文章编号:1007-2780(2018)08-0703-13

多级方向加权最小二乘滤波器及其在多传感器图像融合中的应用

李颖奎[1], 陈广秋[2*],杨 阳[2],刘 智[2],才 华[2]
(1.中国航空工业集团公司 洛阳电光设备研究所,河南 洛阳 471023;
2.长春理工大学 电子信息工程学院,吉林 长春 130022)

摘要:针对多尺度分解在图像融合领域中的广泛应用,本文提出了一种多级方向加权最小二乘滤波器图像多尺度几何分析方法。该方法利用加权最小二乘滤波器对图像进行多级边缘保持分解,得到一个近似图像和多个不同尺度上的细节图像,然后采用小尺寸方向剪切滤波器对细节图像进行方向分析,在不同尺度上生成多个方向细节图像。根据近似图像和方向细节图像所具有的不同物理意义,分别采用不同的融合策略对分解后的图像系数进行合并处理,最后应用多级方向加权最小二乘滤波器的逆变换得到融合图像。多组图像融合实验结果表明,在图像融合领域,本文提出的基于多级方向加权最小二乘滤波器的图像分解方法优于已有文献中的一些典型多尺度分解方法。

关 键 词:多尺度几何分析;边缘保持;加权最小二乘滤波器;融合准则
中图分类号:TP391.41 **文献标识码**:A **doi**:10.3788/YJYXS20183308.0703

Multistage directional weighted least squares filter and its application in multi-sensor image fusion

LI Ying-kui[1], CHEN Guang-qiu[2*], YANG Yang[2], LIU Zhi[2], Cai Hua[2]

(1. *Luoyang Research Institute of Electro-optical Equipment, The Aviation Industry Corporation of China, Ltd. (AVIC), Luoyang* 471023, *China*;
2. *School of Electronic and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun* 130022, *China*)

Abstract: The multi-scale decomposition(MSD) method is extensively employed in image fusion domain and a novel image multi-scale geometrical analysis(MGA) technique based on multistage directional weighted least squares filter (MDWLSF) is proposed. In the developed method, the weighted least squares filter is utilized on image for multistage edge-preserving decomposition, and an approxi-

收稿日期:2018-03-08;**修订日期**:2018-05-10.
基金项目:吉林省教育厅"十三五"科学研究规划项目(No.JJKH20170625KJ);教育部留学基金委留学归国人员科研启动基金(教外司留 1685)
Scientific Research Project of Jilin Provincial Department of Education "13th Five-Year" (No. JJKH20170625KJ); Ministry of Education Overseas Student Fund Research and Start-up Fund for Returned Students

* 通信联系人,E-mail:guangqiu_chen@126.com

mate image and some detail images at the different scales are obtained. Then small size directional shear filters are applied to the detail images for the direction analysis, multiple directional detail images are generated at the different scales. On the basis of the different physical meanings embodied in the approximate image and the directional detail images, the different fusion criteria are used to merge the decomposed coefficients respectively. Finally, the fused image can be obtained by using the inverse MDWLSF transform. The fusion experimental results on multi-group different modality images demonstrate that the proposed MDWLSF method is superior to some classical multi-scale decomposition tools introduced in the existing literatures.

Key words: multi-scale geometrical analysis; edge-preserving; weighted least squares filter; fusion criteria

1 引 言

随着成像技术的发展,多种成像传感器被用来获取同一场景的不同模态图像,以增强应用系统的功能和鲁棒性。多传感器图像能够增加场景信息的多样性和互补性,但同时也会带来信息的冗余,这对图像的存储和传输技术是一个巨大挑战。对于观察者来说,同时观察多幅描述同一场景不同模态传感器的图像,信息理解缺乏系统性和实时性。图像融合技术是解决上述问题的有效方法,它能够将不同模态传感器获取的描述同一场景的图像生成一幅更适合人类视觉观察和计算机处理的图像,在计算机视觉、遥感、智能机器人等领域得到广泛应用[1]。

多尺度分解(Multi-scale Decomposition, MSD)具有空频域分析图像的能力,能够在不同频带(不同方向)内提取图像的特征信息,成为一种有效的图像融合技术,一直是研究的热点,而图像进行多尺度分解后,能否保留源图像的边缘细节信息是选择图像多尺度分解工具的一个重要指标。经典的多尺度分析工具主要有各种金字塔、离散小波变换(DWT)[2]、平移不变小波变换(SIDWT)和双树复小波变换等(DTCWT)[3-4],但上述多尺度分析方法不具有各向异性特征,不能有效提取图像结构中直线或曲线的奇异性。为了捕获图像中内在的几何结构,近年来学者们提出了多尺度几何分析方法,主要包括 Curvelet[5]、Contourlet[6]、Shearlet[7]、NSCT[8-9]和 NSST[10-11],但 Curvelet 、Contourlet 和 Shearlet 不具备平移不变性,在融合图像中容易引进虚假信息,NSCT 同时具备各向异性和平移不变特性,但其方向滤波器构造复杂,计算效率低,NSST 能够克服 NSCT 的缺陷,但其变换过程中采用的非下采样金字塔(Nonsubsampled Pyramid, NSP)对细节捕捉能力较差,容易遗漏图像中的边缘细节信息。为了加强图像边缘细节的捕获能力,许多学者利用各种边缘保持滤波器对图像进行多尺度分解,文献[12]提出了一种基于 L0 光滑滤波的多尺度边缘保持分解方法(MEPL0),但该方法计算量大,且没有进行方向分解,边缘捕获能力并不最优,最后的融合效果并不理想。文献[13]采用双边滤波器和非下采样方向滤波器组构造多尺度方向双边滤波器(MDBF),实现图像的多尺度几何分析,但双边滤波器[14]在边缘处容易产生梯度反转伪影,非下采样方向滤波器组在构造时需要满足 Bezout 恒等式,降低了执行效率,文献[15]通过迭代引导滤波器对图像进行多尺度分解(MGF),该方法同样缺乏方向分析,同时引导滤波器在目标轮廓边缘处容易产生“晕”现象。文献[16]采用加权最小二乘滤波器(Weighted Least Squares Filter, WLSF)将图像分解为近似层、中间层和细节层来实现高动态光照渲染(High-Dynamic Range, HDR)的色调映射,克服了双边滤波器和引导滤波器容易产生虚假信息的现象。受文献[16]的启发,本文提出一种利用加权最小二乘滤波器和剪切滤波器构造的多级方向加权最小二乘滤波器(Multistage Directional Weighted Least Squares Filter, MDWLSF),实现对图像的多尺度多方向的几何分析,并将其应用在图像融合领域,为融合图像提供更丰富的边缘细节信息。

