

文章编号 1004-924X(2015)03-0810-09

采用非采样 Contourlet 变换与区域分类的 红外和可见光图像融合

张 蕾^{1,2,3*}, 金龙旭¹, 韩双丽¹, 吕增明¹, 李新娥¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039;

3. 东北师范大学 物理学院, 吉林 长春 130024)

摘要:提出基于多尺度变换和区域相结合的红外与可见光图像融合方法,用于有效保留红外图像与可见光图像中的空间信息及热目标信息,提升融合图像的可观测性和可理解性。首先,基于非采样 Contourlet 变换(NSCT)方法对红外和可见光图像进行初步融合,采用基于局部能量的规则融合低通子带系数,根据尺度内各方向子带的相关性原则融合带通方向子带系数。然后,计算初次融合后所得的融合图像与源图像的结构相似性(SSIM),根据源图像与初次融合图像的结构相似程度对图像进行区域分类,得到相似区域分类标识图。最后,依据区域内各自的相似度特性,分别采用不同的融合策略进行二次融合,从而得到最终的融合结果。实验结果表明:该方法能够充分提取源图像的区域特征和纹理特征,融合结果在主观和客观评价上均优于目前流行的融合方法。与仅使用 NSCT 法进行融合相比,实验所采用的两组图像的质量评价指标分别提高了 16%、85%、54%、36%和 18%、102%、84%、41%。表明该方法在主客观评价上均优于双树复杂小波变换(DTCWT)、NSCT、冗余离散小波变换(RDWT)等方法。

关键词:图像融合;红外图像;可见光图像;多尺度变换;非采样 Contourlet 变换;结构相似度

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152303.0810

Fusion of infrared and visual images based on non-sampled Contourlet transform and region classification

ZHANG Lei^{1,2,3*}, JIN Long-xu¹, HAN Shuang-li¹, LV Zeng-ming¹, LI Xin-e¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;

3. School of Physics, Northeast Normal University, Changchun 130024, China)

* Corresponding author, E-mail: zhangl179@nenu.edu.cn

Abstract: A novel method based on region classification and multi-resolution transform was presented for the fusion of infrared and visual images to retain their spatial information and thermal target information and to improve their observability and intelligibility. The fusion process contained the following three steps. Firstly, infrared and visual images were fused by the Non-sampled Contourlet Transform(NSCT) to get lowpass subband coefficients and bandpass directional subband coefficients.

收稿日期:2013-12-27;修订日期:2014-02-20.

基金项目:吉林省科技发展计划资助项目(No. 20126016)

Lowpass subband coefficients were fused by the region energy rule and the bandpass directional subband coefficients was fused based on the correlation rule of the bandpass directional subband coefficients. Then, the Structural Similarity Index(SSIM) between original images and intermediate fused image was computed. Based on the obtained SSIM, the images were classified in regions and the similarity region classification maps were obtained. Finally, to generate general and complementary regions, pixels of original images were classified by the threshold of similarity. In accordance with the concentrated similarity of different regions, the original images were fused for the second time and the final fused images were obtained. In this method, the general and complementary regions of infrared and visual images were distinguished effectively. The experimental results show that the method is better in fusing infrared and visual images than some current methods, such as NSCT, Dual-tree Complex Wavelet Transform(DTCWT), Redundant Discrete Wavelet Transform(RDWT), and Discrete Wavelet Transform(DWT). As compared with the NSCT method in two group images, their quality indexes have been increased by 16%, 85%, 54%, 36% and 18%, 102%, 84%, 41%, respectively.

Key words: image fusion; infrared image; visible image; multiresolution transform; Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT); Structural Similarity Index(SSIM)

1 引 言

随着传感器技术的发展,红外和可见光图像传感器在军事和安全监控领域得到了广泛应用。红外和可见光图像传感器的成像特点及局限性,使其在不同的成像条件、环境和背景下,利用单一传感器难以完成探测、侦察、跟踪等任务。因此,如何利用红外和可见光图像传感器间信息互补的特性,有效地综合和发掘红外和可见光图像的特征信息,突出红外目标,增强场景理解,一直是红外和可见光图像融合的技术研究热点。

