

文章编号: 1001-0920(2011)05-0695-05

WBCT域系数相关性的图像融合算法研究

刘坤¹, 郭雷²

(1. 上海海事大学信息工程学院, 上海 200135; 2. 西北工业大学自动化学院, 西安 710072)

摘要: 基于小波变换的Contourlet变换(WBCT)是一种非冗余的多尺度几何分析变换, 比Contourlet变换具有更好的信息挖掘能力. 因此将WBCT应用于图像融合领域, 能更好地提取图像边缘特征, 为融合提供更多的原始图像特征信息. WBCT域系数相关性的图像融合算法是针对WBCT分解系数尺度内以及不同区域内像素点间的相关性设计图像融合规则. 实验表明, 以WBCT为基础设计的系数相关性融合算法能更有效、更准确地提取图像中的特征, 为融合图像保留更全面的原始图像信息, 是一种有效可行的图像融合算法.

关键词: 图像处理; 图像融合; 基于小波变换的Contourlet变换; 融合规则; Contourlet变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Image fusion algorithm using dependencies among coefficients of wavelet-based Contourlet transform

LIU Kun¹, GUO Lei²

(1. School of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China; 2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: LIU Kun, E-mail: cc_liukun@163.com)

Abstract: Wavelet-based Contourlet transform(WBCT) is non-redundant, which has the ability of preserving more textures and details when compared to Contourlet transform. When WBCT is applied to image fusion, the characteristic of original images can be effectively extracted and more important information is preserved. The coefficients of WBCT have strongly dependency among different regions and different direction subbands, and by using the characteristic of WBCT coefficient, fusion rule can be designed. Experimental results show the effectiveness of the proposed method and it can preserve and extract the characteristic more reliable, accuracy and effective.

Key words: image processing; image fusion; wavelet-based Contourlet transform; fusion rule; Contourlet transform

1 引言

随着多尺度几何变换理论研究的日益深入, 多尺度几何变换能更有效、更全面地表述图像中的信息, 且能更精确地捕获图像的边缘信息. 多尺度几何变换工具优良的图像特征表达特点, 可为图像处理提供更加准确、可靠、全面的信息, 因此基于多尺度几何变换的图像融合算法已成为一个热点研究方向^[1-5].

小波变换在图像融合中的应用是最为成熟和广泛的, 但由一维小波张成的可分离小波只具有3个方向, 而且小波基的支撑区间为不同尺寸的正方形, 因此小波变换仅适合于描述各向同性的点状奇异性, 而不能“最优”地表示含“线”或者“面”奇异性的高维函

数, 无法精确地表达图像特征信息^[1-2]. 针对小波变换的缺点, 文献[6]提出了一种“真正的”二维图像表示方法——Contourlet变换. 随着Contourlet变换理论的深入研究, 文献[7]设计了以小波分解为尺度变换的Contourlet变换, 即基于小波变换的Contourlet变换(WBCT). WBCT是一种非冗余的多尺度几何变换, 由于图像特征不一定能完全用低频信息涵盖, WBCT对高频信息的细化比Contourlet变换能更好地挖掘图像的特征信息.

将WBCT应用于图像融合领域可以提取图像的轮廓特征, 为融合图像提供更多、更全面的特征信息. 针对WBCT系数独特的相关性特点, 以WBCT分解

收稿日期: 2010-01-16; 修回日期: 2010-04-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60802084); 上海市教育发展基金项目(LM201015); 上海市高校选拔培养优秀青年教师科研专项基金项目; 上海市科委基金项目(08240510800); 上海海事大学基金项目(20110031).

作者简介: 刘坤(1982-), 女, 讲师, 博士, 从事图像融合等研究; 郭雷(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 从事神经计算、图像处理等研究.

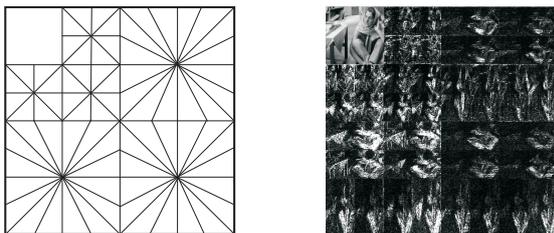
系数尺度内不同方向以及不同区域的像素点之间的相关性为基础, 本文设计了一种 WBCT 域系数相关的图像融合算法. 实验结果表明了该方法的有效性和可行性.

