

# 基于MNLMF和SF方向滤波的图像融合算法

王 峰<sup>†</sup>, 程咏梅

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

**摘 要:** 针对非下采样金子塔(NSP)用于平移不变的剪切波变换(NSST)中不能有效捕获图像的结构信息问题, 提出一种多尺度非局部均值滤波(MNLMF)和剪切波(SF)方向滤波的新变换, 即利用MNLMF代替NSST中NSP分解, 然后将其用到图像融合中, 并将输入图像分解成不同子带. 对于近似子带, 采用区域像素能量(PE)与梯度能量(GE)加权求和的融合规则; 对于方向子带, 提出基于GE与系数绝对值(CAV)混合的融合规则. 同时提出了基于MNLMF与SF的图像融合算法. 仿真对比实验表明, 所提出的方法在视觉感知和客观质量评价两个方面具有明显的优势.

**关键词:** 图像融合; 非局部均值滤波; 剪切波; 多尺度变换; 融合规则

中图分类号: TP391

文献标志码: A

## Image fusion method based on multi-scale non-local mean filter and shear direction filter

WANG Feng<sup>†</sup>, CHENG Yong-mei

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** For the problem that the non-subsampled pyramid(NSP) used in non-subsampled shearlet transform(NSST) cannot effectively capture the image structure information, a multi-scale nonlocal means filter(MNMF) combined directional shearing filter(SF) of new transformation is proposed, which uses the MNMF instead of the NSP decomposition in the NSST transformation. Then, it is used in image fusion, and the input image is decomposed into different subbands. The approximation subbands are fused by applying the regional weighted sum of pixel energy(PE) and gradient energy(GE). For the direction subbands, the fusion rule based on GE combined with the coefficient of absolute value(CAV) is proposed. The simulation experiments verify that the proposed fusion method has obvious advantages in two aspects of visual perception and objective quality evaluation.

**Keywords:** image fusion; nonlocal means filter; shear filter; multi-scale transform; fusion rule

## 0 引 言

目前,许多成像传感器已被广泛应用到各个领域.同一场景的多幅图像如医学、红外和可见光(IR-VIS)可以通过不同的传感器获得.有必要对多传感器图像融合进行计算机处理、人工观察和监控,使得融合图像更适合于人类视觉的理解.图像融合的主要思想是对来自同一场景不同类型的图像进行去噪、时间配准、空间配准和重采样,然后从不同模态的多幅图像中提取内在的互补信息联合成融合图像.图像融合已被广泛用于遥感<sup>[1]</sup>、医学<sup>[2]</sup>、军事<sup>[3]</sup>等领域.

随着信息融合技术的发展,各种类型的融合算法逐渐被提出,如主成分分析<sup>[4]</sup>和多尺度变换(MST)的

方法<sup>[5-11]</sup>.其中,基于MST融合方法从不同尺度融合多种图像,并作为最流行的工具应用于各种图像融合场景中.这类融合方法主要包括拉普拉斯金子塔(LP)<sup>[5]</sup>、梯度金子塔(GP)<sup>[6]</sup>、形态金子塔(MP)<sup>[7]</sup>、离散小波变换(DWT)<sup>[8]</sup>、轮廓波变换(CT)<sup>[10]</sup>等.这些基于MST的融合方法需要预先设计表示图像锋利边缘的多尺度分解滤波器来获得满意的融合效果.然而,预先设计的多尺度分解滤波器在分析原图像的频域和空间特性时不可避免地会存在一些缺陷<sup>[12]</sup>.例如,基于LP方法和基于GP方法在最终的融合结果中容易产生块效应;基于DWT和CT的方法由于缺乏平移不变性经常存在振铃和吉布斯现象.因此,当使用传

收稿日期: 2016-12-14; 修回日期: 2017-02-25.

基金项目: 西安市科技计划项目(CXY1436(9), CXY1350(2)); 国家自然科学基金重点项目(61135001).

作者简介: 王峰(1981—),男,博士生,从事智能信息处理、机器学习的研究;程咏梅(1960—),女,教授,博士生导师,从事智能信息处理、目标跟踪与识别、信息融合等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: wangfeng81113@163.com

统的基于MST的融合方法时,原图像的细节和重要信息在最终的融合图像中不能很好地被保留,而且当基于MST的方法选择不同滤波器和变换域时,滤波器的转换模式和原图像重要模式的变化会影响融合的性能<sup>[12]</sup>.