近年来,基于多尺度变换的方法被广泛应用在图像融合领域,其融合规则多是基于单个像素或邻域窗口^[1-4]。由于图像各个区域的像素之间具有较强的相关性,单个像素或局部窗口不能完全表征图像的区域特征,故基于像素或邻域窗口的融合规则不能很好地表示图像中各个对象的局部结构特征^[5]。相比之下,基于区域的融合方法在图像区域特征表示方面更具有优势。然而目前基于区域的融合方法或依赖于传统的图像分割算法,或基于一些特殊的图像特征来提取对象,其算法计算复杂度高,执行速度慢。另外,基于区域的融合方法^[6-8]虽然在提取源图像的局部特征方面

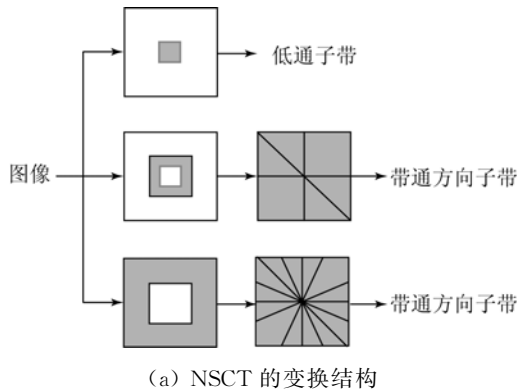
有很好的效果,但很难清楚地表现边缘纹理信息。针对上述问题,本文旨在融合过程中充分获取源图像的细节信息,并且在保证计算速度的基础上充分提取红外和可见光图像的局部特征信息。

非采样 Contourlet 变换(NSCT)是 A. L. Cunha 等在 Contourlet 变换基础上的一种改进,是一种平移不变、多尺度、多方向的超完备变换^[9-10]。文中首先利用 NSCT 对待融合的两幅图像进行多尺度分解,得到初次融合结果。然后利用红外和可见光图像与初次融合图像的结构相似性(SSIM)获得相似区域分类标识图^[11]。在获得相似区域分类标识图后,根据各区域的结构相似特征分别采用不同的融合策略进行二次融合,得到最终融合结果。

2 红外与可见光图像初次融合

2.1 初次融合策略

NSCT 的结构如图 1 所示,它由非采样塔式滤波器组(Non-sampled Pyramid Filter Bank, NSPFB)和非采样方向滤波器组(Non-sampled Directional Filter Bank, NSDFB)构成。其中非采样塔式滤波器组在变换中实现了多尺度特性,非采样方向滤波器组则实现了多方向分解。



(a) Transformation structure of NSCT

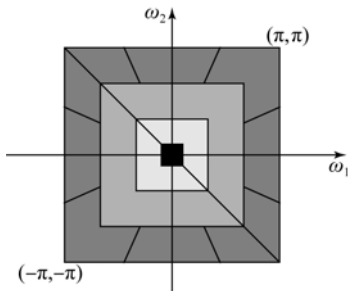
(b) Desired frequency distribution of NSCT
(b) Desired frequency distribution of NSCT

图 1 非采样 Contourlet 变换结构

Fig. 1 Structure of NSCT

非采样塔式滤波器组由二通道非采样滤波器组多级迭代构成,进行非采样 Contourlet 变换时,图像与二通道非采样滤波器组做卷积后,得到一层分解,即图像的低频部分和低频部分,而后的每一级非采样塔式滤波器组分解都需要先对上一级变换中所采用的滤波器按采样矩阵 $\mathbf{D}=2^i\mathbf{I}$ (\mathbf{I} 为二阶单位矩阵) 进行上采样,插值后的滤波器对低频部分利用上采样低通滤波器进行滤波处理,得到下一级分解的低频部分;对低频图像利用上采样高通滤波器进行滤波处理,得到下一级分解的高频部分,如此循环得到图像的多分辨率分解。然后利用非采样方向滤波器组对得到的各尺度高频部分进行方向分解,得到多个带通方向子带,其中带通方向子带的数目可以是 2^i 个, i 为分解级数。

NSCT 不仅具有良好的空域和频域局部特性,还具有方向特性,因此能够更好地用于提取和表示原始图像的几何特征,为融合图像提供更多的信息^[12],因此本文在初次融合过程中也采用了

NSCT,融合的基本步骤如下:

步骤 1:对已配准待融合的红外图像 A 与可见光图像 B 分别进行 i 级 NSCT (文中取 $i=3$),得到低通子带系数 L_A 和 L_B ,及带通方向子带系数 $H_{A_i}^k$ 和 $H_{B_i}^k$,其中 $k=1,2,\dots,2^i; i=1,2,\dots$ 。

步骤 2:分别采用不同的融合规则对低通子带系数和各级上的带通方向子带系数进行融合处理,得到初次融合图像 IF 的低通子带系数和各带通方向子带系数。

步骤 3:对融合后所得的系数进行非采样 contourlet 逆变换,得到初次融合图像 IF 。

图 2 给出了基于 NSCT 的初次融合的基本流程框架图。

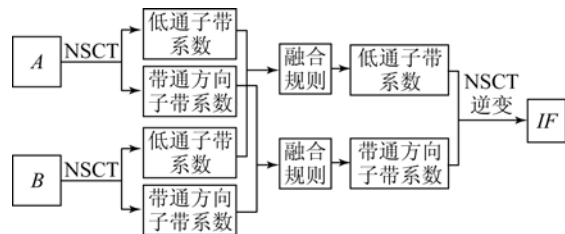


图 2 初次融合框架图

Fig. 2 Initial fusion scheme using NSCT

2.2 融合规则的选择

NSCT 所得的低通子带系数是对原始图像的近似,大体反映了图像的轮廓和平均特性信息。文中低通子带系数采用了基于局部能量的融合规则,在红外和可见光图像 A, B (见图 3(a), 3(b)) 的低通子带系数中,计算以像素点 (m, n) 为中心,大小为 3×3 窗口区域的局部能量:

$$E(m, n) = \sum_{x, y \in W} |L(m+x, n+y)|^2, \quad (1)$$

其中: W 为窗口大小; $L(m, n)$ 是源图像在点 (m, n) 处的低通子带系数。

初次融合图像 IF 在 (m, n) 点的低通子带系数按照下式获得:

$$L_{IF}(m, n) = \delta_A L_A(m, n) + \delta_B L_B(m, n), \quad (2)$$

其中: $\delta_A = E_A / (E_A + E_B)$, $\delta_B = 1 - \delta_A$ 。

NSCT 所得的带通方向子带部分反映了原始图像的亮度突变特性,表现的是图像的边缘和纹理等细节特性信息。在研究中发现, NSCT 在尺度内子带间带通方向的子带系数存在着一定相关

性。根据这个特点创建合理的模型来衡量图像细节强度,构造带通方向子带上的融合策略,能有效提取源图像的细节纹理信息,提高图像融合性能。定义点 (m, n) 在 i 级分解下的带通方向子带系数向量为:

$$\mathbf{H}_i(m, n) = (H_i^1(m, n), H_i^2(m, n), \dots, H_i^k(m, n))^T, \\ k=2^i, i=1, 2, \dots$$

其中: $H_i^k(m, n)$ 是点 (m, n) 在第 i 级第 k 个方向上的带通方向子带系数。用该向量的模 M_i 来表征图像在该尺度下的细节信息强弱程度:

$$M_i(m, n) = \sqrt{\sum_{r=1}^k H_i^r(m, n)^2}. \quad (3)$$

通过计算源图像在各变换尺度上的带通方向子带系数相关性的强度特征,完成初次融合图像的带通方向子带系数选择:

$$H_{IF_i}(m, n) = \omega_A H_{Ai}(m, n) + \omega_B H_{Bi}(m, n), \quad (4)$$

其中: $\omega_A = M_i^A(m, n) / (M_i^A(m, n) + M_i^B(m, n))$, $\omega_B = 1 - \omega_A$,且 $\omega_A \cdot \omega_B \geq 0$ 。

对得到的初次融合图像的低通子带系数和带通方向子带系数进行非采样 Contourlet 逆变换,得到初次融合图像 IF(见图 3(c))。

3 红外与可见光图像二次融合

3.1 结构相似度(SSIM)

