

非降采样 Contourlet 域方向区域 多聚焦图像融合算法

孙 伟, 郭宝龙, 陈 龙

(西安电子科技大学 机电工程学院, 西安 710071)

摘要:提出了一种基于方向区域特性的非降采样 Contourlet 域多聚焦图像融合算法。算法将图像进行非降采样 Contourlet 变换为不同方向的高低频子带, 低频子带和高频子带中分别采用方向区域的方差匹配度和能量作为融合规则, 其中方向区域与当前子带分解方向保持一致, 最后, 通过反变换得到融合图像。实验结果表明, 本文提出的方向区域方法能够更好地体现二维图像中的曲线或直线状边缘特征。将现有的融合算法和本文所提算法进行了主观和客观的对比, 结果表明, 基于非降采样 Contourlet 变换的方向区域特性的图像融合算法是一种有效可行的图像融合算法。

关键词:图像融合; 非降采样 Contourlet 变换; 多聚焦; 方向区域

中图分类号:TP941 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5497(2009)05-1384-06

Multifocus image fusion algorithm based on directional window statistics in nonsubsamped contourlet domain

SUN Wei, GUO Bao-long, CHEN Long

(School of Mechano-Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A multifocus image fusion algorithm based on directional windows statistics in nonsubsamped contourlet domain is developed. First, source images are decomposed to the domains of nonsubsamped contourlet transform. Then, the image fusion is implemented in subbands with different scales and directions combining with regional statistics. Regional variance and local energy are adopted as the fusion rules in lowpass and highpass subbands, respectively. Finally, the fused image is obtained through inverse transform. Experimental results show that the directional windows in nonsubsamped contourlet can detect the image features more effectively and the fused image has better subjective visual effect. Comparison indicates that the proposed algorithm outperforms the traditional gradient pyramid algorithm and the wavelet based algorithm in terms of the fusion quality index.

Key words: image fusion; nonsubsamped Contourlet transform; multifocus; directional windows

收稿日期: 2007-10-05.

基金项目: “863”国家高技术研究发展计划项目(2006AA01Z127); 国家自然科学基金项目(60572152).

作者简介: 孙伟(1980-), 男, 博士研究生. 研究方向: 视网膜建模的关键技术研究及嵌入式系统实现.

E-mail: sunweitom@tom.com

目前,多聚焦图像融合的方法主要有基于金字塔形分解的融合方法和基于小波变换的融合方法^[1-5]。由于塔形分解结构中不同分辨率的细节信息彼此相关,算法稳定性较差。而经正交小波变换得到的各子带数据分别落在相互正交的子空间中,所以不同分辨率、不同子空间的细节信息相关性减小,因此能克服金字塔形分解融合技术的不足。但是,由一维小波张成的二维离散小波变换只具有有限个方向,不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像^[6]。

近几年发展起来的多尺度几何分析工具兼具多分辨和时频局部化特性,在图像融合中获得了广泛的应用^[6-9]。传统方法在对源图像进行系数选取时,仅仅利用了像素区域特性^[10-17],而忽略了区域的方向信息,因此无法精确融合二维图像中的曲线状或直线状边缘特征,且降采样和上采样环节的存在,缺乏平移不变特性(Shift-invariance),存在频谱混叠现象,表现为吉布斯效应,在一定程度上影响了其在图像去噪、图像增强以及图像融合等领域中的应用。

本文将具有平移不变性的非降采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled Contourlet Transform: NSCT)引入图像融合,根据 NSCT 分解方向子带特点^[7],即分解获得的变换域都具有特定的方向信息,变换系数就是能量在不同方向上的聚类。使用与 NSCT 分解方向子带匹配的方向区域^[8,18],提出了一种新的基于方向区域特性的 NSCT 域图像融合算法(简称 NDRIF 算法),对 NSCT 分解后的低频及高频子带进行融合操作,在低频使用区域方差作为清晰度度量,采用方向窗能量作为高频子带的融合标准。实验表明,本文 NDRIF 算法在主、客观质量上都获得了较大的提高。

