

基于非采样 Contourlet 变换多传感器图像融合算法

张强¹ 郭宝龙¹

摘要 针对同一场景多聚焦图像的融合问题, 提出了一种基于非采样 Contourlet 变换 (Nonsubsampled Contourlet transform, NSCT) 图像融合算法. 并对经 NSCT 分解得到的不同频域子带系数, 分别讨论了低频子带系数和各带通方向子带系数的选择方案. 在选择低频子带系数时, 提出了一种基于图像局部区域梯度能量和“加权平均”相结合的系数选择方案, 从而不仅能够恰当地选择融合后图像的 NSCT 系数, 还能够有效地抑制噪声对融合图像质量的影响; 在选择带通方向子带系数时, 充分利用了 NSCT 的方向特性以及各尺度子带图像与源图像尺寸大小相同的特性, 给出了非采样 Contourlet 域方向对比度的概念, 并提出了一种基于方向对比度的系数选择方案. 采用了多聚焦图像进行仿真实验, 并对融合结果进行了主客观评价. 实验结果表明, 相比于传统的基于小波变换的图像融合算法, 该算法能够有效避免“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量化指标的融合图像.

关键词 图像处理, 图像融合, 非采样 Contourlet 变换, 方向对比度, 局部区域梯度能量
中图分类号 TP391.41

Fusion of Multi-sensor Images Based on the Nonsubsampled Contourlet Transform

ZHANG Qiang¹ GUO Bao-Long¹

Abstract For the fusion problem of the multi-focus images of the same scene, a novel algorithm is proposed based on the nonsubsampled contourlet transform (NSCT). The selection principles of the low frequency subband coefficients and bandpass directional subband coefficients are discussed respectively. For choosing the low frequency subband coefficients, we present a scheme based on the local area energy of image gradient combined with the weighted average scheme, which can not only restrain the noise effectively but also select the coefficients properly. When choosing the bandpass directional subband coefficients, we make best use of such NSCT characteristics as directional sensitivity and same size between subband image and the original image, and define the directional contrast in the contourlet domain. Then we present a selection principle based on the directional contrast. The algorithm has been used to merge several sets of multi-focus images. The experimental results indicate that the proposed approach can avoid the introduction of artifacts and can significantly outperform the traditional wavelet-transform-based image fusion method in terms of both visual quality and objective evaluation criteria.

Key words Image processing, image fusion, nonsubsampled Contourlet transform (NSCT), directional contrast, local area energy of image gradient

小波变换作为图像的一种多尺度分析工具, 具有良好的空域和频域局部特性, 已被广泛应用到多传感器图像融合领域中^[1-5], 并取得了较多的成果. 但是由一维小波通过张量积而形成的二维小波基是“各向同性”(Isotropy) 的, 无法精确地表达图像边缘的方向, 也不能“最优”表示含“线”或者“面”奇异的二维图像. 并且绝大多数基于小波变换的图像融合算法中, 高频小波系数的选择采用的是一种近

似的“模值取大”的融合规则. 这使得基于小波变换的图像融合算法容易引入“人为”效应或高频噪声, 从而降低了融合图像的质量^[6].

针对小波变换在图像处理中的缺陷, Do 和 Vetterli 提出了一种“真正”的二维图像稀疏表达方法 — Contourlet 变换^[7]. 相对于小波变换, 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^[7-8]. 但是, 在对图像进行 Contourlet 变换的过程中, 需要对图像进行降采样和上采样操作, 从而使得 Contourlet 变换缺乏平移不变性 (Shift-invariance), 而平移不变性在边缘检测、图像增强以及图像融合等图像处理领域中都发挥着重要的作用. 为此, Cunha 等人又提出一种具有平移不变性的 Contourlet 变换 — 非采样 Contourlet 变换 (Nonsubsampled Contour-

收稿日期 2006-08-10 收修改稿日期 2007-06-06
Received August 10, 2006; in revised form June 6, 2007
国家自然科学基金 (60572152), 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA01Z127) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60572152), National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA01Z127)
1. 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 西安 710071
1. Institute of Intelligent Control and Image Engineering, School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.00135

let transform, NSCT)^[9].

