

文章编号: 1000-582X(2012)10-109-08

静态小波域内特征对比度多聚焦图像融合算法

李兆飞, 柴毅, 郭茂耘, 李华峰

(重庆大学 自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 针对多聚焦图像融合问题, 提出了一种新的基于提升静态小波变换 (lifting stationary wavelet transform, LSWT) 的多聚焦图像融合方法。对经 LSWT 分解得到的不同频域子带系数采用不同的系数选择方案。在融合低频子带系数时考虑到人眼视觉对图像局部对比度比较敏感的特性, 引入了一种新的局部特征对比度的概念, 并给出了低频子带系数的选择方案。在融合高频子带系数时, 充分考虑到人眼视觉对图像边缘细节比较敏感的特性而对单个像素的亮度不敏感的特性, 引入了一种适应于高频子带系数的特征对比度的概念, 设计出一种基于特征对比度的系数选择方案。实验证明, 算法相对于传统的基于图像对比度的图像融合方法, 能够提取更多的有用信息并注入到融合图像中, 得到视觉效果更好, 更优量化指标的融合图像。

关键词: 图像融合; 提升静态小波变换; 特征对比度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Multifocus image fusion scheme based on feature contrast in lifting stationary wavelet domain

LI Zhaofei, CHAI Yi, GUO Maoyun, LI Huafeng

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A novel multifocus image fusion method based on lifting stationary wavelet transform (LSWT) is proposed. The selection principles, namely fusion rules of different subband coefficients, are discussed in detail. Local feature contrast is presented according to the human vision system (HVS), which is highly sensitive to the local image contrast level. Then, the fusion rule for the low-frequency subband coefficients fusion is introduced. To choose the high frequency subband coefficients, another local feature contrast is developed according to the human vision which is often sensitive to edges and directional features, but insensitive to real luminance at independent positions. Then, a novel fusion rule is proposed for fusion of the high frequency subband coefficients. Experimental results demonstrate that the proposed image fusion method is effective and can provide better performance in fusing multifocus images than the traditional contrast-based image fusion algorithms in term of informal visual inspection and objective criteria in multifocus image fusion.

Key words: image fusion; lifting stationary wavelet transform (LSWT); feature contrast

收稿日期: 2010-10-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No60974090); 中央高校基本科研业务费资助项目 (NoCDJXS10172205); 中央高校基本科研业务资助项目 (CDJXS12170003)

作者简介: 李兆飞 (1982-), 男, 重庆大学博士研究生, 主要从事图像处理, 故障诊断等方向研究,

(Tel)15823565606; (E-mail)lizhaofei825@163.com。

对可见光成像系统来讲,由于成像系统的聚焦范围有限,很难将场景中的所有目标都成像清晰。从而导致聚焦良好的区域比较清晰,离焦区域比较模糊。为获得场景内所有物体都清晰的图像,可通过多聚焦图像融合技术来实现。

近年来,人们提出了不少图像融合方法,其中基于多尺度变换的图像融合方法是一类非常重要的算法,并被广泛应用到各种图像融合领域。这些多尺度变换可以是小波变换、Contourlet 变换^[1]、以及非采样 Contourlet (nonsampled contourlet transform, NSCT)^[2]等。其中,小波变换因具有良好的时频局部特性和多分辨分析特性,而被广泛应用于图像融合^[3-4],并成为图像融合中的重要方法。然而,传统基于卷积的离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)具有运算速度慢,占用内存大等缺陷。相对于传统小波变换,提升小波变换虽能有效克服传统小波变换的不足,但和小波变换一样不具有平移不变性,容易在融合图像的奇异处产生伪吉布斯现象^[5-6],使融合图像失真。为克服提升小波变换缺乏平移不变性的不足,文献[3]给出了详细的解决方案,得到了具有平移不变性的提升静态小波变换(lifting stationary wavelet transform, LSWT)。但 LSWT 和传统小波变换一样,只具有有限的方向性,不能很好地表示含‘线’或面奇异的二维图像。Contourlet 变换虽然解决了小波变换只具有有限个方向的不足,但缺乏平移不变性,计算的复杂度较高。NSCT 虽然继承了 Contourlet 变换的优点,克服了 Contourlet 变换缺乏平移不变性的不足,融合图像性能也有很大提高,但其计算量和复杂度更高,硬件实现非常困难。相对于 NSCT,LSWT 虽然只具有有限的方向性,却继承了提升小波变换所具有的能在当前位置完成小波变换,节省内存和存储空间,易实现反变换,计算更迅速,计算方法更简单等优点。其次,LSWT 虽然具有平移不变性,计算量有所增加,但其计算的复杂度不变,非常有利于硬件的实现。因而,选择 LSWT 作为融合图像的多尺度变换工具。