2 图像的基于小波的 Contourlet 变换

Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构, 这种结构可达到用最少的系数来逼近奇异曲线. 该结构实际上是方向性的一种表征, 因此 Contourlet 变换的每个尺度可以有不同数目的方向^[6]. Contourlet 变换首先由拉普拉斯金字塔(LP)变换对图像进行多尺度分解以捕获奇异点; 然后对每级金字塔分解的带通信号由方向滤波器组(DFB)^[8]将分布在同一方向的奇异点合成为一个系数.

与 Contourlet 变换类似, WBCT 利用一个双滤波器组结构将多尺度分解和方向分解结合到一起. 首先利用小波变换获取图像的多尺度分解; 然后, 用 DFB 对小波分解后不同尺度的子带(HH, LH, HL)分别分解为 2^N ($N = 1, 2, \dots$) 个方向的子带, 且随着尺度从细到粗的过程, 方向分解数也逐渐减少, 即满足各向异性比例原则: $\text{width} \approx \text{length}^2$.

在 WBCT 分解和重构的过程中, 为了减少在 DFB 过程产生的伪吉布斯现象, WBCT 将下采样和插值分别放在信号合成部分之后和信号分析部分的开始^[7]. 由于 DFB 的设计是针对捕获图像中的高频信息, 对于低频信息的处理是有限的^[8]. 可见, 仅依靠 DFB 不能有效地对图像稀疏表示, 需要将 DFB 与多尺度分解相结合, 通过多尺度分解将低频信息去除后再运用 DFB 来捕获高频信息. 小波滤波器不能完美地将频率空间划分为低通和高通. 即并非所有的 HL 子带中都表达垂直方向的信息, 或 LH 子带中都包含水平方向的信息, 因此将 DFB 应用于小波分解的每个高频子带. 图 1 为 WBCT 的分解示意, 其中小波变换尺度分解为 2 层, 尺度从粗到细的方向分解数为 4 和 8. 图 1(a) 为 WBCT 的分解结构示意图, 图 1(b) 为对应的 Barbara 图像的 WBCT 分解系数图.



(a) WBCT 分解结构示意图 (b) WBCT 分解图像系数图

图 1 WBCT 分解图

3 WBCT 域系数相关性的图像融合算法

3.1 WBCT 域图像融合算法的原理

同 Contourlet 变换一样, WBCT 继承了小波变换空间和频域的局部性, Contourlet 基的长宽比可变, 比小波变换具有更强的方向性、更好的频域选择性和规则性, 因此可以更有效地表示信号中具有方向性的奇异性特征, 如图像的轮廓、边缘以及纹理等. WBCT 是比 Contourlet 变换更加精细的划分方式, 它将小波变换与 DFB 相结合, 实现了对高频信息更为细致的划分. 相对于 Contourlet 变换和小波变换, WBCT 能更好地挖掘图像的纹理信息, 基于此, 将 WBCT 引入图像融合, 可以为融合图像提取出图像源中重要的细节信息以及丰富的图像纹理等信息.

与其他基于多尺度几何变换的图像融合算法类似, WBCT 域图像融合算法可分为以下 3 步:

1) WBCT 分解. 对已配准的待融合图像 A 和 B 分别进行 WBCT 分解, 且多尺度分解 J 层以及每个尺度下方向分解数为 K , 分别得到各自的 WBCT 系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$. WBCT 分解系数中包含了低频信息图像 L 和第 j ($j = 1, 2, \dots, J$) 尺度下第 k 个方向的高频信息图像 $H_{j,k}$.

2) 融合规则设计. 针对 WBCT 分解后系数特点采用不同的融合算子, 可得到融合图像的 WBCT 系数 $\{H_{j,k}^F, L^F\}$.

3) NSCT 重构. 对融合系数进行 WBCT 重构, 可得到最终的融合图像 F .

3.2 WBCT 域系数相关性的图像融合规则

图像融合规则是图像融合的核心和难点, 其实现的优劣程度直接影响融合图像的质量. 由于 WBCT 分解后的低频信息和高频信息具有不同的物理意义, 在融合过程中, 需要针对图像的高频细节信息和低频近似信息的特点加以区分. 文献[9]利用互信息对 Contourlet 分解系数的尺度间、尺度内以及方向间的相关性进行了分析, 结果表明, 尺度内的 Contourlet 系数的相关特性比尺度间的相关性对系数的影响更为显著.

