波无损检测实际应用中,应考虑算法的运行时间。因此,红外热波图像经非下采样 Shearlet 变换后,对其各带通方向子带的高频系数采用线性加权融合策略,权重系数由区域 SML 确定。SML 优于方差、梯度能量、空间频率等传统的清晰度评价指标,可准确地表征缺陷的边缘细节信息。令 $f_k^j(m, n)$ 为 j 尺度、 k 方向上 (m, n) 处 Shearlet 高频系数的模值,那么该系数的区域 SML 定义为

$$SML_k^j(m, n) = \sum_{p, q \in N} ML_k^j(p, q) \quad (18)$$

式中, $ML_k^j(p, q) = |2f_k^j(p, q) - f_k^j(p-1, q) - f_k^j(p+1, q)| + |2f_k^j(p, q) - f_k^j(p, q-1) - f_k^j(p, q+1)|$, N 为系数点 (m, n) 的邻域,取大小 3×3 的窗口。

各带通方向子带内高频系数的融合公式为

$$F_k^j(m, n) = [SML_{k,A}^j(m, n) \cdot f_{k,A}^j(m, n) + SML_{k,B}^j(m, n) \cdot f_{k,B}^j(m, n)] / [SML_{k,A}^j(m, n) + SML_{k,B}^j(m, n)] \quad (19)$$

式中, $F_k^j(m, n)$ 代表融合后 j 尺度、第 k 个带通方向子带上的高频系数; $f_{k,A}^j(m, n)$ 和 $f_{k,B}^j(m, n)$ 分别代表待融合的两幅红外热波图像 A 和 B 中,该带通方向子带上的高频系数; $SML_{k,A}^j(m, n)$ 和 $SML_{k,B}^j(m, n)$ 则是 $f_{k,A}^j(m, n)$ 和 $f_{k,B}^j(m, n)$ 的区域 SML。

4 实验结果与分析

利用上述提出的基于非下采样 Shearlet 变换和动态 WNMF 的图像融合方法,对大量红外热波序列图像进行了融合实验,并与近年来提出的 NSCT 和 PCNN^[14]、NSCT 和 NMF^[15]、Shearlet 变换和 PCNN^[18] 等三种图像融合方法的融合效果进行了比较。由于篇幅限制,现以三组大小分别为 164×164 、 360×360 和 280×280 的红外热波序列图像为例加以说明。图(2)~图(4)分别给出了三组红外热波序列图像的原始图像 A(a)、原始图像 B(b),以及采用 NSCT 和 PCNN 方法(c)、NSCT 和 NMF 方法(d)、Shearlet 变换和 PCNN 方法(e)、本文方法(f)融合后的结果。

实验参数设置为: NSST 中,采用“maxflat”滤波器进行尺度分解,方向分解级数取[2, 3],各层带通方向子带数目即为 6 和 10; 动态 WNMF 算法中,最大迭代次数 M 取 100。融合实验的运行环境为 Intel(R) Core (TM) 2 Duo CPU 2GHz/2GB 内存、Matlab2009a。

