

文章编号 1004-924X (2005) 02-9999-999

改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法

屈小波¹ 闫敬文^{2,1} 杨贵德²

(1. 厦门大学 通信工程系, 福建 厦门 361005)

(2. 广东省数字图像处理重点实验室, 广东 汕头 515063)

摘要: 为了克服 Contourlet 融合在远离支撑区间上出现的混叠成分, 抑制融合图像在奇异处产生伪吉布斯现象, 提出改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet (Sharp Frequency Localized Contourlet Transform-SFLCT) 域多聚焦图像融合方法。首先, 采用 SFLCT 而不是原始的 Contourlet 对多聚焦图像进行分解。接着, 将多聚焦图像空域融合方法中评价图像清晰度的指标引入到 SFLCT 变换域, 采用拉普拉斯能量来选择变换域系数。然后, 逆 SFLCT 重构得到融合结果。最后, 采用循环平移(Cycle Spinning)来提高 SFLCT 的平移不变性, 有效抑制融合图像在奇异处产生伪吉布斯现象。实验结果表明: 对于多聚焦图像, 所提方法比循环平移小波变换互信息提高 5.87%, $Q^{AB/F}$ 提高 2.70%, 比循环平移 Contourlet 方法互信息提高 1.77%, $Q^{AB/F}$ 提高 1.29%, 视觉效果优于典型的空域分块拉普拉斯能量方法和平移不变小波变换方法。

关键词: 图像融合 多聚焦图像 Contourlet 变换 伪吉布斯现象 小波变换

中图分类号: TP751 文献标识码: A

Sum-modified-Laplacian-based Multifocus Image Fusion Method in Sharp Frequency Localized Contourlet Transform Domain

QU Xiao-bo¹ YAN Jing-wen^{2,1} YANG Gui-de²

(1. Department of Communication Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

(2. Key Lab of Digital Signal and Image Processing of Guangdong Province, Shantou University, Shantou 515063, China)

Abstract: In order to suppress pseudo-Gibbs phenomena around singularities of fused image and reduce significant amount of aliasing components which are located far away from the desired support when the original contourlet is employed in image fusion, Sum-modified-Laplacian-based multifocus image fusion method in sharp frequency localized contourlet transform (SFLCT) domain is proposed. First, SFLCT, instead of the original contourlet, is utilized as the multiscale transform to decompose the source multifocus images into subbands. Second, typical measurements for multifocus image fusion in spatial domain are introduced into contourlet domain and Sum-modified-Laplacian (SML), evidenced in this paper with the best capability to distinguish SFLCT coefficients is from the clear parts or blurry parts of images, is employed in SFCLT subbands as measurement to select SFLCT transform coefficients. Third, inverse SFLCT is used to reconstruct fused image. Finally, cycle spinning is applied to compensate for the lack of translation invariance property and suppress pseudo-Gibbs phenomena of fused images. Using the proposed fusion method, experimental results demonstrate that mutual information is improved by 5.87% and transferred edge information $Q^{AB/F}$ is improved

收稿日期: 2008-07-22; 修订日期: 2008-xx-xx

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60472081), 航空基础科学基金(No. 05F07001)

by 2.70% compared with cycle spinning wavelet method, while mutual information is improved by 1.77% and $Q^{AB/F}$ is improved by 1.29% compared with cycle spinning contourlet method. Meanwhile the proposed fusion method outperforms block-based spatial SML method and shift-invariant wavelet method in term of visual appearance.

Key words: Image fusion; multifocus images; contourlet transform; pseudo-Gibbs phenomena; wavelet transform

1 引言

可见光成像系统的聚焦范围有限,很难获得同一场景内所有物体都清晰的图像。由于聚焦良好的图像比较清晰,离焦图像就会比较模糊。因此,聚焦的图像对人的感知以及机器视觉来说是非常重要的。图像融合通过合并多个传感数据来提供更可靠、更精确的信息[1]-[3],是获得良好聚焦图像的一种很好的方法,它主要通过合并源图像中聚焦良好的清晰部分来实现。

当前主要有两类多聚焦图像融合方法。一类是在空间域选取图像清晰部分的像素构成融合图像[4]-[5]。这类方法一般都根据某种清晰度指标将图像中清晰的块合并起来。这些块通常是特定尺寸的窗或图像分割得到的区域。但是,空域窗会导致块效应,对融合图像的质量会产生很大影响。而基于分割的融合方法很大程度上依赖于分割算法,这又是图像处理中的另一大难题。更糟的是,如果源图像中的目标物体是部分清晰部分模糊,当分割算法考虑到物体的完整性时,融合图像中被选择出来的物体也会部分模糊。

另一类多聚焦融合方法假定图像细节信息分布在高频子带,通过合并多尺度变换域中的系数来实现融合。这些变换可以是小波变换[2],DCT变换[6],Bandelet[7],Curvelet[8]和Contourlet[9]-[11]。其中,小波变换[2]是图像融合中最典型的多尺度变换。但是,传统小波变换只能捕获有限的方向信息,不能有效捕捉沿着轮廓[12]方向上的信息。Contourlet[12]解决了该问题,为图像提供了灵活的多分辨率和多方向性分解。

目前,Contourlet变换已经成功地应用于包括图像融合[9]-[11]在内的图像处理[12]-[14]中,其性能优于小波变换。然而,最初的Contourlet[12]由于采用非理想滤波器,在图像岭脊容易产生模糊伪影。Yue Lu[15]提出了一种新的Contourlet结构,通过尖锐频率局部化Contourlet变换(SFLCT)来解决频率非局部化问题。同时,由于SFLCT的方向滤波器组中进行降采样和上采样,因而不具备平移不变性,导致在奇异点处产生伪吉布斯效应,对多聚焦图像融合会产生很大影响[10][16][17]。本文应用循环平移(Cycle Spinning-CS)[16][17]来补偿SFLCT的平移不变性,称为CS-SFLCT,并将CS-SFLCT应用于图像融合。