图 2 分别描述了小波变换和 WBCT 分解系数的尺度间传递结构示意图. 其中: 图 2(a) 表示小波变换分解系数的传递是在同一方向子带内进行, 图 2(b) 表示 WBCT 分解系数的传递是在尺度内相关方向的子带间进行.

由于 WBCT 分解系数在同一尺度内相关方向对应像素点的相关性较强, 在制定融合规则时有必要将相关性的特点引入其中, 这是因为对于某一信息的表

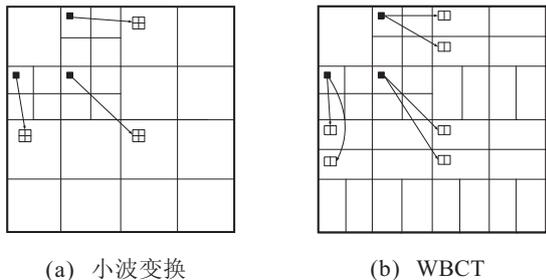


图2 相邻尺度间分解系数的关系

这并不是由单一的像素点所表征,而是由其相关方向的系数所共同表征.图3给出了WBCT分解系数的关系,可以看出,与参考像素点相关的像素点除了邻域的8个像素点外,还有不同方向的兄弟像素点.

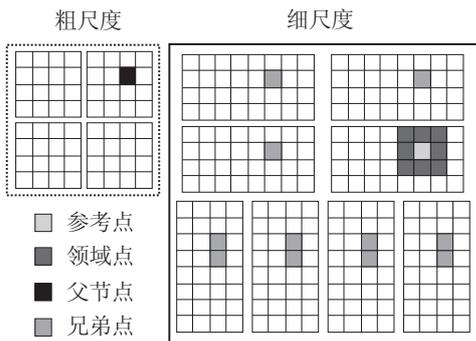


图3 WBCT分解系数的关系

本文设计了WBCT域系数相关性的图像融合算法,该方法以参考像素点与邻域系数以及相同尺度下的兄弟系数的相关性为基础,以空间结构相似度为度量,计算不同方向间兄弟系数的相关性,并以区域能量匹配程度衡量区域内像素点的相关性.设计基于系数相关性融合策略的目的是根据WBCT分解(或Contourlet变换等)系数像素点间相关性强的特点,使得融合图像能更好地表示融合图像源中丰富的纹理特征信息,提取图像源中大量的信息,从而提高融合图像的视觉效果,为后续的图像处理提供准确、可靠的信息.

1) 低频信息融合规则

低频图像信息保留了原始图像的概貌信息.WBCT分解时进行抽取操作,每分解一层,低频信息图像都会成倍缩小,因此选择加权平均策略可以保留大量原始图像的概貌信息.融合后的低频信息为

$$L^F(m, n) = w_A \times L^A(m, n) + w_B \times L^B(m, n), \quad (1)$$

其中权重系数定义为 $1 = w_A + w_B$.若 $w_A > w_B$,则能提高改善图像A的视觉效果;反之,若 $w_A < w_B$,则能改善图像B的质量.当A和B的灰度差异不大或低频分量近似时,可取 $w_A = w_B$.

2) 高频信息融合规则

高频信息中包含丰富的图像特征细节信息,其中

高频信息中绝对值较大的系数对应着一些突变,如图像的边缘、纹理等重要特征信息.为了尽可能多地提取融合图像源中的信息,根据相同尺度下图像像素点之间以及中心点与周围区域像素点之间的相关性,利用邻域信息以及兄弟信息共同制定融合规则以充分挖掘高频信息中包含的特征信息.

根据上述原理,相同尺度不同方向的图像信息系数关联较大可利用结构相似度(SSIM)^[10]来度量同一尺度不同方向上高频系数点的相关性.图像I与J的SSIM定义为

$$SSIM(I, J) = \frac{(2u_I u_J + C_1)(2\sigma_{I,J} + C_2)}{[(u_I)^2 + (u_J)^2 + C_1][(\sigma_I)^2 + (\sigma_J)^2 + C_2]}. \quad (2)$$

其中: u 为图像的均值; σ 为图像的方差, $\sigma_{I,J}$ 表示图像I与J的协方差; C_1 和 C_2 为保持计算平衡的极小常数.为了利用尺度内系数的相关性,分别计算该尺度下每个方向与其他兄弟方向的SSIM_{j,k},即

$$SSIM_{j,k} = SSIM\left(H_{j,k}, \sum_{k_j \neq k} H_{j,k_j}\right). \quad (3)$$