1 非降采样 Contourlet 变换

小波变换表示图像时,图像边界的方向信息非常有限,Do 等^[8]提出了一种称为 Contourlet 的有效的图像表示方法。Contourlet 变换将多尺度分析和方向分析分开进行,首先利用拉普拉斯金字塔(Laplacian pyramid, LP)变换对图像进行多尺度分解,原始图像经一级 LP 分解可产生一个低通子带图像低频分量和一个带通子带图像高频分量,以后每级 LP 分解都可在低通子带图像上迭代进行,通过 LP 分解可有效“捕获”图像中的

奇异点;接着对每一级 LP 分解所获得的高频分量采用方向滤波器组(Directional filter bank, DFB)进行方向分解;最后将分布在同方向上的奇异点连接成轮廓段。Contourlet 变换最终以类似于轮廓段的基结构逼近源图像,这也是其被称为 Contourlet 的原因。但是,Contourlet 变换不具备移不变性,图像处理时,奇异点周围会引入伪吉布斯现象。

NSCT 与 Contourlet 变换一样,也是采用由 LP 变换与 DFB 所构成的双迭代滤波器组结构^[9],图 1(a)为非下采样 Contourlet 总体结构图,由 2 个具有移不变性的部分组成:①非降采样金字塔分级;②非降采样方向滤波器组。该结构将 2D 频域切分成如图 1(b)所示的楔形方向子带。

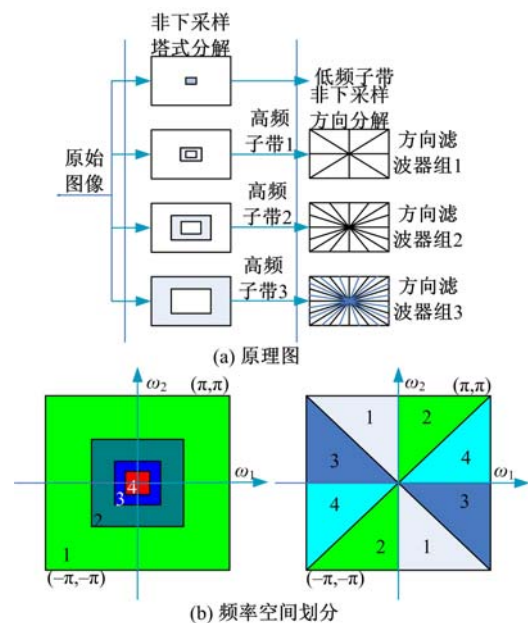


图 1 非降采样 Contourlet 变换原理图

Fig. 1 Contourlet transform decomposition framework

NSCT 与 Contourlet 变换的区别在于: NSCT 采用的是非降采样金字塔和非降采样 DFB^[7],利用 Z 变换的等效移位性质,去掉了 LP 分解和 DFB 分解中信号经分析滤波后的下采样抽取以及综合滤波前的上采样插值,而改为对相应的滤波器进行上采样,再对信号进行分析滤波和综合滤波。这种算法类似 trous 小波变换算法。由于没有上采样和下采样,所有的分解子带都与源图像的大小相同,从而使 NSCT 获得平移不变性。可见,NSCT 不仅能将图像各频带区分开,且多向和平移不变性使其细节保护能力增强。

2 方向区域定义

基于 NSCT 的图像融合意义在于, NSCT 继承了小波变换优良的空域和频域局部特性, 但对图像几何特征的表达能力比小波变换更强。其原因在于小波变换只具有有限的方向性: 水平、垂直、对角, 是各向同性的; 而 NSCT 具有任意角度的方向性, 是各向异性的。因此, NSCT 具有更强的表达图像中“沿”边缘信息的能力。