2　多级方向加权最小二乘滤波器

2.1　多级加权最小二乘滤波器

边缘保持和平滑滤波是一对矛盾体，在图像的平滑区域执行平滑滤波，能够很好地去除噪声，而在非平坦边缘区域，就需要保留边缘。给定一幅图像 g，对于目标图像 u，一方面希望其尽可能近似 g，同时 u 除了在 g 中一些边缘梯度变化比较大的区域外，应该越平滑越好。文献[16]提出了一种基于加权最小二乘滤波器(Weighted Least Squares Filter，WLSF)的图像边缘保持平滑方法，在 HDR 色调映射、视频图像摘要、图像细节增强等领域得到成功的应用。基于加权最小二乘(Weighted Least Squares，WLS)的边缘保持平滑滤波器可以表示成寻求最小化式(1)所描述的目标函数：

$$\sum_{p}\left((u_p-g_p)^2+\lambda\left(a_{x,p}(g)\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)_p^2+a_{y,p}(g)\left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)_p^2\right)\right), \tag{1}$$

式中：下标 p 表示像素的空间位置，最小化数据项 $(u_p-g_p)^2$ 的目的是使 u 和 g 的距离最小，即二者最相似，第二项是正则项，通过最小化 u 的偏导数来平滑图像。a_x 和 a_y 为权重系数，是由输入图像 g 决定的，λ 是一个常数参数，用来平衡式(1)中第一项和第二项比重，λ 值越大，输出图像 u 就越平滑。

通过式(1)可以看出，当输入图像的边缘梯度较大时，即正则项较大，希望输出的 u 与输入 g 接近，以保持图像边缘结构信息，这样就需要约束项 $(u_p-g_p)^2$ 小一些，当边缘梯度较小时，即正则项较小，可以认为这些图像的细节信息并不重要，此时的约束项 $(u_p-g_p)^2$ 可以大一些，以此来使输出图像更加平滑。

采用矩阵的形式来表示式(1)得：

$$(u-g)^{\mathrm{T}}(u-g)+\lambda(u^{\mathrm{T}}D_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_xD_xu+u^{\mathrm{T}}D_y^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_yD_yu), \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{A}_x$ 和 $\boldsymbol{A}_y$ 分别为包含平滑系数 a_x 和 a_y 的对角矩阵，D_x 和 D_y 为离散差分算子。

对式(2)求导并令导数为零，可以得到式(3)表示的线性系统，求解式(3)可以得到能够使式(2)最小的唯一的向量解 $\boldsymbol{u}$。

$$(I+\lambda\boldsymbol{L}_g)\boldsymbol{u}=g, \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{L}_g=D_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_xD_x+D_y^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_yD_y$，$D_x$ 和 D_y 为前向差分算子，D_x^{T} 和 D_y^{T} 为后向差分算子，这就使得 $\boldsymbol{L}_g$ 成为 5 点空间异性拉普拉斯矩阵。对于光滑系数 a_x 和 a_y 定义如下：

$$a_{x,p}(g)=\left(\left|\frac{\partial l}{\partial x}(p)\right|^{\alpha}+\varepsilon\right)^{-1},$$
$$a_{y,p}(g)=\left(\left|\frac{\partial l}{\partial y}(p)\right|^{\alpha}+\varepsilon\right)^{-1}, \tag{4}$$

式中：l 为输入图像 g 的亮度通道对数值，即 $l=\log(g)$，指数 α 为一常数参数，用来控制梯度变化的敏感度(典型值为 1.2-2.0)，ε 为一小常数，用以保证除数为非零数(在 g 为常数的区域会出现梯度为零的情形)

由公式(3)可知，$\boldsymbol{u}$ 可以通过一个依赖于 g 的非线性算子 F_λ 获得，如公式(5)所示：

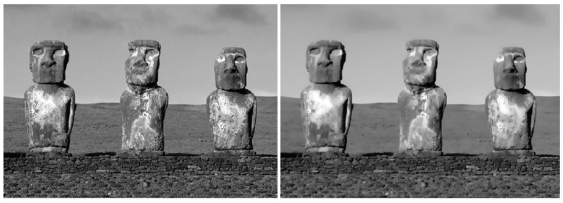
$$\boldsymbol{u}=F_\lambda(g)=(I+\lambda\boldsymbol{L}_g)^{-1}g. \tag{5}$$

利用上述 WLS 滤波器可以实现对输入图像的边缘保持平滑滤波，如图 1 所示(参数 $\lambda=0.2$，$\alpha=1.2$)。



(a)彩色图像

(a)Color image



(b)灰度图像

(b)Gray image

图 1　加权最小二乘滤波器的两个示例

Fig.1　Two examples of weighted least squares filter

进一步分析可知，利用 WLS 滤波器可将输入图像分解为一个近似图像和一个细节图像，近似图像可利用公式(5)对原图像直接进行滤波获得，细节图像可通过原图像与近似图像差分获得[16]。一幅图像中包含了不同分辨率的特征信息，多尺度分解是提取这些信息的有效方法。àtrous 小波利用有限滤波器内插近似，将输入图像分解为多个细节图像与一个近似图像，实现了区别于 Mallat 算法的无抽取离散小波变换，且具备平移不变特性，原图像即为各细节图像与近似图像的叠加[17]。受 àtrous 小波算法思想的启发，利用公式(5)对近似图像进行迭代滤波操作，构造出多级加权最小二乘滤波器(Multistage Weighted Least Squares Filter, MWLSF)，实现图像的多尺度分解，定义如下：

$$u^j = F_\lambda(u^{j-1})\ ,\ d^j = u^j - u^{j-1}\ , \tag{6}$$

式中：$u^0 = g$，j 表示分解尺度，$j \in [1,2,\ldots,J]$，u^j 为近似图像，d^j 为细节图像。图像经过 J 层 MWLSF 滤波后，被分解成一个近似图像和 J 个细节图像，原图像可以由各个 d^j 和 u^J 通过简单的叠加完成重构，即

$$g' = u^J + \sum_{j=1}^{J} d^j\ , \tag{7}$$

式中：g' 为重构图像。

由于在上述迭代滤波过程中，没有下采样操作，使得 MWLSF 是一个平移不变框架。图 2 所示为灰度图像 Barbra 的两级分解。



(a) 原图像 (a) Original image　(b) 近似图像 (b) Approximate image　(c) 第一级细节图像 (c) First level detail image　(d) 第二级细节图像 (d) Second level detail image