尺度内系数的相关性可用一个权重系数S表示,权重越大,表示系数间的相关性越大. $S_{j,k}$ 定义为第j尺度下第k方向的权重指标,即

$$S_{j,k} = SSIM_{j,k} / \sum_{k=1}^K SSIM_{j,k}. \quad (4)$$

图像的特征不是由单一的像素点所表征,而是由组成这一特征区域内的多个像素来表征和体现的,因此,选择基于窗口的融合规则能增强相邻区域内的信息.分别计算两幅图像各高频子带信息的区域能量 $E_{j,k}^A$ 和 $E_{j,k}^B$ (窗口大小为 $M \times N$)

$$E_{j,k}(i, j) = \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} |H_{j,k}(i+m, j+n)|^2. \quad (5)$$

利用权重指标将WBCT高频系数像素点间的相关性相互关联起来,确定相关性区域能量

$$SE_{j,k}(i, j) = E_{j,k}(i, j) \times S_{j,k}. \quad (6)$$

计算两幅图像对应的高频信息子带的区域匹配度

$$M_{j,k}^{A,B}(i, j) = \frac{2 \sum_m \sum_n |H_{j,k}^A(i+m, j+n) H_{j,k}^B(i+m, j+n)|}{SE_{j,k}^A(i, j) + SE_{j,k}^B(i, j)}, \quad (7)$$

并根据图像的不同确定匹配度因子 α .若 $M_{j,k}^{A,B} < \alpha$,则表示两幅图像的相关性差.相关性区域能量SE较大者,表示了高频信息图像内包含丰富的特征以及细节信息,因此选择两个区域中SE较大的区域作为融合图像的高频信息,即

$$\begin{cases} H_{j,k}^F(i,j) = H_{j,k}^A(i,j), SE_{j,k}^A \geq SE_{j,k}^B; \\ H_{j,k}^F(i,j) = H_{j,k}^B(i,j), SE_{j,k}^A < SE_{j,k}^B. \end{cases} \quad (8)$$

当 $M_{j,k}^{A,B} \geq \alpha$ 时, 表明两个区域的相关程度较高, 两幅图像中都包含相当数量的特征, 因此为了更好地保留两幅图像中的特征, 选择加权的方法进行融合. 根据区域匹配度确定加权系数分别为

$$\begin{cases} w_{\max} = 1 - w_{\min}, \\ w_{\min} = 0.5 - 0.5 \frac{1 - M_{j,k}^{A,B}(i,j)}{1 - \alpha}. \end{cases} \quad (9)$$

于是融合图像的高频信息为

$$H_{j,k}^F(i,j) = \begin{cases} w_{\max} \times H_{j,k}^A(i,j) + w_{\min} \times H_{j,k}^B(i,j), SE_{j,k}^A \geq SE_{j,k}^B; \\ w_{\min} \times H_{j,k}^A(i,j) + w_{\max} \times H_{j,k}^B(i,j), SE_{j,k}^A < SE_{j,k}^B. \end{cases} \quad (10)$$

4 实验结果及分析

选取一组多聚焦图像进行融合实验. 图4(a)和图4(b)分别为聚焦不同的图像, 图4(c)为通过剪切方式获得的清晰理想图像. 为了客观地对比实验方法, 将本文所提出的WBCT域系数相关法(WBCT-dependency)与基于像素点的WBCT方法(WBCT pixel-based), 基于窗口的WBCT方法(WBCT window-based), 基于Contourlet系数相关法(Contourlet-dependency)以及窗口方法(Contourlet window-based)^[2,5]进行了比较. 由图2(b)可知, 小波变换系数传递是单方向的, 因此还选择了基于窗口规则的小波图像融合算法(wavelet window-based)^[12]进行了比较. 几种融合图像分别如图4(d)~图4(i)所示. 其中, 基于像素点的融合规则为高频信息选择绝对值最大值; 基于窗口的融合规则为区域能量取大法. 低频信息

