

# 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合

冯 鑫<sup>1</sup>, 张建华<sup>2</sup>, 胡开群<sup>1</sup>, 翟志芬<sup>3</sup>

(1. 重庆工商大学机械工程学院制造装备机构设计与控制重庆市重点实验室, 重庆 400067;  
2. 中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081; 3. 农业部规划设计研究院, 北京 100125)

**摘 要:** 为解决变换域融合法对强噪声抑制能力差的问题, 提出一种基于变分多尺度分解的红外与可见光图像融合方法. 首先对待融合图像分别进行变分多尺度分解, 获得纹理分量和结构分量. 采用引导滤波的方法进行待融合图像的纹理分量融合, 在结构分量融合上提出一种以相位一致性、清晰度、亮度综合信息来权衡融合权重的方法, 最后将两幅图像融合后的纹理分量和结构分量相加获取最终融合图像. 实验结果从主观观察和客观指标看, 本文方法在清晰度和细节信息上比离散小波变换 (discrete wavelet transform) 法、非下采样轮廓波变换 (non-subsampled contourlet transform) 法、稀疏表示 (sparse representation) 法、剪切波变换 (shearlet transform) 法都要高.

**关键词:** 红外与可见光; 变分多尺度; 引导滤波; 噪声抑制

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)03-0680-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.025

## The Infrared and Visible Image Fusion Method Based on Variational Multiscale

FENG Xin<sup>1</sup>, ZHANG Jian-hua<sup>2</sup>, HU Kai-qun<sup>1</sup>, ZHAI Zhi-fen<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Key Laboratory of Manufacturing Equipment Mechanism Design and Control of Chongqing, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;  
2. Agricultural Information Institute of Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;  
3. Chinese Academy of Agricultural Engineering, Beijing 100125, China)

**Abstract:** To improve the ability of the classic transform domain fusion methods filter noise, this paper proposed an infrared and visible light image fusion algorithm based on variation multi-scale decomposition method. Firstly, the original infrared image and visible light image were decomposed into structure components and texture components by variation multi-scale decomposition. The guided filtering method was used in the texture components fusion. In the structure components fusion rule, three coefficients including phase consistency, clarity and brightness information were used to measure the weight. Finally, the performance of the result image is evaluated from objective numerical and subjective observation. When compared with the fusion method based on discrete wavelet transform (DWT), non-subsampled contourlet transform (NSCT), sparse representation (SR) and shearlet transform (ST), the proposed fusion method has higher definition and detail information.

**Key words:** infrared and visible light; variational multiscale; guide filtering; restrain noise

## 1 引言

图像融合是图像处理领域一项具有很大发展前景的研究. 通过图像融合技术可以将两种不同类型成像传感器或者同类传感器不同焦距、曝光等情况下所成图像合成一副信息量更加丰富的图像, 更适合于后期

的处理和研究. 这些优势使得图像融合在遥感、相机或手机成像、监控、侦查等领域广泛发展, 尤其是红外与可见光图像融合在军事领域起到了非常重要的作用<sup>[1]</sup>.

目前, 红外与可见光图像融合方法可以分为基于空域的融合方法以及基于变换域的融合方法两种<sup>[2]</sup>. 近年来, 大多融合方法都是基于变换域进行研究设计

收稿日期: 2016-09-29; 修回日期: 2016-12-09; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 31501229); 重庆市基础科学与前沿技术研究 (一般) 项目 (No. cscet2015jcyjA40014); 重庆市教委基金 (No. KJ1400628); 重庆工商大学青年博士基金 (No. 1352007); 重庆工商大学博士启动基金 (No. 2014-56-07)

的, 甘甜等<sup>[3]</sup>提出一种基于分块离散余弦变换(Discrete Cosine Transformation, DCT)编码小波的图像融合方法. 郑红等<sup>[4]</sup>提出一种基于 Shearlet 变换的红外光与可见光图像融合方法; 王珺等<sup>[5]</sup>提出一种基于非下采样轮廓波(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)与稀疏表示的红外与可见光图像融合方法; 刘卫等<sup>[6]</sup>提出一种基于平移不变剪切波域内的红外与可见光图像融合方法. 沈瑜等<sup>[7]</sup>提出一种基于 Tetrolet 变换的红外与可见光图像融合方法. Morteza 等<sup>[8]</sup>采用压缩感知并结合 Ripplet 变换的图像融合方法. Yu Liu 等<sup>[9]</sup>提出一种多尺度几何分析结合稀疏表示的图像融合方法. 殷明等<sup>[10]</sup>基于非下采样双树复轮廓波变换(Non-Subsample Dual-tree Complex Contourlet Transform, NSDCCT)和稀疏表示用于红外与可见光图像融合, 提高了部分客观指标参数; Jiang 和 Wang 等<sup>[11]</sup>提出基于形态学成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)的图像融合方法, 将图像分解为卡通分量和纹理分量, 再采用稀疏表示方法进行融合; 上述方法都取得了较好的效果, 但是融合结果受噪声干扰影响较大, 在噪声污染下对原始图像的边缘结构和纹理特性的保持较差. 一般来说, 红外与可见光图像的结构分量主要描述图像的基本轮廓结构, 最易受噪声干扰, 如果融合规则能够在滤波的同时并保持图像的边缘, 则能获得结构清晰的融合结果; 而纹理分量可以通过舍弃最小尺度上的纹理分量来降低红外与可见光图像上的噪声对融合结果的影响.