基于人类视觉系统更适宜于提取可视区域中的结构信息这一理论,Z. Wang 等^[11]人提出了一种评价图像质量的新概念,即结构相似性(SSIM)。它在亮度、对比度及结构信息方面对原图像与失真图像进行比较。对于给定的两幅图像 X 和 Y ,它们的 SSIM 相似度为:

$$SSIM(X, Y) = [l(X, Y)]^\alpha [c(X, Y)]^\beta [s(X, Y)]^\gamma, \quad (5)$$

其中: $l(X, Y)$ 为亮度函数, $c(X, Y)$ 为对比度函数, $s(X, Y)$ 为结构信息函数, $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 是对亮度、对比度和结构信息 3 个函数进行重要性调整的权值。 $l(X, Y)$ 、 $c(X, Y)$ 和 $s(X, Y)$ 函数的定义如下:

$$l(X, Y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad (6)$$

$$c(X, Y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (7)$$

$$s(X, Y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}, \quad (8)$$

式中: μ_x 和 μ_y 分别为图像 X 和 Y 的均值; σ_x 与 σ_y 分别是 X 和 Y 的标准差; σ_{xy} 是两幅图像的协方差; C_1, C_2 及 C_3 是很小的正常数,用来避免上式中分母值过小时引起的不稳定。

亮度函数值大小反映了图像亮度相似度的大小,其值越接近 1,则说明两幅图像的亮度相似度越高;类似的,对比度函数和结构函数反映了两幅图像对比度和结构的相似程度。

SSIM 的值越大,越接近 1,图像 X 和 Y 就越相似。因此,在结构相似度图中,像素越亮的地方,其源图片与比较图像就越相似。

3.2 二次融合步骤

为了能够充分提取红外和可见光图像中的有用信息,本文利用 SSIM 方法来评价源图像对初次融合结果的信息贡献程度。分别计算源图像与初次融合结果的 SSIM,得到的 SSIM 值越大,表示该点的信息越有用。根据 SSIM 差异对图像进行区域划分,生成相似区域分类标识图,可以标示红外和可见光图像在哪些区域中含有丰富的信息,便于在二次融合时充分提取源图像的细节纹理信息和区域结构信息。

分别计算红外、可见光图像与初次融合图像的 SSIM,令 S_{af} 表示红外图像 A 与初次融合结果 IF 的 SSIM(图 3(d)); S_{bf} 表示可见光图像 B 与 IF 的 SSIM(图 3(e)),定义区域标识图为:

$$S = S_{af} - S_{bf}. \quad (9)$$

对 S 计算阈值 th :

$$th = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |S(m, n)|, \quad (10)$$

其中: $M \times N$ 是图像的大小。根据 th 值对 S 进行分类标识,得到相似区域分类标识图 SM,分类方法如公式(11)所示:

$$SM(m, n) = \begin{cases} 0, & S(m, n) < -th \\ 128, & -th \leq S(m, n) < th, \\ 255, & S(m, n) \geq th \end{cases} \quad (11)$$

然后对 SM 进行区域分割,得到各个联通区域(图 3(f))。

对于图像 SM 中某一区域内的点 (m, n) 而言,若其灰度值为零,则表示在融合过程中,与该区域对应的可见光图像中含有的有用信息占绝大多数;反之,灰度值为 255 时,则表明与该区域位置对应的红外图像较可见光图像能够提供更多的有效信息;若值为 128,则表示该区域对应的红外和可见光图像对融合结果做出的贡献程度等同,且二者缺一不可。

根据相似区域分类标识图对红外、可见光图像进行二次融合,融合步骤如下:

步骤 1:对红外图像 A 与可见光图像 B 分别进行 3 级 NSCT,得到低通子带系数和带通方向子带系数。

步骤 2:对各级带通方向子带系数仍采用初次融合中基于带通方向子带系数相关强度的融合策略进行融合。对低通子带系统,根据相似区域分类标识图 SM 按照如下规则融合:

$$L_F(m, n) = \begin{cases} L_B(m, n), & SM(m, n) = 0 \\ \lambda_1 L_A(m, n) + \lambda_2 L_B(m, n), & SM(m, n) = 128, \\ L_A(m, n), & SM(m, n) = 255 \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\lambda_1 = S_{af}(m, n) / (S_{af}(m, n) + S_{bf}(m, n))$, $\lambda_2 = 1 - \lambda_1$ 。