变换域的融合规则主要分为基于像素和基于邻域特征, 由人类视觉系统特性可知, 人眼对单个像素的灰度取值并不敏感, 图像清晰与否是由区域内像素共同体现的^[13-15]。因此, 基于像素的规则存在一定的局限性。基于邻域特征的规则是计算某位置处邻域的方差、能量、梯度等特征, 该特征能反映该处是否为图像的重要信息, 作为一种测度来指导该位置处的系数选取, 邻域大小一般选取窗口。图 2 为 Zoneplate 图像的非将采样 Contourlet 变换的实例频率划分以及某尺度的 4

域支撑区间为长宽比可变的“长条形”结构, 且 NSTC 具有平移不变性, 因此基于方向区域的算法能更好地匹配多尺度几何分析的特性, 椭圆形方向窗口可以定义为

$$W(r, a, \theta) = \left\{ (m, n) : \left[\frac{\sin^2 \theta}{a^2} + a^2 \cos^2 \theta \right] m^2 + \frac{a^4 - 1}{a^2} \sin 2\theta mn + \left[\frac{\cos^2 \theta}{a^2} + a^2 \sin^2 \theta \right] n^2 \leq r^2 \right\} \quad (1)$$

式中: r, a, θ 分别为窗口的大小、形状以及主轴方向。

3 多聚焦图像融合算法

3.1 图像融合框架

将非降采样 Contourlet 引入图像融合, 本文提出了基于方向区域特性的非降采样 Contourlet 域多聚焦图像融合算法, 算法流程如图 3 所示。

(1) 非降采样 Contourlet 分解

将精确配准的源图像 A 和 B 进行非降采样 Contourlet 变换, 得到相应的系数集合。设源图像为 A, B, 使用 J 级 LP 分解, 每个尺度上的方向数分别为 l_j , 则源图像的分解过程为

$$A(x, y) \rightarrow (b_1^{(A)}, b_2^{(A)}, \dots, b_{j-1}^{(A)}, b_j^{(A)}, a_j^{(A)}) \quad (2)$$

$$B(x, y) \rightarrow (b_1^{(B)}, b_2^{(B)}, \dots, b_{j-1}^{(B)}, b_j^{(B)}, a_j^{(B)}) \quad (3)$$

$$b_j^{(X)} = \{b_{j,1}^{(X)}, b_{j,2}^{(X)}, \dots, b_{j,l_j}^{(X)}\}, X = A, B \quad (4)$$

式中: a_j 为低频子带; b_j 为尺度 j 上的方向子带集合; $d_{j,k}$ 为尺度 j 上第 k 个方向的高频子带。

(2) 图像融合

对于分解后的低频子带, 使用区域方差匹配度作为系数选取标准, 高频子带使用基于方向窗能量进行判别和融合处理, 得到各尺度上融合后的非降采样 Contourlet 系数。

(3) 重构

重构是分解的逆过程, 对融合后的非降采样 Contourlet 系数进行逆变换, 得到重构的融合图像, 该图像包含原有多幅图像中的信息。令 F 为融合后的结果, 此过程可以表示为

$$(b_1^f, b_2^f, \dots, b_{j-1}^f, b_j^f, a_j^f) \rightarrow F(x, y)$$

3.2 融合规则的选取

在一些基于区域分割的图像融合算法里^[13-15], 提出了一些区域特征度量算子来表征区域特征所提出的区域活跃度、匹配度、相似度等算子, 都对提高融合效果具有一定作用, 但源图像之间对应像素点所包含的物理意义不同, 这些算子