图 2　Barbara 图像的两级 MWLSF 分解

Fig.2　Two levels MWLSF decomposition of Barbara image

2.2　方向剪切滤波器

视觉感知研究结果表明，人类视网膜和视觉皮层具有方向选择性，自然图像中内在的几何结构使得图像中边缘和线具有不同的方向，这就要求图像的表达应具有沿边方向性。近年来，在多尺度分解中提出了许多捕获方向信息的滤波器组，如离散小波变换中的高、低通滤波器组，Contourlet 变换中的塔形方向滤波器组(Pyramidal Directional Filter Banks, PDFB)，这些滤波器组在滤波过程中都存在下采样操作，使多尺度分解是平移时变的，而对于许多图像处理应用来说，如消噪、融合，平移不变特性是非常重的。文献[18]通过去除双通道扇形滤波器组中的上采样和下采样操作，构造了具有平移不变特性的非下采样方向滤波器组(Nonsubsampled Directional Filter Banks, NSDFB)，但分解和重构时滤波器需满足 Bezout 恒等式，增加了构造方向滤波器组的复杂度，计算量大，执行效率低。为了得到具有简单的数学结构和抛物线沿边特性的滤波器，受到离散 Curvelet 变换的启发[19]，利用局部化思想构造剪切滤波器，实现图像的方向分析。其主要过程为：利用 Meyer 小波函数 $v(x)$ 生成 Meyer 窗口函数 $g(\omega)$，在伪极化网格中对 $g(\omega)$ 进行离散重采样，再从伪极化网格转换到笛卡尔坐标系，形成大小为 $R \times R$ (16×16 或 32×32) 的频域剪切滤波器 $\hat{W}^s_{l,k}(\xi)$，$s = 0,1$，表示垂直和水平方向，如图 3 中的 Ω^1_R 和 Ω^2_R 实线部分，$l = 0,1,\cdots$ 表示方向级数，k 表示滤波器的方向，$k = [-2^l,\cdots,2^l-1]$，对于某个 l 值，有 $\sum_{k=-2^l}^{2^l-1} \hat{W}^s_{l,k}(\xi_1,\xi_2) = 1$，用 $W^s_{l,k}$ 表示剪切滤波器的时域形式，则对于图像 f 有下式成立：

$$\sum_{k=-2^l}^{2^l-1} f * W^s_{l,k} = f\ . \tag{8}$$

Meyer 小波函数定义为：

$$v(x):=\begin{cases}0 & x<0\\ 35x^4-84x^5+70x^6-20x^7 & 0\leqslant x\leqslant 1\\ 1 & x>1\end{cases}, \tag{9}$$

Meyer 窗口函数定义为：

$$g(\omega)=\begin{cases}1 & |\omega-1/2|<1/3\\ \cos^2\dfrac{\pi}{2}(v(3|\omega-1/2|)-1) & 1/3\leqslant|\omega-1/2|\leqslant 2/3\\ 0 & \text{other}\end{cases}, \tag{10}$$

以 $R=32$，$l=0$ 构造 4 个方向频域和时域剪切滤波器为例，步骤如下：

(1) 利用 $R=32$ 和公式(10)，令 $\omega=-\dfrac{1}{2}+\dfrac{2(j-1)}{R}$，$j=1,2,\cdots,R$，得到 Meyer 小波窗口，如图 4(a)所示。

(2)利用 $R=32$ 生成两组伪极化网格坐标，分别对应 Ω_R^1 和 Ω_R^2 中实线部分，$\Omega_R=\Omega_R^1\cup\Omega_R^2$，如图 3 所示，$\Omega_R^1$ 中每条斜线的斜率 $m_i=\dfrac{y_{R+1}-y_1}{x_{R-i+2}-x_i}$，$i=1,2,\cdots,R+1$，$x_i=i$，$y_1=1$，$y_{R+1}=R+1$，采样点为 33 个，为了方便观察，图中只显示了 9 个点，利用同样的方法，可得到 Ω_R^2 中斜线的采样点；

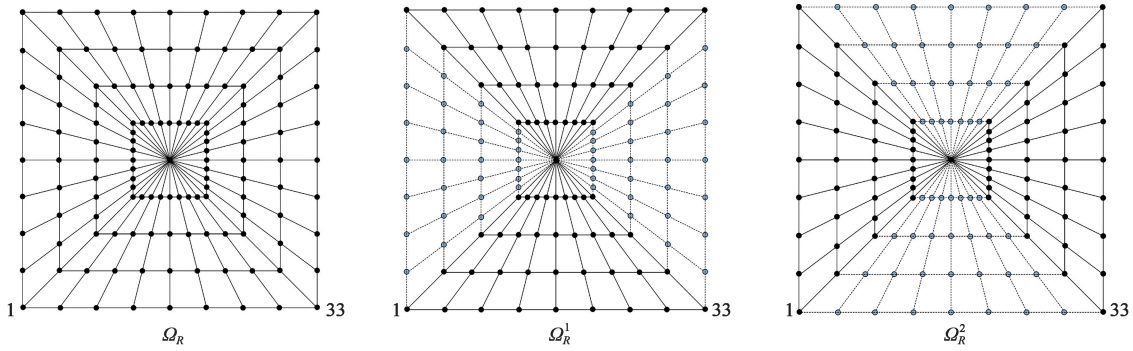
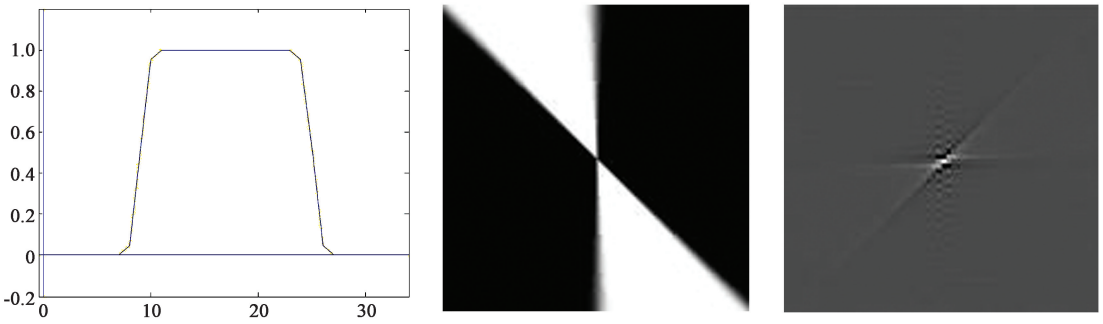