步骤 3:对融合后所得的系数进行非采样 Contourlet 逆变换,得到最终融合结果(如图 3(g))。

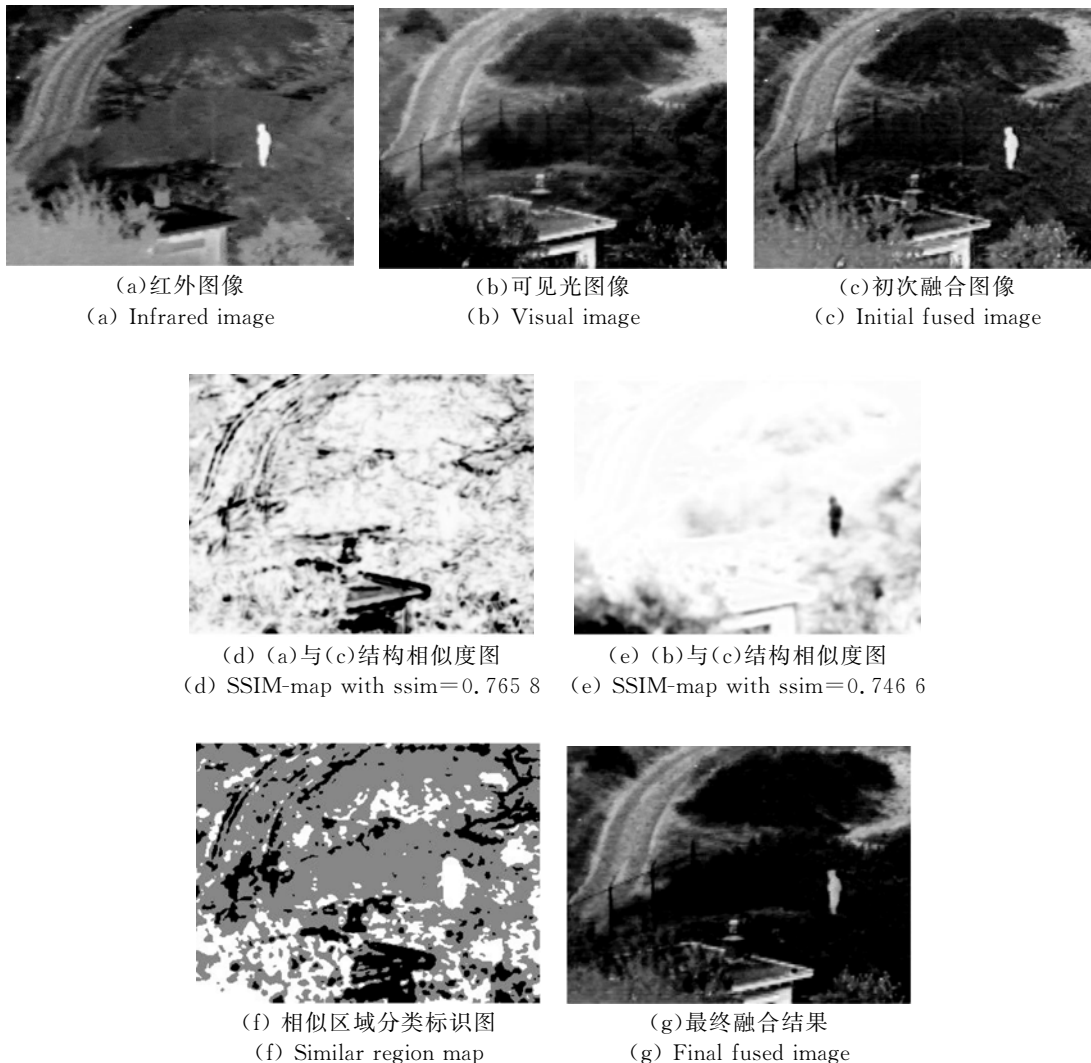


图 3 红外和可见光图像融合示意图

Fig. 3 Schematic of fusion process of infrared and visual images

4 实验结果及分析

在本节中,将本文所提方法与经典的基于多尺度变换及基于区域的一些融合方法进行比较,并从主客观两个方面对试验结果进行分析,以验证本文算法的正确性和有效性。

其中基于多尺度变换的融合方法选取了基于离散小波变换(DWT)、基于双树复小波变换(DTCWT)、基于非采样 Contourlet 变换(NSCT)的方法;基于区域的融合方法选取了基于 SOMP 的融合方法^[8]、基于 RDWT 的融合方法^[6]。基于多尺度融合方法的融合规则选择绝对值最大法。