基于此, 本文提出一种基于变分多尺度分解的红外与可见光图像融合方法, 在对红外与可见光图像进行分解获取结构分量和纹理分量后, 采用引导滤波的方法对结构分量进行融合处理; 在舍弃最小两层尺度上的纹理分量后, 采用相位一致性、清晰度、亮度综合信息来综合权衡融合权重进行纹理分量的融合; 最后将结构分量和纹理分量信息相加获取融合结果, 融合方法框图如下图 1 所示.

## 2 变分多尺度

变分多尺度分解多用来从噪声图像中恢复重建真实图像, 是图像处理研究的一个重要研究内容. 可以看成是对图像  $f$  进行分解动作, 记为  $f = u + v$ , 前者主要表示图像结构分量, 后者主要表示图像的纹理分量<sup>[12]</sup>. 对于输入的红外光图像  $f^A$ , 在初始尺度  $\lambda = 0.001$  下, 定义以下能量泛函:

$$(f_{u_\lambda}^A, f_{v_\lambda}^A) = \operatorname{arginf} \left\{ E_\lambda(f^A, \lambda; f_u^A, f_v^A) = \|f_u^A\| + \lambda \|f^A - f_u^A - f_v^A\| + \|f_v^A\|, \int_\Omega f_u^A = \int_\Omega f^A \right\} \quad (1)$$

其中,  $\lambda$  表示初始分解尺度.  $f_{u_\lambda}^A$  表示红外光图像在尺度

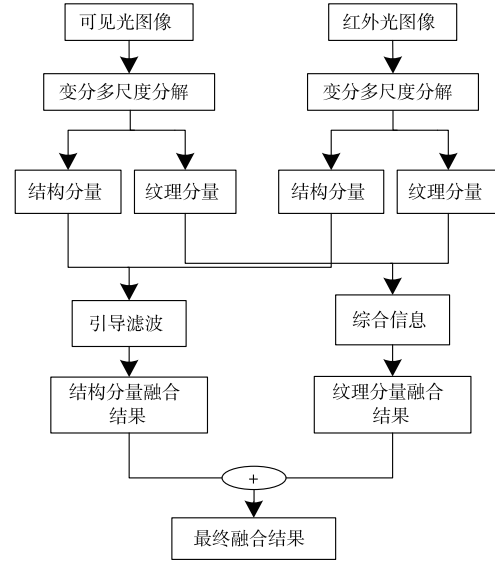


图1 本文方法框图

$\lambda$  下的结构分量,  $f_{v_\lambda}^A$  表示红外光图像在尺度  $\lambda$  下的纹理分量.  $\operatorname{arginf}(\cdot)$  为最大值似然函数时所对应的自变量,  $f_u^A$  为输入红外光图像的结构分量,  $f_v^A$  为输入红外光图像的纹理分量, 则图像的残差可以表示为:

$$f_r^A = f^A - f_u^A - f_v^A \quad (2)$$

将尺度变量  $\lambda$  变为  $2\lambda$ , 对  $f_r^A$  继续进行分解, 获取能量泛函:

$$(f_{u_{2\lambda}}^A, f_{v_{2\lambda}}^A) = \operatorname{arginf} \left\{ E_{2\lambda}(f_r^A, 2\lambda; f_{r_\lambda}^A, f_v^A) = \|f_{r_\lambda}^A\| + 2\lambda \|f_r^A - f_{r_\lambda}^A - f_v^A\| + \|f_v^A\|, \int_N f_{r_\lambda}^A = \int_N f_r^A \right\} \quad (3)$$

其中, 在实域子集  $N$  中,  $f_{u_{2\lambda}}^A$  与  $f_{v_{2\lambda}}^A$  分别表示红外图像在  $2\lambda$  尺度时的结构分量和纹理分量.

按上面规律不断分解, 建立多尺度分解形式, 并获取最终红外光图像的结构分量、纹理分量以及残差分量:

$$f^A = f_{u_1}^A + f_{u_2}^A + f_{u_3}^A + \cdots + f_{u_m}^A + f_{v_1}^A + f_{v_2}^A + f_{v_3}^A + \cdots + f_{v_m}^A + f_{r_m}^A \quad (4)$$

其中,  $m$  表示分解层数,  $f_{u_m}^A$  与  $f_{v_m}^A$  分别为可见光图像  $m$  层分解的结构分量和纹理分量,  $f_{r_m}^A$  为输入红外图像经过  $m$  层分解后的残差分量. 同理, 对可见光图像进行上述步骤, 可以获取可见光图像相应的结构分量  $f_{u_m}^B$ 、纹理分量  $f_{v_m}^B$  和残差分量  $f_{r_m}^B$ :

$$f^B = f_{u_0}^B + f_{u_1}^B + f_{u_2}^B + \cdots + f_{u_m}^B + f_{v_0}^B + f_{v_1}^B + f_{v_2}^B + \cdots + f_{v_m}^B + f_{r_m}^B \quad (5)$$

