

文章编号: 1001-9014(2007)06-0476-05

一种基于非采样 Contourlet 变换红外图像与 可见光图像融合算法

张 强, 郭宝龙

(西安电子科技大学机电工程学院 智能控制与图像工程研究所, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对同一场景红外图像与可见光图像的融合问题, 提出了一种基于非采样 Contourlet 变换 (Nonsampled Contourlet Transform, NSCT) 图像融合算法. 算法首先采用 NSCT 对源图像进行多尺度、多方向分解, 得到低频子带系数和各带通方向子带系数. 然后, 针对低频子带系数的选择, 提出了一种基于红外图像与可见光图像物理特征的“加权平均”系数选择方案; 针对各带通方向子带系数的选择, 结合人眼视觉特性, 提出了一种基于区域能量匹配的系数选择方案, 得到融合图像的 NSCT 系数. 最后经过 NSCT 逆变换得到融合图像. 实验结果表明该算法可获得理想的融合图像, 其融合效果优于传统的基于离散小波变换以及离散小波框架变换的图像融合算法.

关键词: 图像融合; 非采样 Contourlet 变换; 物理特征; 区域能量匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

FUSION OF INFRARED AND VISIBLE LIGHT IMAGES BASED ON NONSUBSAMPLED CONTOURLET TRANSFORM

ZHANG Qiang, GUO Bao-Long

(ICIE Institute, School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Focusing on the fusion problem of infrared and visible light images with the same scene, a novel multi-sensor image fusion algorithm based on the nonsampled contourlet transform (NSCT) was proposed. Firstly, the NSCT was performed on the source images at different scales and directions, thus the low frequency subband coefficients and varieties of directional bandpass subband coefficients were obtained. Secondly, for the low frequency subband coefficients, a 'weighted averaging' scheme based on the physical features of infrared images and visible light images was presented; while for the bandpass directional subband coefficients, a selection principle based on the local energy matching was developed, which was also consistent with the characteristics of the human vision system. Finally, the fused image was obtained by performing the inverse NSCT on the combined coefficients. Quantitative and qualitative analysis of the experimental results demonstrate that the proposed approach performs significantly better than the traditional methods based on the discrete wavelet transform and the discrete wavelet frame transform.

Key words: image fusion; nonsampled contourlet transform (NSCT); physical feature; local area energy matching

引言

图像融合就是综合利用各成像传感器得到的不同图像的互补信息和冗余信息, 获得对该场景更为全面、准确的图像描述^[1]. 图像融合技术已经应用在军事、遥感、医学图像处理、自动目标识别以及计算机视觉等领域.

近年来, 基于多尺度分解的图像融合算法作为一类非常重要的融合算法已经广泛应用于图像融合领域中, 并取得了巨大的成功^[2]. 图像的多尺度分解和重构工具以及融合规则是此类算法中两个至关重要的因素, 直接影响着融合图像的效果. 常用的图像多尺度分解和重构工具有金字塔变换 (包括拉普拉斯金字塔变换、比率低通金字塔变换和梯度金字

收稿日期: 2006-11-09, 修回日期: 2007-05-20

Received date: 2006-11-09, revised date: 2007-05-20

基金项目: 国家自然科学基金(60572152)和国家高新技术研究发展计划(863 计划, 2006AA01Z127)资助项目

作者简介: 张 强 (1979-), 男, 山东枣庄人, 讲师, 西安电子科技大学在读博士研究生, 研究方向为图像的多尺度几何分析及其在图像融合中的应用.

塔变换)^[3-5]和小波变换^[6-8].通常,基于小波变换的图像融合算法性能优于基于金字塔变换的图像融合算法^[6].然而,大部分基于小波变换的图像融合算法主要研究如何选择融合图像的小波系数(高频子带系数),而对于尺度系数(低频子带系数)直接采用“平均法”处理,从而在一定程度上降低了融合图像的对比度.同时,采用二维小波变换对图像进行分析时,无法对图像进行稀疏表示,也无法精确表达图像边缘的方向,在融合图像中容易引入“人为”效应或高频噪声,从而降低了融合图像的视觉效果^[9].