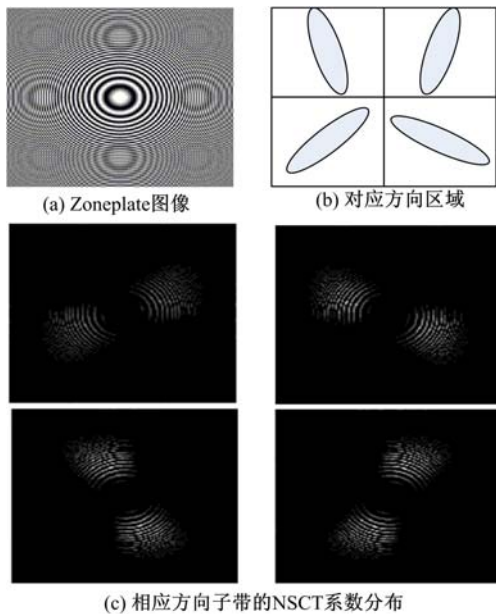


图 2 NSCT 变换及方向窗口

Fig. 2 Example of corresponding four directional windows

个方向子带分解。从图 2(c) 可以看出, 每个方向子带的能量分布近似于 DFB 的频率选择方向。利用这个特性, 本文引入了椭圆形方向区域^[17-18], 如图 2(b), 在每个方向子带上计算方向区域能量分布, 主轴方向与 DFB 方向保持一致, 这样就使区域特性与分解方向达到了一致匹配。由于区域方法的支撑区间为不同尺寸的正方形, 而方向区

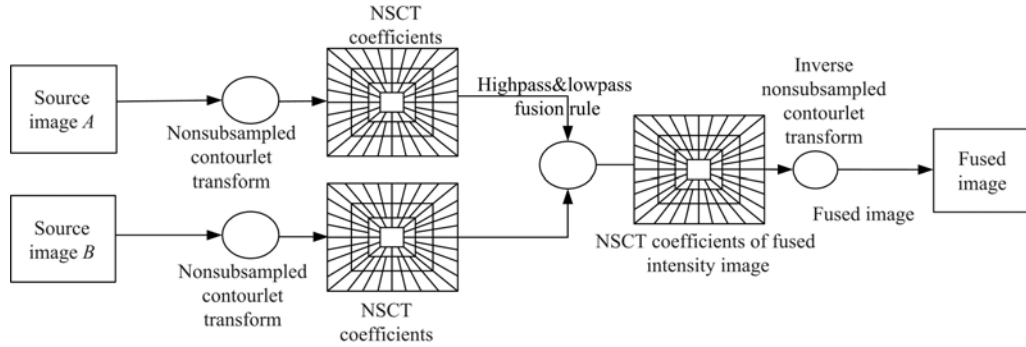


图 3 基于方向区域特性的非降采样 Contourlet 图像融合算法

Fig. 3 Multifocus image fusion algorithm based on directional windows statistics

尚未能解决上述问题。

对于高频系数的选取, NSCT 分解后的高频子带代表图像的细节分量, 而区域能量越大的高频子带, 其对应区域的源图像清晰度也越高, 因此可根据高频系数的邻域能量信息来指导高频系数的选择。因此, 根据人类视觉及分解系数的方向子带特性, 方向区域更能确切地表明方向子带系数的物理意义。为此, 定义 NCST 系数的方向窗能量作为高频子带的融合标准^[15], 在融合中一般采用 3 层或 4 层分解。图像 A 和 B 的尺度 j 上第 k 个方向的高频子带的方向区域能量表示为

$$D_{X,j,k}(m,n) = \sum_{i,j \in W(r_j, q_k, a)} (Y_X(m,n))^2 \quad (5)$$

$$X = A, B$$

选取邻域高频系数能量较大的源图像的高频系数作为融合图像的高频系数, 即

$$Y_{F,j,k}(m,n) = \begin{cases} Y_{A,j,k}(m,n), & D_{A,j,k}(m,n) \geq D_{B,j,k}(m,n) \\ Y_{B,j,k}(m,n), & D_{A,j,k}(m,n) < D_{B,j,k}(m,n) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $Y_{A,j,k}(m,n)$ 、 $Y_{B,j,k}(m,n)$ 分别为 A、B 图像在第 j 分解层点 (m,n) 处 k 方向的高频系数。