通过舍弃最低两个尺度上的纹理分量, 降低噪声对融合图像的影响. 得出红外与可见光图像的总结构分量  $f_u^A$  和  $f_u^B$  分别为

$$f_u^A = \sum_{i=0}^m f_{u_i}^A \text{ 和 } f_u^B = \sum_{i=0}^m f_{u_i}^B,$$

总体纹理分量  $f_v^A$  和  $f_v^B$  分别为

$$f_v^A = \sum_{i=2}^m f_{v_i}^A \text{ 和 } f_v^B = \sum_{i=2}^m f_{v_i}^B.$$

### 3 引导滤波

引导滤波是一种基于局部线性模型的滤波算法,于 2013 年由何明凯等人提出<sup>[13]</sup>,是一种局部多点式的滤波器,是一种有效的边界保持滤波器.它的主要优势在于能够在滤波的同时保持图像的边缘,并且算法复杂度为线性,效率较高,非常适用用来设置结构分量的融合规则.

假设在一个大小为  $(2r+1) \times (2r+1)$  的窗口  $\omega$  内,滤波器的输出  $O$  总是表示为引导图像  $I$  的线性变换:

$$O_i = a_j I_i + b_j, \quad \forall i \in \omega_j \quad (6)$$

对等式两边求导得出  $\nabla O \approx a \nabla I$ ,即是说当引导图像  $I$  某处存在边缘结构时,滤波器的输出  $O$  相同位置才会出现类似边缘结构,构建确定线性变换参数的能量函数为:

$$E(a_j, b_j) = \sum_{i \in \omega_j} (a_j I_i + b_j - P_i)^2 + \varepsilon a_j^2 \quad (7)$$

其中,  $\varepsilon$  为引导滤波器边缘保持程度参数,  $a_j$  与  $b_j$  为线性变换参数.能量函数的主要作用是:(1)使滤波器的输出  $a_j I_i + b_j$  尽量接近输入图像  $P$ ; (2)输出图像与引导图像需要尽可能满足局部线性关系.则通过对能量函数的求解,引导图像中的边缘信息和输出图像的像素值信息联合可得最终的滤波图像.

在融合过程中针对在不同尺度上的结构分量分别进行融合,得到不同尺度下融合后的结构分量.  $f_u^A$  和  $f_u^B$  分别为红外与可见光图像在某一尺度下的结构分量,将  $f_u^A$  和  $f_u^B$  基于每个像素进行比较,获取权值图  $w_1$  与  $w_2$ :

$$w_1 = \begin{cases} 1, & f_u^A > f_u^B \\ 0, & f_u^A \leq f_u^B \end{cases} \quad (8)$$

$$w_2 = \begin{cases} 1, & f_u^B > f_u^A \\ 0, & f_u^B \leq f_u^A \end{cases} \quad (9)$$

该步骤下获取的结构分量含有噪声,并且边缘不齐.接下来对权值图  $w_1$  与  $w_2$  进行引导滤波,将  $f_u^A$  和  $f_u^B$  分别作为红外与可见光的引导图像,获取新的权值图  $m_1$  和  $m_2$ :

$$m_1 = G_{r,\varepsilon}(w_1, f_u^A) \quad (10)$$

$$m_2 = G_{r,\varepsilon}(w_2, f_u^B) \quad (11)$$

其中,滤波器核表示为<sup>[13]</sup>:

$$G_{r,\varepsilon} = \frac{1}{|\Omega|^2} \sum_{k:(i,j) \in \Omega_k} \left[ 1 + \frac{(G_i - \mu_k)(G_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \zeta} \right] \quad (12)$$

其中,  $\Omega$  为引导滤波器的半径,设置为  $r=3$ ,而  $\zeta$  为引导滤波器的正则化调整参数,设置为  $\zeta = 10^{-6}$ ,  $\sigma_k^2$  与  $\mu_k$  分别表示半径内引导图像的平均值和方差.利用新的权值图  $m_1$  和  $m_2$  获取融合后的结构分量  $f_u$ :

$$f_u = f_u^A \times m_1 + f_u^B \times m_2 \quad (13)$$

### 4 纹理分量融合

纹理分量中包括了图像中大量纹理信息和细节信息,考虑到当前子带系数强度和同一区域不同子带系数之间的关系,在红外光和可见光纹理分量子带上,采用相位一致性信息,清晰度和图像的亮度信息等综合信息来计算待融合图像的纹理分量信息.

首先,针对红外与可见光的纹理分量子带,求得其相位一致性信息为:

$$M_A^m(x, y) = \frac{\sum_k E_{A,\theta}^m(x, y)}{\varepsilon + \sum_n \sum_k S_{A,n,\theta}^m(x, y)} \quad (14)$$

$$M_B^m(x, y) = \frac{\sum_k E_{B,\theta}^m(x, y)}{\varepsilon + \sum_n \sum_k S_{B,n,\theta}^m(x, y)} \quad (15)$$