为了有效地分解原图像并获得好的融合效果,Easley等<sup>[13]</sup>提出了超完备变换,称为NSST变换,该变换由NSP变换与SF方向滤波器组成.NSP和SF的引入使得NSST变换具有平移不变性、多尺度和多方向性,并且在各种各样的测试结果中能获得最优的融合效果<sup>[14-16]</sup>.虽然基于NSST方法取得了极大的成功并且在图像融合领域几乎非常完美,但是,经NSST分解后的低频和高频图像是由NSP产生的,而NSP变换存在不能有效捕获图像结构信息的缺陷.为此,本文提出一种新的图像变换工具,称为MNLMF-SF.它采用MNLMF代替NSST变换中的NSP分解,再结合SF方向滤波器实现方向定位.该变换能够有效保留图像的内部几何结构,将其与设计的融合规则相结合,可以取得更好的融合效果.

获得一副好的融合图像除了设计好的分解工具捕获图像的几何结构特征之外,融合规则的设计也是必不可少的.为此,对经MNLMF和SF分解后的近似和方向子带系数采用不同的融合规则.由于采用MNLMF获得的近似子带占据着原图像的大部分能量,同时还包含了原图像的一些微小细节信息(如边缘、轮廓等),对于近似子带系数采用PE与GE加权和的融合规则.对于方向子带的融合提出GE与CAV相混合的融合规则.采用两组不同场景的IR-VIS图像进行仿真实验,实验结果表明,本文提出的融合方法获得的融合图像不但具有高的对比度,显著的目标信息和丰富的细节信息,而且能有效抑制噪声的干扰.

## 1 NLMF基本理论和MNLMF-SF变换

### 1.1 NLMF基本理论

Buades等<sup>[17]</sup>最初在2005年提出了非局部均值滤波(NLMF)算法.NLMF的离散版本可以表示如下:假设 $R$ 表示像素的离散网格,能够处理的图像为 $u = \{u(x)|x \in R\}$ .NLMF的思想可以表示为

$$u'(x) = \sum_{y \in R} \omega(x, y) u(y). \quad (1)$$

其中: $u(y)$ 表示像素 $y$ 在图像 $u$ 中的亮度值, $\omega(x, y)$ 表示在 $R$ 内分配到 $u(y)$ 的权值.权值 $\omega(x, y)$ 表示像素 $x$ 与 $y$ 之间的相似度并且满足

$$0 \leq \omega(x, y) \leq 1, \sum_{y \in R} \omega(x, y) = 1, \quad (2)$$

其中权值 $\omega(x, y)$ 表示为

$$\omega(x, y) = \frac{1}{Z(x)} \exp \left\{ \frac{-\|u(N_x) - u(N_y)\|_{2, \alpha}^2}{h^2} \right\}. \quad (3)$$

其中: $Z(x)$ 为归一化因子,且有

$$Z(x) = \sum_{y \in R} \exp \{ \|u(N_x) - u(N_y)\|_{2, \alpha}^2 / h^2 \}.$$

这里 $N_x$ 和 $N_y$ 表示中心像素为 $x$ 和 $y$ 一样大小的图像块, $u(N_x) := \{u(y)|y \in N_x\}$ 表示图像块 $N_x$ 附近的像素值; $\|\cdot\|_2$ 表示两个图像块之间的相似距离.在方程(3)中, $h$ 表示平滑因子,用来控制指数函数的衰减. $G_\alpha = \exp(-\|u(N_x) - u(N_y)\|_{2, \alpha}^2 / h^2)$ 表示高斯核函数, $\alpha$ 表示高斯核函数 $G_\alpha$ 的标准偏差.

### 1.2 图像的MNLMF分解

利用文献[18]介绍的多尺度边缘保留分解的特点,采用NLMF迭代滤波的方法构造MNLMF分解.现对MNLMF的构造过程进行详细介绍.

假设输入图像 $I$ 被认为是初始的近似图像 $u^0$ ,即

$$u^0 = I. \quad (4)$$

在近似图像 $u^{s-1}$ 上利用MNLMF能够获得近似图像 $u^s$ ,例如

$$u^s = \sum_{y \in C^s} \omega^{s-1}(x, y) u^{s-1}(y), \quad s = 1, 2, \dots, N; \quad (5)$$

$$\omega^{s-1}(x, y) = \frac{1}{Z^{s-1}(x)} \exp(-\|u^{s-1}(N_x) - u^{s-1}(N_y)\|_{2, \alpha}^2 / h^2); \quad (6)$$

$$Z^{s-1}(x) = \sum_y \exp(\|u^{s-1}(N_x) - u^{s-1}(N_y)\|_{2, \alpha}^2 / h^2). \quad (7)$$

其中: $s$ 表示第 $s$ 层分解, $Z^{s-1}$ 表示归一化因子.实际上,主要是通过方程(5)分解近似图像若干次获得最终的近似图像.