此外,好的融合方法不仅依赖于变换,还取决于如何合并变换域中的系数。对于多聚焦图像融合,关键是要能找出一种可以有效区分系数是来自于图像

清晰还是模糊部分的清晰度指标。本文中,根据SFLCT变换域系数特点,我们将空间域[4]中典型的清晰度指标引入到变换域,比较证明改进的拉普拉斯能量和具有最好的区分能力。本文中,通过比较源图像的高频子带,选出具有较大拉普拉斯能量和(SML)的系数构成融合图像,我们把该方法简称为CS-SFLCT-SML。

本文安排如下:第二部分简要介绍CS-SFLCT并给出CS-SFLCT应用到图像融合的基本框架。第三部分在对比各种清晰度指标基础上提出基于SML的融合规则。第四部分通过实验表明CS-SFLCT-SML方法在抑制伪吉布斯效应和准确选择清晰部分系数方面的优势。最后部分做出总结和讨论。

2 尖锐频率局部化 Contourlet 域图像融合方法

2.1 尖锐频率局部化 Contourlet 变换

最初的Contourlet[12]变换是通过结合拉普拉斯金字塔和方向滤波器组实现。前者捕获奇异点,后者把奇异点连接成线性结构。在频率域中,拉普拉斯金字塔反复地把一幅二维图像分解为低通和高通子带,然后方向滤波器组把高通子带分解为方向子带。

但是,最初的Contourlet由于非理想滤波器与拉普拉斯金字塔合并,使得它在频率上是非局部化的,在理想梯形支撑[15]外部就会产生很多混叠成分。为了解决这个问题,Yue Lu[15]提出了一种尖锐频率局部化Contourlet变换(SFLCT)。SFLCT采用新的多尺度金字塔并在不同尺度上应用不同高低通滤波器集合。假定频率域中的低通滤波器

$$L_i(\omega)(i=0,1) \text{ 为 } L_i(\omega) = L_i^d(\omega_1) \bullet L_i^d(\omega_2),$$

其中 $L_i^d(\omega)$ 是一个具有平滑过渡带的低通滤波器,通带频率为 $\omega_{p,i}$,截止频率为 $\omega_{s,i}$,定义 $L_i^d(\omega)$ 为

$$L_i^d(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{for } |\omega| \leq \omega_{p,i} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{(|\omega| - \omega_{p,i})\pi}{\omega_{s,i} - \omega_{p,i}}\right) & \text{for } \omega_{p,i} < |\omega| < \omega_{s,i} \\ 0 & \text{for } \omega_{s,i} < |\omega| < \pi \end{cases}$$

其中 $|\omega| \leq \pi$ 且 $(i=0,1)$ 。

假定可以完全消除混叠,多尺度金字塔的理想

重建就必须满足

$$|L_i(\omega)|^2 + |D_i(\omega)|^2 \equiv 1, \quad \text{for } i = 0, 1$$

图 1 所示为最初的 Contourlet 变换和 SFLCT 的基图像的对比。(a) 和 (b) 表明最初的 Contourlet 变换的频率非局部化问题相当严重, 而 SFLCT 很好解决了该问题。(c) 和 (d) 表明 SFLCT 很大程度上改善了 Contourlet 变换的空间正则性。

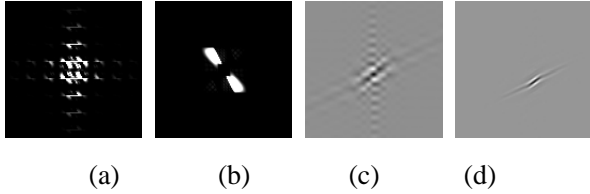


图 1 最初的 Contourlet 变换以及尖锐频率局部化 Contourlet(SFLCT) 的基图像。(a) 和 (b) 分别为最初的 Contourlet 变换以及 SFLCT 在频率域的基图像, (c) 和 (d) 分别为这两种变换在空间域的基图像

Fig.1 Basis images of original contourlet and sharp frequency localized contourlet (SFLCT). (a) and (b) are basis images of original contourlet and SFLCT in frequency domain, (c) and (d) are basis images of the two transforms in spatial domain

2.2 循环平移 SFLCT 域图像融合方法

SFLCT 变换的方向滤波器组中的降采样和上采样使它缺乏平移不变性, 这将会在边缘等奇异点产生伪影。因此, 本文利用循环平移 (Cycle Spinning-CS) [16] [17] 来弥补 SFLCT 的这点缺陷, 该方法可以简单有效地提高变换对平移的敏感性。为了方便起见, 循环平移 SFLCT 简称 CS-SFLCT。

假定 f_1 , f_2 和 F 分别为源图像和融合后的图像, C 和 C_{-1} 分别表示 SFLCT 正反变换, $S_{x,y}$ 表示循环平移操作, x, y 分别表示水平和垂直方向上的平移距离, h 表示在 SFLCT 变换域的融合过程, 本文提出的 CS-SFLCT 图像融合方法可以表示如下:

$$F = S_{-x,-y} \left\{ h \left[C(S_{x,y}(f_1)), C(S_{x,y}(f_2)) \right] \right\}$$