对于低频系数的选择, 本文算法结合多聚焦图像的区域特性, 采用选择性融合方法, 使用区域方差作为清晰度度量标准。考虑到低频部分反映源图像的近似特性, 集中了源图像的大部分信息, 其能量占图像全部能量的比例较大, 在一个局域窗口内, 统计特性更明显, 说明图像灰度级变化越大, 细节越丰富^[14]。可根据像素点的邻域方差特征信息指导低频系数的选择。首先, 定义一个以 p 为中心的方向区域 Q , 用区域加权方差来表示区域方差显著性, $\bar{u}(I,p)$ 表示图像 I 的低频系数矩阵以 p 点为中心 Q 区域的平均值, $C(I,p)$ 表示

NSCT 低频成分系数矩阵元素的值, $G(I,p)$ 表示图像中的低频系数矩阵以点 p 为中心的方向区域 Q 方差显著性, 则

$$G(I,p) = \sum_{q \in Q} \omega(q) |C(I,p) - \bar{u}(I,p)|^2 \quad (7)$$

式中: $\omega(q)$ 为权值, 离 p 点越近, 权值越大。

用 $M_2(p)$ 定义源图像 A 和 B 的低频系数矩阵在 p 点的区域方差匹配度

$$M_2(p) = \frac{[2 \sum_{q \in Q} \omega(q) |C(A,p) - \bar{u}(A,p)| |C(B,p) - \bar{u}(B,p)|] / [C(A,p) + C(B,p)]}{[C(A,p) + C(B,p)]} \quad (8)$$

$M_2(p)$ 的取值在 0 和 1 之间变化, 取值越小, 说明两幅图像的低频系数矩阵相关程度越低^[6]。

当 $M_2(p) < T_2$ 时, 采用选项融合策略

$$C(F,p) = \begin{cases} C(A,p), & C(A,p) \geq G(B,p) \\ C(B,p), & C(A,p) < G(B,p) \end{cases}$$

当 $M_2(p) \geq T_2$ 时, 采用平均融合策略

$$C(F,p) = \begin{cases} W_{\max} C(A,p) + W_{\min} C(B,p) & G(A,p) \geq G(B,p) \\ W_{\min} C(A,p) + W_{\max} C(B,p) & G(A,p) \leq G(B,p) \end{cases}$$

式中: $W_{\min} = 0.5 - 0.5 \left[\frac{1 - M_2(p)}{1 - T_2} \right]$ $W_{\max} = 1 - W_{\min}$, 一般可取阈值 $T_2 = 0.5 \sim 1.0$ ^[13], 本文按 $T_2 = 0.8$ 处理。

4 实验结果

本文通过两组实验进行比较和分析。首先, 选取一组经过严格配准的多聚焦图像进行融合实验, 见图 4(a)。为了验证算法的有效性, 将基于 NTSC 变换的方向区域特征图像融合算法和目前经典的小波算法以及经典的 Contourlet 区域法进行了对比。其中, 经典的小波算法采用分解 3

层,高频信息选择常用的绝对值最大的融合规则。从图 4(b)中可以看出,基于小波算法得到的融合图像在边缘部分出现了明显的模糊和虚影;图 4(c)Contourlet 区域方法的融合结果有较大的改善,但图像边缘信息融合仍不完整,如钟表中左上边缘部分;本文算法得到的融合图像能够有效集中源图像中清晰部分特征信息,如图 4(d),对边缘以及图像细节信息表述得更为清晰突出,主观视觉效果更好。

