

文章编号:1001-9014(2009)04-0254-05

基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合

付梦印, 赵 诚

(北京理工大学 自动化学院, 北京 100081)

摘要:针对红外与可见光成像传感器的物理特性,提出了一种基于二代 Curvelet 变换的图像融合算法.首先对原始图像分别进行快速离散 Curvelet 变换,得到不同尺度与方向下的子带系数.对低频子带系数,根据红外图像的目标特性与可见光图像的细节信息确定其融合权值;对不同尺度与方向下的高频子带系数,采用基于局部区域能量匹配的融合规则.最后经 Curvelet 逆变换得到融合结果.实验结果表明,该算法可以有效地综合可见光与红外图像中的重要信息,其融合结果较典型的基于塔式分解与基于小波变换的图像融合算法,在主观视觉效果与客观评价指标上均有所改善.

关键词:图像融合; Curvelet 变换; 目标探测; 红外图像; 可见光图像
中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

FUSION OF INFRARED AND VISIBLE IMAGES BASED ON THE SECOND GENERATION CURVELET TRANSFORM

FU Meng-Yin, ZHAO Cheng

(School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Aiming at the physical characteristics of infrared and visible imaging sensors, a novel image fusion algorithm based on the second generation Curvelet transform was proposed. Firstly, the fast discrete Curvelet transform was performed on the original images respectively to obtain the subband coefficients at different scales and in various directions. Then for low frequency subband coefficients, the fusion weights were determined by the target characteristics of infrared image and the detail information of visible image; while for high frequency subband coefficients, a fusion rule based on local-region energy matching was employed. Finally, the fusion results were obtained through the inverse Curvelet transform. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively integrate important information from infrared and visible images, and the obtained results are better than those of pyramid-based or wavelet-based algorithms.

Key words: image fusion; Curvelet transform; target detection; infrared image; visible image

引言

在侦察、监视等任务中,红外与可见光成像传感器得到了广泛的应用.红外热像仪主要探测场景中目标所散发或反射的热辐射信息,基本不受照明条件的影响,在光照较差时具有较优的目标探测性能;另一方面,可见光传感器反映了场景的光谱反射特性,包含了场景的边缘与纹理等丰富的细节信息,但受场景照明的影响较大^[1].对红外与可见光传感器的图像进行融合处理,可以有效地综合红外图像中的目标特征与可见光图像中的场景细节,在军事与民用领域中均具有重要的意义.

近年来,各种多尺度分析方法在图像融合领域得到了广泛的应用.其中小波变换由于具有良好的多尺度与时频局部特性,取得了良好的融合效果,是目前的研究热点^[2,3].但由于小波分析仅能反映信号的零维奇异性,而且各向同性的二维小波基也难以有效地表达图像中的边缘等细节信息,在融合过程中通常会产生块状效应,降低了融合结果的质量.针对小波变换的缺陷, Candès 与 Donoho 提出了更适于分析信号中高维奇异性的 Curvelet 变换^[4]. Curvelet 变换具有良好的方向选择与辨识能力,能够有效地逼近图像中的边缘与纹理等细节信息.将 Curvelet 变换引入图像融合领域,可以更完善地描

收稿日期:2008-05-04,修回日期:2009-02-01

Received date: 2008-05-04, revised date: 2009-02-01

基金项目:国家自然科学基金(60773044)与总装备部重点基金(6140525)资助项目

作者简介:付梦印(1964-),男,内蒙古鄂尔多斯人,教授,博士生导师,研究方向为组合导航与智能导航

通讯作者:赵 诚(1982-),男,河北衡水人,博士生,研究方向为计算机视觉及图像融合, E-mail: zhaocheng@bit.edu.cn.

述原始图像的特征,从而改善融合结果的质量。

本文提出了一种基于第二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合算法。首先分别对两幅原始图像进行快速离散 Curvelet 变换;根据红外图像的目标探测特性与可见光图像中细节信息的丰富程度确定低频系数融合的权值,对不同尺度与方向下的高频系数采用基于区域能量匹配的融合策略;最后经 Curvelet 逆变换得到融合结果。实验结果表明,该算法的融合结果较之现有融合算法在主观质量与客观指标上均有所改善。