其融合过程如图 2 所示。

通常 $x \in X$ 和 $y \in Y$ 表示一系列的平移距离

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. 如果源图像大小为 $M \times N$, 那么, 水平方向的最大平移

$x_{\max} = \max(X)$ 就必须满足 $x_{\max} \leq M$, 垂直方向

的最大平移范围 $y_{\max} = \max(Y)$ 满足 $y_{\max} \leq N$ 。因此,

循环平移平均了降采样滤波器组对平移的依赖。基于循环平移的图像融合可以用如下公式表示:

$$F = Ave_{x \in X, y \in Y} \left\{ S_{-x,-y} \left\{ h \left[C(S_{x \in X, y \in Y}(f_1)), C(S_{x \in X, y \in Y}(f_2)) \right] \right\} \right\}$$

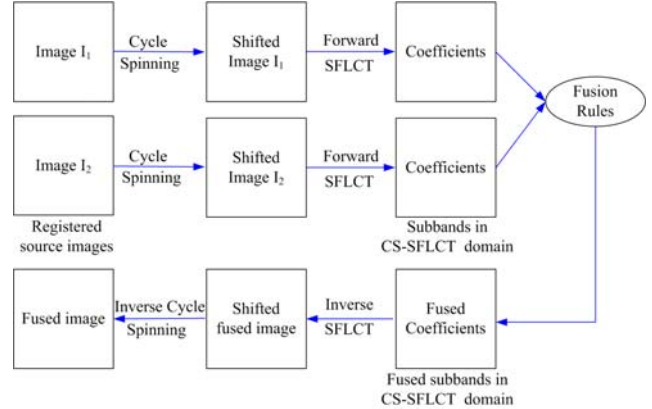


图 2 循环平移 SFLCT 域图像融合框架

Fig.2 Framework of Image Fusion Method using Cycle Spinning SFLCT

3 融合规则

对于图像融合来说, 如何在多尺度变换域中合并系数是另一个关键问题。一般来说, 选择绝对值较大的高活性系数组成融合图像 [2]。对于多聚焦图像, 主要是选择变化剧烈的系数和来自于源图像清晰部分的系数, 进而重构出融合结果。

3.1 低频系数融合

由于低频系数构成的图像近似信息, 对低频系数一般采用平均规则 [2]。设 $B_F^{l,k}(i, j)$ 是 l 尺度、 k 方向子带 (i, j) 位置上融合的低频系数, 那么

$$B_F^{l,k}(i, j) = \frac{B_1^{l,k}(i, j) + B_2^{l,k}(i, j)}{2} \quad (1)$$

这里 $B_1^{l,k}(i, j)$ 和 $B_2^{l,k}(i, j)$ 表示源图像相同子带位置上的低频系数。

3.2 高频系数融合

在图像细节包含在多尺度变换域的高频子带的假设下, 典型的融合规则是极大值规则, 选择具有较大绝对值的高频系数 [2], 本文称为 Coeffs-max 规则。

对于多聚焦图像融合, 文献 [4] 给出空间域内许多典型清晰度评价的融合性能对比, 例如图像梯度能量 (EOG), Tenengrad, 空间频率 (SF), 拉普拉斯

能量(EOL)和改进的拉普拉斯能量和(SML)。这些评价指标都测量像素的变化程度。在基于这些评价指标的融合方法中,具有较大度量值的像素点被认为来自于源图像的清晰部分,并被选出作为融合图像的像素点。因为多聚焦图像在 SFLCT 变换域的子带可以看作图像,并且存在幅值的变化(如图 3 (d)和(e)中标记的区域所示),因此利用 EOG 等清晰度指标来选择来源于清晰图像的变换域系数是合理的。

但与文献[4]的清晰度定义不同,我们是在 SFLCT 域定义变换系数的清晰度。例如,用 $I^{l,k}(i,j)$

表示 l 尺度 k 方向上位置在 (i,j) 的系数,改进的

拉普拉斯(ML)以及 SML 定义如下:

$$ML^{l,k}(i,j) = |2I^{l,k}(i,j) - I^{l,k}(i - \text{step}, j) - I^{l,k}(i + \text{step}, j)| \\ + |2I^{l,k}(i,j) - I^{l,k}(i, j - \text{step}) - I^{l,k}(i, j + \text{step})|$$

其中 step 表示系数间的可变间距,本文 step 总是等于 1。

$$SML^{l,k}(i,j) = \sum_{p=-P}^P \sum_{q=-Q}^Q [ML^{l,k}(i+p, j+q)]^2 \quad (2)$$

其中, P 和 Q 表示窗大小为 $(2P+1) \times (2Q+1)$ 。

由于清晰度评价都在 SFLCT 域进行,因此这些指标的区分系数的能力与文献[2]不同。因此,为了采用 SFLCT 域最好的清晰度评价指标,假定知道聚焦良好的清晰图像(也称参考图像),我们用均方根差(RMSE)来评价不同清晰度的融合性能。

RMSE 定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i,j) - F(i,j))^2}{M \times N}} \quad (3)$$

这里 R 和 F 分别为参考图像和融合结果,大小为 $M \times N$ 。

为公平比较清晰度的融合性能,各评价指标采用相同大小的窗(3×3)。本实验中,图 3 (a)和(b)是大小为 256×256 的源图像,(c)是参考图像。表 1 给出了不同清晰度的 RMSE 性能。表 1 表明基于 SML 的图像融合方法的 RMSE 最低,也就是说,在 SFLCT 域中使用 SML 清晰度指标能获得最好的多聚焦图像融合结果。对于其它图像,我们也验证了 SML 的性能,限于篇幅限制就不在这里赘述。因此,SML 不仅仅是空间域[3]最好的清晰度评价指标,这里我们又证明了它在 SFLCT 域也是非常高效的。因此,利用 SML 在 SFLCT 域内选择系数是合理的。

