

文章编号:1004-4213(2010)11-2101-6

一种基于方向窗特性的 Contourlet 域的多聚焦图像融合算法*

陈龙, 郭宝龙, 孙伟

(西安电子科技大学 机电工程学院, 西安 710071)

摘 要:针对同一场景多聚焦图像的融合问题,提出了一种基于方向区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法.该算法对图像进行 Contourlet 变换,分解为不同尺度、不同方向的高低频子带;低频和高频子带分别采用方向区域的方差匹配度和能量作为融合规则;最后通过反变换得到融合图像.结果表明,所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,是一种有效可行的图像融合算法.

关键词:图像融合;Contourlet 变换;多聚焦;方向区域

中图分类号:TP941

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103911.2101

0 引言

图像融合就是将两幅或两幅以上的源图像组合成一幅包含各源图像显著信息的复合图像,从而获得对某一场景的更全面、清晰的描述.它使得新图像更加适合人的视觉感知,或者满足诸如图像处理中的分割、特征提取、目标识别的需要.图像融合技术经过多年的发展已在很多方面得到了应用(如国防、医疗、遥感、机器视觉等).经典的图像融合算法包括加权平均算法、塔式分解法、主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)算法以及 Brovey 变换融合算法等,在变换域常用的方法图像金字塔分解法、小波变换法^[1-4]等.

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.在一个局域窗口内,统计特性越明显,说明图像灰度级变化越大,细节越丰富.使用多尺度几何分析工具,在变换域内基于区域特性的融合方法获得了良好的效果^[5-14].

Do 和 Martin Vetterli 提出了一种“真正”的图像二维表示方法^[5]:Contourlet 变换. Contourlet 变换可以包含 2 的任意整数次幂个方向基函数,并且不同尺度间可以分解为不同的方向数. Contourlet 变换除了具有多尺度、时频局部特性外,还具有方向特性,允许每个尺度上有不同数目的方向,其基支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“各向异性”

(Anisotropy)特性,能够用更少的系数来表达光滑的曲线,更好地捕捉图像的边缘信息. Contourlet 变换克服了小波变换在处理高维信号时的不足,比小波变换具有更好的方向性、较高的逼近准确性和更好的稀疏表达性能^[5-8].将 Contourlet 变换应用于图像融合领域,能更好地提取图像边缘特征,为融合提取更多的特征信息,因此在图像融合中获得了广泛的应用.

Contourlet 变换分解获得的变换域都具有特定的尺度和方向信息,变换系数就是能量在不同方向上的聚类.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,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或直线状边缘特征.本文使用与 Contourlet 分解方向子带匹配的方向区域^[15],提出了一种新的基于方向区域特性的 Contourlet 域图像融合算法.对 Contourlet 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匹配度作为系数选择标准,高频子带采用方向窗能量作为高频子带的融合标准.实验表明,本文提出的算法在主、客观质量上都获得了较大的提高.

1 Contourlet 变换

Contourlet 变换采用双重滤波器组结构,首先使用拉普拉斯塔式分解(Laplacian Pyramid, LP)生成一个分辨率为原图像一半的低频子带和与原图像分辨率相同的高频子带,以捕获点奇异.对低频子带继续进行 LP 分解,得到一系列不同尺度上的低频和高频子带.然后得到的高频子带由方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)对图像进行 l 层的

* 国家自然科学基金(60802077)资助

Tel:029-88201777

Email:poulo@sina.com

收稿日期:2010-03-15

修回日期:2010-05-06

树状结构分解,在每一层将频域分解成 2^l 个楔型子带,并将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数.当对这些带通子带应用方向滤波器组时,便能有效地“捕获”方向信息以及图像中的线、面奇异性.变换的原理框图如图 1. Contourlet 变换是一种多分辨的、局域的、方向的图像表示方法,更适于处理具有超平面奇异性的图像信号.它的最终结果是用类似于线段的基结构来逼近原图像.