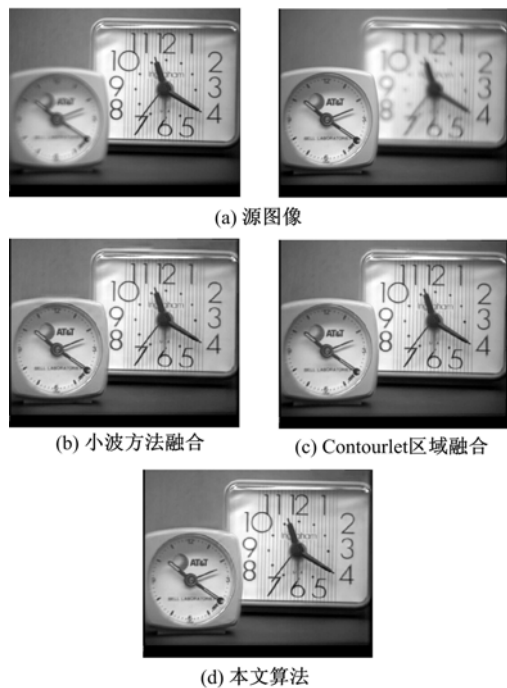


图 4 Clock 源图像以及融合结果

Fig. 4 Results of multifocus image fusion experiments

图 5 为小波方法、Contourlet 区域方法和 NSTC 变换得到的融合图像局部区域放大效果对比图。可以看出,小波变换得到的融合图像在边缘部分出现了明显的重影和模糊, NSTC 变换在边缘特征的表述上优于小波变换和 Contourlet 变换,所以 NSCT 变换得到的融合图像的边缘也更加光滑,且失真小。由于区域方法的支撑区间为不同尺寸的正方形,而方向区域支撑区间为长

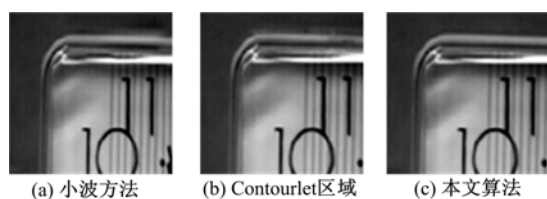


图 5 融合局部放大效果图

Fig. 5 Amplified effects of local region

宽比可变的“长条形”结构,且 NSTC 具有平移不变性,因此本文算法能更好地匹配多尺度几何分析的特性,融合效果有明显改善。

对于融合结果的评价,除了目视效果这种简单有效的定性分析法外,还可以采用相关的评价指标作定量分析^[19-20]。从互补信息特征的角度考虑,好的融合效果应该充分保留原始图像各自的目标边缘细节信息。为验证本文算法的正确性和普适性,本文以计算融合图像与参考图像的均方误差根(RMSE)作为效果评价,计算式为

$$RMSE = \left\{ \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (x_R(m, n) - x_F(m, n))^2 \right\}^{1/2} \tag{9}$$

式中:(M, N)为图像大小; x_R 为参考图像; x_F 为融合后的图像。

表 1 为 3 种融合方法的评价指标,图像分别选择 Clock、Pepsi、Disk、Lab 标准图像。可以看出,本方法的 RMSE 明显低于其他两种方法,表明本文方法的融合图像对两幅源图像的重要信息均保持很好,满足了信息互补的融合要求。这与视觉观察结果完全一致,也证实了 NSCT 捕捉沿图像边缘信息的能力。

表 1 RMSE 图像融合评价指标

Table 1 Objective evaluation of fusion performance about multifocus images

图像	DWT	Contourlet 区域	本文算法
Clock	6.53	2.38	1.23
Pepsi	4.22	2.53	1.38
Disk	6.12	2.13	1.68
Lab	4.68	1.82	1.14

5 结束语

本文将非降采样 Contourlet 变换引入图像融合领域,提出了基于方向窗的非降采样 Contourlet 域多聚焦图像融合算法,在融合规则中考虑图像的局部相关性和方向区域特性,对低频和高频子带采用不同的基于区域特性的融合规则,有效地提取了原始图像中的特征信息。本文方法的缺点是 NSCT 和方向区域的计算量都很大。下一步作者将系统研究表征视觉体系结构和特性的新概念和新方法,并与视觉神经系统建模研究相结合,寻求自然图像的“稀疏”表示方法;研究视觉多通道处理机制、图景区分机理及生物仿生,通过人工视网膜建模,构造更高效的分自然图