其中,  $m$  为纹理分量子带的分解尺度,  $M_A^m(x, y)$ 、 $M_B^m(x, y)$  为红外与可见光图像在点  $(x, y)$  处  $m$  尺度上的相位一致性信息;  $E_{A,\theta}^m(x, y)$ 、 $E_{B,\theta}^m(x, y)$  分别表示红外与可见光图像在点  $(x, y)$  处纹理分量子带在  $m$  尺度,  $\theta$  方向角傅里叶域的局部能量信息;  $S_{A,n,\theta}^m(x, y)$  与  $S_{B,n,\theta}^m(x, y)$  表示红外与可见光图像在点  $(x, y)$  处纹理分量子带在  $m$  尺度,  $\theta$  方向角傅里叶域的局部振幅信息;  $\varepsilon$  为很小的正值,用来避免分母为零的情况.设置滑窗为  $\phi$ ,假设其遍历图像到任意位置时窗口中心为  $(x, y)$ ,分别计算可见光与红外光图像在该窗口的纹理分量子带的清晰度信息为:

$$C_A^m(x_0, y_0) = [I_{h,A}^m(x, y) - I_{h,A}^m(x_0, y_0)]^2(x_0, y_0) \in \phi \quad (16)$$

$$C_B^m(x_0, y_0) = [I_{h,B}^m(x, y) - I_{h,B}^m(x_0, y_0)]^2(x_0, y_0) \in \phi \quad (17)$$

$I_{h,A}^m(x, y)$ 、 $I_{h,B}^m(x, y)$  分别为红外与可见光图像在点  $(x, y)$  处的  $m$  尺度上的纹理分量子带.  $C_A^m(x_0, y_0)$ 、 $C_B^m(x_0, y_0)$  分别表示像素点处  $m$  尺度上纹理分量子带的清晰度信息量.且  $(x_0, y_0)$  为滑窗  $\phi$  内任意一点,在本文中根据经验  $\phi$  取值为  $11 \times 11$ .

则根据相位一致性以及清晰度和图像亮度等因素的综合分析,得出纹理分量子带融合规则如下,定义纹理分量子带的活跃度为:

$$H_A^m(x,y) = \sum_{(x,y) \in \phi} [M_A^m(x_0,y_0)]^{\alpha_1} \times [C_A^m(x_0,y_0)]^{\beta_1} \times |I_A^m(x,y)|^{\gamma_1} \quad (18)$$

$$H_B^m(x,y) = \sum_{(x,y) \in \phi} [M_B^m(x_0,y_0)]^{\alpha_1} \times [C_B^m(x_0,y_0)]^{\beta_1} \times |I_B^m(x,y)|^{\gamma_1} \quad (19)$$

$H_A^m(x,y)$ 、 $H_B^m(x,y)$  分别表示红外与可见光图像的纹理分量在  $m$  尺度上的活跃水平,  $|I_A^m(x,y)|^{\gamma_1}$ 、 $|I_B^m(x,y)|^{\gamma_1}$  为纹理分量量子带的亮度,  $\alpha_1$ 、 $\beta_1$ 、 $\gamma_1$  分别为相位一致性信息、清晰度和图像的亮度信息权值系数, 实验中根据经验取值分别为 0.01, 1, 1.

然后计算红外与可见光图像的纹理分量融合权重为:

$$Q_A^m(x,y) = \begin{cases} 1, & QS_A^{m,p}(x,y) \geq \frac{x \times y}{2} \\ 0, & QS_A^{m,p}(x,y) < \frac{x \times y}{2} \end{cases} \quad (20)$$

$$Q_B^m(x,y) = \begin{cases} 1, & QS_B^{m,p}(x,y) \geq \frac{x \times y}{2} \\ 0, & QS_B^{m,p}(x,y) < \frac{x \times y}{2} \end{cases} \quad (21)$$

$QS_A^{m,p}(x,y)$ 、 $QS_B^{m,p}(x,y)$  分别为红外与可见光图像在点  $(x,y)$  处  $m$  尺度上的滑窗内活跃水平较大的像素量, 其中  $x \times y$  为滑窗尺寸,  $QS_A^{m,p}(x,y)$ 、 $QS_B^{m,p}(x,y)$  表达式为:

$$QS_A^{m,p}(x,y) = \{ (x_0,y_0) \in \phi \mid H_A^{m,p}(x_0,y_0) \geq \max \{ H_B^{m,p}(x_0,y_0), H_A^{m,p}(x_0,y_0) \} \} \quad (22)$$

$$QS_B^{m,p}(x,y) = \{ (x_0,y_0) \in \phi \mid H_B^{m,p}(x_0,y_0) \geq \max \{ H_B^{m,p}(x_0,y_0), H_A^{m,p}(x_0,y_0) \} \} \quad (23)$$

最后, 进行纹理分量融合, 获得:

$$I_{H,F}^m(x,y) = I_{H,A}^m(x,y) \times Q_A(x,y) + I_{H,B}^m(x,y) \times Q_B(x,y) \quad (24)$$

## 5 融合结果

本文实验中, 仿真实验平台采用 Intel(R) Xeon(R) CPU E3-1231 v3 @ 3.40GHz 3.40GHz, 内存 16GB, 运行 Win7 的 PC 机, 编程语言为 Matlab2010a. 采用 3 组红外与可见光图像对本文方法有效性进行验证, 同时所有图像均人工加入高斯白噪声, 标准差依次为 10、20. 变换域法可以自然将去噪过程引入到融合过程中, 或多或少具有一定的去噪能力, 所以本文主要与变换域融合方法进行对比. 四种具有代表性的变换域融合方法被用来与本文方法进行对比, 分别为离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 融合方法、NSCT 融合方法、基于稀疏表示 (Sparse Representation, SR) 融合方法、Shearlet 变换融合方法. 其中, DWT、NSCT、Shearlet 变换分解层数都设置为 4 层, DWT 法中小波基使用“db4”; NSCT 法中方向滤波器设置为“vk”, 分解滤波器设置为“pyrexc”, 4 层分解方向分别为 4、8、8、16; SR 法图像块

大小设置为  $8 \times 8$ , 重构误差设置为 0.1, 训练字典采用 (K-Singular Value Decomposition, K-SVD), 字典大小 256. 在融合规则上, DWT 法、NSCT 法、RT 法以及 Shearlet 变换法分别采用文献 [14~16] 以及文献 [4] 中融合规则.