假设 $I_1^{l,k}(i,j)$ 、 $I_2^{l,k}(i,j)$ 和 $I_F^{l,k}(i,j)$ 分别表

示源图像和融合图像对应于相同位置上的系数,而 $SML_1^{l,k}(i,j)$ 和 $SML_2^{l,k}(i,j)$ 分别表示 $I_1^{l,k}(i,j)$ 和 $I_2^{l,k}(i,j)$ 的 SML 清晰度,本文提出的基于 SML 的融合规则描述如下:

$$I_F^{l,k}(i,j) = \begin{cases} I_1^{l,k}(i,j), & \text{if } SML_1^{l,k}(i,j) \geq SML_2^{l,k}(i,j) \\ I_2^{l,k}(i,j), & \text{if } SML_1^{l,k}(i,j) < SML_2^{l,k}(i,j) \end{cases} \quad (4)$$

也就是说,源图像的高频子带比较时,选择 SML 值较大的系数作为融合图像的系数,简称 SML-max 规则。为方便起见,文中把在 CS-SFLCT 域内用 SML-max 规则的融合方法简称为 CS-SFLCT-SML。

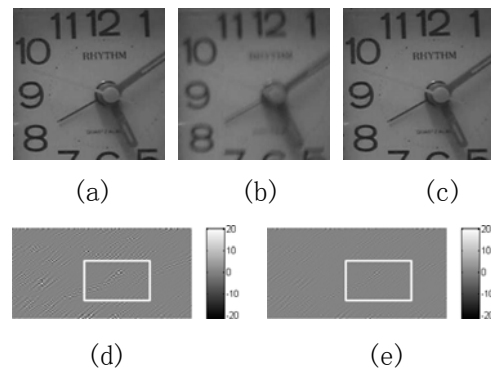


图 3 多聚焦源图像以及高频子带。(a)参考图像,(b)模糊源图像,(c)聚焦良好的源图像,(d)和(e)分别为(b)和(c)在 SFLCT 域相同方向和尺度上的高频子带。

Fig.3 Multifocus source images and high-frequency subbands.(a)reference image, (b) blurry source image,(c) good-focus source image, (d) and (e) are the one of the high-frequency subbands of (b) and (c) with the same direction and scale in the SFLCT domain, respectively.

表 1 不同方法的 RMSE 性能比较

Tab.1 RMSE Performance of different measurements					
Measurement	EOG	EOL	Tenengrad	SF	SML
RMSE	2.0391	2.0233	2.0977	2.0686	1.9502

4 实验结果与分析

这部分实验中,我们利用 CS-SFLCT-SML 方法进行多聚焦图像融合,四对多聚焦图像作为源图像(如图 4 所示)。在方向滤波器分解中,Contourlet、SFLCT 和 CS-SFLCT 的分解参数都设为[2, 3, 3, 4, 4]。

我们分四步验证 CS-SFLCT-SML 方法的优越性。首先,证明 CS-SFLCT 在消除奇异点附近的吉布斯效应的优越性,其次证明循环平移范围对于融合性能的影响,再次,证明 SML-max 规则较典型规则的优越性,最后,将本文的 CS-SFLCT-SML 方法与其他典型的融合方法进行对比,证明其优越性。

实验中,除了视觉效果以外,我们还采用互信息(MI) [20]和 $Q^{AB/F}$ [21]作为基于信息的融合性能客观评价指标。采用这两个指标是因为图像融合的目的是融合信息,并且它们不要求一定知道理想的融合图像(也叫参考图像)。MI 计算源图像有多少信息转移到了融合结果中,而 $Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 边缘检测来衡量有多少边缘信息从源图像转移到融合图像。二者的值越大,说明方法的融合性能越好。在评价算法在客观指标上的提高程度时,将各个算法的 MI 和 $Q^{AB/F}$ 的四幅图像结果平均后作为算法的整体性能。

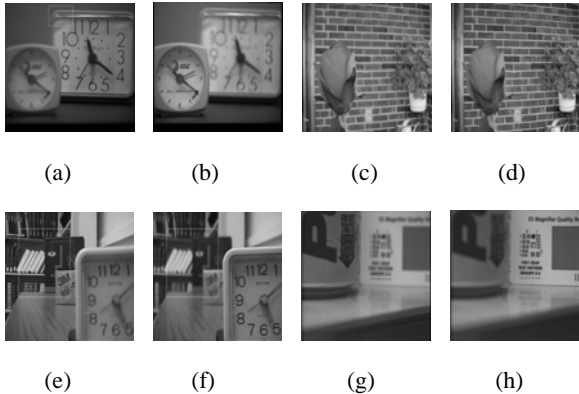


图 4 多聚焦融合源图像。(a) 和 (b), (c) 和 (d), (e) 和 (f), (g) 和 (h), 分别为源图像对, 这些图像都是部分离焦, 部分良好聚焦。

Fig.4 Source images for multifocus fusion. (a) and (b),(c) and (d),(e) and (f),(g) and (h), are the pairs, which are partly defocused and partly in good-focus.