本文提出了一种基于非采样 Contourlet 变换^[10]图像融合算法,并根据源图像的物理特性以及人眼视觉特性,详细讨论了低频子带系数和各带通方向子带系数的融合规则.最后将算法运用于红外图像与可见光图像融合实验中,实验结果表明该算法能够很好地将源图像中的有用信息提取并注入到融合图像中,得到具有更好视觉效果和更优化量化指标的融合图像.

1 非采样 Contourlet 变换^[10]

非采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)是在 Contourlet 变换^[11]的基础上提出的.相对于 Contourlet 变换,NSCT 在图像的分解和重构过程中,取消了降采样(Downsampler)和上采样(Upsampler)环节,从而使得 NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性和方向特性外,还具有平移不变特性(Shift-invariance).

NSCT 首先采用非采样塔式滤波器组(Nonsubsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB)获得图像的多尺度分解,然后采用非采样方向滤波器组(Nonsubsampled Directional Filter Bank, NSDFB)对得到的各尺度子带图像进行方向分解,从而得到不同尺度、方向子带图像(系数).

NSCT 采用的 NSPFB 为一组二通道非采样滤波器.为了实现图像的多尺度分解,与一维“à trous”小波算法^[12]相似,反复采用 NSPFB 对图像进行分解,每一级所采用的滤波器是对上一级所采用的滤波器按采样矩阵 $D = 2I = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 进行采样得到的.

图 1 给出了 NSCT 中 3 级塔式分解结构示意图.图像经 k 级非采样塔式分解后,可得到 $k+1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像.

NSCT 中所采用的 NSDFB 是一组频响特性为扇形形状的二通道非采样滤波器组,如图 2 中 $U_0(z)$ 、 $U_1(z)$ 所示.为了获得更多方向分解,NSCT 也是通

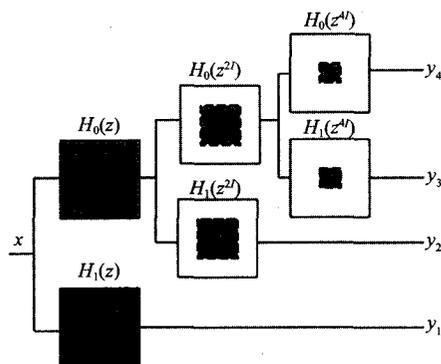


图 1 3 级塔式滤波器分解结构示意图
Fig. 1 Three-stage pyramid decomposition

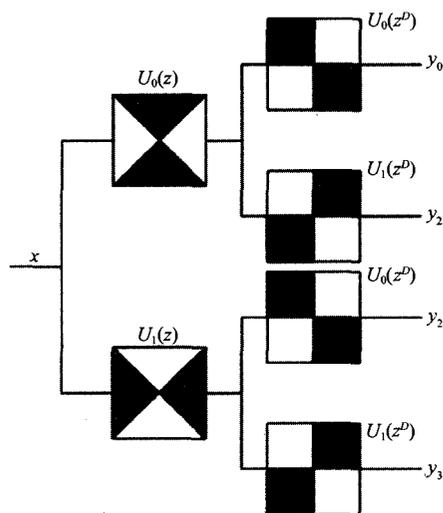


图 2 采用二通道扇形滤波器组实现四通道非采样方向滤波结构示意图
Fig. 2 Four-channel nonsubsampled directional filter bank constructed with two-channel fan filter banks

过反复采用二通道方向滤波器组进行方向滤波实现的.每一级中采用的滤波器是通过对上一级中采用的滤波器按采样矩阵 $D = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 采样得到的.图 2 给出了对某一尺度下子带图像采用二通道方向滤波器组进行 2 级方向分解以实现四通道方向分解的结构示意图.如果对某尺度下子带图像进行 l 级方向分解,可得到 2^l 个与原始输入图像尺寸大小相同的方向子带图像.图像经 J 级 NSCT 分解后可得到 1 个低频子带图像和 $\sum_{j=1}^J 2^{l_j}$ 个带通方向子带图像,其中 l_j 为尺度 j 下的方向分解级数.