图 2 给出了第一组融合结果对比图, 第一组待融合样本加入 10 标准差高斯白噪声. 从主观评价角度来说, 由于变换域法具有或多或少去噪性, 几种方法都能一定程度减少噪声对融合过程的干扰, 达到了较好的融

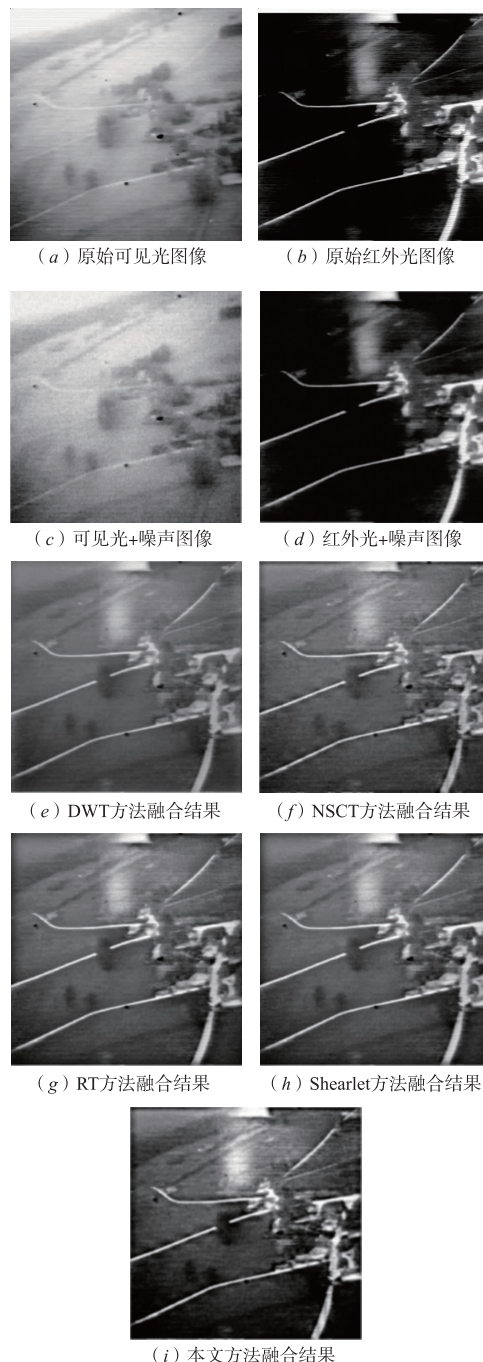


图2 第一组融合结果对比 (噪声标准差为10)

合效果. 但是仔细观察可以发现, DWT 方法融合结果对比度相对较低, 存在少许虚影, 视觉效果相对较差; NSCT 和 RT 以及 Shearlet 方法对比度较高, 不存在虚影, 有些许噪声颗粒; 本文方法也具有很高对比度, 并且相当光滑, 整体视觉效果更好.

图 3 为第二组红外与可见光图像融合结果, 可以由视觉观察得出, DWT 法和 NSCT 法存在部分噪声颗粒; Shearlet 法和 RT 法视觉效果要相对较好, 对比度更高, 但是具有比较明显的噪声颗粒; 本文方法在具有高对

比度的同时, 含噪量更少.

图 4 给出了第三组图像的融合结果示例. 可以看出, 由于加入噪声量不多, 几种方法融合结果都比较理想, 基本上保持了边缘和细节, 并且都有一定的噪声抑制能力. NSCT 法、Shearlet 法以及本文方法相对更光滑, 视觉效果相对更好.