4.1 CS-SFLCT 方法抑制伪吉布斯效应

这部分实验中,我们把缺乏平移不变性、容易在奇异点(如边缘)产生伪吉布斯效应的最初的 Contourlet 和 SFLCT,与利用循环平移克服伪吉布斯效应的 CS-OCT [10] [16]和 CS-SFLCT 方法进行比较。CS-OCT 和 CS-SFLCT 方法的平移距离设为 $X=Y=\{-1, -2, -4, -8, 1, 2, 4, 8\}$ 。我们采用典型的低频平均规则和高频 Coeffs-max 规则 [2] 来比较它们的性能。

表 2 是不同形式的 Contourlet 变换在多聚焦融合中客观指标的对比。可以看出,CS-OCT 比 OCT 得到更高的 MI 和 $Q^{AB/F}$,而 CS-SFLCT 与 SFLCT 相比也获得更高的 MI 和 $Q^{AB/F}$ 。这表明循环平移可以使缺乏平移不变性的 Contourlet 把更多信息转移到融合图像中。CS-SFLCT 较 CS-OCT 互信息提高 5.87%, $Q^{AB/F}$ 提高 2.70%,CS-SFLCT 具有最高的客观指标表明 CS-SFLCT 方法融合性能最好。

图 5(a)-(d)表示源图像图 4 (a) 和图 4 (b)融合的视觉效果。由于标记部分是清晰的,所以融合结

果减去图 4 (a) 得到的残差图像中残留的图像特征越少,说明该方法把源图像的特征转移到融合图像中越多,融合方法越成功。

图 5(e)-(h)中标记的模糊边缘就是由伪吉布斯效应造成的,这显然降低了融合图像的视觉效果。可以看出,CS-OCT 比 OCT 的模糊边缘少,而 CS-SFLCT 的模糊边缘也比 SFLCT 得到融合图像的模糊边缘要少。因此,当我们使用缺乏平移不变性的 Contourlet 时,循环平移是一种消除伪吉布斯效应很好的方法。

另外,最大 MI 和 $Q^{AB/F}$ 值,以及残差图 5 (h) 中最少的模糊边缘都表明 CS-SFLCT 是这四种 Contourlet 变换中最适合图像融合的。

表 2 图像融合中不同形式的 Contourlet 变换的客观指标对比。

Tab.2 Comparison on objective criteria using different forms of contourlet in image fusion.

Images	Criteria	OCT	CS-OCT	SFLCT	CS-SFLCT
Fig.4 (a) and (b)	MI	5.9159	6.4528	6.4590	6.5545
	$Q^{AB/F}$	0.6079	0.6532	0.6552	0.6628
Fig.4 (c) and (d)	MI	4.8757	5.3899	5.4064	5.4849
	$Q^{AB/F}$	0.6443	0.6851	0.6888	0.6953
Fig.4 (e) and (f)	MI	5.1597	5.7224	5.7429	5.8703
	$Q^{AB/F}$	0.6131	0.6598	0.6635	0.6734
Fig.4 (g) and (h)	MI	6.1247	6.5997	6.5550	6.6752
	$Q^{AB/F}$	0.7111	0.7571	0.7507	0.7581

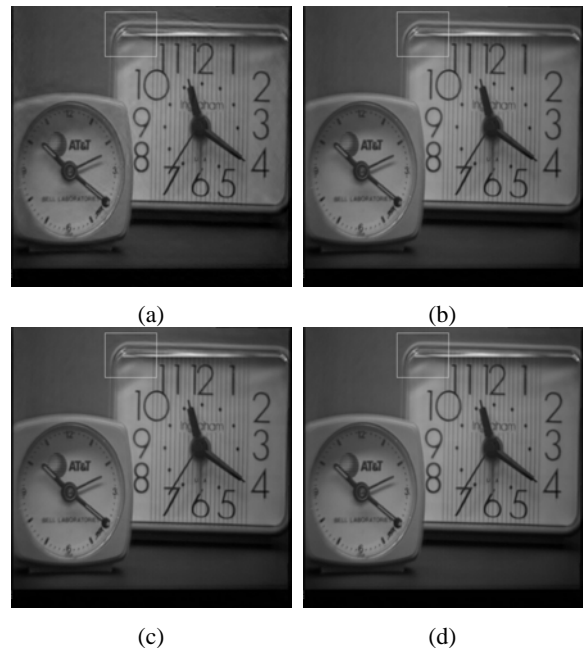


图 5(a)-(d)表示源图像图 4 (a) 和图 4 (b)融合的视觉效果。由于标记部分是清晰的,所以融合结

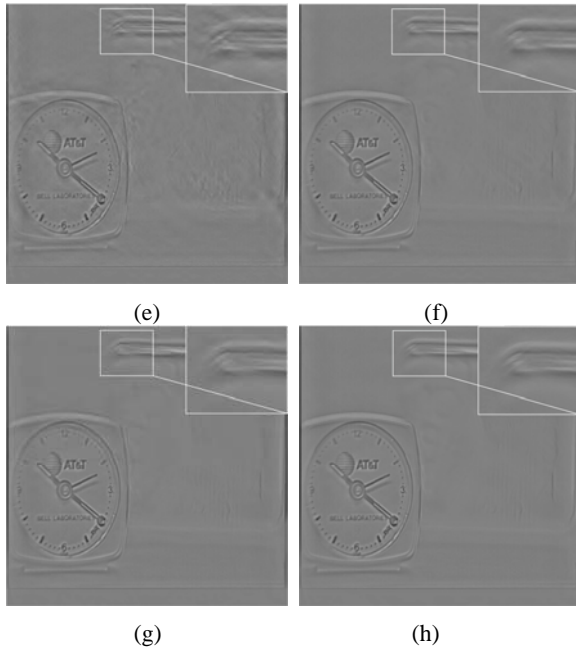


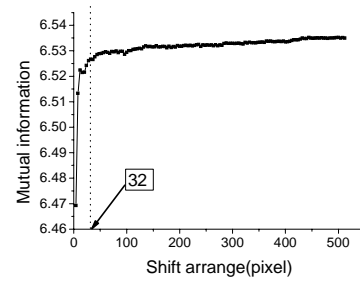
图 5 通过循环平移抑制伪吉布斯效应。(a)、(b)、(c)和(d)是分别采用 OCT、CS-OCT、SFLCT 和 CS-SFLCT 得到的融合结果, (e)、(f)、(g)和(h)分别是(a)、(b)、(c)和(d)减去源图像图 4 (a)得到的残差图像。