在多尺度图像融合算法中,融合准则的设计是决定融合图像质量的另一重要因素。通常,基于多尺度分解的图像融合算法只注重高频子带的融合,对低频子带直接采用平均法^[6-7]。平均法虽然简单,但会使源图像的部分有用信息被平均亮度所湮没,并造成融合图像对比度的降低;对于高频子带,根据人眼视觉系统对图像对比度比较敏感的特性,基于局部对比度的融合策略被提出^[8-11]并被成功应用到

图像融合。然而,在多尺度变换的图像融合方法中,传统基于图像对比度的融合大都直接将高频子带系数作为对比度度量方式中的高频部分。由人眼视觉对图像单个像素的亮度并不敏感而对图像边缘细节信息的变化非常敏感的特性可知,仅仅将高频子带系数直接作为对比度度量方式中高频成份是不理想的。

为得到具有更好视觉效果融合图像,对图像经 LSWT 分解得到的低频子带系数,引入了一种局部特征对比度的系数选择方案。在选择高频子带系数时,考虑到人眼视觉的特点,提出了另一种图像特征对比度的概念,设计出基于特征对比度的系数选择方案。对 2 组多聚焦图像分别进行了融合实验,结果证实,提出的方法相比于传统的基于图像对比度的融合方法能更有效地保留源图像的有用信息,得到视觉效果更优的融合图像。

1 提升静态小波变换

提升方案是 Sweldens 等人九十年代提出的一种不依赖于傅立叶变换的小波构造方法。基于提升方案的小波变换(也称提升小波变换或第二代小波变换)既保留了原有小波变换的特性,又克服了平移伸缩不变性所带来的局限,可以实现快速运算^[12-15],因而在图像融合中得到了广泛的应用。然而在提升方案中,因奇偶分裂和对奇偶采样的不同处理,使得提升小波变换不具有平移不变性,在融合图像时容易产生伪吉布斯现象,使融合图像失真^[16],但通过取消奇偶分裂环节并在相应滤波器系数间插入一定个数的零来实现滤波器的延拓,便能得到具有平移不变性的提升静态小波变换^[5]。其分解与重构结构示意图如图 1 所示。其中 P 和 U 分别代表“预测”与“更新”算子。

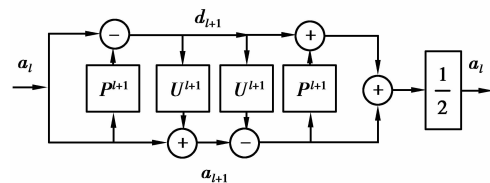


图 1 提升静态小波分解与重构示意图

其中, a_l (原始信号或近似信号) 为进行第 $l+1$ 层提升静态小波分解时的输入信号, d_{l+1} 与 a_{l+1} 分别为输入信号 a_l 经提升静态小波分解后的高频细节信号和低频近似信号。 p_i^{l+1} 与 u_j^{l+1} 为提升静态小波变换的预测和更新滤波器系数, 具体可表示为如

下形式

$$p_i^{t+1} = p_0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, \underbrace{p_1, 0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, p_2, \dots, p_{m-2}, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, p_{m-1}, \quad (1)$$

$$u_j^{t+1} = u_0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, \underbrace{u_1, 0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, u_2, \dots, u_{n-2}, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{t+1}-1}, u_{n-1}, \quad (2)$$

其中, $p_i (i=0, \dots, m-1)$ 和 $u_i (j=0, \dots, n-1)$ 分别为原提升小波变换的预测与更新滤波器系数, m, n 分别为预测算子 P 和更新算子 U 的系数个数。