为了方便,方程(5)被简化为

$$T^{s-1} = u^{s-1}, \quad s = 1, 2, \dots, N. \quad (8)$$

细节子带是由上一层的近似图像减去当前层的近似图像获得的,它的定义式能够表示为

$$D^s = T^{s-1} - T^s, \quad s = 1, 2, \dots, N. \quad (9)$$

其中: $D^s$ 表示第 $s$ 层上的细节子带图像, $T^s$ 表示第 $s$ 层上的近似子带图像.

### 1.3 多尺度方向分解的MNLMF-SF变换

传统的NSST变换的实现过程见文献[13].本文提出的MNLMF-SF与NSST变换有所不同,即采用MNLMF模拟NSP的实现过程并代替NSST变换中的NSP变换,然后利用SF方向滤波器的多方向性构造MNLMF-SF变换.该变换从分解到重构的实现过程如图1所示.

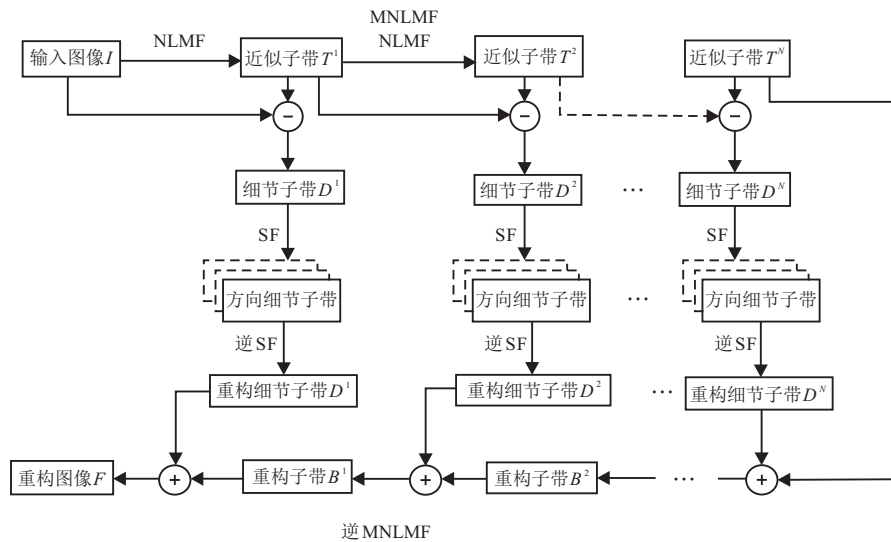


图1 MNLMF-SF和逆MNLMF-SF实现的原理

MNLMF-SF的构造过程能够被划分为如下3个部分。

1) 多尺度分解: 将输入图像  $I$  经过 MNLMF 之后, 能够获得一幅近似子带图像  $T^N(i, j)$  和  $N$  幅细节子带图像  $D^s(i, j), s = 1, 2, \dots, N$ 。

2) 方向分解: 图像的细节子带包含了原图像的边缘、线和不规则结构, 而且文献[19]证明了方向分解对图像的稀疏表示是非常重要的。因此, 本文采用文献[13]介绍的SF方向滤波方法对图像进行多方向分解, 其方向分解定义如下:

$$D^s(i, j) \otimes SF_l = \{C^{s,l}(i, j) | 1 \leq s \leq N, l = 1, 2, \dots, 2^K\}. \quad (10)$$

其中: SF表示方向滤波器,  $K$ 表示正整数,  $(i, j)$ 表示在子带图像中的位置,  $C^{s,l}(i, j)$ 表示在  $s$  尺度  $l$  方向上的方向子带。

3) 重构: MNLMF-SF变换的重构过程可表示为

$$T^N(i, j) + \sum_{s=1}^N D^s(i, j) = I. \quad (11)$$

在  $D^s(i, j) = \{C^{s,l}(i, j) | 1 \leq s \leq N, l = 1, 2, \dots, 2^K\} \otimes SF_l^*$  式中  $SF_l^*$  表示  $SF_l$  的合成滤波器。