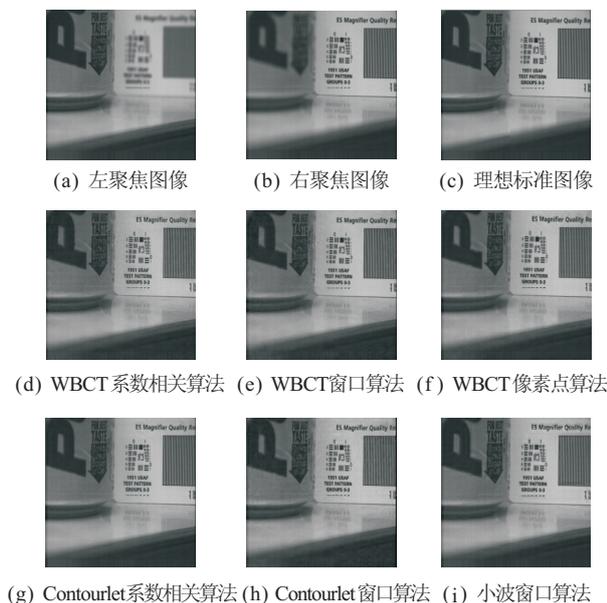


图4 多聚焦图像融合实验

皆为取平均的融合规则. 小波变换分解为4层; WBCT和Contourlet尺度分解也为4层, 尺度从粗到细的方向分解分别为4, 4, 8, 8.

从图4可以看出, 由于小波变换其方向表达能力有限, 虽然选用的基于窗口的方法能够消除部分由于抽取和插值而导致的伪吉布斯现象, 但图像右半部分中字母的表示仍有较大波纹, 且相对于其他几种方法图像较为模糊. 在像素点融合规则中, WBCT域的图像融合算法比Contourlet变换域的融合算法能更清晰地表示图像中的特征信息. 由于DFB的利用, WBCT变换比Contourlet变换更好地消除了伪吉布斯现象. 在几种WBCT域的图像融合算法中, 基于窗口的融合策略由于考虑了图像的邻域信息, 比基于像素点方法融合图像更为光滑, 且对纹理等特征信息的表述更加平滑丰富, 消除了部分伪吉布斯现象. 系数相关的图像融合规则能有效集中原始图像中清晰部分特征信息, 对边缘以及图像细节信息表述得更为清晰突出, 主观目视效果好. 将系数相关的图像融合规则应用于Contourlet变换中, 融合质量也优于传统的融合方法. 因此, 系数相关的图像融合规则是有效可行的, 将其应用于WBCT能更好地发挥其特性.

图5为将几种融合图像与理想图像相减运算后所得的图像. 其中: 图5(a)是WBCT域相关系数的融合图像与理想图像的差异图, 可以看出图5(a)最为光滑, 即融合图像与理想图像的差异最小. 图5(b)为基于Contourlet变换系数相关性的融合图像与理想图像的差异图, 相比于图5(a), 图5(b)中含有少量的特征信息, 因此其融合图像也基本保留了原始图像的特征信息. 图5(c)为基于像素点的WBCT图像融合算法, 图5(d)为小波变换与理想图像的差异图. 由于在图5(c)中没有考虑图像像素点的相关性, 融合图像丢失了部分原始信息; 而图5(d)中仍含有大量的特征细节信息, 这再次验证了小波变换比WBCT提取图像的

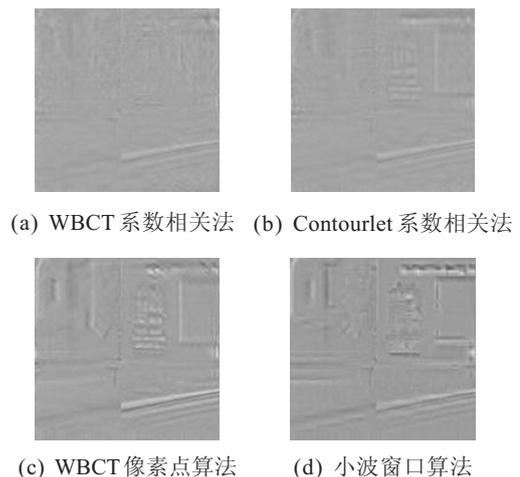


图5 融合图像与理想图像的差异

特征能力更有限, 直接导致融合图像中损失了大量的纹理信息. 即 WBCT 比 Contourlet 变换能更好地挖掘图像的纹理信息, 且基于系数相关的图像融合规则能有效提取融合图像源的特征信息.