像理解算法。

参考文献:

- [1] Aggarwal J K. Multisensor Fusion for Computer Vision[M]. Berlin, Germany:Springer-Verlag,1993.
- [2] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]//Proc the 4th Intl Conf on Computer Vision, Berlin, German,1993.
- [3] Sun J F. A study of PCA image fusion techniques on remote sensing[C]//Pro SPIE, San Diego,2005.
- [4] Chao R, Zhang K, Li Y J. An image fusion algorithm using wavelet transform[J]. Area Electronical Sinica, 2004,32: 750-753.
- [5] Lallier E. A real time pixel-level based image fusion via adaptive weight averaging [C] // ISIF2000, Aachen,Germany.
- [6] Do M N, Vetterli M. Contourlets: Beyond Wavelets [M]. NewYork:Academic Press,2002.
- [7] Cunha L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform; theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006,15(10): 3089-3101.
- [8] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans Image Proc,2005,14 (12): 2091-2106.
- [9] Zhou J P, Cunha A L, Do M N. Nonsubsampling contourlet transform construction and application in enhancement[C]//ICIP Piscataway, Genoa, Italy, 2005.
- [10] 李晖晖,郭雷,刘航. 基于二代 curvelet 变换的图像融合研究[J]. 光学学报,2006,26(5):657-662.
Li Hui-hui, Guo Lei, Liu Hang. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2006,26(5):657-662.
- [11] Beaulieu M. Multi-spectral image resolution refinement using stationary wavelet transform[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, Canada,1989.
- [12] Jiao Li-cheng, Tan Shan. Development and prospect of image multi-scale geometric analysis[J]. ACTA Electronica SINICA, 2003,3(1):1975-1981.
- [13] 刘坤,郭雷,常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法[J]. 光学学报,2008,28(4): 681-686.
Liu Kun, Guo Lei, Chang Wei-wei. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4):681-686.
- [14] 杨缪,郭宝龙,倪伟. 基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法[J]. 西安交通大学学报,2007, 41(4):448-452.
Yang Liu, Guo Bao-long, Ni Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in Contourlet domain[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007,41(4):448-452.
- [15] 张强,郭宝龙. 基于非采样 Contourlet 变换多传感器图像融合算法[J]. 自动化学报,2008,34(2):135-141.
Zhang Qiang, Guo Bao-long. Fusion of multi-sensor images based on the nonsubsampling contourlet transform[J]. Acta Automatic Sinica, 2008,34(2): 135-141.
- [16] Yang Lu-jing, Cheng Yuan-guo. Fusion of multi-band SAR images based on Contourlet transform[C] // IEEE ICMA2006 Proceedings, Luoyang, China, 2006.
- [17] 叶传奇,苗启广,王宝树. 基于区域分割和 Counterlet 变换的图像融合算法[J]. 光学学报,2008,28(3): 447-453.
Ye Chuan-qi, Miao Qi-guang, Wang Bao-shu. An image fusion algorithm using region segmentation and Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008,28(3):447-453.
- [18] Zhou Zuo-feng, Shui Peng-lang. Contourlet-based image denoising algorithm using directional windows [J]. Electronics Letters, 2007,43(2): 92-93.
- [19] 刘贵喜,杨万海. 基于多尺度对比度塔的图像融合方法及性能评价[J]. 光学学报,2001,21(11):1336-1342.
Liu Gui-xi, Yang Wan-hai. A multiscale contrast-pyramid-based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. Acta Optica Sinica, 2001,21 (11):1336-1342.
- [20] Piella G. New quality measures for image fusion[C] //Proc of Int Conf on Information Fusion, Stockholm,Sweden, 2004.