NSCT 继承了 Contourlet 变换的多尺度、多方向以及良好的空域和频域局部特性,变换后能量更加集中,能够更好地捕捉和跟踪图像中重要的几何特征,

因此,将 NSCT 运用到融合领域中,能够为融合图像提供更多的有用信息.同时,由于 NSCT 分解和重构中不存在降采样和上采样环节,因此图像的分解和重构过程中不具有频率混叠项,因而滤波器的设计自由度更大,也使得 NSCT 具有平移不变性(Shift-invariance)以及得到各级子带图像与源图像具有尺寸大小相同等特性,在融合过程中能够有效减少配准误差对融合结果的影响以及较容易找到各个子带图像之间的对应关系,从而有利于融合运算的实现^[13].因此本文将 NSCT 运用于图像融合领域中,提出了一种基于 NSCT 红外图像与可见光图像融合算法.

2 基于非采样 Contourlet 变换红外图像与可见光图像融合算法

假设在图像融合之前,红外图像与可见光图像已经经过严格的空配准.本文提出的基于 NSCT 图像融合算法可具体分为如下几个步骤(以两幅图像为例):首先采用 NSCT 将可见光图像 I_{vi} 和红外图像 I_{ir} 分别进行分解,得到图像 I_{vi} 、 I_{ir} 各自的 NSCT 系数 $\{C_{j_0}^{I_{vi}}(m,n), C_{j,l}^{I_{vi}}(m,n) (j \geq j_0)\}$ 和 $\{C_{j_0}^{I_{ir}}(m,n), C_{j,l}^{I_{ir}}(m,n) (j \geq j_0)\}$,其中 $C_{j_0}^{I_{vi}}(m,n)$ 为低频子带系数, $C_{j,l}^{I_{vi}}(m,n)$ 为各带通方向子带系数;然后,采用一定的融合规则得到融合图像 F 的 NSCT 系数 $\{C_{j_0}^F(m,n), C_{j,l}^F(m,n) (j \geq j_0)\}$;最后再进行 NSCT 逆变换得到融合图像 F.

下面本文将针对红外图像与可见光图像的融合,详细讨论各子带系数的融合规则.

2.1 低频子带系数融合规则

图像的低频成分包含了图像的主要能量,决定了图像的轮廓.可见光成像传感器与红外成像传感器是根据不同的机理成像的.前者主要是根据物体的光谱反射特性成像,而后者主要是根据物体的热辐射特性成像.因而,通常可见光图像很好地描述了场景的环境信息,而红外图像很好地给出了目标的存在特性.但在特殊情况下这两种图像局部区域内往往表现出极性相反的特点.因而对低频子带系数的组合,如果仅仅采用简单的“平均法”,而没有考虑红外图像与可见光图像各自的物理特征,会在一定程度上降低融合图像的对比度,从而使得源图像中的一些有用信息丢失.因此我们提出了一种基于红外图像与可见光图像物理特征的“加权平均”系数选择方案,如式(1)所示.

$$C_{j_0}^F(m,n) = w_l(m,n) \times C_{j_0}^{I_{vi}}(m,n)$$

$$+ w_2(m,n) \times C_{j_0}^{I_{ir}}(m,n) \quad , \quad (1)$$

其中, $w_1(m,n) = \frac{w_{vi}(m,n)}{w_{vi}(m,n) + w_{ir}(m,n)}$, $w_2(m,n) = \frac{w_{ir}(m,n)}{w_{vi}(m,n) + w_{ir}(m,n)}$,且 $w_{vi}(m,n)$ 、 $w_{ir}(m,n)$ 定义如式(2)和式(3)所示,用来表征可见光图像和红外图像各自的物理特征.