与NSST变换相比, 采用MNLMF代替NSST变换中的NSP变换, 可以更有效地捕获图像的几何结构信息, 增强相应分解层数上的分辨率。另外, MNLMF的重构过程比NSST变换的重构过程简单, 更容易实现。

## 2 基于MNLMF和SF的图像融合算法

由1.3节分析可知, MNLMF-SF具有很好的优势分解和重构图像。为此, 本文提出一种基于MNLMF-SF的图像融合方法。该方法实现图像融合框图如图

2所示。

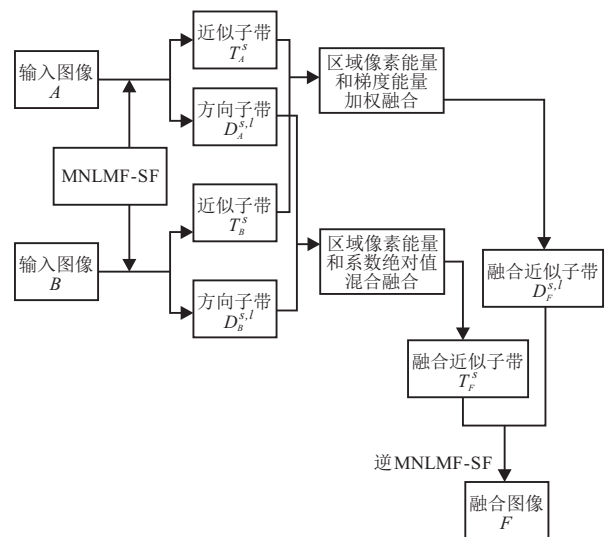


图2 推荐方法的融合框架

假设测试图像  $A$  和  $B$  在融合之前已经完成了配准。融合图像  $A$  和  $B$  的实现过程总结如下。

1) 采用MNLMF-SF变换分别分解图像  $A$  和  $B$ , 并得到近似子带和方向子带。

2) 利用近似子带的融合规则融合近似子带并得到近似子带融合图像。采用方向子带的融合规则融合相对应的方向子带, 获得方向子带的融合图像。

3) 对步骤2) 获得的融合系数进行逆MNLMF-SF变换, 得到最终融合图像  $F$ 。

### 2.1 近似子带融合

近似子带图像是原始图像的平滑版本, 它占据着原始图像的主要能量, 同时也包含一些显著的细节信息(如边缘和轮廓等)。近似子带图像通常采用“平均法”或“PE取大”的融合规则产生合成图像。其中, “平均法”会造成融合图像信息的丢失和对比度的减少,

而基于PE取大的方法通常会忽略图像中的弱目标信息. 为了解决以上问题, 文献[20]采用GE提取图像近似子带的弱目标信息, 并将PE和GE进行综合考虑, 通过权值因子来调整图像中PE特征和GE特征在图像占有的比例, 以此得到图像的整体特征来表示丰富和变化的图像信息. 受文献[20]的启发, 本文采用PE和GE加权求和的融合规则选取近似子带融合图像.

现将PE和GE定义如下:

$$PE(i, j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q \omega(a, b) [I(i+a, j+b)]^2, \quad (12)$$

$$GE(i, j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q \omega(a, b) \cdot \{[\nabla I_i(i+a, j+b)]^2 + [\nabla I_j(i+a, j+b)]^2\}. \quad (13)$$

其中:  $\omega(a, b)$  表示局部加权窗, 窗的中心越突出, 靠近其中心的权值就越大;  $P$  和  $Q$  决定窗的大小. 在本文实验中,  $P = Q = 2$ , 并将加权窗定义为

$$\omega_{3 \times 3} = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

梯度  $\nabla I_i$  和  $\nabla I_j$  分别表示图像  $I$  沿水平  $i$  方向和垂直  $j$  方向的梯度值.

图像的整体特征区域总能量(TE)被定义为像素能量(PE)和梯度能量(GE)的区域加权和, 它能够表示为

$$TE(i, j) = PE(i, j) + \zeta GE(i, j). \quad (15)$$

权值因子  $\zeta$  常用来调整PE和GE在TE中的比例.

在近似子带的图像融合中, 通过TE判断活跃程度. 因此, 近似子带的融合图像  $T_F^s(i, j)$  能够通过以下的融合规则获得:

$$T_F^s(i, j) = \begin{cases} T_A^s(i, j), & TE_A^s(i, j) \geq TE_B^s(i, j); \\ T_B^s(i, j), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

即具有TE最大的像素值被选择为融合图像.