2 提出的图像融合算法

LSWT 变换不仅具有传统提升小波变换的优点, 还具有良好的频域以及空域局部特性, 且因取消了其分解过程中的奇偶分裂环节, 具有平移不变性, 能克服传统小波变换缺乏平移不变性所导致的融合图像失真现象。图像经 LSWT 变换后得到的各个子带图像的大小与源图像相同, 这不仅为找到各子带图像之间的关系提供了方便, 而且可有效抑制配准误差对融合图像所造成可能影响^[8]。因此, 将 LSWT 引入到图像融合中, 提出了一种基于 LSWT 特征对比度的图像融合算法。其融合框图如图 2 所示。

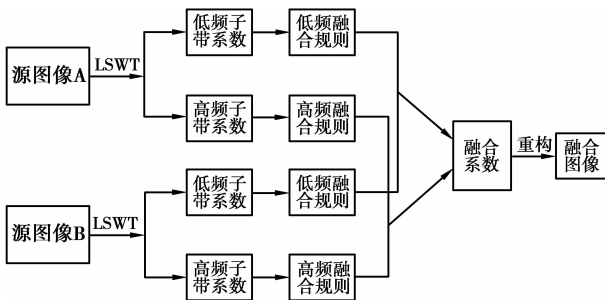


图 2 基于 LSWT 的图像融合框图

以 2 幅图像为例(可以推广到多幅图像), 该算法可分为以下几步:

1) 将配准好的图像 A 与 B 分别进行 LSWT 分解, 得到不同尺度下的低频子带系数和各高频子带系数。

2) 对图像经 LSWT 分解得到的低频子带系数和各高频子带系数分别设计出不同的融合方案, 以此来获取融合图像的 LSWT 分解系数。

3) 对融合后获得的各子带系数进行 LSWT 逆变换从而得到最终的融合图像。

2.1 低频子带系数的选择

图像经 LSWT 分解后得到的低频子带包含了图像的主要能量, 决定了图像的轮廓, 因此正确选择低频子带系数能够更有效地提高融合图像的视觉效果。然而, 传统的对低频子带系数的融合通常采用平均法, 此方法虽然简单却会造成融合图像对比度的降低, 从而丢失了源图像中的有用信息。为弥补平均法的不足, 通常采用增加图像多尺度分解层数, 尽可能提取低频子带图像的边缘细节信息来实现。然而, 该方法不仅不能充分提取低频子带的细节信息, 却增加了高频子带的个数, 造成整个算法计算量的提高(一般高频子带的融合方案比较复杂且计算量大)。因而, 设计具有较高性能的低频系数融合方案是很有意义的。

对于多聚焦图像, 改进的拉普拉斯能量和(sum-modified laplacian, SML)能够很好地反映图像的边缘细节信息特征, 以及聚焦特性。相对于图像的空间频率(spatial frequency)、方差(variance)、以及图像的梯度能量(energy of image gradient, EOG)等, SML 在融合多聚焦图像时表现出明显的优越性^[6-17]。其拉普拉斯(modified-Laplacian, ML)以及改进拉普拉斯能量和(SML)定义如下

$$ML(i, j) = \left| \frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial i^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial j^2} \right| = |2I(i, j) - I(i - \text{step}, j) - I(i + \text{step}, j)| + |2I(i, j) - I(i, j - \text{step}) - I(i, j + \text{step})|, \quad (3)$$

$$SML(i, j) = \sum_i \sum_j ML(i, j)^2, \quad (4)$$

其中, ‘step’表示系数间的可变距离, 取 $\text{step} = 1$, $I(i, j)$ 为图像 (i, j) 处的像素灰度值。

与上述定义不同, 为调整邻域内不同位置系数对改进拉普拉斯能量和的贡献, 在 LSWT 域内采用一种新的加窗形式的改进拉普拉斯能量和(local neighborhood sum-modified laplacian, LNSML)^[16]。在这种局部加窗拉普拉斯能量和中, 使用了 8 邻域数值都非零的、中心与邻域内数值变化不大的窗函数。这样可以更好地匹配变化相对不剧烈的低频邻域, 其定义如式(5)所示。