1 Curvelet 变换

1.1 连续 Curvelet 变换

假定二维空间 \mathbf{R}^2 中, x 表示空间域变量, ω 表示频率域变量, r 与 θ 分别表示频率域下的极坐标。对每一尺度 $j \geq j_0$, 在 Fourier 域定义频率窗口

$$U_j(r, \theta) = 2^{-3j/4} W(2^{-j}r) V\left(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor} \theta}{2\pi}\right), \quad (1)$$

其中, $W(r)$ 与 $V(\theta)$ 分别为满足一定条件的径向与角度窗口, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整运算。

定义母 Curvelet $\varphi_j(x)$ 的 Fourier 变换为 $\hat{\varphi}_j(\omega) = U_j(\omega)$ 。引入等间隔的旋转角度序列 $\theta_l = 2\pi \cdot 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} l (l=0, 1, \dots)$ 与平移参数序列 $k = (k_1, k_2) \in \mathbf{Z}^2$ 。则尺度为 2^{-j} , 方向为 θ_l , 位置为 $x_k^{(j,l)} = R_{\theta_l}^{-1}(k_1 2^{-j}, k_2 2^{-j/2})$ 的 Curvelet

$$\varphi_{j,l,k}(x) = \varphi_j(R_{\theta_l}(x - x_k^{(j,l)})) \quad (2)$$

其中, R_θ 表示 θ 弧度的旋转矩阵

$$R_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}, \quad (3)$$

则函数 $f(x) \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 的 Curvelet 变换定义为

$$c(j, l, k) = \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle = \int_{\mathbf{R}^2} f(x) \overline{\varphi_{j,l,k}(x)} dx \quad (4)$$

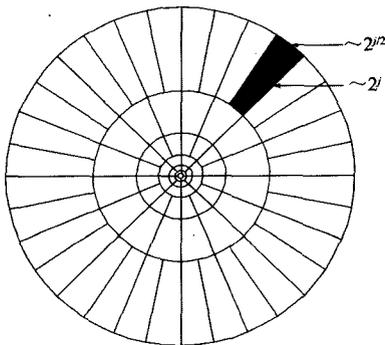


图 1 连续 Curvelet 变换的频域划分
Fig. 1 Continuous Curvelet tiling of the frequency plane

对 $k = (k_1, k_2)$, 粗尺度 Curvelet 定义为 $\varphi_{j_0,k}(x) = \varphi_{j_0}(x - 2^{-j_0}k)$, 它并不具有方向性。完整的 Curvelet 变换包括精尺度的方向元素 $(\varphi_{j,l,k})_{j \geq j_0, l, k}$ 以及粗尺度的各向同性父小波 $(\Phi_{j_0,k})_k$ 。连续 Curvelet 变换的频域划分如图 1 所示。

1.2 离散 Curvelet 变换

连续 Curvelet 变换中利用窗口 U_j 沿环状径向与角度对频域进行的划分, 并不适合图像处理中常用的笛卡尔坐标系。在此采用同心方形与切变作为对前述频域划分的等效, 如图 2 所示。

笛卡尔坐标系下对应的局部窗口

$$\tilde{U}_j(\omega) = \tilde{W}_j(\omega) V_j(\omega) \quad (5)$$

其中, $\tilde{W}_j(\omega)$ 与 $V_j(\omega)$ 分别为笛卡尔坐标系下对径向与角度窗口的等效。引入等间隔的斜率 $\tan\theta_l = 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} l (l = -2^{\lfloor j/2 \rfloor}, \dots, 2^{\lfloor j/2 \rfloor} - 1)$, 定义

$$\tilde{U}_{j,l}(\omega) = \tilde{W}_j(\omega) V_j(S_{\theta_l} \omega) \quad (6)$$

其中, S_θ 表示 θ 弧度的切变矩阵

$$S_\theta = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\tan\theta & 1 \end{pmatrix}, \quad (7)$$

则笛卡尔坐标系下的 Curvelet

$$\tilde{\varphi}_{j,l,k}(x) = 2^{3j/4} \tilde{\varphi}_j(S_{\theta_l}^T(x - S_{\theta_l}^{-T}b)) \quad (8)$$

其中, $b = (k_1 2^{-j}, k_2 2^{-j/2})$, $k = (k_1, k_2) \in \mathbf{Z}^2$ 。

对应的 Curvelet 变换为

$$\begin{aligned} c(j, l, k) &= \int \hat{f}(\omega) \tilde{U}_{j,l}(\omega) e^{i\langle S_{\theta_l}^T \omega, b \rangle} d\omega \\ &= \int \hat{f}(S_{\theta_l} \omega) \tilde{U}_j(\omega) e^{i\langle b, \omega \rangle} d\omega \end{aligned} \quad (9)$$