$$w_{vi}(m,n) = \frac{\bar{m}_{vi}^L(m,n) \times (1 + \sigma_{vi}^L(m,n))}{\max_{(m,n)} (\bar{m}_{vi}^L(m,n) \times (1 + \sigma_{vi}^L(m,n)))} \quad , \quad (2)$$

$$m_{ir}(m,n) = \frac{|\bar{m}_{ir}^L(m,n) - \bar{m}_{ir}| / (1 + \sigma_{ir}^L(m,n))}{\max_{(m,n)} (|\bar{m}_{ir}^L(m,n) - \bar{m}_{ir}| / (1 + \sigma_{ir}^L(m,n)))} \quad , \quad (3)$$

$\bar{m}_{vi}^L(m,n)$ 、 $\bar{m}_{ir}^L(m,n)$ 分别表示可见光图像和红外图像的局部区域均值, $\sigma_{vi}^L(m,n)$ 、 $\sigma_{ir}^L(m,n)$ 分别表示相应的局部区域方差, \bar{m}_{ir} 表示红外图像整体均值.式(2)表示对于可见光图像,如果其局部区域均值和局部区域方差越大,表明该局部区域具有更多的背景信息,因而对融合图像的贡献也就越大;式(3)表示对于红外图像,如果其局部区域均值相对整体均值差异越大,并且该局部区域方差越小,表明该区域为目标的可能性也就越大,从而对融合图像的贡献也就越大.

2.2 带通方向子带系数融合规则

对于各带通方向子带系数,我们采用了基于局部区域能量匹配的“加权平均”与选择相结合的系数选择方案^[2].首先计算两幅图像相应局部区域的能量 $E_{j,l}^{I_{vi}}$ 和 $E_{j,l}^{I_{ir}}$,即

$$E_{j,l}^{I_{vi}}(m,n) = \sum_{i=-(N_1-1)/2j}^{(N_1-1)/2} \sum_{j=-(M_1-1)/2}^{(M_1-1)/2} |C_{j,l}^{I_{vi}}(m+i,n+j)|^2 \quad , \quad (4)$$

式中, $E_{j,l}^{I_{vi}}(m,n)$ 表示 j 尺度以及 l 方向下子带系数的局部区域能量, $N_1 \times M_1$ 定义了局部区域的大小.然后按照式(5)计算两幅图像对应局部区域的匹配度 $S_{j,l}(m,n)$;最后再按式(6)和式(7)确定融合图像的各带通方向子带系数.如果 $S_{j,l}(m,n) < \alpha$,则按照式(6)进行选择,如果 $S_{j,l}(m,n) \geq \alpha$,则按照式(7)进行加权平均得到带通方向子带系数.其中, α 为一匹配度阈值(通常取 0.5 ~ 1),权系数 $w_{j,l}^{\min}(m,n)$ 、 $w_{j,l}^{\max}(m,n)$ 定义如式(8)所示.式(6)、式(7)表明,当两幅图像的相关性较强时,就采用加权平均的方法,当两幅图像的相关性较弱时,就选择局部能量较大的系数,这种选择原则在一定程度上符合人眼对较显著的点比较敏感这一事实,因而能够获得较好的融合效果.

$$S_{j,l}(m,n) = \frac{2 \sum_{i=-(N_1-1)/2j}^{(N_1-1)/2} \sum_{j=-(M_1-1)/2}^{(M_1-1)/2} |C_{j,l}^{I_{vi}}(m+i,n+j) C_{j,l}^{I_{ir}}(m+i,n+j)|}{E_{j,l}^{I_{vi}}(m,n) + E_{j,l}^{I_{ir}}(m,n)} \quad , \quad (5)$$