$$LNSML(i, j) = \sum_p \sum_q W_l(p, q) [ML(i + p, j + q)]^2, \quad (5)$$

这里 $W_l(p, q)$ 为对应的窗函数, 按照上面的分析此

$$\text{处取 } W_l(p, q) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

根据人眼视觉系统对图像局部对比度比较敏感

的特性可知,仅靠图像的某一局部信息特征(如:图像的局部能量,方差,梯度等)的测量值而忽略图像的背景信息来设计融合方案并不理想。因而,在选择低频系数时提出了一种新的基于图像局部特征对比度的系数选择方案。根据改进 SML 的优点以及文献[16]的思想,将加窗 SML 作为低频子带的一种特征,考虑到与图像背景信息的关系,这里定义 LSWT 域局部特征对比度为

$$LR(i, j) = \frac{LNSML(i, j)}{\bar{I}(i, j)}. \quad (6)$$

此处

$$\bar{I}(i, j) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} I_L(i+m, j+n), \quad (7)$$

$M \times N$ 大小为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 或 7×7 , $I_L(i, j)$ 为尺度 L 位置 (i, j) 处的低频子带系数。

设 A, B 为 2 幅源图像,对低频子带系数的具体融合过程如式(8)所示

$$I_F^L(i, j) = \begin{cases} I_A^L(i, j), & \text{if: } LR_A(i, j) > LR_B(i, j); \\ I_B^L(i, j), & \text{if: } LR_A(i, j) \leq LR_B(i, j). \end{cases} \quad (8)$$

由于图像局部加窗后的改进拉普拉斯能量和反映了相应区域内图像的聚焦特性。具有较大度量值的像素点可被确定为来自于图像的清晰部分,因而将其作为低频子带系数的一种特征来设计特征对比度是合理的。从式(6)和(8)可以看出,低频子带系数的融合方案不仅能突出图像局部特征以及细节信息,还能突出对比度信息,从而更符合人眼视觉系统的特点。

2.2 高频子带系数的选择

图像经多尺度分解后得到的高频子带系数,反映了图像的边缘细节信息。根据人眼视觉系统对图像局部对比度的敏感性,文献[18]在研究对比度金字塔时提出了局部亮度对比度的定义,即

$$C = \frac{(L - L_B)}{L_B} = \frac{L_H}{L_B}, \quad (9)$$

其中, L 表示图像的局部亮度; L_B 为图像的局部背景亮度,可认为是低频分量,而 $L - L_B = L_H$ 是局部亮度减去局部背景得到的局部细节,通常被认为是高频分量。据此思想,已有不少文献在选择融合图像的高频子带系数时提出了不同形式的图像对比度量方式^[8-11],并据此来选择融合图像的高频子带系数。然而,在这些传统对比度的测量方式中,通常直接将图像经多尺度变换后的高频子带系数(或高频子带系数的绝对值)作为式(9)中的高频分量。根

据人眼视觉对图像单个像素的亮度不敏感而对变化比较剧烈的边缘细节信息比较敏感的特性可知,直接把单个高频子带系数的绝对值(或高频子带系数值)作为式(9)中的高频分量是不理想的。为得到视觉效果更好的融合图像,提出了基于特征对比度的系数选择方案。该方案不仅考虑了人眼视觉对图像对比度比较敏感,还考虑了对图像边缘细节信息变化非常敏感的特性。因而具有更高的融合性能。根据文献[17]可知,图像的空间频率是与梯度相关的指标,能恰当地描述图像的灰度突变。对于位置 (i, j) 处的局部空间频率定义

$$SF(i, j) = \sqrt{RF(i, j) + CF(i, j)}, \quad (10)$$

其中 $RF(i, j)$ 和 $CF(i, j)$ 分别表示行频率和列频率

$$RF(i, j) = \frac{1}{PQ} \sum_{i \in P} \sum_{j \in Q} (I_y(i, j))^2, \quad (11)$$

$$CF(i, j) = \frac{1}{PQ} \sum_{i \in P} \sum_{j \in Q} (I_x(i, j))^2, \quad (12)$$

式中 $P \times Q$ 为局部区域尺寸大小,一般取 $3 \times 3, 5 \times 5$ 或 7×7 等。 $I_x(i, j) = I(i, j) - I(i-1, j)$, $I_y(i, j) = I(i, j) - I(i, j-1)$ 。