图 3　$R=32$ 的伪极化坐标网格

Fig.3　Pseudo-polar grid for $R=32$



(a) Meyer小波窗口

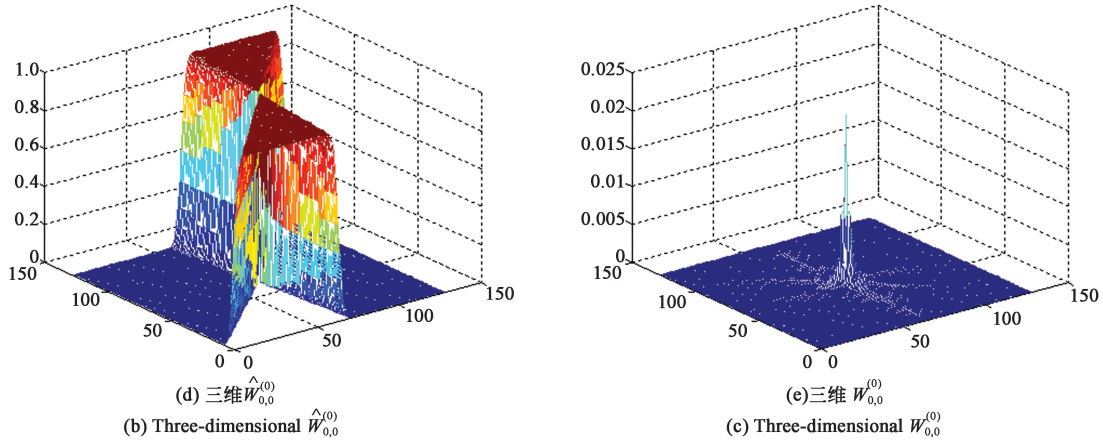
(a) Mayer wavelet window

(b)频域 $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$

(b) Frequency domain $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$

(c) 时域 $W_{0,0}^{(0)}$

(c) Time domain $W_{0,0}^{(0)}$



(d) 三维 $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$
(b) Three-dimensional $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$

(e)三维 $W_{0,0}^{(0)}$
(c) Three-dimensional $W_{0,0}^{(0)}$

图 4 方向剪切滤波器

Fig.4 Directional shear filter

(3)将 Meyer 小波窗口在图 3 所示的伪极化网格坐标上重新采样,再转换的笛卡尔坐标系,生成频域支撑的剪切滤波器;

(4)平移 Meyer 小波窗口,然后重复(3)的操作,直到所有方向的滤波器生成完毕,得到频域剪切滤波器组,分别为 $\hat{W}_{0,-1}^{(0)}$,$\hat{W}_{0,0}^{(0)}$,$\hat{W}_{0,-1}^{(1)}$,$\hat{W}_{0,0}^{(1)}$;

(5)对 $\hat{W}_{k,l}^{s}$ 进行傅里叶逆变换,得到时域剪切滤波器组,分别为 $W_{0,-1}^{(0)}$,$W_{0,0}^{(0)}$,$W_{0,-1}^{(1)}$,$W_{0,0}^{(1)}$ 。图 4(b)(c)所示分别为 $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$ 和 $W_{0,0}^{(0)}$,图 4(d)(e)分别为三维 $\hat{W}_{0,0}^{(0)}$ 和 $W_{0,0}^{(0)}$ 。

2.3 多级方向加权最小二乘滤波器

客观世界中物体结构含有不同分辨率的信息,图像的多尺度表示符合客观世界信息的描述,人类视觉系统对信号的处理是在不同尺度的不同通道上进行的,而多尺度分析具有同时定位图像尺度和空间特征的能力,这与人类视觉系统的处理机制相符。

本文利用多级加权最小二乘滤波器和方向剪切滤波器构造多级方向加权最小二乘滤波器,实现图像的多尺度多方向的分解。首先,对原图像应用 MWLSF 滤波,得到一个近似图像和多个不同尺度上的细节图像,然后,利用方向剪切滤波器(Directional Shear Filter, DSF)对细节图像进行滤波处理以捕获方向信息。由于在多尺度分解和方向滤波过程中均不存在下采样操作,这使得多级方向加权最小二乘滤波器具有平移不变特性。在重构时,只需将各尺度上的方向细节图像和近似图像相加即可。设原始图像为 f ,分解尺度为 J ,f_L^j 表示分解后的近似图像,f_H^{j,k_j} 表示 j 尺度上 k_j 方向的细节图像($k_j \in [1,\ldots,2^{l_j}]$,l_j 表示 j 尺度上的方向级数),则图像的 MDWLSF 分解过程如图 5 所示,重构过程如图 6 所示。

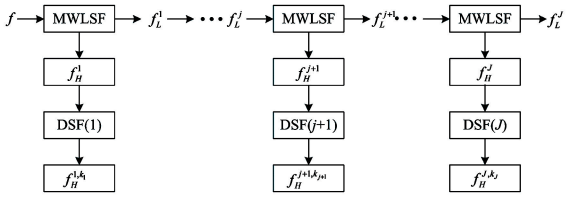


图 5 多级方向加权最小二乘滤波器分解过程

Fig.5 MDWLSF decomposition process

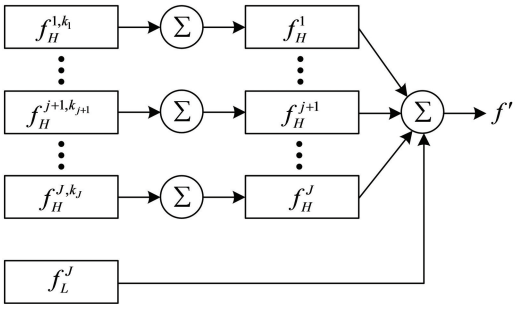


图 6 多级方向加权最小二乘滤波器重构过程

Fig.6 MDWLSF reconstruction process

文献[11]提出的非下采样剪切波(NSST)与本文提出的多级方向加权最小二乘滤波器的构造过程类似,但与 NSST 相比较,本文提出的 MDWLSF 有以下优势:(1) 多级加权最小二乘滤波

器的权重系数是随着像素位置和强度的变化而变化的，这就使得 MDWLSF 具有很强的自适应性，增强了边缘和细节的捕获能力；(2) 在 MDWLSF 中，无需设计塔式滤波器，使得分解过程中避免了频谱混叠和平移时变性；(3) 在 MDWLSF 重构过程中，只需将分解后的系数进行简单的叠加，计算效率更高。

由于在 MDWLSF 构造过程中采用了楔形小尺寸剪切滤波器，使得多级方向加权最小二乘滤波器具有良好的边缘细节捕获能力和优良的方向选择性，图像 f 经过 j 级 MDWLSF 分解后，会得到 $\sum_j 2^{l_j}$ 个方向细节图像和 1 个近似图像，且各图像尺寸与原始图像相同，l_j 表示第 j 尺度上的方向级数。图 7 所示为 MDWLSF 两级分解示意图，其中 $l_1=2$，$l_2=3$，第一级和第二级分别产生 $2^{l_1}=4$ 和 $2^{l_2}=8$ 个方向细节图像。



(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 近似图像
(b) Approximate image

(c) 重构图像
(c) Reconstructed image

(d) (a)与(c)的差分图像
(d) Differential image between (a) and (c)