Fig.5 Suppress the pseudo-Gibbs phenomena using cycle spinning. (a), (b), (c) and (d) are fused results using OCT, CS-OCT, SFLCT and CS-SFLCT respectively. (e), (f), (g) and (h) are the difference image which (a), (b), (c) and (d) minus the source image shown in Fig.4 (a).

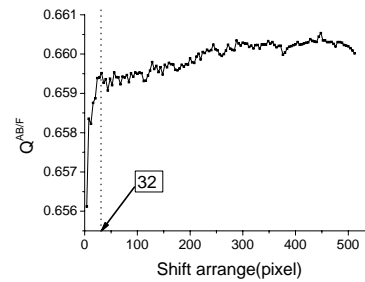
4.2 平移距离对融合性能的影响

由于平移距离会对消除吉布斯效应的性能产生影响, 本节将针对不同平移距离测试融合客观指标。以尺寸为 512×512 的图 4 (a) 和 (b) 的融合为例, 设平移距离 $X = Y = \{4, 8, 12, \dots, x_{\max}\}$, 最大平移范围从 4 个到 512 个像素, 步长为 4 个像素, 即 $x_{\max} = 4i, i = 1, 2, 3, \dots, 128$ 。

图 6 表示了融合客观指标。可以看出, 当最大平移范围 x_{\max} 比较小的时候, MI 和 $Q^{AB/F}$ 迅速增加。但 x_{\max} 增大的某个值 $x_{\max} = 32$ 时, 客观指标几乎就不再增大。尽管当 x_{\max} 大于 32 的时候 $Q^{AB/F}$ 曲线仍然有些变化, 但是 $Q^{AB/F}$ 的值的变化范围仅仅是 0.6595 到 0.6605, 仅仅增加了 0.001。因此, 我们只需要在 X 和 Y 方向进行 $\frac{32}{4} = 8$ 次平移就可以很好地抑制伪吉布斯效应。这说明循环平移是解决 SFLCT 在图像融合中缺乏平移不变的简单且行之有效的方法。



(a)



(b)

图 6 图像融合中 CS-SFLCT 平移不同距离的客观指标。(a) 互信息曲线, (b) $Q^{AB/F}$ 曲线。

Fig.6 Objective criteria versus shift arrange using CS-SFLCT in image fusion. (a) mutual information curve, (b) $Q^{AB/F}$ curve.

4.3 CS-SFLCT 域基于 SML 的融合规则

本节主要在 CS-SFLCT 域的高频子带内比较 SML-max 和 Coeffs-max 规则, 说明基于 SML 的融合规则可以提高融合性能的原因。设定平移距离 $X=Y=\{-1, -2, -4, -8, 1, 2, 4, 8\}$ 。选取图 4 (e) 和 (f) 的标记部分作为源图像。

图 7 (a) 和 (b) 表示 CS-SFLCT 域的高频子带。通过比较两幅源图像对应位置的系数可以看出, 清晰部分的幅值之明显大于模糊部分。这也是传统的 Coeffs-max 规则应用到多尺度变换融合方法的原因。图 7(c) 和 (f) 表示融合决策图, 其中白色表示选取图 7 (a) 中对应位置的系数, 黑色表示选取图 7 (b) 中对应位置的系数。由于图 4 (e) 中标记的部分比图 4 (f) 清晰, 因此理想的决策图应该是全部白色, 这意味着所有的系数都从图 7 (a) 选出。

但是, 图 7 (c) 表明 Coeffs-max 规则的决策图并非完全从清晰区域选择系数。从图 7 (f) 表明, 在充分考虑区域信息和梯度能量的情况下, SML-max 规则确保能从清晰部分选出更多的系数。因此, SML-max 规则得到的融合图像就更接近于聚焦良好的图像。从表 3 评价指标可以计算出, SML-max 规则较 Coeffs-max 规则互信息提高 2.98%, $Q^{AB/F}$ 提高 2.27%, 客观指标评价结果与如何选取系数的分析结果一致。

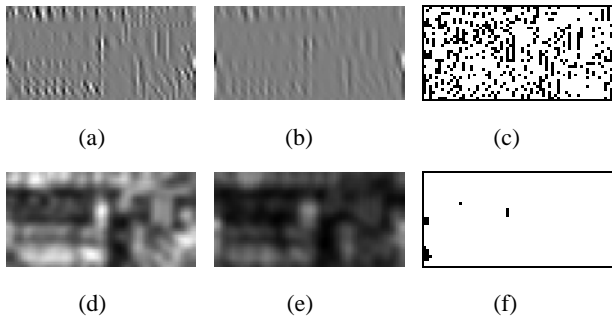


图 7 SML-max 和 Coeffs-max 规则的比较。(a) 和 (b) 是图(e)和图 4(f)标记部分的一个高频子带, (d) 和 (e) 是 (a) 和 (b) 的 SML 值, (c) 和 (f) 分别是 SML-max 和 Coeffs-max 规则的决策图。

Fig.7 Comparisons on SML-max and Coeffs-max rules. (a) and (b) are one high-frequency subbands of the labeled part in Fig.4(e) and Fig.4 (f), (d) and (e) are SML values of (a) and (b), (c) and (f) are decision maps of SML-max and Coeffs-max rules, respectively.