其中后面的表达式将剪切操作转移到 \hat{f} 。因此, 对二维离散信号 $f[t_1, t_2]$, 通过对其 Fourier 变换 $\hat{f}[n_1, n_2]$ 在不同尺度 j 与方向 θ_l 下的重采样, 即可在频域构成标

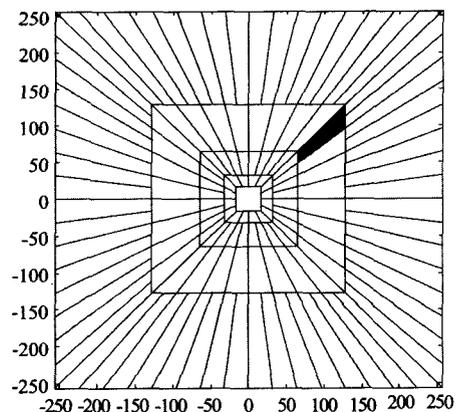


图 2 离散 Curvelet 变换的频域划分
Fig. 2 Discrete Curvelet tiling of the frequency plane

准矩形栅格,进而利用二维 IFFT 来计算 Curvelet 系数. 相应的二维离散 Curvelet 变换为

$$c^D(i, l, k) = \sum_{n_1, n_2 \in P_j} \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2] e^{i2\pi(k_1 n_1 / L_{1,j} + k_2 n_2 / L_{2,j})} \quad (10)$$

其中, $L_{1,j}$ 与 $L_{2,j}$ 分别对应于窗口 \tilde{U}_j 支集的高度与宽度.

2 红外与可见光图像融合方案

基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合方案如图 3 所示. 首先分别对红外图像 I^{IR} 与可见光图像 I^{VI} 进行 Curvelet 变换, 得到两幅原始图像在不同尺度与方向下的 Curvelet 系数 $\{C_{j_0}^{IR}(k_1, k_2), C_{j,l}^{IR}(k_1, k_2)_{l \geq j_0}\}$ 以及 $\{C_{j_0}^{VI}(k_1, k_2), C_{j,l}^{VI}(k_1, k_2)_{l \geq j_0}\}$; 然后根据红外与可见光传感器的物理特性, 对两幅图像的低频与高频系数分别采取不同的融合策略, 得到融合结果在各尺度与方向下的 Curvelet 系数 $\{C_{j_0}^{FU}(k_1, k_2), C_{j,l}^{FU}(k_1, k_2)_{l \geq j_0}\}$; 最后进行 Curvelet 逆变换, 得到融合图像 I^{FU} .

2.1 低频系数融合规则

在图像的 Curvelet 变换中, 低频子带包含了图像的主要能量, 在很大程度上决定了融合结果的质量. 另一方面红外与可见光传感器的成像机理也有所不同, 场景中同一目标在两种图像中的灰度分布特性往往存在较大差异, 甚至极性完全相反. 因此, 对低频系数沿用传统加权平均的融合规则通常不能获得满意的效果. 为此本文提出了一种基于红外与可见光传感器物理特性的低频系数融合规则.

红外图像中目标部分的热辐射特征较为显著, 其灰度值较之背景区域通常高出很多. 首先对红外图像的低频子带系数进行聚类分析, 然后定义该点属于目标部分的归一化信任度

$$\omega^{IR}(k_1, k_2) = \frac{\max\{[C_{j_0}^{IR}(k_1, k_2) - T^{IR}], 0\}}{\max_{m \in M, n \in N} [C_{j_0}^{IR}(k_1, k_2)] - T^{IR}} \quad (11)$$

其中, M, N 为低频子带的大小, T^{IR} 为分割阈值.

然而, 由于红外夜视图像中目标与背景区域的面积往往存在较大差异, 采用传统的聚类分析方法如 Otsu 算法会产生较大的分割误差. 针对这一问题, 本文使用 Otsu 局部递归分割算法^[5] 提取目标区域, 其基本思想是: 原始图像经一次 Otsu 分割后, 其结果图像包含背景与目标区域两部分, 若目标区域仍包含部分背景, 则接着对其进行 Otsu 分割, 依次递归, 直到得到较理想的分割图像为止. 该算法在每一次 Otsu 分割后, 均舍弃了灰度级较低且数量较多的背景像素点集, 既减少了下一次分割的计算量, 又使像素数量因素对分割结果的影响最小化^[6].