本文提出了一种基于非采样 Contourlet 变换图像融合算法. 首先采用 NSCT 将源图像分解到不同尺度、方向子带范围内, 然后对低频子带系数和各带通方向子带系数分别采用基于局部区域梯度能量和方向对比度的系数选择方案得到融合图像的 NSCT 系数, 再经 NSCT 逆变换得到融合图像. 最后将算法运用到多聚焦图像融合实验中, 从仿真结果可以看出, 该融合算法能够很好地将源输入图像中的有用信息 (尤其是边缘信息) 提取并注入到融合图像中去, 得到多个目标都清晰的图像.

1 非采样 Contourlet 变换 (NSCT)^[9]

如图 1 所示, 与 Contourlet 变换类似, NSCT 也是将多尺度分解和方向分解分开进行. 首先采用非采样塔式滤波器组 (Nonsampled pyramid filter bank, NSPFB) 对图像进行多尺度分解, 然后再采用非采样方向滤波器组 (Nonsampled 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).

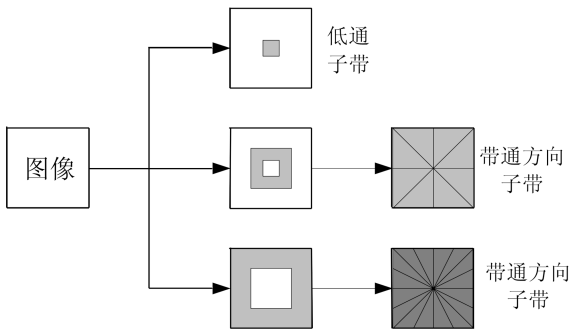


图 1 非采样 Contourlet 变换

Fig. 1 Nonsampled Contourlet transform

NSCT 采用的 NSPFB 是一组二通道二维非采样滤波器组. 为了实现对图像的多尺度分解, 与一维 *à trous* 小波算法相似, 每一级需要对上一级中所采用的滤波器按采样矩阵 $D = 2I = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 进行上采样, 如图 2 所示. j 尺度下低通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}]^2$, 而相应的带通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-\frac{\pi}{2^{j-1}} \times \frac{\pi}{2^{j-1}}]^2 / [-\frac{\pi}{2^j} \times \frac{\pi}{2^j}]^2$. 图像经 k 级非采样塔式滤波后, 可得到 $k + 1$ 个与源图像具有相同尺寸大小子带图像.

NSCT 中所采用的 NSDFB 也是一组二通道非采样滤波器组, 其理想频域支撑区间为扇形形状, 如图 3 中 $U_0(z)$, $U_1(z)$ 滤波器所示. 在此基础上, 对

扇形滤波器采用不同的采样矩阵进行上采样, 并对上一级方向分解后的子带进行滤波, 可以获得频域中更为精确的方向分解. 例如, 可以对扇形滤波器 $U_0(z)$, $U_1(z)$ 分别按采样矩阵 $D = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ 进行上采样得滤波器 $U_0(z^D)$ 和 $U_1(z^D)$, 然后再对上一级二通道方向分解后得到的子带图像进行滤波, 从而实现四通道方向分解, 如图 3 所示. 对于更多方向的分解, 需要采用更为复杂的采样矩阵对滤波器进行上采样.