## 2.2 方向子带融合

方向子带图像主要反映原图像的边缘或纹理信息, 方向子带融合系数选取最典型的方法是“取系数的最大绝对值(MAV)”, 这主要是因为MAV通常对应尖锐的亮度变化, 并且能够突出图像的显著特征, 但是此方法会造成图像细节在空间的不连续. 本文2.1节介绍的图像GE特征能够有效提取图像微弱的

细节信息, 并以此来弥补取MAV的不足. 基于图像GE特征和CAV各自的优势考虑, 本文提出一种GE与CAV混合的新融合规则, 并给出了新融合规则的具体步骤如下.

1) 采用式(13)分别计算方向子带图像  $C_A^{s,l}(i, j)$  和  $C_B^{s,l}(i, j)$  的  $GE_A^{s,l}(i, j)$  和  $GE_B^{s,l}(i, j)$ . 其中:  $s$  表示分解层数,  $l$  表示方向数.

2) 计算GE和CAV的混合权值.

$$\begin{cases} k_1(i, j) = \frac{GE_A^{s,l}(i, j)}{GE_A^{s,l}(i, j) + GE_B^{s,l}(i, j)}, \\ k_2(i, j) = 1 - k_1(i, j); \\ \lambda_1(i, j) = \frac{|(C_A^{s,l}(i, j))|}{|(C_A^{s,l}(i, j))| + |(C_B^{s,l}(i, j))|}, \\ \lambda_2(i, j) = 1 - \lambda_1(i, j); \\ \omega_1(i, j) = \frac{k_1(i, j)\lambda_1(i, j)}{k_1(i, j)\lambda_1(i, j) + k_2(i, j)\lambda_2(i, j)}, \\ \omega_2(i, j) = 1 - \omega_1(i, j). \end{cases} \quad (17)$$

3) 采用提出的融合规则选择融合方向子带图像  $C_F^{s,l}(i, j)$ , 即

$$C_F^{s,l}(i, j) = \begin{cases} C_A^{s,l}(i, j), & GE_A^{s,l}(i, j) \geq GE_B^{s,l}(i, j), \\ & |C_A^{s,l}(i, j)| \geq |C_B^{s,l}(i, j)|; \\ C_B^{s,l}(i, j), & GE_A^{s,l}(i, j) < GE_B^{s,l}(i, j), \\ & |C_A^{s,l}(i, j)| < |C_B^{s,l}(i, j)|; \\ \omega_1(i, j)C_A^{s,l}(i, j) + \omega_2(i, j)C_B^{s,l}(i, j), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (18)$$

## 2.3 融合图像重构

通过对融合的近似子带和方向子带执行逆MNLMF和SF的反变换获得融合图像  $F$ .

## 3 实验和性能对比

基于上述内容的理论分析, 为了验证所提出的融合方法的正确性和有效性, 分别采用IR-VIS图像和含有噪声的IR-VIS图像测试不同的对比方法. 在仿真过程中, 这些标准的测试图像均可以从网站 <https://home.ustc.edu.cn/liuyu1/> 下载. 采用5种流行的基于MST的图像融合方法(DWT)<sup>[8]</sup>、平移不变的轮廓波变换(NSCT)<sup>[11]</sup>、经验模态分解(BEMD)<sup>[21]</sup>、多尺度双边滤波(MDBF)<sup>[22]</sup>、NSST<sup>[15]</sup>与推荐的融合方法进行比较. 为了使对比实验可靠且有说服力, 本文中各方法的分解层数选为4层. 同时采用主观视觉分析和客观质量评价标准评估图像融合方法的性能.

### 3.1 客观评价标准

为了客观评价不同方法的融合性能,采用6种不同的融合质量标准:标准差(SD)<sup>[22]</sup>、平均梯度<sup>[22]</sup>、信息熵(IE)<sup>[23]</sup>、互信息(MI)<sup>[22]</sup>、 $Q^{AB/F}$ <sup>[24]</sup>和峰值信噪比(PSNR). SD常用来测量融合图像的对比度,AG主要用来测量融合图像微小细节的变化,IE用来描述融合图像中包含信息量的多少, $Q^{AB/F}$ 用来测量有多少边缘信息被保留在融合图像中,PSNR常用来测量融合图像抗噪的能力. 在相关发表的参考文献中,以上的这些质量评价标准采用默认参数.

### 3.2 参数设置

为了获得理想的融合结果,设置合理的参数与其他融合方法进行对比. 在本文实验中,所提出的方法的参数设置如下:多尺度分解层数被设置为4,最大分解层数为5,每一层方向数被设置为16,搜索窗和MNLMF相似窗设置为 $3 \times 3$ .