另一方面, 可见光图像反映了场景的边缘与纹理等细节信息, 因此对可见光图像的低频部分求取各点处的梯度值 G^{VI} , 并进行归一化处理:

$$\omega^{VI}(k_1, k_2) = \frac{G^{VI}(k_1, k_2)}{\max_{m \in M, n \in N} [G^{VI}(k_1, k_2)]} \quad (12)$$

综上所述, 基于传感器物理特性的归一化测度 ω^{IR} 与 ω^{VI} , 分别反映了相应的目标探测特性与边缘细节信息. 由此可得低频子带系数的融合规则

$$C_{j_0}^{FU}(k_1, k_2) = \alpha C_{j_0}^{IR}(k_1, k_2) + (1 - \alpha) C_{j_0}^{VI}(k_1, k_2) \quad (13)$$

$$\text{其中, } \alpha = \frac{\omega^{IR}(k_1, k_2)}{[\omega^{IR}(k_1, k_2) + \omega^{VI}(k_1, k_2)]}$$

2.2 高频系数的融合规则

对于红外与可见光图像在各尺度与方向下的高频子带系数, 本文采用了基于局部区域能量匹配的融合规则^[7]. 首先分别求取红外与可见光图像高频子带中各元素的局部区域能量测度

$$E_{j,l}(k_1, k_2) = \sum_{s \in S, t \in T} |C_{j,l}(k_1 + s, k_2 + t)|^2 \quad (14)$$

其中, S, T 为局部区域的大小. 然后计算各元素对应的局部区域匹配度

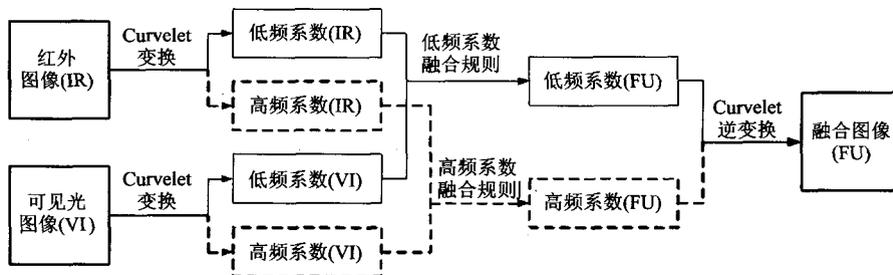


图 3 基于 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合方案
Fig. 3 Fusion scheme of infrared and visible images based on Curvelet transform

$$M_{j,l}^{IR,VI}(k_1,k_2) = \frac{2 \sum_{s \in S, t \in T} |C_{j,l}^{IR}(k_1+s, k_2+t) C_{j,l}^{VI}(k_1+s, k_2+t)|}{E_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) + E_{j,l}^{VI}(k_1,k_2)}, \quad (15)$$

如果 $M_{j,l}^{IR,VI} < T^M$ (T^M 为预设匹配度阈值), 则融合结果中相应的高频子带系数为

$$C_{j,l}^{FU}(k_1,k_2) = \begin{cases} C_{j,l}^{VI}(k_1,k_2), & E_{j,l}^{VI}(k_1,k_2) \geq E_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) \\ C_{j,l}^{IR}(k_1,k_2), & E_{j,l}^{VI}(k_1,k_2) < E_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) \end{cases}, \quad (16)$$

否则

$$C_{j,l}^{FU}(k_1,k_2) = \begin{cases} \beta C_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) + (1-\beta) C_{j,l}^{VI}(k_1,k_2), & E_{j,l}^{VI}(k_1,k_2) \geq E_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) \\ (1-\beta) C_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) + \beta C_{j,l}^{VI}(k_1,k_2), & E_{j,l}^{VI}(k_1,k_2) < E_{j,l}^{IR}(k_1,k_2) \end{cases}, \quad (17)$$

$$\text{其中 } \beta = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot \frac{1 - M_{j,l}^{IR,VI}(k_1,k_2)}{1 - T^M}.$$

3 实验结果与分析

为验证本文算法, 采用实拍且经配准的红外与可见光夜视图像进行试验. 首先对红外图像的低频子带进行聚类分析, 在此使用原始红外图像进行近似说明, 如图 4 所示. 由于图像中目标区域的面积远小于背景区域, 因此简单 Otsu 算法的分割结果存在较大的误差; 而 Otsu 局部递归分割算法能够由粗到精地逼近目标与背景间的最佳分割阈值, 经 3 次递归后即可得到较为准确的分割结果.