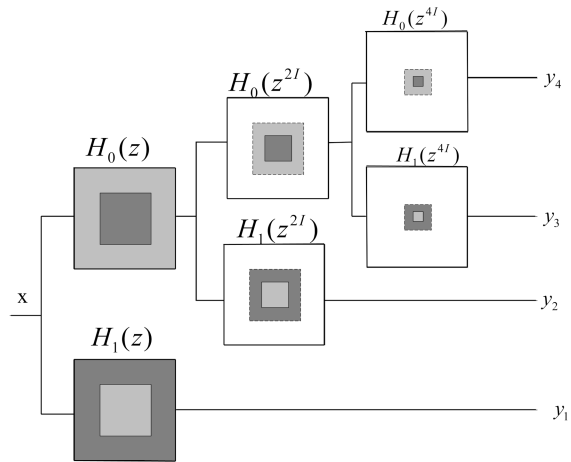


图 2 3 级塔式分解结构示意图

Fig. 2 A three-stage pyramid decomposition

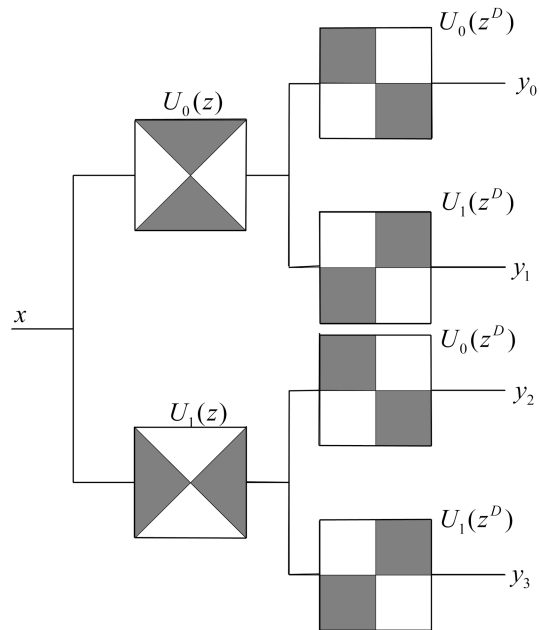


图 3 采用二通道扇形滤波器组实现四通道方向分解结构示意图

Fig. 3 A four-channel nonsampled directional filterbank constructed with two-channel filter banks

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. 因此图像经 j 级 NSCT 分解后可得到 $1 + \sum_{j=1}^J 2^{l_j}$ 个与原始输入图像尺寸大小相同的子带图像, 其中 l_j 为尺度 j 下的方向分解级数.

2 基于 NSCT 图像融合算法

NSCT 变换不仅具有良好的空域和频域局部特性, 还具有方向特性, 因此能够更好地提取和表示原始图像的几何特征, 为融合图像提供更多的信息. 同时, NSCT 在分解和重构过程中取消了降采样和上采样环节, 使得 NSCT 具有平移不变性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^[10], 从而有利于融合运算的实现. 因此本文将 NSCT 运用图像融合中, 提出了一种基于 NSCT 的图像融合算法.

以两幅输入图像为例, 算法可以分为以下几个步骤 (假设源图像已经过严格配准): 1) 将源图像 A 、 B 进行 NSCT 分解, 得到不同尺度、方向子带系数 $\{C_{j_0}^A(m, n), C_{j,l}^A(m, n) \ (j \geq j_0)\}$ 和 $\{C_{j_0}^B(m, n), C_{j,l}^B(m, n) \ (j \geq j_0)\}$, 其中 $C_{j_0}(m, n)$ 为低频子带系数, $C_{j,l}(m, n)$ 为各带通方向子带系数; 2) 对低频子带系数和各带通方向子带系数采用不同的系数选择方案 (融合规则) 得到融合图像 F 的 NSCT 的系数; 3) 进行非采样 Contourlet 逆变换从而得到融合图像 F . 融合算法中除了图像的多尺度分解和重构工具, 各子带系数的选择, 即融合规则, 对融合图像的性能也起着至关重要的作用. 下面将详细讨论各子带系数的融合规则.

2.1 低频子带系数的选择

对低频子带系数的选择, 常用平均法. 对低频子带系数直接采用平均法能够有效地抑制图像的噪声, 但也在一定程度上降低了图像的对对比度, 从而使得源图像中的一些有用信息丢失^[4].