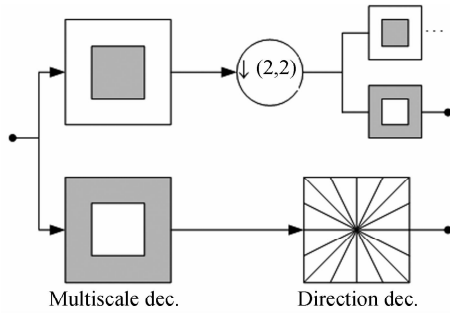


图 1 Contourlet 变换原理

Fig. 1 Contourlet transform diagram

设输入图像为 $f(x, y)$, Contourlet 分解的过程可以表示为

$$f(x, y) = a_j + \sum_{j=1}^l \sum_{k=1}^{2^j} b_{j,k} \quad (1)$$

式中 a_j 为低频子带, $b_{j,k}$ 为 j 尺度、 k 方向的高频子带. 一个 Contourlet 变换系数 $\hat{f}(j, k, m, n)$ 需要 4 个参量来表示, 其中 j 表示 LP 分解后的尺度标号, k 表示 DFB 中通道/方向标号, m, n 系数在方向子带中的空间位置信息.

Contourlet 可由离散域扩展为平方可积空间 $L^2(R^2)$ 中的连续函数, 将整个空间分解为多尺度、多方向的子空间序列

$$L^2(R^2) = V_0 \oplus \left(\bigoplus_{j \leq 0} \left(\bigoplus_{k=0}^{2^j} W_{j,k}^l \right) \right) \quad (2)$$

式(2)中, 子空间 V_0 是最低尺度上的逼近分量, 由尺度函数正交基的缩放和平移构成; $W_{j,k}^l$ 表示平衡不变方向子空间. 若 j, k, n 分别代表尺度、方向和位置参量, 则 Contourlet 函数可表示为^[14]

$$\rho_{j,k,n}^{(l)}(t) = \sum_{m \in Z^2} g_k^{(l)}(m - S_k^{(l)}n) \mu_{j,m}(t) \quad (3)$$

式中, $g_k^{(l)}$ 为低通分析滤波器, $\mu_{j,m}(t)$ 为定义在 R^2 上的框架, $S_k^{(l)}$ 为过采样矩阵.

图像经多分辨率分解后所得到的低频部分代表图像的近似分量, 高频部分代表图像的细节分量, 包含源图像的边缘细节信息. 因此, 融合规则及融合算子的选择对于融合质量至关重要, 也是图像融合研究中的热点. 目前广为采用的融合规则可概括为基于像素和基于窗口邻域的融合规则. 由于图像的目标或区域特征是由该区域的像素集合来表征和体现

的, 并且图像中某一局部区域内的各像素间往往有较强的相关性. 因此, 基于像素窗口邻域的融合规则获得了广泛的应用. 但基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宽比可变的“长条形”结构, 因此本文为了获得视觉特性更佳、细节更丰富突出的融合效果, 提出了一种基于方向区域的融合规则及融合算子. 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.

图 2(a) 为 Zoneplate 图像, Contourlet 变换的方向窗口以及某尺度的四个方向子带分解. 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, 将变换系数的方向和区域特性结合, 引入了椭圆形方向区域, 如图 2(b), 主

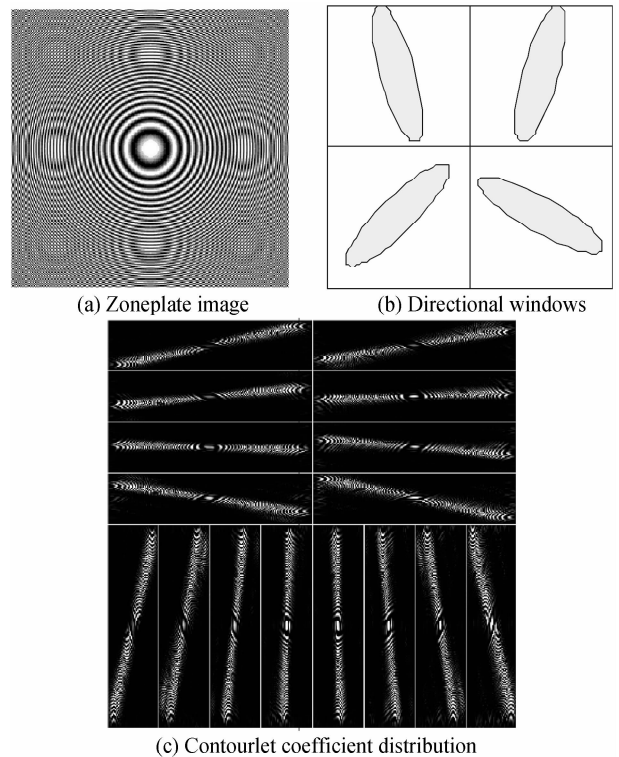


图 2 Contourlet 变换及方向窗口

Fig. 2 Contourlet transform and directional windows

轴方向与 DFB 方向保持一致. 本文算法就是在每个方向子带的方向区域内计算区域特性, 并以此为依据进行融合. 提供椭圆形方向窗口可以定义为

$$W(r, a, \theta) = \left\{ (m, n) : \left(\frac{\sin^2 \theta}{a^2} + a^2 \cos^2 \theta \right) m^2 + \right.$$

$$\left. \frac{a^4 - 1}{a^2} \sin 2\theta mn + \left(\frac{\cos^2 \theta}{a^2} + a^2 \sin^2 \theta \right) n^2 \right\} \leq r^2 \quad (4)$$

r, a, θ 表示窗口的大小、形状以及主轴方向.