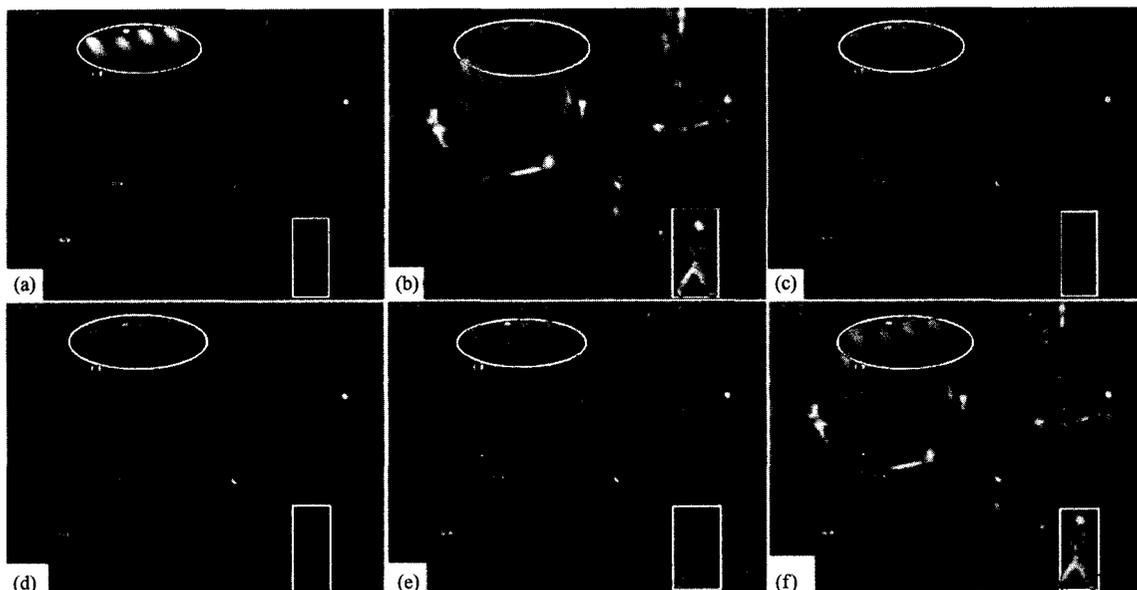


图 3 测试图像及其融合结果(a)可见光图像(b)红外图像(c)DWT 融合算法结果(d)DWFT 融合算法结果(e)NSCT 融合算法结果(平均与模值取大的融合规则)(f)本文提出的融合算法结果

Fig. 3 Test images and Fusion results(a) visible image(b)infrared image(c)fusion result of the DWT-based method(d)fusion result of the DWFT-based method(e)fusion result of the NSCT-based method (simple fusion rules)(f)fusion result of the proposed method

$$C_{j,l}^F(m,n) = \begin{cases} C_{j,l}^{vi}(m,n) & E_{j,l}^{vi}(m,n) > E_{j,l}^{ir}(m,n) \\ C_{j,l}^{ir}(m,n) & E_{j,l}^{vi}(m,n) < E_{j,l}^{ir}(m,n) \end{cases}, \quad (6)$$

$$C_{j,l}^F(m,n) = \begin{cases} w_{j,l}^{\max}(m,n)C_{j,l}^{vi}(m,n) + w_{j,l}^{\min}(m,n)C_{j,l}^{ir}(m,n) & E_{j,l}^{vi}(m,n) \geq E_{j,l}^{ir}(m,n) \\ w_{j,l}^{\min}(m,n)C_{j,l}^{vi}(m,n) + w_{j,l}^{\max}(m,n)C_{j,l}^{ir}(m,n) & E_{j,l}^{vi}(m,n) < E_{j,l}^{ir}(m,n) \end{cases}, \quad (7)$$