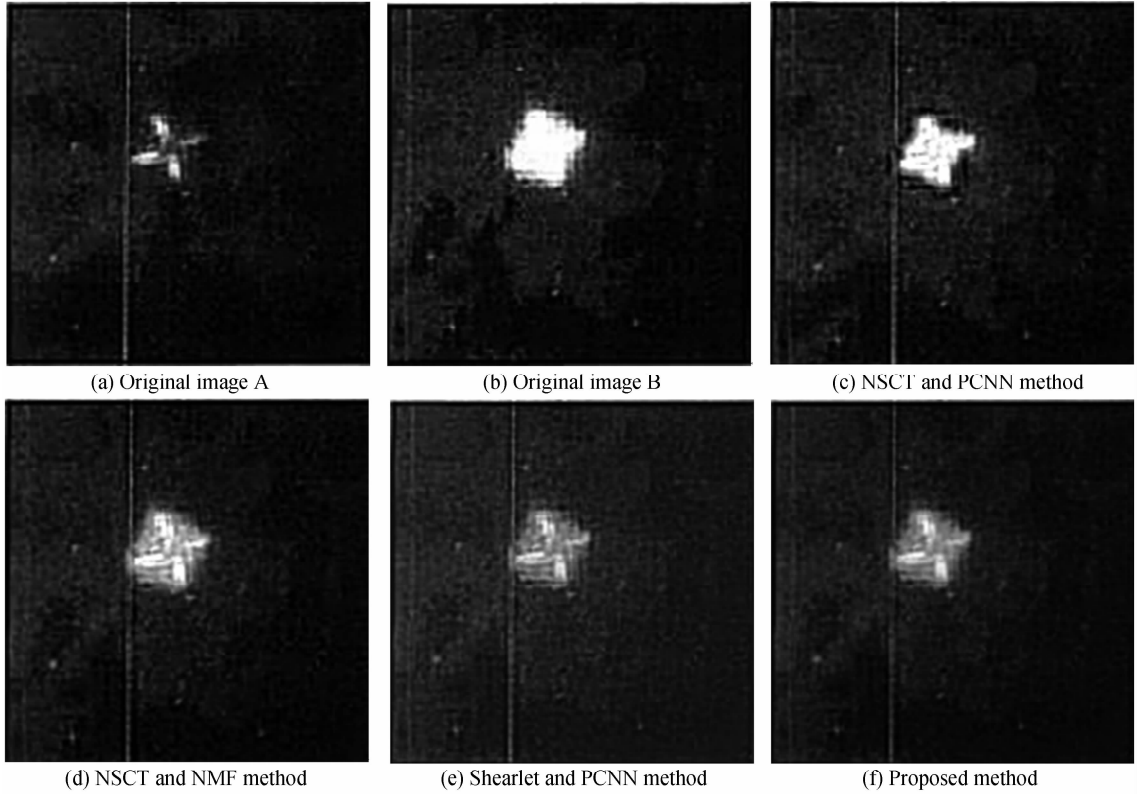


图 2 红外热波序列图像 1 的融合结果

Fig. 2 Fusion results of infrared thermal wave image sequence 1

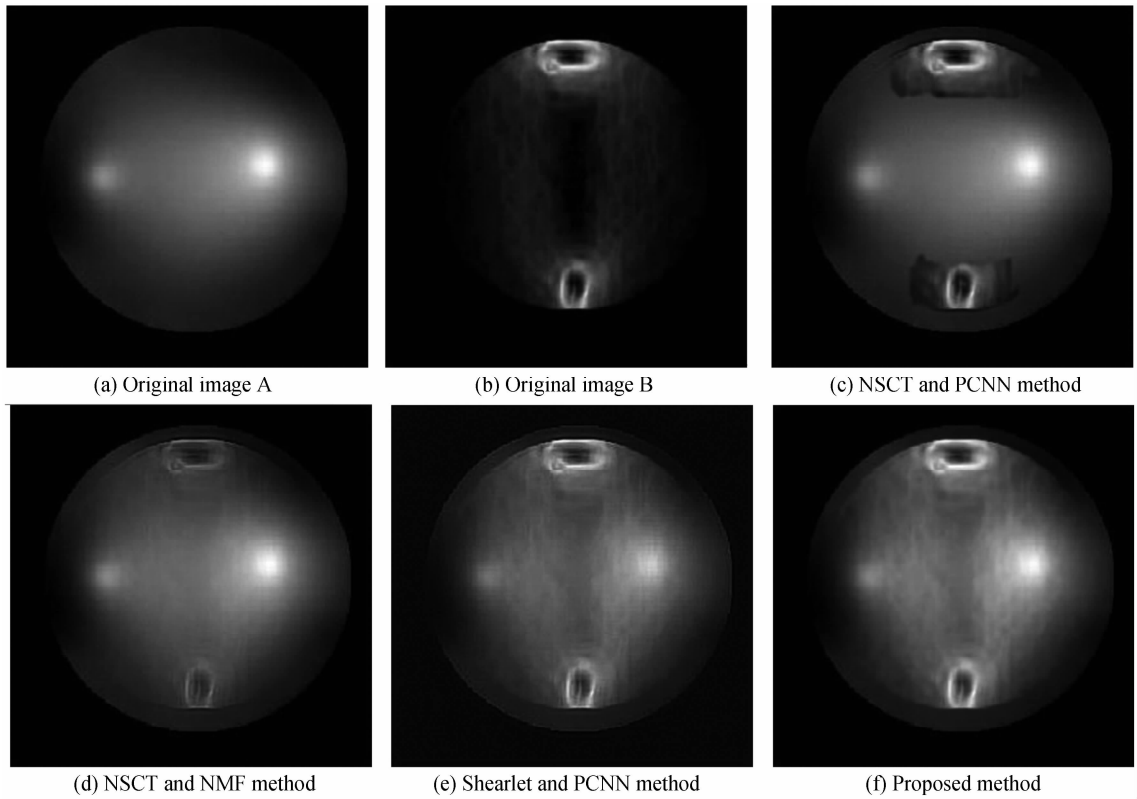


图 3 红外热波序列图像 2 的融合结果

Fig. 3 Fusion results of infrared thermal wave image sequence 2

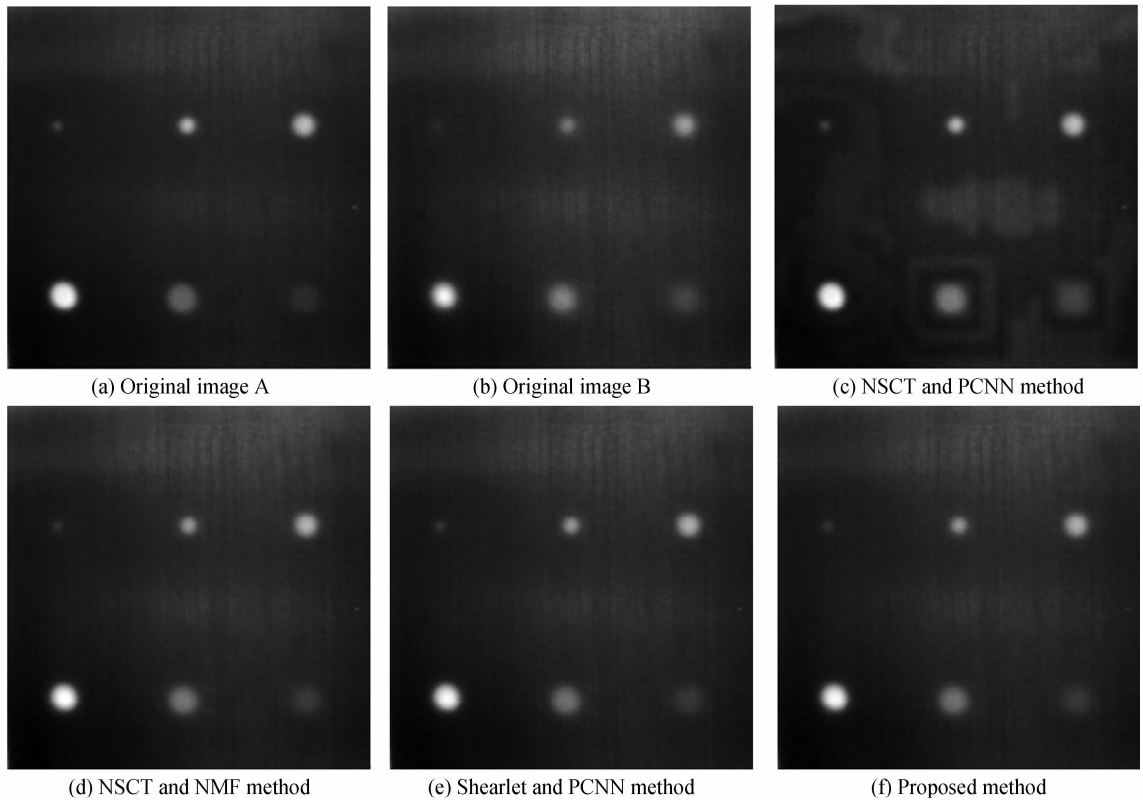


图4 红外热波序列图像3的融合结果

Fig. 4 Fusion results of infrared thermal wave image sequence 3

图2中原始图像是热障涂层氧化层屈曲断裂的红外热波图像,图像样本通过美国某公司的ImSpectorN17E红外热成像设备采集得到.可以看出随着采样时间的不同,缺陷特征产生了明显变化.采用NSCT和PCNN方法、NSCT和NMF方法时,原始图像A中的缺陷明显被放大,且模糊不清,融合后图像并未很好地反映原始图像A中的缺陷信息;采用Shearlet变换和PCNN方法时,取得了较好的融合效果,与两幅原始图像的相关度均很高,然而图像