离焦成像系统具有低通滤波特性^[11], 从而大大抑制了原始图像的高频细节信息, 使得离焦图像变得模糊, 而聚焦良好的图像则具有丰富的细节信息. 因此, 对于多聚焦图像, 可以根据相应区域的高频细节信息确定该区域的聚焦特性. 图像梯度能量 (Energy of image gradient, EOG) 反映了图像的梯度信息, 在一定程度上能够恰当地表征图像的聚焦特性和清晰度, 其定义如式 (1) 所示^[11-12]

$$EOG = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I_x^2(m, n) + I_y^2(m, n)) \quad (1)$$

其中, $M \times N$ 为图像的尺寸大小, $I_x(m, n) = I(m, n) - I(m-1, n)$, $I_y(m, n) = I(m, n) - I(m, n-1)$.

为了更好地表征图像在局部区域内聚焦特性及其清晰度, 以及对低频子带系数进行正确组合, 本文在 Contourlet 域中引入了图像局部区域梯度能量 (Local area energy of image gradient, LEOG) 的概念, 其定义如式 (2) 所示. 式中, $M_1 \times N_1$ 为局部区域尺寸大小, 常取为 5×5 或 7×7 等, $C_x(m, n) = C_{j_0}(m, n) - C_{j_0}(m-1, n)$, $C_y(m, n) = C_{j_0}(m, n) - C_{j_0}(m, n-1)$.

为了恰当选择低频子带系数, 并且能够很好地抑制噪声对融合性能的影响, 本文提出了一种基于图像局部区域梯度能量和加权平均法相结合的系数选择方案, 如式 (3) 所示, 其中加权系数 w_A , w_B 定义如式 (4) 所示, th 为实验阈值, 根据实验结果进行确定.

$$LEOG(m, n) = \sum_{i=-(M_1-1)/2}^{(M_1-1)/2} \sum_{j=-(N_1-1)/2}^{(N_1-1)/2} (C_x^2(m+i, n+j) + C_y^2(m+i, n+j)) \quad (2)$$

$$C_{j_0}^F(m, n) = \begin{cases} C_{j_0}^A(m, n) & LEOG^A(m, n) - LEOG^B(m, n) > th \\ C_{j_0}^A(m, n) \times w_A + C_{j_0}^B(m, n) \times w_B & |LEOG^A(m, n) - LEOG^B(m, n)| \leq th \\ C_{j_0}^B(m, n) & LEOG^B(m, n) - LEOG^A(m, n) > th \end{cases} \quad (3)$$

$$w_A = \frac{LEOG^A(m, n)}{LEOG^A(m, n) + LEOG^B(m, n)}, \quad w_B = \frac{LEOG^B(m, n)}{LEOG^A(m, n) + LEOG^B(m, n)} \quad (4)$$

2.2 带通方向子带系数的选择

根据人眼视觉系统对局部对比度的敏感性,并结合 NSCT 的方向特性,本文提出了一种基于方向对比度的带通方向子带系数选择方案. 图像对比度可定义为^[13]

$$R = \frac{L - L_B}{L_B} = \frac{\Delta L}{L_B} \quad (5)$$

其中, L 表示图像局部灰度值, L_B 表示图像的背景亮度值,从而 ΔL 相当于局部高频能量. NSCT 具有良好的方向特性,允许在不同尺度下具有不同数目的方向. 为此本文在 Contourlet 域中引入了方向对比度的概念,定义如式 (6) 所示

$$R_{j,l}(m, n) = \begin{cases} \frac{|C_{j,l}(m, n)|}{I_j(m, n)}, & I_j(m, n) \neq 0 \\ |C_{j,l}(m, n)|, & I_j(m, n) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, $I_j(m, n)$ 为尺度 j 下的低通子带图像,或者说是由尺度小于 j 的所有的非采样 Contourlet 系数重构得到的图像. 该定义也符合人眼视觉系统同时具有频率选择性和方向性的特点^[13]. 因此,采用基于方向对比度的融合规则能够获得与人眼视觉特性更为接近的融合效果.