图 4 为多种常用融合算法对图 3(a)和图 3(b)进行融合得到的结果。从图中可以看出,这些融合图像的视觉效果都较源图像有所改善,丰富了图像信息,提高了清晰度,但对比图 4 中不同算法的融合结果可以看出,本文方法所得的视觉效果最好,清晰度较高,细节纹理特征突出,区域结构特征明显。其余的几种方法,如基于多尺度变换的融合方法中,NSCT 方法所得的融合图像效果较其他两种好,但其融合图像中部灌木丛处的纹理细节模糊,红外目标区域边界不清晰。基于区域的融合方法中,基于 SOMP 方法得到融合图像效果较 RDWT 方法好,但其在对比度及细节信息表示方面没有本文方法清晰。



(a) 基于 DWT 的融合图像
(a) Result based on DWT



(b) 基于 DTCWT 的融合图像
(b) Result based on DTCWT



(c) 基于 NSCT 的融合图像
(c) Result based on NSCT



(d) 基于 RDWT 的融合图像
(d) Result based on RDWT



(e) 基于 SOMP 的融合图像
(e) Result based on SOMP



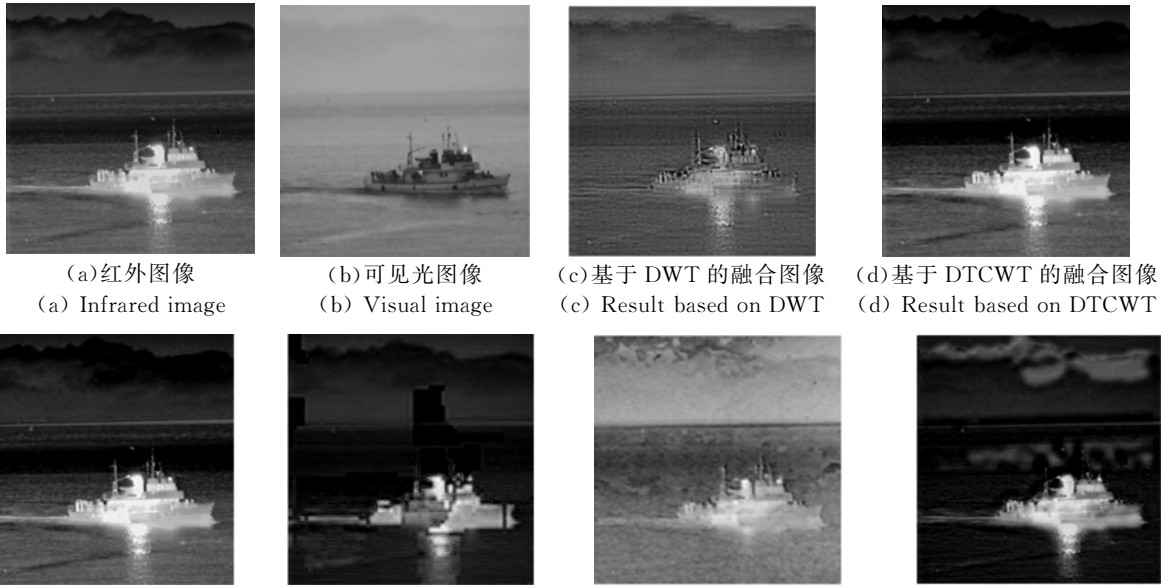
(f) 本文方法的融合图像
(f) Result of proposed method

图 4 使用各种方法融合图 3(a)、(b)的结果

Fig. 4 Results of Fig. 3 (a)(b) using several methods

图 5 是另一组红外与可见光图像实验结果。由图 5 可知,文中方法融合图像的舰船及天空中

的云层的对比度、细节方面视觉效果较好,但在近船附近的海面处细节表现尚有欠缺。



(a) 红外图像 (a) Infrared image (b) 可见光图像 (b) Visual image (c) 基于 DWT 的融合图像 (c) Result based on DWT (d) 基于 DTCWT 的融合图像 (d) Result based on DTCWT (e) 基于 NSCT 的融合图像 (e) Result based on NSCT (f) 基于 RDWT 的融合图像 (f) Result based on RDWT (g) 基于 SOMP 的融合图像 (g) Result based on SOMP (h) 本文方法的融合图像 (h) Result of proposed method