仍偏灰,清晰度不佳;采用本文方法时,由于对低通子带采用了动态WNMF算法,能很好地逼近两幅原始图像,得到最大的信息量,引入的加权系数矩阵更能突出缺陷区域,得到最大的信息量,引入的加权系数矩阵更能突出缺陷区域,而基于区域SML的高频子带融合策略使得缺陷的边界轮廓清晰,视觉效果最佳.

由图3可以看出,缺陷区域集中于原始红外热波图像B中,然而该图像的清晰度很差,融合处理应充分捕获原始图像B中的缺陷信息.采用NSCT和PCNN方法时,融合后的图像保持了很高的清晰度,这是由于对图像进行NSCT处理后,在其低通子带和带通方向子带内均采用了PCNN方法.PCNN方法利用与清晰度相关的梯度能量或拉普拉斯能量作为神经元的链接强度,然而原始图像B的清晰度不佳,对低通子带采用PCNN方法会导致融合后图像失去原始图像B的信

息,其相关度减弱,且该方法所得融合结果中,缺陷周围出现了人工伪迹;采用NSCT和NMF方法时,融合后的图像较为模糊,缺陷的边界轮廓不清晰,势必影响后续的缺陷提取步骤;Shearlet变换和PCNN方法则能较好地综合两幅原始红外热波图像的信息,然而图像偏灰,视觉效果不佳,且由于低通子带内采取了简单的加权平均融合策略,仍不能最佳地反映原始图像信息,融合后图像与两幅原始图像的相关度未达到期望值;采用本文方法时,由于对低通子带采用了动态WNMF算法,能很好地逼近两幅原始图像,得到最大的信息量,引入的加权系数矩阵更能突出缺陷区域,缺陷的边界轮廓清晰,视觉效果最佳.