采用本文算法融合红外与可见光图像, 并将融合结果与现有典型算法的结果进行比较, 如图 5 所示. 图 5(a) 与图 5(b) 分别为原始的红外与可见光夜视图像, 图 5(c) 为基于梯度塔式分解的融合算法^[8]所得到的结果, 图 5(d) 为采用小波分解, 低频系数取平均、高频系数取模值极大的融合结果^[9], 图 5(e) 为采用小波分解并应用本文系数融合策略

的结果图像, 图 5(f) 为本文算法的融合结果.

从图 5 可以看出, 由于原始可见光图像中的局部照明较差, 图像中的人员几乎无法辨认, 但照明条件相对较好的建筑物等部分的边缘细节信息却较为丰富; 在红外图像中, 人员的热辐射特征十分明显, 但却无法表达场景中的细节信息. 各融合方法的结果对图像的视觉质量均有所改善. 基于梯度塔式分解的融合方法较好地保持了边缘细节信息, 比较符合人眼的视觉特性, 但同时也削弱了目标特征. 由于小波分解仅能逼近零维奇异性, 因此两种基于小波分解的融合算法均在一定程度上产生了块状效应; 而由于本文的系数融合方案对红外图像的低频子带进行了灰度聚类分析, 显然比简单低频平均、高频取大的规则更能突出具有较高热辐射的目标(人员)的特征. 本文算法的融合结果较好地消除了小波方法所引入的块状效应, 目标特征十分明显, 边缘、纹理等细节信息也得以保留, 视觉效果最佳.

采用信息熵 (Information Entropy, IE)、平均梯度 (Average Gradient, AG)、互信息 (Mutual Information, MI) 以及通用图像质量指标 (Universal Image Quality Index, UIQI) 等 4 项指标对各融合算法的结果进行分析. 其中信息熵反映了图像中信息的丰富程度, 熵值越大表明其平均信息量越高; 平均梯度反映了图像中的微小细节反差与纹理变化特征, 在一定程度上表征了图像的清晰度; 互信息体现了融合结果对原始图像信息的保持程度; 通用图像质量指标从相关信息损失、亮度扭曲及对对比度扭曲 3 个方面反映了融合结果与原始图像的相似程度^[10]. 此处对互信息与通用图像质量指标取融合结果对两幅原始图像的量测均值. 表 1 给出了 4 种融合算法的各项性能指标. 可以看出, 本文算法在各项指标上均优于其它 3 种融合方法, 这与对融合结果视觉质量的评价是一致的.

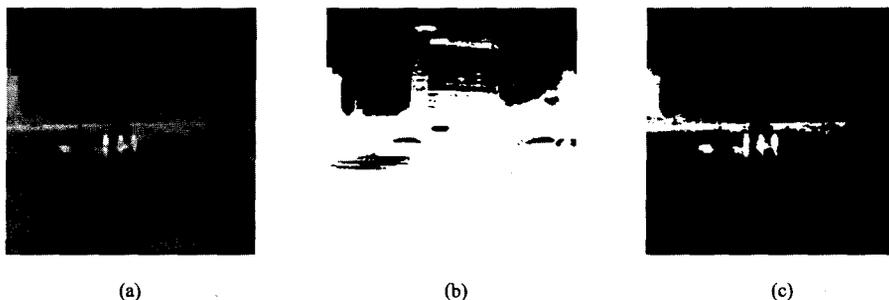


图 4 红外图像及分割结果 (a) 红外图像 (b) Otsu 方法的分割结果 (c) 第三次局部递归的分割结果

Fig. 4 Infrared image and segmentation results (a) infrared image (b) segmentation result by Otsu method (c) segmentation result by local recursive method thirdly