2 基于方向区域的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法

2.1 图像融合框架

为了符合方向子带区域的特性, 更好地提取原

始图像中的几何特征,为此本文提出了基于方向区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法,算法流程如图 3.

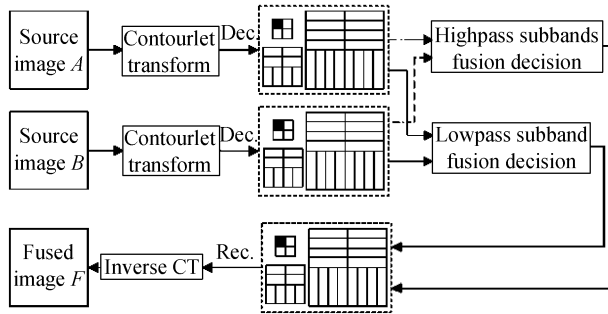


图 3 基于方向窗的 Contourlet 域图像融合算法

Fig. 3 Image fusion algorithm based on Contourlet domain

1) Contourlet 分解:将精确配准的源图像 A 和 B 进行 Contourlet 变换,得到相应的 Contourlet 系数集合.在融合中采用 3 层分解.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 Contourlet 分解过程为

$$\begin{aligned} A(x, y) &\rightarrow (b_1^{(A)}, b_2^{(A)}, \dots, b_{j-1}^{(A)}, b_j^{(A)}, a_j^{(A)}) \\ B(x, y) &\rightarrow (b_1^{(B)}, b_2^{(B)}, \dots, b_{j-1}^{(B)}, b_j^{(B)}, a_j^{(B)}) \\ b_j^{(X)} &= \{d_{j,1}^{(X)}, d_{j,2}^{(X)}, \dots, d_{j,l_j}^{(X)}\}, X=A, B \end{aligned} \quad (5)$$

式中: a_j 是低频子带; 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作为清晰度度量,采用方差匹配度作为融合方法选择标准.高频子带使用基于方向窗能量的融合规则进行判别和融合处理,得到各尺度上融合后的 Contourlet 系数.

3) Contourlet 重构:重构是分解的逆过程.对融合后的 Contourlet 系数进行 Contourlet 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

$$(b_1^f, b_2^f, \dots, b_{j-1}^f, b_j^f, a_j^f) \rightarrow F(x, y) \quad (6)$$

基于方向区域的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法的物理意义在于:

1) Contourlet 分解将原始图像分别分解到具有不同分辨率、不同空间频率的一系列分解层上,空间频率依次降低,每一分解层均反映了相应空间频率上的图像信息;

2) 融合过程是在各空间频率层上分别进行的,这样就可能针对不同分解层的不同频带上的特征与细节,采用不同的融合算子,以达到突出特定频带上特征与细节的目的;

3) 为获得更好的融合效果并突出重要的特征细节信息,采用了基于方向区域特性量测的融合算子,这样就可能充分挖掘被融合图像的互补及冗余信

息.人眼的视觉系统对于图像的细节变化十分敏感,因此,基于方向区域的 Contourlet 域融合方法可以突出被融合图像的细节信息,以求达到良好的视觉效果.可从后面的融合实验中明显看出.

2.2 融合规则的选择

融合规则是融合算法的核心,其优劣决定了融合算法的效果.本文对高频子带采用方向窗能量作为高频子带的融合标准,对低频子带使用区域方差匹配度作为系数选择标准.

高频系数的选取:Contourlet 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能量特征信息来指导高频系数的选择.根据人类视觉及分解系数的方向子带特性,方向区域更能确切的表明方向子带系数的物理意义.为此定义 Contourlet 系数的方向窗能量作为高频子带的融合标准,在融合中采用 3 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

$$D_{X,j,k}(m, n) = \sum_{i,j \in W(r_j, \theta_k, a)} \gamma(x, y) Y_X(m, n)^2 \quad (7)$$

式中, $Y_X(m, n)$ 为高频子带系数, $\gamma(x, y)$ 表示权值,距离区域中心越近,权值越大.