图4的红外热波序列图像通过InfraTec公司的VarioCAM hr research 680热像仪采集.红外光谱响应范围是 $7.5 \sim 14 \mu\text{m}$,热源是两个大功率闪光灯,加热功率范围是 $0 \sim 4.8 \text{ KJ}$.通过由图4可以看出,采用NSCT和PCNN方法时,尽管融合后图像中缺陷部分亮度最高,但缺陷周围存在明显失真.采用其余三种融合方法时,从视觉效果上不易观察出差异,需进一步在客观定量指标方面分析各方法的性能优劣,以选择更适用于实际红外热波融合系统的方法.

为了有效地定量描述红外热波图像的融合效果及性能,现采用边缘保持度^[14]、相关度和运行时间三种评价指标.边缘保持度反映了融合后图像中缺陷边缘

轮廓的清晰程度. 相关度是融合后图像分别和两幅原始图像相关系数的乘积,它衡量了融合后图像与两幅原始红外热波图像的逼近程度. 相关度越高,越能保持各幅红外热波图像中的缺陷信息. 拥有较高的边缘保持度和相关度是后续特征提取的重要保证. 此外,实际

应用中,希望快速地对红外热波图像进行融合,因此运行时间也是衡量各种融合方法优劣的重要依据. 表 1 给出了三组红外热波序列图像经上述四种融合方法处理后的边缘保持度、相关度和运行时间三种定量评价指标.