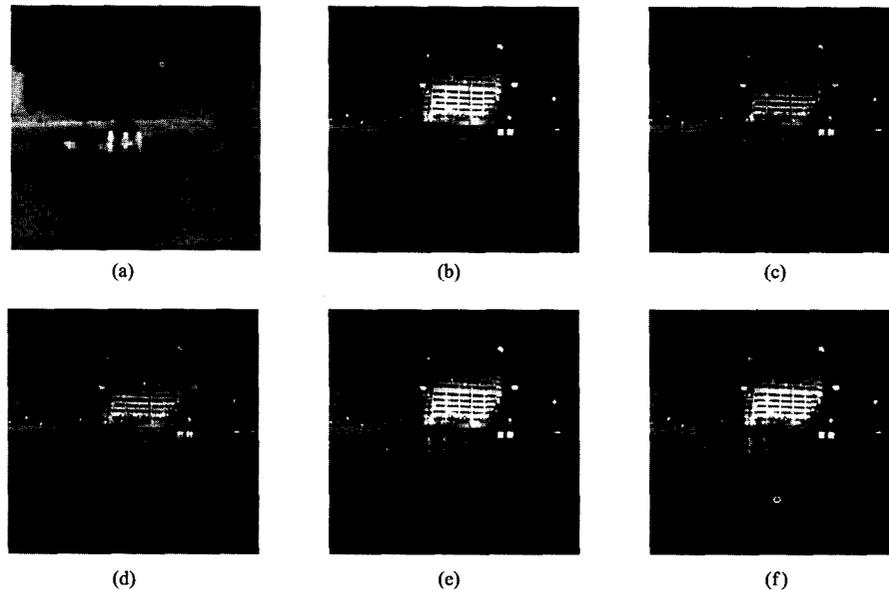


图5 原始图像及融合结果 (a)红外图像 (b)可见光图像 (c)梯度金字塔方法的融合结果 (d)简单小波方法的融合结果 (e)小波方法的融合结果 (f)本文方法的融合结果

Fig. 5 Source images and fusion results (a)infrared image (b)visible image (c)fusion result by gradient-pyramid-based method (d)fusion result by simple wavelet-based method (e)fusion result by wavelet-based method (f)fusion result by the proposed method

表1 不同融合算法的性能

Table 1 Performance of different fusion methods

	IE	AG	MI	UIQI
梯度金字塔方法	6.1631	4.3923	1.6201	0.7752
简单小波方法	6.1610	4.2685	1.7044	0.7730
小波方法	6.2881	4.7199	2.2517	0.7949
本文方法	6.3252	4.9342	2.5094	0.8039

4 结语

本文提出了一种基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合算法. 针对红外与可见光图像的物理特性, 对 Curvelet 变换后的低频系数分别依据目标探测特性与边缘细节信息确定其融合权值, 对高频系数采用基于区域能量匹配的选择与加权相结合的融合策略. 实验结果表明, 该算法良好地保持了红外图像的目标特征与可见光图像的细节信息, 有效地避免了基于小波变换的融合算法所带来的块状效应, 在视觉效果与性能指标上均优于现有的基于塔式分解与小波分解的典型算法.

REFERENCES

- [1] Toet A, Ijspeert J K, Waxman A M, et al. Fusion of visible and thermal imagery improves situational awareness [J]. *Displays*, 1997, 18(2): 85—95.
- [2] DENG Lei, CHEN Yun-Hao, LI Jing. Controllable remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邓磊, 陈云浩, 李京. 一种基于小波变换的可调节遥感影像融合方法. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(1): 34—38.
- [3] Otazu X, Gonzalez-Audicana M, Fors O, et al. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(10): 2376—2385.
- [4] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms [J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2006, 5(3): 861—899.
- [5] WANG Guo-You, ZOU Yu-Lan, LING Yong. An algorithm for saliency-based local recursive OTSU segmentation [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)* (汪国有, 邹玉兰, 凌勇. 基于显著性的 OTSU 局部递归分割算法. *华中科技大学学报 (自然科学版)*), 2002, 30(9): 57—59.
- [6] ZHANG Tian-Xu, ZHAO Guang-Zhou, WANG Fei, et al. Fast recursive algorithm for infrared ship image segmentation [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张天序, 赵广州, 王飞, 等. 一种快速递归红外舰船图像分割新算法. *红外与毫米波学报*), 2006, 25(4): 295—300.
- [7] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion [C]. *Proceedings of 4th International Conference on Computer Vision*. Berlin: Germany, 1993: 173—182.
- [8] LIU Gui-Xi, ZHAO Shu-Guang, YANG Wan-Hai. Multi-sensor image fusion scheme based on gradient pyramid decomposition [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser* (刘贵喜, 赵曙光, 杨万海. 基于梯度塔形分解的多传感器图像融合. *光电子 · 激光*), 2001, 12(3): 293—296.
- [9] Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1855—1872.
- [10] Zhou Wang, Bovik A C. A universal image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(3): 81—84.