由于图像的局部特征往往并不是孤立地由单一像素所能表征,而是由某一区域内的多个像素共同体现的;而且,一般情况下某一区域内的像素都具有较强的相关性,并非各自孤立^[5]. 因此,本文提出了如式 (7) 所示的系数选择方案.

$$C_{j,l}^F(m, n) = \begin{cases} C_{j,l}^A(m, n), & E_{j,l}^A(m, n) \geq E_{j,l}^B(m, n) \\ C_{j,l}^B(m, n), & E_{j,l}^A(m, n) < E_{j,l}^B(m, n) \end{cases} \quad (7)$$

其中,

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

$M_1 \times N_1$ 大小为 5×5 或 7×7 等.

从式 (6)、(7) 可以看出,对带通方向子带系数选择时,不仅仅考虑了带通方向子带系数之间的关系,还考虑了与相应低频子带系数之间的关系,从而更符合人眼视觉系统对图像的局部对比度变化十分敏感这一特性.

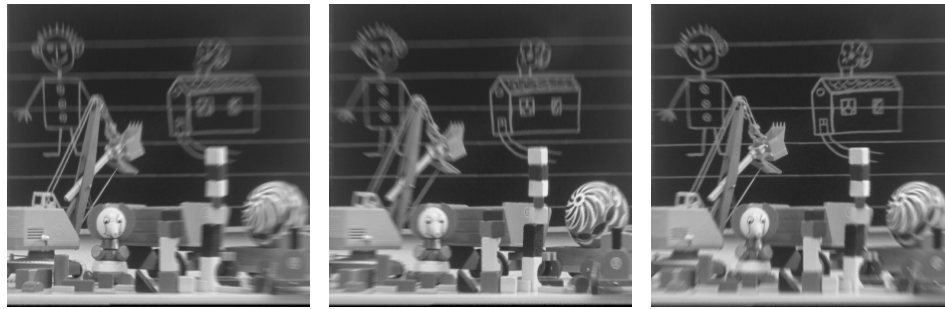
图像的局部区域梯度能量反映了相应区域内图像的聚焦特性,能够很好地确定源图像中哪一部分为聚焦良好的区域,哪一部分为离焦区域,能够恰当地对低频子带系数进行组合. 基于方向对比度的融合规则可以有选择地突出被融合图像的对比度信息.

因此,本文提出的融合规则,既可以突出图像的局部区域特征和细节信息,也可以突出对比度信息,从而能够取得良好的融合效果.

3 实验结果及其分析

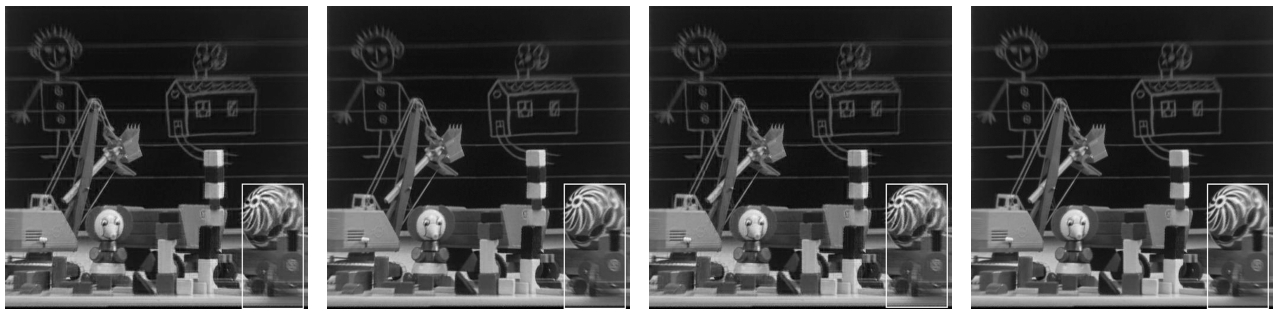
为了验证该融合算法的有效性,本文采用多聚焦图像进行融合实验. 图 4(a)~(c) 分别为聚焦在左边、右边和中间目标的图像,图像大小均为 512×512 ,灰度为 256 级. 本文采用了四种融合算法进行比较,前三种算法分别采用离散小波变换 (Discrete wavelet transform, DWT)、离散小波框架变换 (Discrete wavelet frame transform, DWFT) 以及 NSCT 作为图像的多尺度分解和重构工具,均采用简单的低频子带系数取平均,高频子带系数模值取大的融合规则,以验证不同图像的多尺度分解和重构工具对融合性能的影响. 第四种方法为本文提出的融合算法,进一步验证融合规则对融合性能的影响. 图 4(d)~(g) 为相应的融合结果.