除了主观的视觉评价, 还选用互信息 (MI)^[11], 相关系数 (corr), 边缘特征值 (EIPV)^[13], 信息熵 (entropy) 和清晰度 (gradient) 这 5 种客观指标对融合结果进行评价. 表 1 对比了图 4 中 6 种融合算法对多聚焦图像获得融合图像的客观评价指标. 其中, 前两种指标都是将融合图像和理想图像进行比较. 互信息的值越大, 表明融合图像能从原始图像中提取出大量特征信息; 相关系数越接近 1, 表明融合图像与理想图像的差异越小. 边缘特征值是将融合图像与融合图像源进行比较的评价指标, 其值越大, 表明融合图像的特征信息越丰富. WBCT 域系数相关算法获得的融合图像的互信息、相关系数以及边缘特征值都是最优的, 这说明该算法获得的融合图像与理想图像的差异最小, 能有效地提取原始图像的信息, 为融合图像保留更多的原始图像信息.

表 1 多聚焦融合图像性能客观评价

融合算法	MI	corr	EIPV	entropy	gradient
WBCT-dependency	4.0072	0.9985	0.7212	7.1158	4.7201
WBCT window-based	3.7339	0.9978	0.6815	7.1376	4.8643
WBCT pixel-based	3.7112	0.9972	0.6721	7.1579	4.8801
Contourlet-dependency	3.9037	0.9981	0.7145	7.1003	4.6424
Contourlet window-based	3.7121	0.9970	0.6632	7.1689	4.8997
wavelet window-based	3.6050	0.9967	0.6266	7.2239	5.0008

理论上信息熵和清晰度越大, 表明图像的信息越丰富, 但信息熵和清晰度是两个不需要标准图像的评价指标. 由于 WBCT, Contourlet 变换以及小波变换的构建方式不同, 在传统的融合算法中都会引入不同程度的伪吉布斯现象, 导致图像的信息熵和清晰度增大, 尤其是基于像素点的方法. 而本文融合规则获得的融合图像的信息熵和清晰度两个指标均低于其他几种方法, 说明该规则能减弱伪吉布斯现象的影响. 因此, 客观评价与主观视觉分析相一致.

通过主客观评价, 利用比较不同种类的多尺度变换, 说明 WBCT 比 Contourlet 和小波变换能更好地提取图像的特征信息, 且对边缘特征的表述比小波变换更加清晰光滑. 通过不同融合规则的比较, 验证了本文的融合规则能提高图像的视觉质量, 且能有效提取原始图像中的信息. 将本文的融合规则分别应用于 Contourlet 变换和 WBCT 变换, 结果表明本文的融合规则是有效可行的, 且都能取得较高的融合质量.

可见选择有效的融合规则是提高融合图像视觉效果的重要途径.

5 结 论

本文利用 WBCT 系数的相关性特点, 设计了一种 WBCT 域系数相关的图像融合算法. 实验结果表明, 该算法是一种有效且可行的图像融合算法, 它不仅适用于 WBCT, 而且适用于 Contourlet 变换, 能取得比传统方法都好的融合质量. WBCT 作为一种 Contourlet 变换的新发展, 比小波变换和 Contourlet 变换能更好地表征图像的边缘和纹理等特征信息. 因此, 将 WBCT 引入图像融合并结合其系数特点设计有效的融合规则, 可以为融合图像提供更为丰富和全面的图像信息.

参考文献(References)

- [1] 叶传奇, 苗启广, 王宝树. 基于非子采样 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2007, 19(10): 1274-1278.
(Ye C Q, Miao Q G, Wang B S. Image fusion method based on the nonsubsampling contourlet transform[J]. J of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(10): 1274-1278.)
- [2] 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 K, Guo L, Chang W W. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 681-686.)
- [3] 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 H H, Guo L, Liu H. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(5): 657-662.)
- [4] Qu Xiaobo, Xie Guofu, Yan Jingwen, et al. Image fusion algorithm based on neighbors and cousins information in nonsubsampling Contourlet transforms domain[C]. Proc of the 2007 Int Conf on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, 2007: 1797-1802.
- [5] 梁栋, 李瑶, 沈敏, 等. 一种基于小波 Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法[J]. 电子学报, 2007, 35(2): 320-322.
(Liang D, Li Y, Shen M, et al. An algorithm for multi-focus image fusion using wavelet based Contourlet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(2): 320-322.)
- [6] 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.

(下转第706页)