表 1 四种融合方法的定量评价指标比较

Table 1 Quantitative index comparison of four image fusion methods

Method	Infrared thermal wave image sequence 1			Infrared thermal wave image sequence 2			Infrared thermal wave image sequence 3		
	Edge keeping degree	Relevance	Running time/s	Edge keeping degree	Relevance	Running time/s	Edge keeping degree	Relevance	Running time/s
NSCT and PCNN method ^[14]	0.5906	0.6965	19.46	0.8003	0.5788	103.25	0.7433	0.9156	66.69
NSCT and NMF method ^[15]	0.5584	0.7583	20.92	0.7703	0.5237	106.78	0.8721	0.9824	75.69
Shearlet and PCNN method ^[18]	0.5066	0.7741	14.90	0.5344	0.6508	70.64	0.9077	0.9831	48.89
Proposed method	0.6095	0.7850	7.93	0.6548	0.6605	37.48	0.9285	0.9836	25.77

分析表 1 中的数据发现,对于图 2 和图 4,本文方法的边缘保持度和相关度均最高,说明融合后红外热波图像中,缺陷信息量最大,最大程度地综合了原始图像的缺陷信息,且提出的高频系数融合策略使得缺陷的边缘轮廓更为清晰;对于图 3,两种 NSCT 方法的边缘保持度较高,然而相关度很低,分析图 2 可知上述方法更多地融合了原始图像 A 的信息,而原始图像 A 的边缘光滑清晰,因此融合后图像的边缘保持度很高,却丢失了缺陷信息. 此外,通过比较运行时间可以发现,

与近年来提出的三种融合方法相比,本文方法所需时间大大减少. 这是因为 NSCT 运算复杂度高,文献[18]中的融合方法虽采用了 Shearlet 变换,在一定程度上减少了运行时间,但该方法对图像经 Shearlet 变换后的各带通方向子带均采用了 PCNN 算法,大大增加了运行时间.