从融合结果图像可以看出,四种融合算法都能够取得令人满意的视觉效果,消除了源图像的聚焦差异,提高了图像的清晰度,使融合图像中各个目标都比较清晰. 通过比较可以看出,采用本文提出的融合算法得到的融合图像 (图 4(g)) 效果最好. 为了清楚地说明这一点,本文将图 4(d)~(g) 右下方矩形框内部分图像取出并排列于图 5 中. 图 5(a) 中含有大量的虚影,尤其纹理比较丰富的部分更为明显,如图中小球部分. 同时也增添了一些虚假信息,如图中矩形区域中桌子边沿上出现的横线等. 而图 5(b) 和 5(c) 中虚影则得到了很好的消除. 这主要是由于 DWFT 和 NSCT 相对于 DWT 在分解和重构过程中取消了降采样和上采样操作,从而避免了图像分解和重构过程中引入频率混叠效应,也能够有效减少配准误差对融合性能的影响. 但图 5(c) 相对于图 5(b) 虚影消除得更为干净,如桌子边沿处的横线已基本消失. 这主要是因为 NSCT 较 DWFT 具有更好的稀疏表达能力,能将图像的边缘,如曲线、直线等特征用较少的大 NSCT 系数表示,变换后能量更加集中,更利于跟踪和分析图像的重要特征,因此基于 NSCT 的融合算法能够很好地解决基于小波变换 (包括 DWT 和 DWFT) 融合算法所引入的“人为”效应. 相对于图 5(c),图 5(d) 中图像视觉效果更好,小球的轮廓、细节信息等都得到了很好的保留 (如图中椭圆内区域),同时图像虚影也完全消失. 这主要是由于采用不同的融合规则引起的. 这也表明了本文提出基于图像局部区域梯度能量和方向对比度的融合规则,既可以突出图像的局域特征和细节信息,也可以突出对比度信息,从而取得了良好的融合效果.



(a) 左边聚焦图像 (b) 右边聚焦图像 (c) 中间聚焦图像

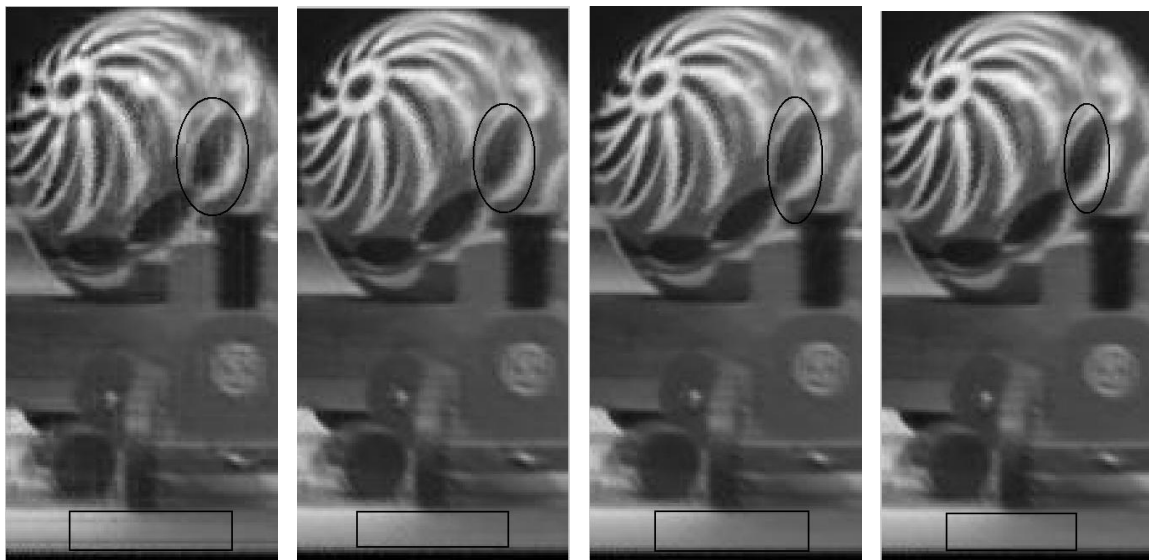
(a) The image focused on the left (b) The image focused on the right (c) The image focused on the center