表 3 SML-max 和 Coeffs-max 融合规则的客观指标比较

Tab.3 Comparison on objective criteria using SML-max and Coeffs-max rules in image fusion.

Images	Criteria	Coeffs-max	SML-max
Fig.4 (a) and (b)	MI	6.5545	6.7401
	$Q^{AB/F}$	0.6628	0.6754
Fig.4 (c) and (d)	MI	5.4849	5.5468
	$Q^{AB/F}$	0.6953	0.7051
Fig.4 (e) and (f)	MI	5.8703	6.1716
	$Q^{AB/F}$	0.6734	0.6992
Fig.4 (g) and (h)	MI	6.6752	6.8646
	$Q^{AB/F}$	0.7581	0.7727

4.4 典型融合方法比较

本节把本文所提 CS-SFLCT-SML 融合方法与其它典型融合方法相比, 这些方法包括基于块(8×8)的空间域 SML (BBS-SML) 方法[4], 采用极大值规则的平移不变小波(SIWT-max) [2][18]方法, 采用极大值规则的循环平移小波(CS-WT-max) [2][17][19]方法。在 CS-WT-max 和 CS-SFLCT-SML 方法中, 平移距离 $X=Y=\{-1, -2, -4, -8, 1, 2, 4, 8\}$, 分解级数为 5。为了验证各种方法对融合图像的影响, 在选择空域像素或变换域系数时不进行绝大多数校验。

图 8 是各种方法的视觉效果对比。可以看出, BBS-SML 方法融合的图像具有明显的块效应。尽管 BBS-SML 方法能获得表 4 中最大的客观指标, 但其产生的块效应却是致命的。因为图像融合主要是为人眼

视觉和机器视觉服务, 块效应会严重降低融合图像质量。虽然可以采用绝大多数校验改进其性能, 但是块效应也只能消除到某个程度, 而不可能完全消除, 尤其是当图像块部分清晰部分模糊的时候。多尺度变换可以有效地克服这个不足, 因为是子带中的系数而非空间域的像素被看作图像细节被选择出来。这也就是许多研究人员更愿意在图像融合中使用多尺度方法的原因[2][7]-[11]。

从图 8 还可以看出, SIWT-max 和 CS-WT-max 方法在边缘(图 8(b) 和 (c) 标记部分)产生模糊。本文提出的 CS-SFLCT-SML 方法提供了最佳的视觉效果, 也获得了除 BBS-SML 方法之外最好的客观评价指标。将表 4 中四幅图像的客观评价进行平均发现, 所提方法比循环平移小波变换互信息提高 5.87%, $Q^{AB/F}$ 提高 2.70%, 比平移不变小波变换互信息提高 7.93%, $Q^{AB/F}$ 提高 1.33%。因此, 综合考虑视觉效果和客观评价指标, 本文所提方法是这四种方法中最好的。

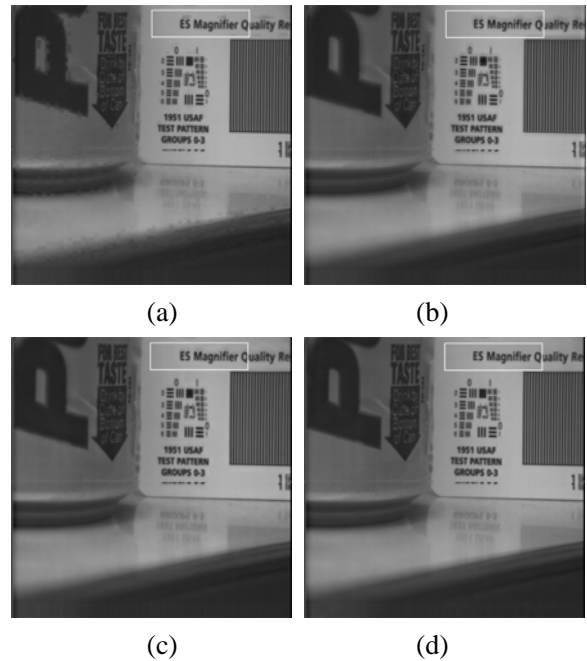


图 8 典型融合方法融合结果的视觉对比。(a)-(d)分别是采用基于块的空间域 SML 方法、平移不变小波方法、循环平移小波方法和 CS-SFLCT-SML 方法的融合结果。

Fig.8 Comparison on visual appearance using different typical fusion methods. (a)-(d) are the fused image using block-based spatial SML methods, shift-invariant wavelet, cycle spinning wavelet and the proposed CS-SFLCT-SML methods, respectively.

表 4 典型融合方法的客观指标对比

Tab.4 Comparison on objective criteria using typical fusion methods.