图 5 第 2 组红外和可见光图像融合方法对比

Fig. 5 Comparison of fusion results using different methods on the 2nd infrared and visual images

为了进一步说明本文算法的有效性,文中采用 $Q_{ab/f}$ 、 Q_o 、 Q_w 和 Q_E 这 4 种评价指标对实验结果进行了定量评价。评价指标 $Q_{ab/f}$ 、 Q_o 、 Q_w 和 Q_E 的定义如下:

$$Q_{ab/f} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (Q_{af}(m, n) \omega_a(m, n) + Q_{bf}(m, n) \omega_b(m, n))}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (\omega_a(m, n) + \omega_b(m, n))}, \quad (13)$$

其中: $Q_{af}(m, n) = Q_{af}^g(m, n) Q_{af}^o(m, n)$, 即为点 (m, n) 处边缘强度和方向保持值的乘积, ω_a 和 ω_b 是 Q_{af} 和 Q_{bf} 的权值, $Q_{ab/f}$ 的值在 $[0, 1]$ 之间, 越接近 1, 则表示融合效果越好。

(b) Q_o 指标^[13]

$Q_o(A, F)$ 用来衡量图像 A 与融合图像 F 的结构化相似度:

$$Q_o(A, F) = \frac{2\sigma_{af}}{\sigma_a^2 + \sigma_f^2} \cdot \frac{2\bar{a}\bar{f}}{a^2 + f^2}, \quad (14)$$

其中: σ_{af} 是图像 A 与 F 的协方差; σ_a 、 σ_f 是标准差, \bar{a} 、 \bar{f} 是均值。 $Q_o(A, F)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间。同理可得 $Q_o(B, F)$ 。由 $Q_o(A, F)$ 和 $Q_o(B, F)$ 可求得:

$$Q_o(A, B, F) = (Q_o(A, F) + Q_o(B, F))/2, \quad (15)$$

(a) $Q_{ab/f}$ 指标^[14]

$Q_{ab/f}$ 是由 Xydeas 和 Petrovic 提出的:

(c) Q_w 指标

$$Q_w(A, B, F) = \sum_{w \in W} c(w) (\lambda(w) Q_o(A, F | W) + (1 - \lambda(w)) Q_o(B, F | W)), \quad (16)$$

其中: $\lambda(w)$ 代表图像 A 、 B 在窗口 w 的显著特征, $c(w)$ 是对窗口 w 的特征归一化。另外定义:

$$Q_E(A, B, F) = Q_w(A, B, F) \cdot Q_w(A', B', F')^\alpha. \quad (17)$$

考虑到人类视觉系统的其它特性, 如对边缘信息的敏感性, 用梯度范数 A' 、 B' 、 F' 替代原始图像中的灰度值, 可以得到 $Q_w(A', B', F')$ 。参数 α 是反映边缘图像对原始图像的贡献, 本文中 α 值取 1。 Q_o 、 Q_w 和 Q_E 的值都在 $[-1, 1]$ 之间, 越接近 1, 表示融合图像的质量越好。

表1 融合结果的客观评价

Tab. 1 Objective evaluation for fusion results

methods	$Q^{ab/f}$	Q_o	Q_w	Q_E
Fig. 5 DWT	0.343 4	0.540 8	0.693 2	0.451 1
DTCWT	0.531 1	0.479 4	0.441 0	0.323 9
NSCT	0.351 4	0.496 6	0.645 8	0.426 6
RDWT	0.234 3	0.911 0	0.961 6	0.186 8
SOMP	0.471 0	0.635 0	0.687 0	0.506 0
OURS	0.406 7	0.919 2	0.993 1	0.579 5
Fig. 6 DWT	0.379 9	0.463 7	0.635 2	0.474 8
DTCWT	0.417 8	0.440 8	0.769 9	0.835 3
NSCT	0.376 7	0.438 3	0.516 7	0.349 3
RDWT	0.287 3	0.880 0	0.923 5	0.267 6
SOMP	0.241 7	0.673 5	0.672 1	0.045 9
OURS	0.445 3	0.883 7	0.953 3	0.493 0