### 3.3 清晰图像的实验结果和分析

为了展示所提出的融合方法优于常规的基于多尺度变换的方法,IR-VIS图像融合的一系列对比实验结果如图3所示.

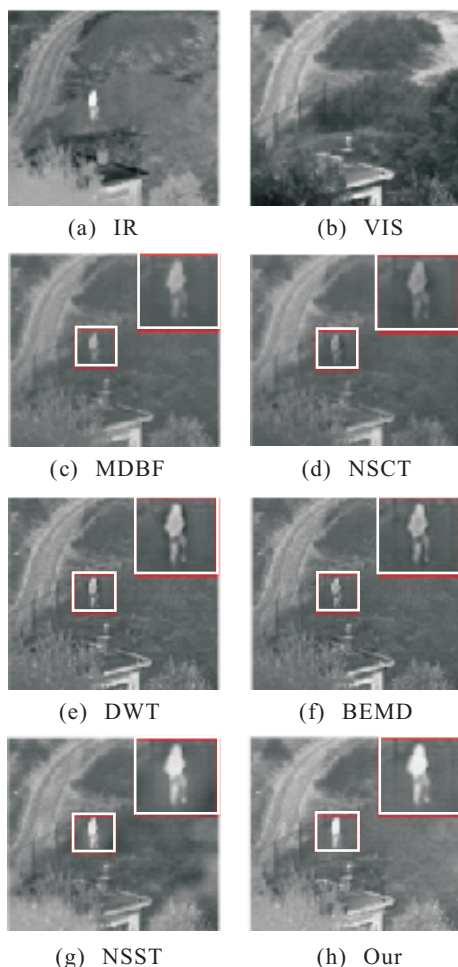


图3 “UNcamp”融合图像的对比

在图3中,图3(a)为没有噪声的IR图像,图3(b)为清晰的VIS图像,图3(c)~图3(g)分别表示MDBF、NSCT、DWT、BEMD和NSST的融合结果. 本文算法的融合结果如图3(h)所示. 为了便于观察,对图3对比方法的局部区域进行放大,放大的结果参见图3右上角白色框. 图3显示了“UNcamp”图像的对比结果,原IR图像具有好的目标对比,原VIS图像具有丰富的细节信息. 从图3(c)~图3(h)可以看出:基于MDBF的融合结果具有较低的对比度并丢失了许多细节信息;基于NSCT的融合结果比基于MDBF的效果要好,但是与原图像相比行人目标变暗了;基于DWT和BEMD的融合结果比基于NSCT的融合结果清晰,但可以看到这两种方法也存在丢失细节和目标信息的缺陷;基于NSST的融合方法与前面的4种方法相比,图像的整体清晰度有所提高,行人目标变亮,但是在有些局部区域(例如右下角的草丛)存在模糊现象. 所提出的方法不仅能获得高对比度和更亮的行人目标,而且具有丰富的光谱信息,并且边缘和细节信息保留的特别好.

6种“UNcamp”图像融合结果的客观质量评价如表1所示.

表1 6种“UNcamp”图像融合结果的客观质量评价

Methods	Criteria				
	IE	SD	AG	MI	$Q^{AB/F}$
MDBF	6.1725	21.8873	3.5315	1.6542	0.3802
NSCT	6.2956	24.3100	3.7061	1.7729	0.3498
DWT	6.3267	23.8911	5.3836	1.5524	0.3966
BEMD	6.4085	23.6786	5.8833	1.5447	0.4192
NSST	6.5369	27.7060	4.5237	1.9595	0.4392
Our	6.6846	28.2458	5.5110	2.4621	0.4611

在表1中各种指标的最大值表示所有方法对应融合标准的最佳性能. 根据所获得的数据对主观视觉和客观质量评价两个方面进行了整体对比. 为了验证所提出方法的普遍性和通用性,选择一组清晰的IR-VIS图像进行实验,这组图像是由不同传感器在不同环境下获取的,因此,它们的图像特性具有明显的不同. 从表1中不难发现,所提出的方法估计值大于其他5种方法,即所提出方法的融合结果具有较高的质量、丰富的图像信息、清晰的目标区域和高的对比度. 客观评估与视觉观察结果一致. 以上分析表明,在“UNcamp”的IR-VIS图像融合方法中,所提出的融合方法明显优于流行MST的图像融合方法.