Images	Criteria	BBS-	SIWT-	CS-WT-	CS-SFLCT-
		SML	max	max	SML
Fig.4 (a)	MI	8.7882	6.4409	6.4195	6.7401
and (b)	$Q^{AB/F}$	0.7216	0.6829	0.6595	0.6754
Fig.4 (c)	MI	8.1046	4.9494	5.2684	5.5468
and (d)	$Q^{AB/F}$	0.7243	0.7098	0.6921	0.7051
Fig.4 (e)	MI	8.0882	5.7311	5.7124	6.1716
and (f)	$Q^{AB/F}$	0.7332	0.6752	0.6702	0.6992
Fig.4 (g)	MI	8.3287	6.3964	6.5282	6.8646
and (h)	$Q^{AB/F}$	0.7695	0.7464	0.7563	0.7727

(SFLCT)引入图像融合,采用循环平移(CS)抑制图像融合中产生的伪吉布斯效应。另外,对于多聚焦图像,把空间域的典型清晰度评价指标引入到 SFLCT 域,并比较各种评价指标区分图像清晰和模糊的能力,实验证明改进的拉普拉斯能量和(SML)是最好的清晰度评价指标。最后,我们在 SFLCT 域内应用基于 SML 的融合规则。实验结果表明,所提方法比循环平移小波变换互信息提高 5.87%, $Q^{AB/F}$ 提高 2.70%, 比平移不变小波变换互信息提高 7.93%, $Q^{AB/F}$ 提高 1.33%, 比循环平移 Contourlet 方法互信息提高 1.77%, $Q^{AB/F}$ 提高 1.29%, 融合图像视觉效果优于典型的空域分块拉普拉斯能量方法和平移不变小波变换方法。

5 结论

本文将尖锐频率局部化 Contourlet 变换

参考文献:

- [1] D L Hall, J Llinas. An introduction to multi-sensor data fusion [J]. *Proc. of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [2] Z. Zhang and R. S. Blum. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J], *Proc. of the IEEE*, 1999, 87(8):1315-1326.
- [3] 刘桂雄,林绪虹.基于CMAC的图像融合快速算法[J]. 光学精密工程, 2008, 16(5):950-956.
LIU G X, LIN X H. Image fusion fast algorithm based on CMAC[J], *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(5):950-956.(in Chinese)
- [4] WEI H, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J], *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [5] LI S T, YANG B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J], *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 971-979.
- [6] 楚恒, 朱维乐.基于DCT 变换的图像融合方法研究[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2): 266-273.
CHU H, ZHU W L. Image fusion algorithms using discrete cosine transform[J], *Optics and Precision Engineering*, 2006, 14(2):266-273.(in Chinese)
- [7] QU X B, YAN J W, XIE G F, et al.. A novel image fusion algorithm based on bandelet transform [J], *Chinese Optics Letters*, 2007, 5(10):569-572.
- [8] 张强,郭宝龙. 应用第二代Curvelet变换的遥感图像融合[J]. 光学精密工程, 2007, 15(7): 1130-1136
ZHANG Q, GUO B L. Fusion of remote sensing images based on the second generation curvelet transform [J], *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(7):1130-1136.(in Chinese)
- [9] MIAO Q G, WANG B S. A novel image fusion method using contourlet transform [A]. *Proc. 2006 International Conference on Communications, Circuits and Systems Processing*[C], 2006, 548-552.
- [10] 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 (in Chinese)
- [11] 李光鑫,王珂.基于Contourlet变换的彩色图像融合算法[J]. 电子学报, 2007, 35(1):112-117.
LI G X, WANG K. Color image fusion algorithm using the contourlet transform[J], *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(1):112-117 (in Chinese)
- [12] M N Do and M Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J], *IEEE Trans. Image Proc.* 2005, 14(12):2091-2106.
- [13] 焦李成,谭山.图像的多尺度几何分析:回顾和展望[J]. 电子学报, 2007, 31(12A):1975-1981
JIAO L C, TAN S. Development and prospect of image multiscale geometric analysis[J], *Acta Electronica Sinica*, 2007, 31(12A):1975-1981 (in Chinese)

- [14] 闫敬文,屈小波.超小波分析及应用[M].北京:国防工业出版社,2008年6月.
YAN J W, QU X B. *Beyond wavelets and its applications* [M].Beijing: National Defense Industry Press, June 2008.(In Chinese)
- [15] Yue Lu, M N Do. A new contourlet transform with sharp frequency localization [A], *Proc. of 2006 IEEE International Conference on Image Processing*[C], IEEE, Atlanta, USA, 2006, 1629-1632.
- [16] Eslami R, Radha H. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning [A], *Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*[C], 2003,1982-1986.
- [17] R. R. Coifman ,D. L. Donoho. *Translation invariant de-noising, wavelets and statistics*[M], Eds. New York: Springer-Verlag, A. Antoniadis and G. Oppenheim, 1995, 125-150.
- [18] Rockinger O, Fechner T. Pixel-level image fusion: the case of image sequences[A], *Proc. SPIE*[C], 1998,3374:378-388.
- [19] Rockinger O. Image fusion toolbox [EB/OL] <http://www.metapix.de/toolbox.htm>.
- [20] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, 38 (7): 313-315.
- [21] V. Petrovic, C. Xydeas. On the effects of sensor noise in pixel-level image fusion performance [A], *Proc. of the Third International Conference on Image Fusion*[C], IEEE Press, 2000, 2:14-19.

作者简介: 屈小波 (1984 -), 男, 汉族, 四川广安人, 现在厦门大学攻读博士学位, 主要从事图像融合、小波分析及其应用、多尺度几何分析、脉冲耦合神经网络和 MRI 成像等方面的研究工作。E-mail: qxiaobo@xmu.edu.cn, qxb_xmu@yahoo.com.cn

闫敬文 (1964 -), 男, 汉族, 吉林磐石人, 博士, 教授, 博士生导师, 广东省数字信号与图像处理重点实验室副主任、汕头大学电子工程系教授、中国图像图形学会理事, 主要从事小波理论及其应用、超小波分析及应用、图像处理 and 遥感图像处理等方面的研究, 本文通信作者。E-mail: yjwen@xmu.edu.cn, jwyan@stu.edu.cn