$$w_{j,l}^{\min}(m,n) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left[\frac{1 - S_{j,l}(m,n)}{1 - \alpha} \right],$$

$$w_{j,l}^{\max}(m,n) = 1 - w_{j,l}^{\min}(m,n). \quad (8)$$

3 融合效果仿真实验及性能评价

图 3(a)和图 3(b)为一组同一场景的可见光与红外图像.为了更好地进行比较,本文采用了四种融合算法进行比较.前三种分别为采用离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)、离散小波框架变换(Discrete wavelet frame transform, DWFT)以及 NSCT 作为图像的多尺度分解和重构工具,均采用简单的低频系数取平均,高频子带系数模值取大的融合规则,以验证不同图像的多尺度分解和重构工具对融合性能的影响.第四种算法为本文提出的融合算法,进一步验证融合规则对融合性能的影响.图 3(c)~图 3(f)给出了不同融合算法的融合结果.

从融合结果中可以看出,4 种融合算法都能够很好保留了可见光图像中的背景信息与红外图像的

目标信息.但通过仔细比较可以看出,采用基于 DWT 的融合算法得到的融合图像中引入了比较明显的“虚影”,如图 3(c)中的标注的区域.而在图 3(d)和图 3(e)中,尤其是在图 3(e)中,这种“虚影”得到了很好的消除.这主要是由于 NSCT、DWFT 相对于 DWT 在分解和重构过程中取消了降采样和上采样环节,从而避免了图像分解和重构过程中频率混叠效应的引入.而 NSCT 相对于 DWFT 具有更好的稀疏表达能力,能将图像中的边缘等特征用较少的稀疏表示,变换后能量更加集中,更利于捕捉和跟踪图像中的重要特征,因此能够得到更好的融合效果.相对于图 3(e),采用本文提出的融合算法得到的融合图像图 3(f)视觉效果更好,更好地保留了输入图像中的边缘细节信息和轮廓信息,“虚影”也得到了很好的消除.这主要是因为本文所提出的融合规则对红外图像与可见光图像的物理特征进行了恰当地表征,以及结合了人眼对显著点比较敏感这一视觉特性,从而得到了很好的融合效果.

为了更好地对融合性能进行评价,本文还采用信息熵(E)、平均梯度 \bar{G} ^[9]以及文献[14]所提出的融合性能评价算子进行客观评价.图像的信息熵值是反映图像信息丰富程度的一个重要指标,熵值的大小表示了图像所含的平均信息量的多少.图像的平均梯度可敏感地反映融合图像的清晰度,空间平均梯度越大,说明融合图像越清晰.而文献[14]给出了融合

表 1 图像融合结果性能评价

Table 1 Performance of image fusion results

Method	E	\bar{G}	$Q(I_{vi}, F)$	$Q(I_{ir}, F)$	$Q(I_{vi}, I_{ir}, F)$	$L(I_{vi}, I_{ir}, F)$
DWT-based Method	6.0570	0.1013	0.3001	0.2017	0.5018	0.3565
DWFT-based Method	6.0143	0.0930	0.3177	0.2194	0.5371	0.3747
NSCT-based Method (simple fusion rules)	6.1734	0.1026	0.3821	0.2211	0.6032	0.2915
Proposed Method	6.7182	0.1119	0.4468	0.2149	0.6616	0.2172

图像相对于源图像信息保留量和信息丢失量大小的一种性能评价算子,具体见文献[14].我们用 $Q(I_{vi}, F)$ 、 $Q(I_{ir}, F)$ 分别表示融合图像 F 相对于可见光图像 I_{vi} 和红外图像 I_{ir} 的信息保留量, $Q(I_{vi}, I_{ir}, F)$ 、 $L(I_{vi}, I_{ir}, F)$ 分别表示融合图像相对于两种输入图像的整体信息保留量和信息丢失量. $Q(I_{vi}, F)$ 、 $Q(I_{ir}, F)$ 、 $Q(I_{vi}, I_{ir}, F)$ 值越大表明融合图像从源图像中提取的信息越多, $L(I_{vi}, I_{ir}, F)$ 值越小,表明融合图像相对与源图像丢失的信息越少,从而表示融合性能越高.