为了凸显本文方法噪声抑制效果, 图 5 所示将加入高斯白噪声标准差增加为 20, 其它不变, 以第三组红外与可见光图像为例进行试验. 由于目前大多数多

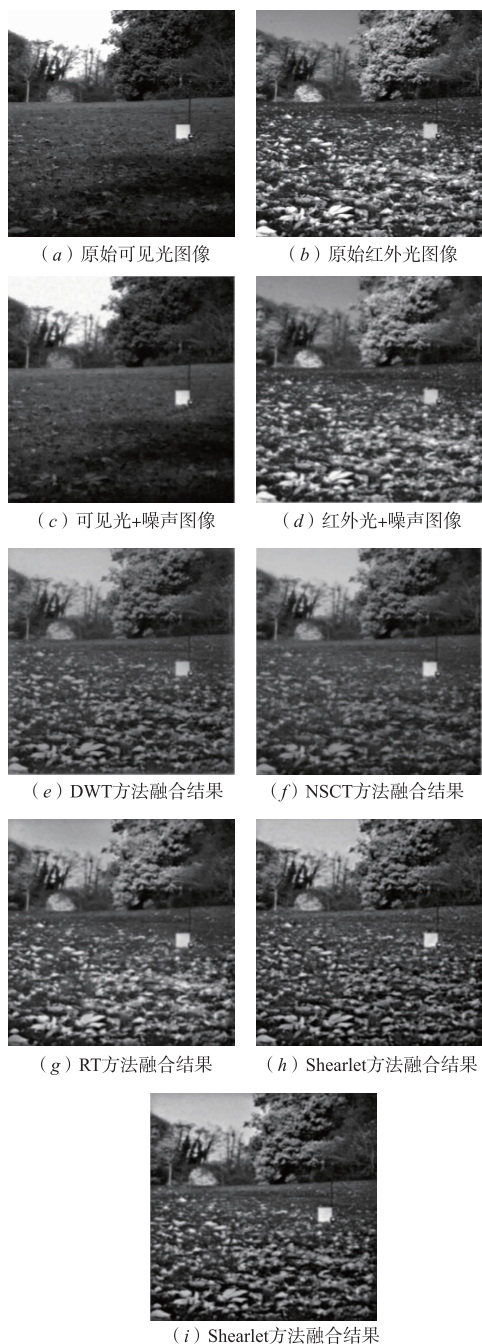


图3 第二组融合结果对比 (噪声标准差为10)

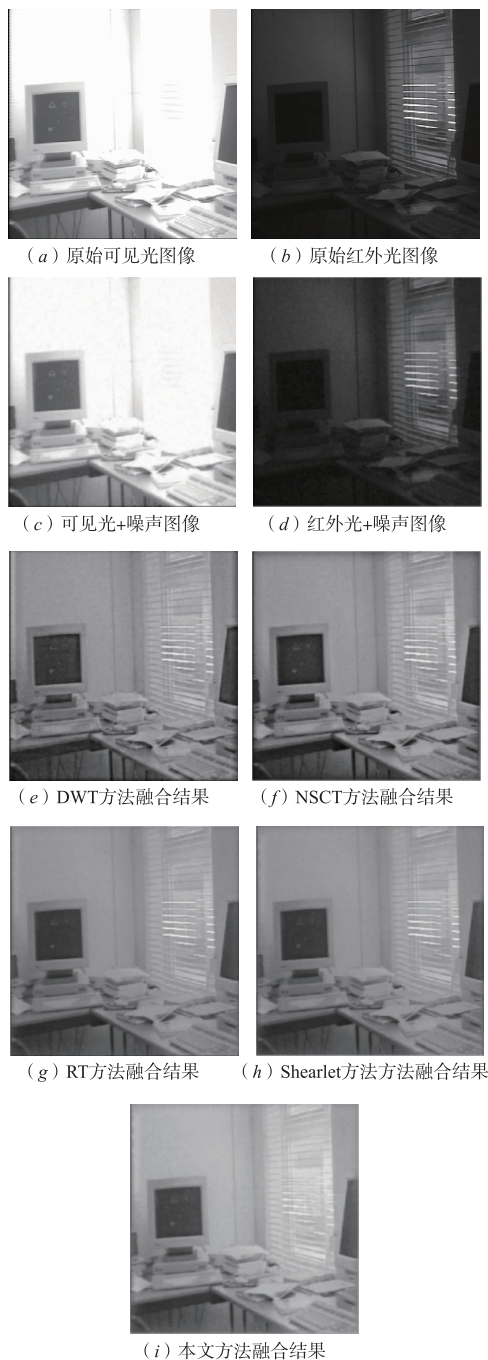


图4 第三组融合结果对比 (噪声标准差为10)

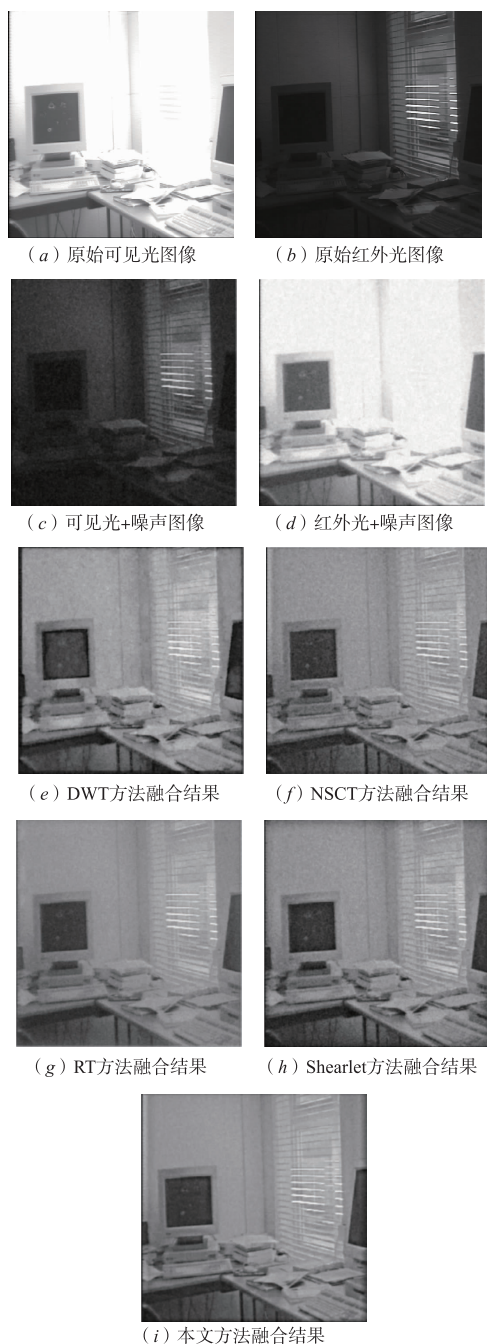


图5 第三组融合结果对比(噪声标准差为20)