通过式(8),选取方向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

$$Y_{F,j,k}(m, n) = \begin{cases} Y_{A,j,k}(m, n), D_{A,j,k}(m, n) \geq \\ D_{B,j,k}(m, n) \\ Y_{B,j,k}(m, n), D_{A,j,k}(m, n) < \\ D_{B,j,k}(m, n) \end{cases} \quad (8)$$

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,使用方向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,集中了原图像的大部分信息,其能量占图像全部能量的比例较大,在一个局域窗口内,统计特性越明显,说明图像灰度级变化越大,细节越丰富^[13].可根据像素点的邻域方差特征信息来指导低频系数的选择.首先用定义一个以 p 为中心的方向区域 Q ,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 Contourlet 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

$$G(I, p) = \sum_{q \in Q} \omega(q) |C(I, q) - \bar{u}(I, p)|^2 \quad (9)$$

式中 $\omega(q)$ 表示权值,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为

$$M_2(p) = [2 \sum_{q \in Q} \omega(q) |C(A, q) - \bar{u}(A, p)| \cdot |C(B, q) - \bar{u}(B, p)|] / [G(A, p) + G(B, p)] \quad (10)$$

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

当 $M_2(p) < T_2$, 采用选项融合策略

$$C(F, p) = \begin{cases} C(A, p), G(A, p) \geq G(B, p) \\ C(B, p), G(A, p) < G(B, p) \end{cases} \quad (11)$$

当 $M_2(p) \geq T_2$ 时, 采用平均融合策略

$$C(F, p) = \begin{cases} W_{\max} C(A, p) + W_{\min} C(B, p) & G(A, p) \geq G(B, p) \\ W_{\min} C(A, p) + W_{\max} C(B, p) & G(A, p) \leq G(B, p) \end{cases} \quad (12)$$

式中

$$W_{\min} = 0.5 - 0.5 \left(\frac{1 - M_2(p)}{1 - T_2} \right) \quad W_{\max} = 1 - W_{\min}$$

一般可取阈值 $T_2 = 0.5 \sim 1.0$ ^[13], 本文取 0.8 处理.

3 实验结果

本文通过严格配准的多聚焦图像进行试验, 将基于 Contourlet 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 (DWT)^[4]、经典的 Contourlet 区域法^[13] 以及基于 NSCT 的融合方法^[14] 进行了对比. 为了验证算法的有效性, 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) 和 (d) Contourlet 区域方法和 NSCT 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; 本文的

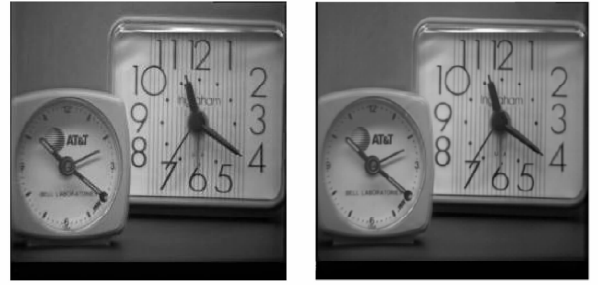


图 4 Clock 源图像以及融合结果

Fig. 4 Fused results

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, 主观目视效果更好.

图 5 对四种方法得到的融合图像局部区域放大效果进行了对比. 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宽比可变的“长条形”结构, 因此本文算法能更好的匹配多尺度几何分析的特性, 融合效果有明显改善. 可以看出本文算法在边缘特征的表述上要优于上述三种变换, 得到的融合图像的边缘也更加光滑失真小.

对于图像显著性特征的客观融合图像评价标准, 除了使用均方根误差 (Root Mean Square Error, REMS) 外, 本文还使用了以下三个评价指标^[18]: 分别为表征融合图像和原始图像特征相似度的 Q 指标、加权指标 Q_w 和边缘相似度 Q_E 指标. 其中, Q_w 和 Q_E 指标是对指标 Q 的改进. 若 Q_w 、 Q_E 和获得较大的值, 表征融合图像包含较多的细节信息.