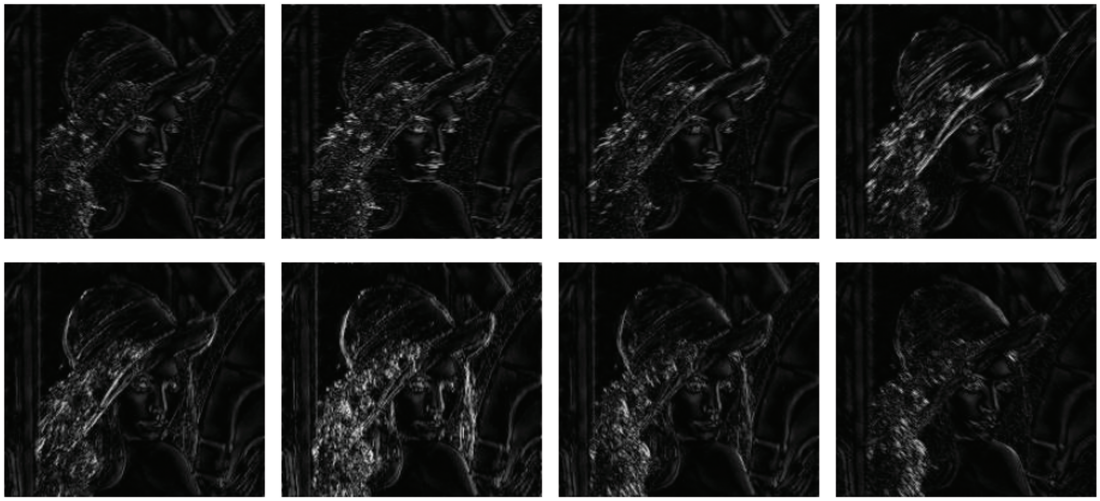
(e) 第一级4个方向细节图像
(e) Four directional detail images in the first level



(f) 第一级4个方向频域支撑的剪切滤波器
(f) Four directional frequency supported shear filters in the first level



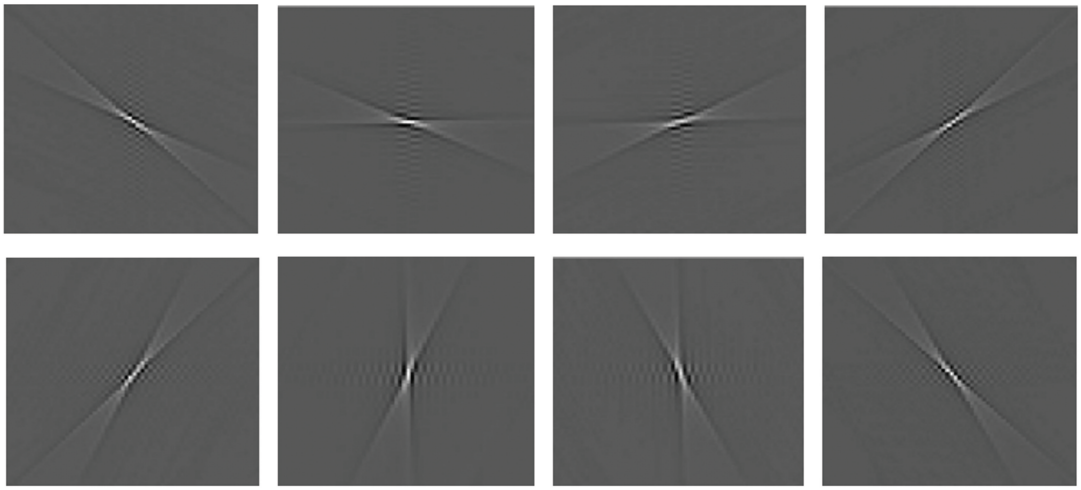
(g) 第一级4个方向时域支撑的剪切滤波器
(g) Four directional time supported shear filters in the first level



(h)第二级8个方向细节图像
(h) Eight directional detail images in the second level



(i)第二级八个方向频域支撑的剪切滤波器
(i) Eight directional frequency supported shear filters in the second level



(j)第二级八个方向时域支撑的剪切滤波器
(j) Eight directional time supported shear filters in the second level

图 7 标准测试图像 Barbara 的 2 级 MSDGF

Fig.7 Two level MDWLSF of standard test image Lena

3　MDWLSF 在多传感器图像融合中的应用

3.1　融合策略

多尺度图像融合方法包括多尺度分解、系数合并和图像重构 3 部分，待融合图像 A 和 B 经过 MDWLSF 分解后，得到各自的多尺度图像系数，表示为 $\{C_A^L(m,n),C_A^{j,k_j}(m,n)\}$ 和 $\{C_B^L(m,n),C_B^{j,k_j}(m,n)\}$。$C_X^L(m,n)$ 表示近似图像系数，$C_X^{j,k_j}(m,n)$ 表示第 j 层 k_j 方向细节图像系数，$X=A,B$，$j=1,2,\cdots,J$，分别采用不同的融合策略合并近似图像系数和方向细节图像系数，得到合并后的多尺度图像系数，表示为 $\{C_F^L(m,n),C_F^{j,k_j}(m,n)\}$，最后利用 MDWLSF 逆变换重构图像。

图像融合的目的是将源图像中的重要特征合并到融合图像中，图像融合算法的关键是能够识别、比较和转移如边缘、细节和方向等显著特征信息。MDWLSF 具有保持边缘和捕获方向信息的能力，可以用 MDWLSF 来识别源图像中的显著特征，然后进行显著性比较，最后将选取的显著特征转移到融合图像中。图像中亮度的剧烈变化对应的是边缘和对比度信息，同时亮度的剧烈变化会引起 WLSF 中权重系数的变化，使得 MWLSF 滤波后的系数值也较大，方向滤波器会在边缘或目标所表示的方向上产生最优响应，所以 MDWLSF 滤波后的系数值可用来度量图像的显著特征，最大的系数绝对值代表最优的显著特征，本文采用系数绝对值取大作为方向细节图像的融合策略，定义如下：

$$C_F^{j,k_j}(m,n)=\begin{cases}C_A^{j,k_j}(m,n) & \text{if}\ |C_A^{j,k_j}(m,n)|>|C_B^{j,k_j}(m,n)|\\ C_B^{j,k_j}(m,n) & \text{else}\end{cases}. \tag{11}$$