与近年来提出的三种融合方法不同的是,本文方法还能被推广到多幅红外热波序列图像的融合中. 融合低频系数的 WNMF 算法更适用于处理多维数据,因

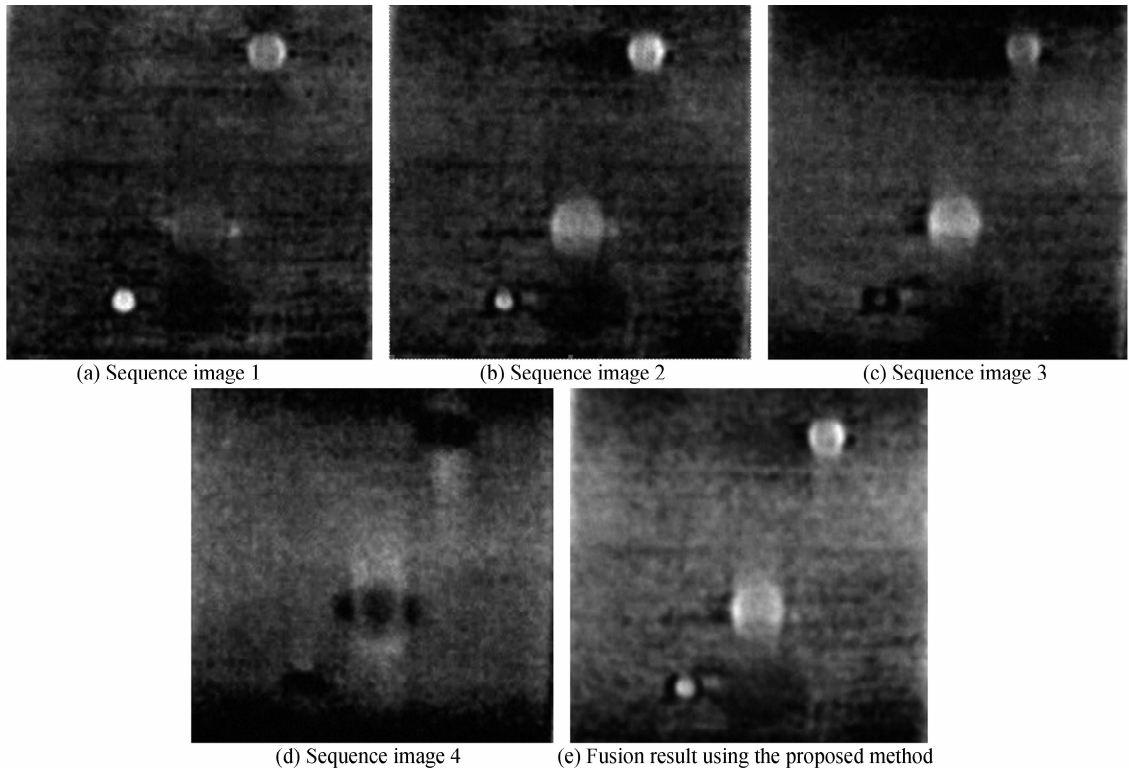


图 5 红外热波序列图像 4 的融合结果

Fig. 5 Fusion result of infrared thermal wave image sequence 4

此能融合各幅图像的缺陷信息;而本文高频系数的加权融合策略考虑了每幅序列图像的邻域 SML 信息,因此能最大程度地保持红外热波序列图像中所有缺陷的边缘细节.图 5 给出了 4 幅红外热波序列图像的融合结果.上述序列图像由型号为 FLIR Therma CAMT MSC3000 的红外热像仪获取,以脉冲闪光灯为热激励源,加热功率范围是 0 ~ 4.8KJ.由图 5 可以看出,融合后图像有效地保持了缺陷信息,且边缘清晰.

5 结论

本文提出了基于非下采样 Shearlet 变换和动态 WNMF 的红外热波图像融合方法.首先对红外热波序列图像进行非下采样 Shearlet 变换;然后对低通子带中的低频系数采用动态 WNMF 融合算法,加权系数随融合迭代过程不断变化,并偏向像素突变度较大的序列图像调整,以突出红外热波图像的缺陷区域;最后对带通方向子带的高频系数采取基于区域 SML 的融合策略以保持缺陷的边缘轮廓.利用近年来提出的 NSCT 和 PCNN、NSCT 和 NMF、Shearlet 变换和 PCNN 等三种图像融合方法及本文提出的方法,对大量红外热波序列图像进行融合处理,依据主观视觉效果和边缘保持度、相关度、运行时间三种客观定量指标对上述方法进行评价比较发现,本文方法的融合性能更优,能更完整地综合各幅图像的缺陷信息,融合后红外热波图像的边缘轮廓更为清晰,且大大缩短了运行时间.此外,本文方法还能被推广到多幅红外热波序列图像的融合中,在红外热波无损检测领域具有较高的实用价值.