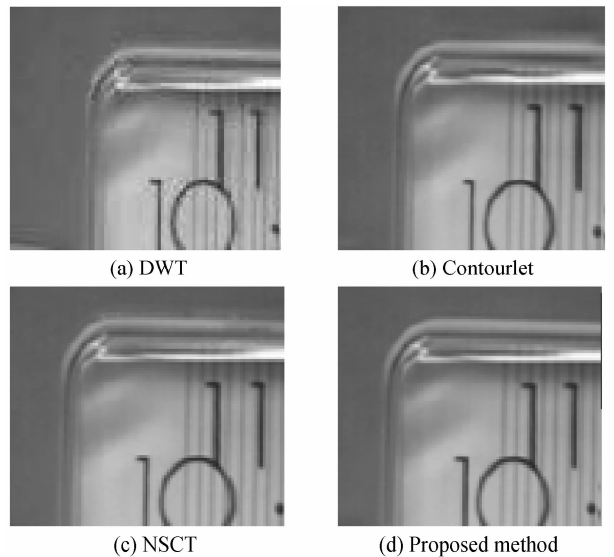
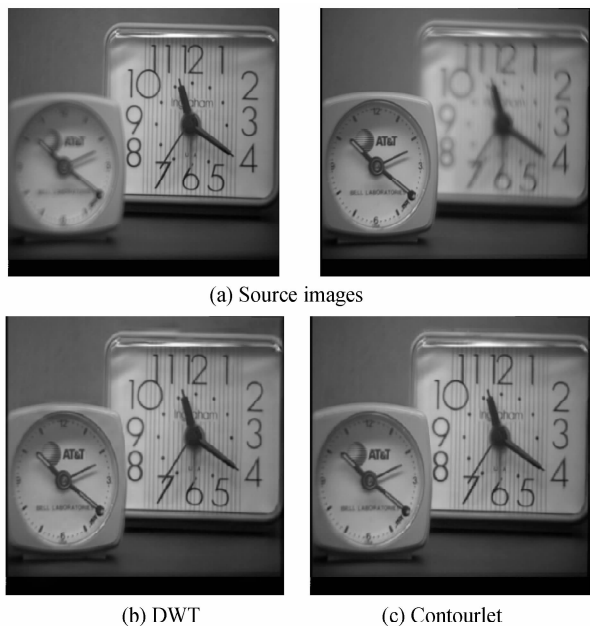


图 5 融合局部放大效果

Fig. 5 Locally zoomed parts of the fused images

图像 A 和 B 尺寸为 $M \times N$, Q_0 表示 A 、 B 的相似程度, 取值为 $[-1 \ 1]$, $\lambda_a(\omega) = 1 - \lambda_b(\omega)$ 取值于 $[0 \ 1]$, 表示图像 A 、 B 相比较的重要程度. 为了符合人类视觉特性, 对于突出的窗口给予较大的权重

$c(\omega)$,因此质量评价体系为

$$Q_w(A, B, F) = \sum_{\omega \in W} c(\omega) (\lambda_a(\omega) Q_0(A, F|_{\omega}) + \lambda_b(\omega) Q_0(B, F|_{\omega}))$$

$$Q_E(A, B, f) = Q_w(A, B, f)^{1-\alpha} \cdot Q_w(A', B', f')^{\alpha} \quad (13)$$

ω 为区域窗口, W 为窗口集合, α 取值于 $[0, 1]$ 之间, 表征边缘图像与原始图像的贡献参量。

表 1 给出了上述融合方法的评价指标。可以看出, 本方法的值均高于方法 1 (DWT)、方法 2 (Contourlet 区域) 和方法 3 (NSCT), 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得非常好, 满足了信息互补的融合要求; 这与视觉观察结果完全一致, 也证实了基于方向区域的 Contourlet 融合方法捕捉图像中沿边缘信息的能力。

表 1 统计平均的图像融合评价指标

Table 1 Performance of different fusion methods

	DWT	Contourlet	NSCT	Proposed
Q	0.790	0.892	0.915	0.923
Q_w	0.830	0.924	0.929	0.935
Q_E	0.668	0.839	0.850	0.864
Q_0	0.818	0.976	0.987	0.996
RMES	4.28	2.384	1.645	1.235

4 结论

为了符合方向子带区域的特性, 更好地提取原始图像中的几何特征, 本文提出了基于方向窗特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法, 利用 Contourlet 变换的多尺度、局部化、方向性和各项异性等优点, 在高低频段中使用方向区域, 有效提取原始图像中的特征信息, 在融合规则中考虑图像的局部相关性和方向区域特性, 对低频和高频段采用不同的基于区域特性的融合规则。实验结果证明了本文算法是一种有效的融合算法。