(d) DWT 融合算法结果 (e) DWFT 融合算法结果 (f) NSCT 融合算法结果 (简单融合规则) (g) 本文算法融合结果

(d) Fused image using the DWT-based method (e) Fused image using the DWFT-based method (f) Fused image using the NSCT-based method (simple fusion rules) (g) Fused image using the proposed method

图 4 多聚焦图像及其融合结果
Fig.4 Source images and fusion results



(a) 取至图 4(d) 图像 (b) 取至图 4(e) 图像 (c) 取至图 4(f) 图像 (d) 取至图 4(g) 图像

(a) The image taken from Fig.4 (d) (b) The image taken from Fig.4 (e) (c) The image taken from Fig.4 (f) (d) The image taken from Fig.4 (g)

图 5 局部融合结果图像
Fig.5 Parts of the fused images

表 1 不同融合算法性能比较
Table 1 Performance of different fusion methods

算法	$MI(I_L, F)$	$MI(I_R, F)$	$MI(I_C, F)$	\overline{MI}	$Q(I_L, F)$	$Q(I_R, F)$	$Q(I_C, F)$	$Q(I_L, L_R, L_C, F)$
DWT 算法	2.3841	2.5398	3.0009	2.6416	0.2812	0.2936	0.3265	0.5910
DWFT 算法	3.1662	3.3885	4.0556	3.5367	0.3124	0.3313	0.3708	0.6347
NSCT 算法 (简单融合)	3.5630	3.7420	4.4408	3.9153	0.3322	0.3485	0.3895	0.6472
本文算法	3.4904	3.7969	4.8448	4.0441	0.3361	0.3546	0.4100	0.6554

除了对融合图像进行主观评价外, 本文还采用了交互信息量 (Mutual information, MI)^[14] 以及文献 [15] 提出的基于边缘信息的性能评价因子 Q 两个指标对融合算法性能进行客观评价。

融合图像 F 与源图像 I 之间的交互信息量 $MI(I, F)$ 反映了融合图像包含源图像 I 中的信息量的大小, 互信息量 $MI(I, F)$ 越大, 说明融合图像 F 从源图像 I 中提取的信息越多, 融合效果也越好. 本文采用 $MI(I_L, F)$ 、 $MI(I_R, F)$ 、 $MI(I_C, F)$ 分别表示融合图像 F 与聚焦在左边、右边以及中间目标的源图像 I_L 、 I_R 、 I_C 之间的交互信息量. \overline{MI} 表示上述三个量的均值, 用来从整体上表征融合图像从源图像中获取信息的丰富程度。

文献 [15] 给出了一种基于边缘信息的性能评价因子, 较好地反映了源图像到融合图像边缘信息的传递量. 首先采用“Sobel”算子分别获得源图像和融合图像的边缘信息 (包括边缘强度信息和边缘方向信息), 然后得到融合图像相对源图像的边缘信息保留量. 具体可参考文献 [15]. 本文采用 $Q(I_L, F)$ 、 $Q(I_R, F)$ 、 $Q(I_C, F)$ 分别表示融合图像 F 相对于源图像 I_L 、 I_R 、 I_C 的边缘信息保留量, $Q(I_L, L_R, L_C, F)$ 表示融合图像相对于三个源图像的整体边缘信息保留量. Q 值越高, 表明源图像中的边缘信息在融合图像中保留得越好, 融合性能越高。