### 3.4 噪声图像的实验结果和分析

图4提供了“BQ-Road”的IR-VIS图像对比结果. 在图4中,原IR(见图4(a))和VIS(见图4(b))图像是在夜间获得的,因此,图像4的特性与图像3中原图像

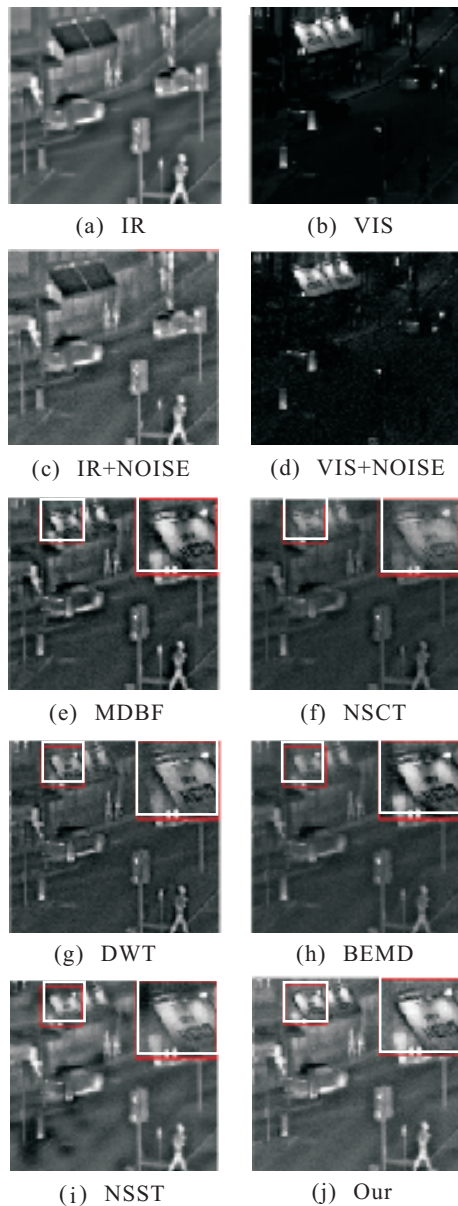


图4 “BQ-Road”噪声融合图像的对比

的特性明显不同.从图4(a)中可以看出,IR图像中的人和车很容易被辨别,但是马路和指示牌弱到不容易被区分.相反,如图4(b)所示,VIS图像中人和车几乎很难被识别,而马路和指示灯可以被清晰地观察到.图4(c)和图4(d)分别为加入高斯噪声 $\delta = 10$ 的IR和VIS测试图像;图4(e)~图4(j)分别给出了5种对比方法和本文方法的融合效果.从图4(e)~图4(j)右上角局部放大区域仔细对比可以看出,6种方法成功地合成了IR图像的目标信息和VIS图像的背景信息,并从不同程度上抑制了噪声.然而,从抑制噪声和IR图像的目标对比来看,基于MDBF的融合结果具有较低的对比度,丢失了两幅原图像中更多的细节信息,但是抑制噪声很有效.基于NSCT的融合结果与前面的方法相比,视觉效应较弱,许多细节和目标信息缺乏,去噪性能降低.基于DWT和BEMD的融合结果

比基于NSCT效果好,但是整幅图像的细节和目标信息比原图像的目标和细节信息相比要暗,另外,去噪能力与前面两种方法相比较差.基于NSST的方法与DWT和BEMD的方法相比,获得了高的对比度,保留了IR-VIS图像中行人、广告牌和汽车等目标和细节信息,同时也提高了算法抑制噪声的能力.但是,基于NSST融合结果中(如图4(i))汽车周围的确存在模糊现象.本文方法与其他方法相比,边缘细节特征清晰,视觉效果最好,去除噪声能力最强.

表2给出了图4中6种融合方法的客观评估结果.从表2是可以看出,在大多数情况下,所提出的融合方法的客观评价价值优于其他4种方法.虽然所提出算法只有部分值,如表2中的SD值小于NSST方法中的SD值,但是它仍然接近最优值.这足以表明,本文提出的融合方法不但能够获得丰富的细节信息和清晰的目标信息,而且具有较强的去噪性能.因此,所提出的融合方法在含有噪声的“BQ-Road”的IR-VIS图像融合方法中优于基于MST的方法.