参考文献

- [1] YAN Wen-hao, MA Cai-wen, ZHANG Ming, et al. A new way for image fusion based on wavelet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(4): 638-640.
燕文浩, 马彩文, 张鸣, 等. 基于小波变换的图像融合新算法[J]. *光子学报*, 2006, **35**(4): 638-640.
- [2] YE Chuan-qi, WANG Bao-shu, MIAO Qi-guang. Fusion algorithm of infrared and visible images based on region feature[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(6): 1499-1503.
叶传奇, 王宝树, 苗启广. 一种基于区域特性的红外与可见光图像融合算法[J]. *光子学报*, 2009, **38**(6): 1499-1503.
- [3] SUN J F. A study of PCA image fusion techniques on remote sensing[C]. *SPIE*, 2005, **1**: 739-744.
- [4] CHAO Rui, ZHANG Ke, LI Yan-jun. An image fusion algorithm using wavelet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(5): 750-753.
晁锐, 张科, 李言俊. 一种局域小波变换的图像融合算法[J].

- 电子学报, 2004, **32**(5): 750-753.
- [5] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: beyond wavelets[M]. New York: Academic Press, 2002.
- [6] CUNHA L, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2005, **14**(12): 2091-2106.
- [8] ZHOU J P, CUNHA L, DO M N. Nonsubsampling contourlet transform construction and application in enhancement[C]. *ICIP*, 2005, **1**: 469-472.
- [9] LI Hui-hui, GUO Lei, LIU Hang. Research on image fusion based on the sSecond generation curvelet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(5): 657-662.
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.
- [10] STARCK J L, CANDES E, DONOHO D L. The curvelets transform for image denoising[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2002, **1**(6): 670-684.
- [11] JIAO Li-cheng, TAN Shan. Development and prospect of image multi-scale geometric analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, **3**(1): 1975-1981.
- [12] 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.
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.
- [13] 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.
杨镠, 郭宝龙. 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.
- [14] ZHANG Qiang, GUO Bao-long. Fusion of multifocus images based on the nonsubsampling contourlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(4): 838-843.
张强, 郭宝龙. 一种基于非下采样 Contourlet 变换多聚焦图像融合算法[J]. *光子学报*, 2008, **37**(4): 838-843.
- [15] ZHOU Zuo-feng, SHUI Peng-lang. Contourlet-based image denoising algorithm using directional windows[J]. *Electron Lett*, 2007, **43**(2): 92-93.
- [16] 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**(03): 447-453.
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]. *光子学报*, 2008, **28**(03): 447-453.
- [17] XIANG Jing-bo, SU Xiu-qin, LU Tao. Image enhancement based on the contourlet transform and mathematical morphology[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(1): 224-227.
向静波, 苏秀芹, 陆陶. 基于 Contourlet 变换和形态学的图像增强方法[J]. *光子学报*, 2009, **38**(1): 224-227.
- [18] PIELLA G. New quality metric for image fusion[C]. *ICIP*, 2003, **3**: 173-176.
- [19] ZHANG Qiang, GUO Bao-long. Fusion of multi-sensor images based on the nonsubsampling contourlet transform[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(2): 135-141.
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.

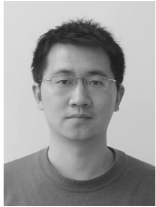
Multifocus Image Fusion Algorithm Based on Directional Windows Statistics in Contourlet Domain

CHEN Long, GUO Bao-long, SUN Wei

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

Abstract: Utilizing the contourlet's advantages of multiscale, localization, directionality and anisotropy, a multifocus image fusion algorithm based on directional windows statistics in contourlet domain is developed. Source images are firstly decomposed to the domain of the contourlet transform, then the image fusion is implemented in subbands with different scale and direction combining with region statistics. Regional variance and local energy are adopted as fusion rules in lowpass and highpass subbands, respectively. And the fused image is obtained through inverse transform. Compared to traditional gradient pyramid algorithm and wavelet based algorithm, experimental results show that the directional windows method can detect image features more effectively and the fused image has better subjective visual effect.

Key words: Image fusion; Contourlet transform; Multifocus; Directional windows



CHEN Long was born in 1984. Currently, he is working towards the Ph. D. degree at the Xidian University, and his research interests focus on embedded system and image processing.



GUO Bao-long was born in 1962. He is a professor at Xidian University. His research interests focus on neural networks, pattern recognition, intelligent information processing, image processing and image communication.