近似图像集中了原图像的主要能量，反映了原图像的平均特性。本文的近似图像采用多尺度图像融合方法中常用的等权值加权平均融合策略，定义如下：

$$C_F^L(m,n)=\frac{C_A^L(m,n)+C_B^L(m,n)}{2}. \tag{12}$$

合并后的多尺度图像系数分别为 $C_F^L(m,n)$ 和 $C_F^{j,k_j}(m,n)$，利用 MDWLSF 逆变换，得到融合图像。

3.2　参数设定

在本文所提出的多级方向加权最小二乘滤波器中，有两个影响滤波效果的自由参数，分别是控制输出图像平滑度的参数 λ 和控制梯度变化敏感度的参数 α（典型值为 1.2～2.0）。这两个参数同样会影响图像的多尺度分解效果和图像融合性能，为了分析两个参数对融合性能的影响，采用图 8 所示的不同模态传感器图像集进行融合实验，包括多聚焦图像、不同曝光度图像、遥感图像、医学图像和红外与可见光图像，利用融合性能客观评价指标 $Q^{AB/F}$[21] 均值和 SSIM[22] 均值进行评价，最后得到本文所用的 λ 和 α 值。在分析参数 λ 的影响时，固定 $\alpha=1.2$，λ 取值分别为[0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7 0.8 0.9 1.0]，得到最优的 λ 值，利用同样的方法，固定 λ 值，α 取值分别为[1.2 1.3 1.4 1.5 1.6 1.7 1.8 1.9 2.0]，得到最优的 α 值，结果如图 9 所示。

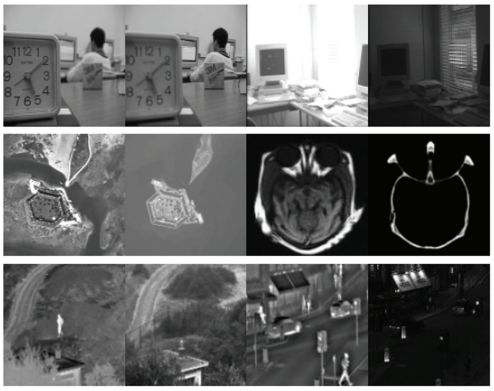
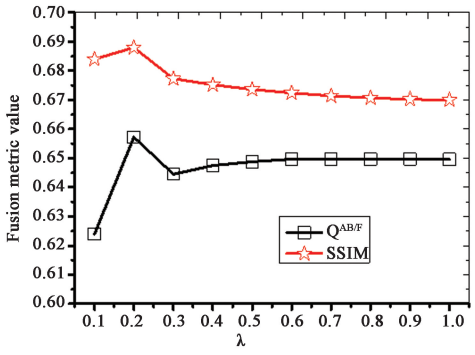


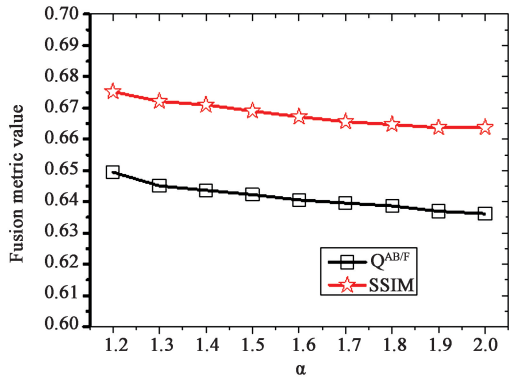
图 8　不同模态传感器图像数据集

Fig.8　Different modality image database



(a) λ 参数

(a) Parameter λ



(b) α 参数

(b) Parameter α

图 9 不同参数 MDWLSF 的融合性能评价

Fig. 9 Performance evaluation of MDWLSF with different parameters

从图 9 中可看出，在 $\lambda = 0.2$，$\alpha = 1.2$ 时，SSIM 和 $Q^{AB/F}$ 的平均值为最优。实际上 λ 和 α 对融合性能的影响并不大，只是随着 λ 和 α 值的变化，融合结果的客观评价值略有不同，这说明 MDWLSF 受参数变化的影响较小，所以在本文的性能仿真实验过程中，λ 的取值为 0.2，α 的取值为 1.2。

3.3 实验结果及分析

为了验证本文提出的 MDWLSF 在图像融合领域的优越性和有效性，将本文提出的 MDWLSF 与 DWT[2]，DTCWT[3-4]，Curvelet[5]，Contourlet[6]，NSCT[8-9]，NSST[10-11]，MEPL0[12]，MDBF[13]，MGF[15]进行对比性融合实验，通过视觉观察对融合结果进行主观评价，有时融合图像间差异较小，视觉观察很难做出主观评价，应用互信息 MI[20]、结构信息相似度 SSIM[21] 和边缘信息传递量 $Q^{AB/F}$[22] 三种指标对融合图像进行客观评价。互信息 MI 是从信息理论角度来表示源图像转移到融合图像中的信息数量；结构信息相似度 SSIM 是利用亮度、对比度和结构 3 个因子来衡量融合图像与源图像间结构信息的相似程度；边缘信息传递量 $Q^{AB/F}$ 是利用边缘强度和方向信息来衡量源图像的边缘信息在融合图像中的保留程度。图 10(a)(b)为待融合红外与可见光图像，图 10(c)～(l)为不同多尺度分解方法的融合结果，为了表现图像的细节，在融合结果的右下方提供了局部区域放大图。表 1 所示为各融合结果的客观评价。

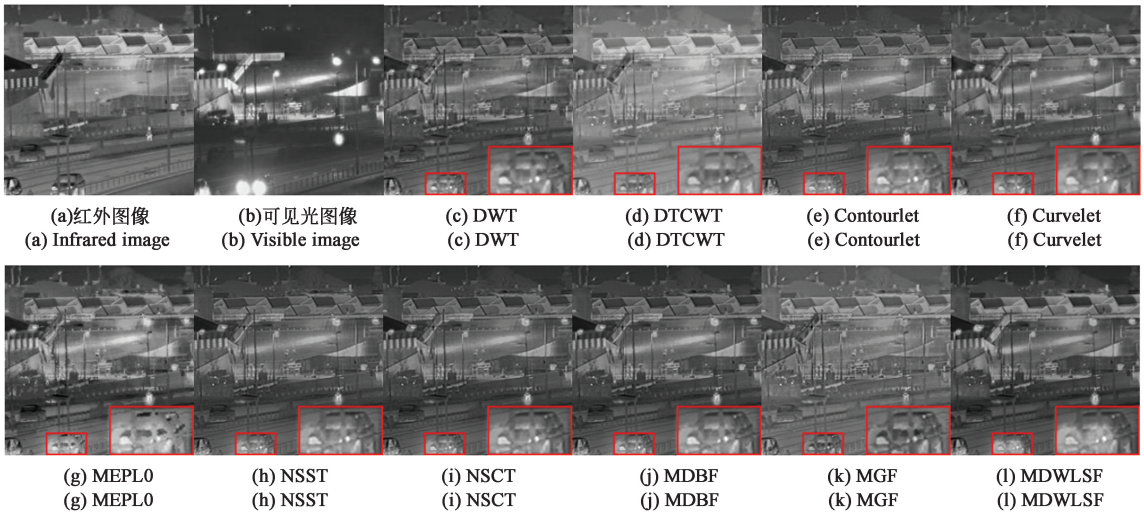


图 10 基于不同多尺度分解方法的红外与可见光图像融合结果

Fig.10 Infrared and visible image fusion results based on different MSD methods

从图 10 的融合结果中可以看出，本文提出的 MDWLSF 融合方法能够更好地保留源图像中的互补信息，融合结果(图 10(l))更符合人的视觉感受，保留了屋顶、路灯、路灯下的人、汽车等主要目标的亮度和对比度，从局部放大图中可观察到 MDWLSF 融合方法能够更好地刻画图像的边缘细节信息，如汽车的灯光，而其它融合结果中，有的融合图像亮度和对比度明显被削弱了许多，如图 10(c)(e)(f)(h)(i)(j)，视觉感受较差，细节信息描述不准确，有的融合图像中丢失了许多重要特征信息，如图 10(g)，有的融合图像甚至出现了灰度失真和虚假信息，如图 10(d)(k)。从表 1 的客观评价