评价结果如表1所示。通过表1可知,虽然基于DTCWT方法的融合结果在第一组图像中的 $Q^{ab/f}$ 指标和第二组图像中的 Q_E 指标要好于本文算法,但本文算法的其它融合图像评价指标值要明显好于其它几种方法。

参考文献:

- [1] 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.
YANG Y T, ZHU M, HE B G, et al.. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011,19(5): 1143-1150. (in Chinese)
- [2] 朱明,孙继刚,梁伟,等.四元数曲波变换多源多聚焦彩色图像融合[J].光学精密工程,2013,21(10):2671-2678.
ZHU M, SUN J G, LIANG W, et al.. Multiple multifocus color image fusion using quaternion curvelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10): 2671-2678. (in Chinese)
- [3] 李光鑫,徐抒岩,吴伟平,等. Piella 像素级多分辨率图像融合框架的扩展及其算法[J].光学精密工程,2012,20(12):2774-2780.
LI G X, XU SH Y, WU W P, et al.. Extension of

通过这两组图像融合方法的对比实验可以看出,通过区域分类二次融合所获得的结果要明显好于基于 NSCT 方法所获得的融合结果,第一组融合图像的融合质量评价指标分别提高了16%、85%、54%、36%,第二组融合图像的融合质量评价指标分别提高了18%、102%、84%、41%。

5 结 论

本文提出了一种基于多尺度变换和区域分类相结合的红外与可见光图像融合方法,在通过多尺度变换将红外和可见光图像的边缘细节信息进行有效融合的基础上,利用基于区域的二次融合将源图像中的局部整体特征进行增强,既保留了红外和可见光图像的频域信息,又有效获取了源图像的空间域信息,得到了较好的融合结果。通过2组实验对比分析了本文方法与几种常用方法的性能。由定量结果可知,两组实验中,采用本文方法的图像质量评价指标分别提高了16%、85%、54%、36%和18%、102%、84%、41%,实验结果证明该方法在主客观评价上均优于DTCWT、NSCT、RDWT等方法。

- Piella pixel-level multiresolution image fusion framework and its algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12):2774-2780. (in Chinese)
- [4] 傅瑶,孙雪晨,薛旭成,等.基于非下采样轮廓波变换的全色图像与多光谱图像融合方法研究[J].液晶与显示,2013,28(3):429-434.
FU Y, SUN X CH, XUE X CH, et al.. Panchromatic and multispectral image fusion method based on nonsubsampling contourlet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013,28(3):429-434. (in Chinese)
- [5] LUO X Y, ZHANG J, DAI Q H. A regional image fusion based on similarity characteristics [J]. *Signal Processing*, 2012,92: 1268-1280.
- [6] PAJARES G, J. M. de la CRUZ. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. *Pattern Recognition*, 2004,37(9): 1855-1872.
- [7] CHAI Y, LI H F, LI ZH F. Multifocus image fusion scheme using focused region detection and multiresolution [J]. *Optics Communications*, 2011,

- 284:4376-4389.
- [8] YANG B, LI SH T, Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit [J]. *Information Fusion*, 2012, 13: 10-19.
- [9] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [10] CUNHA A L Da, ZHOU J P, DO M N. Nonsub-sampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [11] WNAG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.*. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [12] LI T J, WANG Y Y. Biological image fusion using a NSCT based variable-weight method [J]. *Information Fusion*, 2011, 12: 85-92.
- [13] PIELLA G, HEIJMANS H. A new quality metric for image fusion [C]. *in: Proceedings of the International Conference on Image Processing*, 2003: 173-176.
- [14] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective image fusion performance measure [J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309.

作者简介:



张 蕾(1981—),女,吉林德惠人,博士研究生,工程师,2004年、2007年于东北师范大学分别获得学士、硕士学位,主要从事多传感器图像融合方面的研究。E-mail: zhangl179@nenu.edu.cn

导师简介:



金龙旭(1965—),男,吉林延吉人,研究员,博士生导师,2003年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要研究方向为空间相机智能控制。E-mail: jinlx@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)