表2 6种“BQ-Road”噪声图像融合结果的客观质量评价

Method	Criteria					
	IE	SD	AG	MI	$Q^{A/B/F}$	PSNR
MDBF	6.6864	19.5708	14.8463	1.7757	0.3970	29.6843
NSCT	6.1705	21.4382	10.9587	1.5899	0.2679	28.2814
DWT	6.4650	26.8955	14.3935	1.5541	0.4089	25.2053
BEMD	6.1682	21.6657	9.9572	1.8712	0.3002	27.1662
NSST	6.8446	34.2130	12.3869	1.5820	0.37127	29.3252
Our	6.8749	34.0977	15.8079	2.0735	0.4343	30.8197

## 4 结论

本文提出了一种新的基于MNLMF联合SF方向滤波的图像融合方法.它是在MNLMF和NSST变换的基础上,针对NSST变换中NSP变换的不足进行了改进.改进后的MNLMF-SF变换不但继承了NSST变换的优良特性,而且还能更有效地捕获图像的结构信息.将该变换联合新设计的融合规则用于图像融合中,清晰和混有高斯白噪声的IR-VIS图像的仿真结果表明,所提出的融合方法不但能提高融合图像的视觉效果,而且在视觉质量、通用客观质量评价和去噪能力3个方面优于基于MDBF、NSCT、DWT、BEMD和NSST的融合方法.

## 参考文献(References)

- [1] Li S, Yin H, Fang L. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(9): 4779-4789.

- [2] Li S, Yin H, Fang L. Group-sparse representation with dictionary learning for medical image denoising and fusion[J]. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 2012, 59(12): 3450-3459.
- [3] Liu Z, Yin H, Fang B, et al. A novel fusion scheme for visible and infrared images based on compressive sensing[J]. *Optics Communications*, 2015, 335(15): 168-177.
- [4] Kumar S S, Muttan S. PCA-based image fusion[C]. *Defence and Security Symposium, Int Society for Optics and Photonics. Kissimmee: Proc SPIE*, 2006: 6233-6341.
- [5] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Trans on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [6] Petrovic V S, Xydeas C S. Gradient-based multiresolution image fusion[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(2): 228-237.
- [7] Bai X, Zhou F, Xue B. Fusion of infrared and visual images through region extraction by using multi scale center-surround top-hat transform[J]. *Optics Express*, 2011, 19(9): 8444-8457.
- [8] Lu H, Zhang L, Serikawa S. Maximum local energy: An effective approach for multisensor image fusion in beyond wavelet transform domain[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2012, 64(5): 996-1003.
- [9] 孔韦韦, 雷英杰, 雷阳, 等. 基于改进型NSCT变换的灰度可见光与红外图像融合方法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(11): 1607-1612.  
(Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. A fusion method for gray-scale visible and infrared image based on improved NSCT[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(11): 1607-1612.)
- [10] Liu K, Guo L, Chen J. Contourlet transform for image fusion using cycle spinning[J]. *J of Systems Engineering and Electronics*, 2011, 22(2): 353-357.
- [11] Adu J, Gan J, Wang Y, et al. Image fusion based on nonsubsampling contourlet transform for infrared and visible light image[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 61(1): 94-100.
- [12] Li S, Yang B, Hu J. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(2): 74-84.
- [13] 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.
- [14] Kong W. Technique for image fusion based on NSST domain INMF[J]. *Optik-International J for Light and Electron Optics*, 2014, 125(11): 2716-2722.
- [15] Wang X, Meng J, Liu F. Fusion of infrared and visible image based on compressed sensing and nonsubsampling shearlet transform[J]. *Int J of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2016, 9(4): 37-46.
- [16] Zhi-she W, Feng-bao Y, Zhi-hao P, et al. Multi-sensor image enhanced fusion algorithm based on NSST and top-hat transformation[J]. *Optik-International J for Light and Electron Optics*, 2015, 126(23): 4184-4190.
- [17] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]. *2005 IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005: 60-65.
- [18] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[C]. *ACM Trans on Graphics(TOG)*. New York: ACM, 2008: 67-77.
- [19] Da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [20] Liu X, Mei W, Du H. Multimodality medical image fusion algorithm based on gradient minimization smoothing filter and pulse coupled neural network[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, 30(1): 140-148.
- [21] Dong W, Li X, Lin X, et al. A bidimensional empirical mode decomposition method for fusion of multispectral and panchromatic remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(9): 8446-8467.
- [22] Hu J, Li S. The multiscale directional bilateral filter and its application to multisensor image fusion[J]. *Information Fusion*, 2012, 13(3): 196-206.
- [23] Kumar B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 9(5): 1193-1204.
- [24] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309.

(责任编辑: 闫妍)