数据中也可以看出，MDWLSF 融合结果的评价均为最优，与视觉主观评价结果也是一致的。

表 1　红外与可见光图像融合结果的客观评价数据

Tab.1　Objective evaluation data on infrared and visible image fusion results

融合方法	红外与可见光图像		
	$Q^{AB/F}$	SSIM	MI
DWT	0.531 1	0.649 1	1.835 0
DTCWT	0.553 0	0.637 7	2.743 7
Contourlet	0.480 1	0.678 5	1.995 9
Curvelet	0.549 6	0.664 1	1.831 4
MEPL0	0.448 0	0.665 5	2.137 9
NSST	0.546 0	0.694 5	2.108 0
NSCT	0.560 0	0.695 8	2.117 6
MDBF	0.576 3	0.699 6	2.181 2
MGF	0.497 6	0.556 2	1.655 1
MDWLSF	0.611 0	0.717 0	3.233 2

为了进一步验证本文提出的 MDWLSF 多尺度分解方法在融合领域中的稳定性，采用医学和遥感两组不同模态图像进行融合实验，融合结果如图 11 和图 12 所示，客观评价指标数据如表 2 所示。

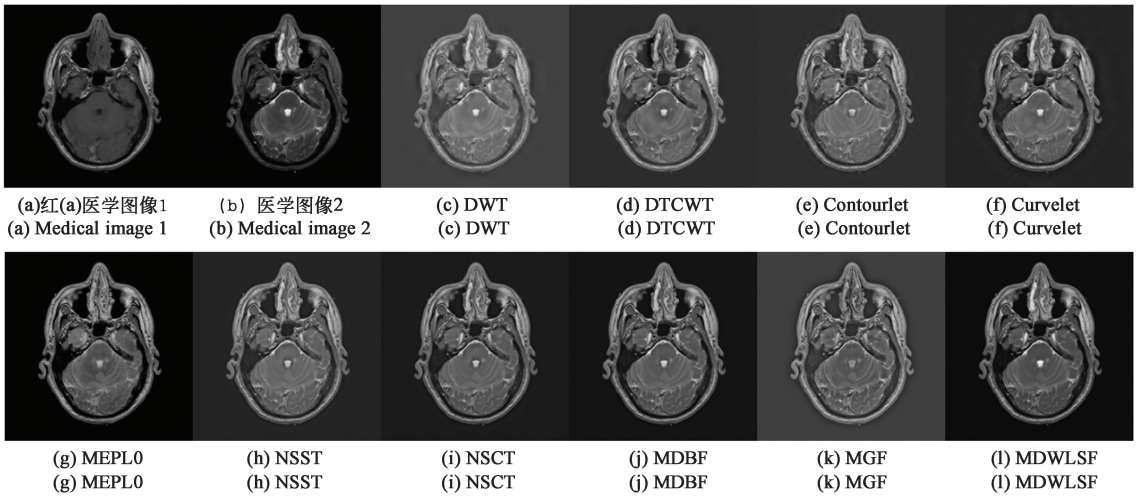


图 11　基于不同多尺度分解方法的医学图像融合结果

Fig.11　Medical image fusion results based on different MSD methods

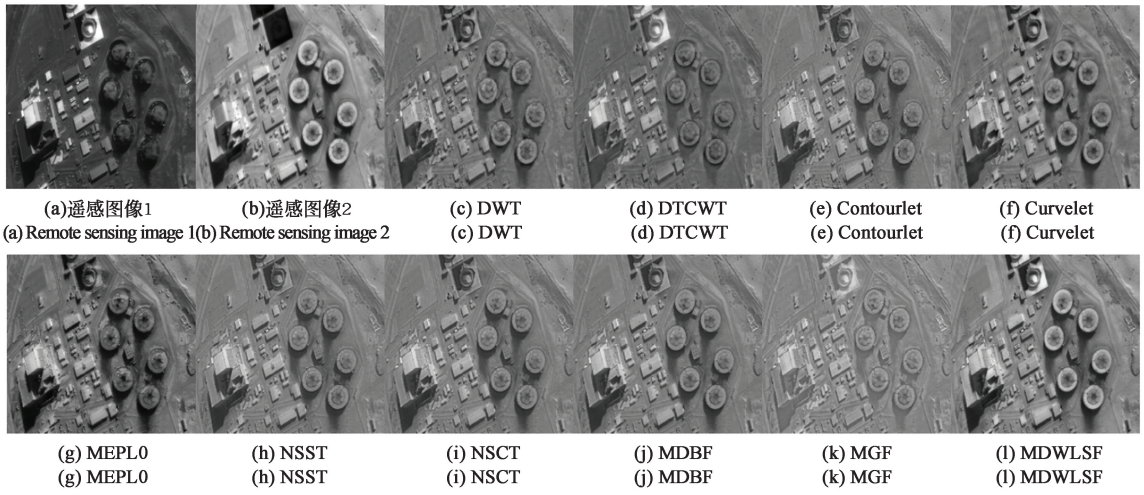


图 12　基于不同多尺度分解的遥感图像融合结果

Fig.12　Remote sensing images fusion results based on different MSD methods

表 2 医学和遥感图像融合结果的客观评价数据

Tab.2 Objective evaluation data on medical and remote sensing images fusion results