参考文献

- [1] GHALI V S, JONNALAGADDA N, MULAVEESALA R. Three-dimensional pulse compression for infrared nondestructive testing [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2009, **9**(7): 832-833.
- [2] TIAN Yu-peng. Research on key technologies of infrared thermography [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009.
田裕鹏. 红外辐射成像无损检测关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [3] JIN Guo-feng, ZHANG Wei, YANG Zheng-wei, et al. Application of ultrasonic infrared thermal wave technique in detection and recognition of interface kissing damage [J]. *Journal of Sichuan University(Engineering Science Edition)*, 2013, **45**(2): 167-175.
国峰, 张炜, 杨正伟等. 界面贴合型缺陷的超声红外热波检测与识别[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2013, **45**(2): 167-175.
- [4] LUO Ying, ZHANG De-yin, PENG Wei-dong, et al. Developments of active infrared thermography and its applications in civil aviation aircraft testing [J]. *Laser & Infrared*, 2011, **41**(7): 718-723.
罗英, 张德银, 彭卫东, 等. 民航飞机主动红外热波成像检测技术应用进展[J]. *激光与红外*, 2011, **41**(7): 718-723.
- [5] MAIER F, ZAGAR B G. Measurement of paint coating thickness by thermal transient method [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, **58**(6): 1958-1966.
- [6] MEOLA C. Nondestructive evaluation of materials with rear heating lock-in thermograph [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2007, **7**(10): 1388-1389.
- [7] ZHAO Shi-bin, ZHANG Cun-lin, WU Nai-ming, et al. Infrared thermal wave non-destructive inspection for defects of polypropylene pipeline [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(2): 456-460.
赵石彬, 张存林, 伍耐明, 等. 红外热波无损检测技术用于聚丙烯管道缺陷的检测[J]. *光学学报*, 2010, **30**(2): 456-460.
- [8] GUO Xing-wang, GAO Gong-chen, Lü Zhen-xia. Research of infrared thermal wave nondestructive testing method based on SVD algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2006, **32**(8): 937-940.
郭兴旺, 高功臣, 吕珍霞. 基于奇异值分解的红外热图像序列处理[J]. *北京航空航天大学学报*, 2006, **32**(8): 937-940.
- [9] KIM Y, LEE C, HAN D, et al. Improved additive-wavelet image fusion [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, **8**(2): 263-267.
- [10] ELLMAUTHALER A, PAGLIARI C, SILVA E D. Multiscale image fusion using the undecimated wavelet transform with spectral factorization and nonorthogonal filter banks [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(3): 1005-1017.
- [11] GUO Xing-wang, DONG Shu-qin. An image fusion algorithm based on wavelet transform used in infrared thermal wave nondestructive testing [J]. *Optical Technique*, 2008, **34**(5): 656-663.
郭兴旺, 董淑琴. 基于小波变换的红外热波无损检测融合算法[J]. *光学技术*, 2008, **34**(5): 656-663.
- [12] CHOI M, KIM R Y, NAM M R, et al. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the curvelet transform [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(2): 136-140.
- [13] LIU Kun, GUO Lei, CHENGJing-song. Image fusion algorithm based on contourlet domain hiddenmarkov tree models[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(8): 1383-1387.
刘坤, 郭雷, 陈敬松. 基于 Contourlet 域隐马尔可夫树模型的图像融合算法[J]. *光子学报*, 2010, **39**(8): 1383-1387.
- [14] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(12): 1508-1514.
- [15] YANG Yue-tao, ZHU Ming, HE Bai-gen, et al. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, **19**(5): 1143-1150.
杨粤涛, 朱明, 贺柏根, 等. 采用改进投影梯度非负矩阵分解和非采样 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. *光学精密工程*, 2011, **19**(5): 1143-1150.
- [16] KONG W W, LEI Y J, LU S. Image fusion technique based on non-subsample contourlet transform and adaptive unit-fast-linking pulse-coupled neural network [J]. *IET Image Processing*, 2011, **5**(2): 113-121.
- [17] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [18] WANG Zhao-hun, WANG Jia-qi, ZHAO De-gong, et al.

- Image fusion based on Shearlet and improved PCNN [J]. *Laser & Infrared*, 2012, **42**(2): 213-216.
- 王朝晖, 王佳琪, 赵德功, 等. 基于 Shearlet 与改进 PCNN 的图像融合[J]. *激光与红外*, 2012, **42**(2): 213-216.
- [19] HUANG Gang-shi, ZHANG Ya-fei, LU Jian-jiang, *et al.* Constrained factorization method for non-negative matrix [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2004, **34**(2): 189-193.
- 黄钢石, 张亚非, 陆建江, 等. 一种受限非负矩阵分解方法 [J]. *东南大学学报 (自然科学版)*, 2004, **34**(2): 189-193.
- [20] LI Le, ZHANG Yu-jin. A Survey on algorithms of non-Negative matrix factorization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(4): 737-743.
- 李乐, 章毓晋. 非负矩阵分解算法综述[J]. *电子学报*, 2008, **36**(4): 737-743.
- [21] WU Yi-quan, YIN Jun, ZHU Li. Medical image fusion based on shearlet transform and total variation model[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2013, **28**(5): 566-571.
- 吴一全, 殷骏, 朱丽. 基于 Shearlet 变换和 TV 模型的医学图像融合[J]. *数据采集与处理*, 2013, **28**(5): 566-571.
- [22] GUO K, LABATE D. Optimally Sparse multidimensional representation using Shearlets [J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, **39**(1): 298-318.
- [23] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, **401**(6755): 788-791.
- [24] LIU Shao-peng, HAO Qun, SONG Yong. Dynamic weighted non-negative matrix factorization and its using research in image fusion [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, **23**(9): 1266-1271.
- 刘少鹏, 郝群, 宋勇. 动态 WNMF 及在图像融合中的应用研究[J]. *传感技术学报*, 2010, **23**(9): 1266-1271.