尺度融合方法对于强噪声的抑制能力都较差,而本文方法在结构分量上通过引导滤波方式进行融合规则设置,有效去除了边缘部分噪声污染,并在纹理分量部分舍弃最低两个尺度上的纹理分量,相比其它几种来说具有最强的噪声抑制效果.可以看出,DWT法、Shearlet方法和NSCT方法融合结果非常糟糕,噪声颗粒已经严重污染到融合结果的结构缘和纹理信息.本文方法融合看起来明显好于其余几种变换域融合方

法,在有效进行噪声抑制同时较好保留了边缘和纹理信息,具有最好的视觉效果.并且在对上述五种方法融合结果进行局部放大后可以清晰看到(如下图6所示),本文方法看起来明显比其它几种方法光光滑,边缘和纹理信息保留更好.综上表明,本文方法在噪声污染存在情况下视觉效果优于传统类变换域方法,尤其当噪声大于20标准差以后相当明显.即本文融合方法在原始图像被噪声污染较为严重时融合结果视觉效果更为突出.

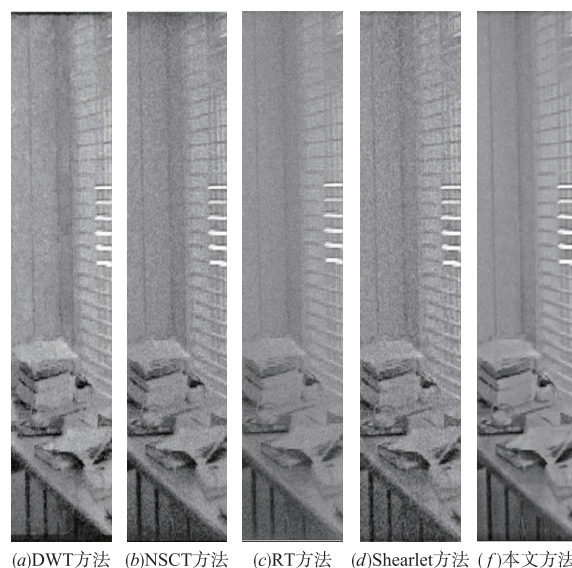


图6 图5中融合结果局部放大图

在客观评价指标上,本文采用四种常见的融合指标对各种融合方法进行客观质量评价.在信息论上采用互信息指标  $Q_M$ ,图像特征上采用基于梯度的融合指标  $Q_G$ ,在结构上采用基于结构相似度的融合指标  $Q_Y$ ,以及在人类视觉敏感上的指标  $Q_{CB}^{[17]}$ .三组图像融合结果质量客观评价结果如下表1所示.

由上表可以看出,当加入10标准差高斯白噪声时,本文方法在融合指标对比上具有少量优势,其次是RT融合法和NSCT融合法,最差是DWT融合法.但是当噪声增加为20标准差时,本文方法在梯度、结构相似度、视觉敏感和互信息指标上均具有明显的优势,说明本文方法在处理被噪声污染严重的原图像时相比较传统变换域融合方法来说更好.并且由于引导滤波算法复杂度为线性,与设置窗大小无关,具有高效性,以至于在融合代价上来看,本文算法也是仅次于DWT融合法.

主客观综合来看,本文方法能够较好适用于含噪红外与可见光图像融合,且相比较于传统变换域融合方法具有一定的优势.

表 1 融合评价指标

融合方法		$Q_M$	$Q_G$	$Q_Y$	$Q_{CB}$	计算代价(s)
第	DWT	0.558	0.454	0.558	0.454	5
一	NSCT	0.645	0.558	0.595	0.565	89
组	RT	0.626	0.545	0.568	0.521	180
	Shearlet	0.616	0.538	0.575	0.536	104
	本文方法	0.685	0.578	0.569	0.595	42
第	DWT	0.778	0.648	0.845	0.764	7
二	NSCT	0.811	0.714	0.910	0.815	162
组	RT	0.825	0.694	0.913	0.848	308
	Shearlet	0.797	0.707	0.895	0.812	148
	本文方法	0.855	0.774	0.934	0.868	94
第	DWT	0.658	0.615	0.714	0.684	3
三	NSCT	0.788	0.668	0.828	0.758	64
组	RT	0.769	0.679	0.845	0.797	108
(1)	Shearlet	0.698	0.679	0.806	0.765	44
	本文方法	0.732	0.674	0.818	0.746	28
第	DWT	0.515	0.486	0.584	0.528	4
三	NSCT	0.586	0.498	0.627	0.557	88
组	RT	0.558	0.537	0.651	0.584	124
(2)	Shearlet	0.529	0.487	0.607	0.563	62
	本文方法	0.684	0.619	0.786	0.644	58

## 6 结论

本文提出一种基于变分多尺度分解的红外与可见光图像融合方法. 在结构分量上采用引导滤波的方法进行融合, 在纹理分量上采用相位一致性、清晰度、亮度综合信息来构造融合权重规则, 融合结果与传统变换域方法进行比较, 本文方法在处理有噪声污染情况下图像融合问题具有一定的优势.