融合准则	医学图像			遥感图像		
	$Q^{AB/F}$	SSIM	MI	$Q^{AB/F}$	SSIM	MI
DWT	0.642 1	0.850 8	3.045 6	0.501 1	0.643 5	2.030 2
DTCWT	0.670 9	0.867 0	3.221 6	0.499 9	0.605 5	1.894 8
Contourlet	0.626 6	0.862 7	3.069 0	0.478 4	0.678 7	2.147 1
Curvelet	0.664 1	0.853 0	3.023 3	0.528 9	0.661 2	2.132 1
MEPL0	0.587 1	0.859 9	3.324 6	0.468 1	0.673 7	2.358 7
NSST	0.679 6	0.881 3	3.302 8	0.543 3	0.698 7	2.303 3
NSCT	0.691 8	0.883 4	3.353 8	0.556 9	0.699 9	2.325 0
MDBF	0.696 9	0.885 2	3.431 8	0.565 2	0.703 6	2.414 1
MGF	0.595 1	0.787 7	2.657 4	0.425 7	0.425 0	1.457 4
MDWLSF	0.705 7	0.905 3	3.637 9	0.583 5	0.712 6	3.261 0

从表 2 中可看出，本文提出的 MDWLSF 融合结果的 3 个客观评价指标均优于其它融合结果，通过上述两组融合实验表明，本文提出的 MDWLSF 更适合应用于多尺图像融合技术，具有较好的稳定。

4 结 论

鉴于多尺度分解技术在图像融合领域的广泛应用，本文利用多级加权最小二乘滤波器和方向剪切滤波器构造出了多级方向加权最小二乘滤波器。多级加权最小二乘滤波器能够在平滑图像的同时保留边缘，方向剪切滤波器能够捕获图像中的方向信息。这种构造方法使 MDWLSF 具有平移不变、多尺度和多方向特征。与被广泛应用的传统多尺度分解方法相比较，MDWLSF 多尺度变换具有较强自适应性，能够有效地保留图像中的边缘细节信息。

为了验证 MDWLSF 的有效性，将 MDWLSF 应用于图像融合实验中，实验源图像包括红外与可见光、医学和遥感 3 组多模态图像，采用 3 种主流评价准则对融合性能进行客观评价，实验结果表明，与已有文献中一些多尺度分解方法相比，在边缘保持、对比度和信息传递方面，本文提出的 MDWLSF 多尺分析方法能够获得更好的融合结果，融合图像的主观评价与客观评价一致，同时本文提出的方法也可应用于图像处理的其他领域，如特征提取和目标识别等。

参 考 文 献：

[1] LI S T, KANG X D, FANG L Y, *et al*. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art [J]. *Information Fusion*, 2017, 33: 100-112.

[2] 许廷发，苏畅，罗璇，等.基于梯度和小波变换的水下距离选通图像去噪[J].中国光学，2016，9(3)：301-311.
XU T F, SU C, LUO X, *et al*. Underwater range-gated image denoising based on gradient and wavelet transform [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(3): 301-311. (in Chinese)

[3] TIAN Y Z, LUO J, ZHANG W J, *et al*. Multifocus image fusion in Q-Shift DTCWT domain using various fusion rules [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 5637306.

[4] INDIRA K P, HEMAMALINI R R, NANDHITHA N M. Performance evaluation of DWT, SWT and NSCT for fusion of PET and CT Images using different fusion rules [J]. *Biomedical Research*, 2016, 27(1): 123-131.

[5] 王珺楠，邱欢，张丽娟，等.基于小波域 Curvelet 变换的湍流图像去噪算法[J].液晶与显示，2017，32(11)：905-913.

WANG J N, QIU H, ZHANG L J, *et al*. Atmospheric turbulence image denoising algorithm based on wavelet-domain curvelet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(11): 905-913. (in Chinese)

[6] WU Y Q, WANG Z L. SAR and infrared image fusion in complex Contourlet domain based on joint sparse representation [J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(4): 349-358.

[7] 李杰，郭盼，王春哲.剪切波变换在星点提取中的应用[J].中国光学，2015，8(3)：386-393.
LI J, GUO P, WANG C Z. Application of shearlet transform in the star extraction [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3): 386-393. (in Chinese)

[8] ZHANG Q, MALDAGUE X. An adaptive fusion approach for infrared and visible images based on NSCT and compressed sensing [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 74: 11-20.

[9] CAI J J, CHENG Q M, PENG M J, *et al*. Fusion of infrared and visible images based on nonsubsampled contourlet transform and sparse K-SVD dictionary learning [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 85-95.

[10] KUTYNIOK G, LIM W Q, REISENHOFER R. ShearLab 3D: faithful digital shearlet transforms based on compactly supported shearlets [J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 2016, 42(1): 5.

[11] EASLEY G, LABATE D, LIM WQ. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.

[12] ZHAO J F, FENG H J, XU Z H, *et al*. Detail enhanced multi-source fusion using visual weight map extraction based on multi scale edge preserving decomposition [J]. *Optics Communications*, 2013, 287: 45-52.

[13] HU J W, LI S T. The multiscale directional bilateral filter and its application to multisensor image fusion [J]. *Information Fusion*, 2012, 13(3): 196-206.

[14] 郝志成，吴川，杨航，等.基于双边纹理滤波的图像细节增强方法[J].中国光学，2016，9(4)：423-431.
HAO Z C, WU C, YANG H, *et al*. Image detail enhancement method based on multi-scale bilateral texture filter [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(4): 423-431. (in Chinese)

[15] TOET A, HOGERVORST M A. Multiscale image fusion through guided filtering [J]. *SPIE*, 2016, 9997: 99970J.

[16] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, *et al*. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 67.

[17] 陈小潘，张凯，臧文乾，等.基于高提升滤波与 àtrous 小波分解的遥感图像融合算法[J].河南大学学报(自然科学版)，2016，46(2)：202-206.
CHEN X P, ZHANG K, ZANG W Q, *et al*. Remote sensing image fusion based on high-boost filtering and àtrous wavelet transform [J]. *Journal of Henan University (Natural Science)*, 2016, 46(2): 202-206. (in Chinese)

[18] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.

[19] STARCK J L, CANDES E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(6): 670-684.

[20] YOU C Y, LIU Y, ZHAO B, *et al*. An objective quality metric for image fusion based on mutual information and muti-scale structural similarity [J]. *Journal of Software*, 2014, 9(4): 1050-1054.

[21] WANGS Q, Rehman A, Zeng K, *et al*. SSIM-motivated two-pass VBR coding for HEVC [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(10): 2189-2203.

[22] 张小利.图像融合及其性能评估若干问题研究[D].长春：吉林大学，2016：93-94.
ZHANG X L. Study on some issues of image fusion and performance evaluation[D]. Changchun: Jilin University, 2016: 93-94. (in Chinese)

作者简介：李颖奎(1979－)，男，吉林省吉林市人，长春理工大学在读博士研究生，高级工程师，2017 年于长春理工大学获得硕士学位，现在中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所工作，主要从事光电系统工程研究，E-mail：13838454132@163.com。

陈广秋(1979－)，男，吉林长春人，副教授，2006 年于吉林大学获得硕士学位，2015 年于吉林大学获得博士学位，现为长春理工大学教师，主要从事图像处理与机器视觉，E-mail：guangqiu_chen@126.com。