表 1 给出了 4 种融合算法的性能比较数据. 从表 1 的实验数据可以看出,相对于基于小波变换的图像融合算法(算法 1 和算法 2),基于 NSCT 的图像融合算法(算法 3 和算法 4),尤其是本文提出的融合算法,能够从源图像中提取更多的有用信息并注入到融合图像中,得到更高性能的融合图像.

4 结语

作为一种新的图像多尺度几何分析工具, NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性以及多方向特性,能够更好地捕捉图像的几何特征,还具有平移不变特性,分解得到的各子带图像与源图像都具有相同大小等特点. 因此,将 NSCT 应用到图像融合领域中,能够为融合图像提供更多的信息,还能够有效减少配准误差对融合性能的影响,以及较容易找到各子带图像之间的对应关系,便于融合运算的实现. 据此,本文提出了一种基于 NSCT 红外图像与可见光图像融合算法,并根据红外图像与可见光图像各自的图像物理特征以及人眼的视觉特性,详细讨论了低频子带系数和各带通方向子带系数的融合规则. 实验结果表明该融合算法能够很好地将红外图像与可见光图像中的重要信息提取并注入到融合图像中,并且还能够有效避免“人为”效应或高频噪声的引入,得到具有更好视觉效果和更优化指标的融合图像.

REFERENCES

[1] WANG Hong, JING Zhong-Liang, LI Jian-Xun. An image

- fusion approach based on object region [J]. *Chinese Journal of Lasers* (王宏, 敬忠良, 李建勋. 一种基于目标区域的图像融合新算法. *中国激光*), 2005, 32(3): 351—355.
- [2] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. *Proc. IEEE*, 1999, 87(8): 1315—1326.
- [3] Burt P J, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. *IEEE Trans. Commun.*, 1983, 31(4): 532—540.
- [4] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, 9: 245—253.
- [5] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion [C]. 1993 *IEEE 4th Int. Conf. Computer Vision, Berlin, German*, 1993, 4: 173—182.
- [6] Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37: 1855—1872.
- [7] LIU Gui-xi, YANG Wan-Hai. Image fusion scheme of pixel-level and multi-operator for infrared and visible light images [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘贵喜, 杨万海. 一种像素级多算子红外与可见光图像融合方法. *红外与毫米波学报*), 2001, 20(3): 207—210.
- [8] CHAO Rui, ZHANG Ke, LI Yan-Jun. An image fusion algorithm using wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Electronics* (晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法. *电子学报*), 2004, 32(5): 750—753.
- [9] ZHANG Qiang, GUO Bao-Long. Fusion of multisensor images based on the curvelet transform [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser* (张强, 郭宝龙. 一种基于 Curvelet 变换多传感器图像融合算法. *光电子·激光*), 2006, 17(9): 1123—1127.
- [10] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089—3101.
- [11] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091—2106.
- [12] Shensa M J. The discrete wavelet transform: Wedding the trous and Mallat algorithms [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1992, 40(10): 2464—2482.
- [13] LI Zhen-Hua, JING Zhong-Liang, SUN Shao-Yuan, et al. Remote sensing image fusion based on steerable pyramid frame transform [J]. *Acta Optica Sinica* (李振华, 敬忠良, 孙韶媛, 等. 基于方向金字塔框架变换的遥感图像融合算法. *光学学报*), 2005, 25(5): 598—602.
- [14] Petrovic V, Xydeas C S. Objective image fusion performance characterisation [C]. 2005 *IEEE 10th Int. Conf. Computer Vision, Beijing, China*, 2005, 2: 1866—1871.