### 参考文献

- [1] 周渝人. 红外与可见光图像融合算法研究[D]. 北京: 中国科学院, 2014.
- [2] Mitchell. Data Fusion, Concepts and Ideas [M]. Berlin: Springer, 2012. 221 - 225.
- [3] 甘甜, 冯少彤, 聂守平. 基于分块 DCT 变换编码的小波域多幅图像融合算法[J]. 物理学报, 2011, 60(11): 11425. Gan Tian, Feng Shao-tong, Nie Shou-ping. Image fusion algorithm based on block-DCT in wavelet domain [J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(11): 11425. (in Chinese)
- [4] 郑虹, 郑晨, 闫秀生. 基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1613 - 1619. Zheng Hong, Zheng Chen, Yan Xiu-sheng. Visible and infrared image fusion algorithm based on shearlet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1613 - 1619. (in Chinese)
- [5] 王珺, 彭进业, 何贵青. 基于非下采样 Contourlet 变换和稀疏表示的红外与可见光图像融合方法[J]. 兵工学报, 2013, 34(7): 815 - 820. Wang Jun, Peng Jin-ye, He Gui-qing. Fusion method for visible and infrared images based on non-subsampled contourlet transform and sparse representation [J]. Acta Armamentarii, 2013, 34(7): 815 - 820. (in Chinese)
- [6] 刘卫, 殷明, 弈静. 基于平移不变剪切波变换域的图像融合算法[J]. 光子学报, 2013, 429(4): 496 - 503. Liu Wei, Yin Ming, Luan Jing. Image fusion algorithm based on shift-invariant shearlet transform [J]. Acta Photonica Sinica, 2013, 429(4): 496 - 503. (in Chinese)
- [7] 沈瑜, 党建武, 冯鑫. 基于 Tetrolet 变换的红外与可见光融合[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(6): 1506 - 1511. Shen Yu, Dang Jian-wu, Feng Xin. Infrared and visible image fusion based on tetrolet transform [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(6): 1506 - 1511. (in Chinese)
- [8] Morteza Ghahremani, Hassan Ghassemian. Remote sensing image fusion using ripplelet transform and compressed sensing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(3): 502 - 506.
- [9] Yu Liu, Shuping Liu, Zengfu Wang. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. Information Fusion, 2015, 24: 147 - 164.
- [10] 殷明, 段普宏. 基于非下采样双树复轮廓波变换和稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1763 - 1771. Yin Ming, Duan Pu-hong. Fusion of infrared and visible image combined with NSDTCT and sparse representation [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(7): 1763 - 1771. (in Chinese)
- [11] Jiang Y, Wang M. Image fusion with morphological component analysis [J]. Information Fusion, 2014, 18: 107 - 118.
- [12] 唐利明, 黄大荣. 变分框架下的多尺度图像恢复与重建[J]. 电子学报, 41(2): 2013, 2353 - 2360. Tang Li-ming, Huang Da-rong. Multiscale image restoration and reconstruction in the framework of variation [J]. Acta Electronica Sinica, 41(2): 2013, 2353 - 2360. (in Chinese)
- [13] K M He, J Sun, X O Tang. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35: 1397 - 1409.
- [14] Li H, Manjunath B, Mitra S. Multisensor image fusion using wavelet transform [J]. Graphical Models and Image

Processing, 1995, 57(3): 235 - 245.

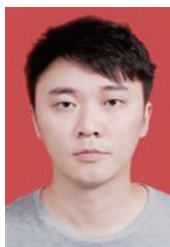
[15] Zhang Qiang, Guo Bao-long. Multifocus image fusion using nonsubsampling contourlet transform [J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1334 - 1346.

[16] Yang Bin, Li Shu-tao. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 884

- 892.

[17] Liu Z, Blasch E, Xue Z. Objective assessment of multiresolution image fusion algorithms for context enhancement in night vision: a comparative study [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1): 94 - 109.

### 作者简介



**冯 鑫** 男, 1982 年生于四川. 现为重庆工商大学机械工程学院副教授. 主要研究方向为图像处理、信息融合.  
E-mail: 149495263@qq.com



**张建华** 男, 1982 年生于重庆市. 现为中国农业科学院农业信息研究所副研究员. 主要研究方向为图像处理与分析.  
E-mail: zhangjianhua@caas.cn



**胡开群** 女, 1981 年生于重庆, 现为重庆工商大学讲师, 主要研究方向为现代农业装备与计算机测控、图像处理技术.  
E-mail: 24507585@qq.com



**翟治芬** 女, 1983 年生于山西省阳泉市, 现为农业部规划设计研究院高级工程师, 主要研究方向为农业技术评估.  
E-mail: zhaizhifen0821@163.com