表 1 给出了四种融合算法性能比较数据. 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 (DWT 算法和 DWFT 算法), 基于 NSCT 的图像融合算法 (简单融合算法和本文算法), 特别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 (尤其是源图像中的边缘信息) 并注入到融合图像中, 具有更好的融合性能。

4 结论

图像的多尺度几何工具和融合规则是基于多尺度分解图像融合算法中两个至关重要的因素, 直接

影响着融合图像的质量. NSCT 作为一种新的图像多尺度几何分析工具, 具有良好的空域、频域局部特性和方向特性, 能够更为精确地表示图像边缘的方向. 同时, NSCT 还具有平移不变特性, 以及得到的各尺度方向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. 据此, 本文提出了一种基于 NSCT 图像融合算法, 并对融合规则进行了详细讨论, 对低频子带系数和各带通方向子带系数分别提出了基于图像局部区域梯度能量和方向对比度的融合规则. 对多聚焦图像进行了仿真实验, 实验结果表明该算法相对于传统的小波变换具有良好的性能. 当然, NSCT 还有许多开放的问题有待进一步研究, 相信随着对 NSCT 的深入研究, 将会进一步显示 NSCT 在图像融合领域中的潜力。

References

- Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(9): 1855–1872
- Gemma P. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions. *Information Fusion*, 2003, **4**(4): 259–280
- De I, Chanda B. A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets. *Signal Processing*, 2006, **86**(5): 924–936
- Chao Rui, Zhang Ke, Li Yan-Jun. An image fusion algorithm using wavelet transform. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(5): 750–753
(晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波的图像融合算法. 电子学报, 2004, **32**(5): 750–753)
- Liu Gui-Xi, Yang Wan-Hai. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(6): 927–934
(刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合算法及性能评价. 自动化学报, 2002, **28**(6): 927–934)
- Zhang Qiang, Guo Bao-Long. Fusion of multisensor images based on the Curvelet transform. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2006, **17**(9): 1123–1127
(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)

- 7 Do M N, Vetterli M. The Coutourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106
- 8 Li Guang-Xin, Wang Ke. Color image fusion algorithm using Contourlet transform. *Acta Electronic Sinica*, 2007, **35**(1): 112–117
(李光鑫, 王珂. 基于 Contourlet 变换的彩色图像融合. 电子学报, 2007, **35**(1): 112–117)
- 9 Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsamped Contourlet transform: theory, design, and applications. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089–3101
- 10 Li Zhen-Hua, Jing Zhong-Liang, Sun Shao-Yuan, Liu Gang. Remote sensing image fusion based on steerable pyramid frame transform. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(5): 598–602
(李振华, 敬忠良, 孙韶媛, 刘刚. 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)
- 11 Eltoukhy H A, Kavusi S. A computationally efficient algorithm for multi-focus image reconstruction. In: Proceedings of SPIE Electronic Imaging. California, USA: 2003. 332–341
- 12 Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(4): 493–500
- 13 Dauphin G, Beghdadi A, de Lesegno P V. A local directional bandlimited contrast. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Paris, France: IEEE, 2003. 197–200
- 14 Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, Marchal G, Suetens P. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, **16**(2): 187–198
- 15 Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure. *Electronics Letters*, 2000, **36**(4): 308–309



张 强 西安电子科技大学机电工程学院讲师, 博士研究生. 主要研究方向为图像的多尺度几何分析与图像融合. 本文通信作者.

E-mail: zhangqiang134@163.com

(ZHANG Qiang Ph. D. candidate, lecturer at School of Electromechanical Engineering, Xidian University. His research interest covers image multiscale geometric analysis and image fusion. Corresponding author of this paper.)



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教授. 主要研究方向为模式识别与图像处理.

E-mail: blguo1199@163.com

(GUO Bao-Long Professor at Institute of Intelligent Control and Image Engineering, School of Electromechanical Engineering, Xidian University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)