由式(10)可知空间频率在一定程度上反映了图像的边缘化程度,能测量像素的变化,进而反映空间细节,增强可分辨性。像素所对应的 SF 值越大表明该像素包含的细节信息越丰富。因而可将 SF 作为高频子带系数的一种特征引入到图像特征对比度的概念中。考虑到人眼视觉系统对图像对比度的敏感性,定义的特征对比度如下

$$FR_{l,k}(i, j) = \begin{cases} \frac{SF^{l,k}(i, j)}{I_l(i, j)}, & I_l(i, j) \neq 0, \\ SF^{l,k}(i, j), & I_l(i, j) = 0, \end{cases} \quad (11)$$

其中, $SF^{l,k}(i, j)$ 为 l 尺度、 k 方向子带 (i, j) 位置上的空间频率,(这里 k 代表图像经 LSWT 分解得到的水平、对角、垂直 3 个高频方向), $RF_{l,k}(i, j)$ 表示相同子带位置上的特征对比度。 $I_l(i, j)$ 表示 l 尺度下 (i, j) 位置上的低频子带系数。

由于图像的某一区域特征是由来自于这一区域内的多个像素共同表征和体现的,且这一区域内各个像素具有较强的相关性^[8],为进一步满足人眼视觉对图像局部对比度比较敏感的特性,这里定义了如式(13)所示的特征对比度

$$SR_{l,k}(i, j) = \sum_a \sum_b W_h(a, b) (FR_{l,k}(i+a, j+b))^2, \quad (13)$$

这里 W_h 为对应的窗函数。对高频分量,窗函数 W_h 要尽量能够突出高频分量的对比度作用,所以选择

的窗函数 W_h 其 8 邻域内非零、中心位置数值较大,这样可以有效地突出以窗口中心点为中心、变化比较剧烈的高频 LSWT 系数。这里 $W_h(a, b) =$

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 6 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

此时,高频系数大的选择方案可以表述为

$$I_F^k(i, j) = \begin{cases} I_A^k(i, j), & \text{if: } SR_{l,k}^A(i, j) > SR_{l,k}^B(i, j); \\ I_B^k(i, j), & \text{if: } SR_{l,k}^B(i, j) \leq SR_{l,k}^A(i, j). \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可知,当特征对比度具有较大的度量值时,则表明所对应系数含有丰富的高频细节信息,因而当源图像的高频子带系数进行比较时,选择特征对比度较大的系数作为融合图像系数是合理的。

3 实验结果及其分析

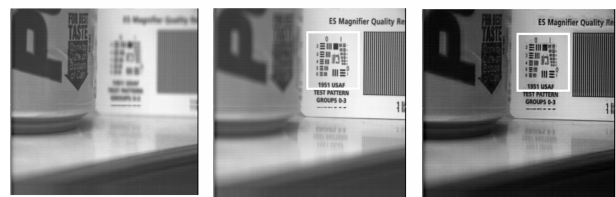
在这部分实验中,分 2 步来验证算法的优越性。首先,采用 DWT,Contourlet 变换,NSCT 和 LSWT 分别对 2 组多聚焦图像进行融合实验,来验证 LSWT 的性能。其次,将所设计的融合规则与其他典型融合规则相比较,证明其有效性和优越性。在实验中,除了对融合图像进行主观评价外,还采用互信息(MI)^[19]和 $Q^{AB/F}$ ^[20]作为客观评价指标。之所以采用这 2 个客观评价指标是因为融合图像目的是提取源图像信息并转移到融合图像中,而且它们不要求知道参考图像或理想融合图像,且在评价图像质量时得到了广泛采纳^[6,21-23],具有一定的代表性。在这 2 种客观评价指标中, $Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 边缘检测方法来度量有多少源图像的边缘细节信息转移到了融合结果中。而互信息 MI 则是度量有多少信息从源图像转移到了融合图像中。二者的值越大,融合图像的效果也越好。

3.1 多尺度分析工具的比较

在这部分实验中,分别采用具有代表性的 DWT,Contourlet 变换,NSCT 和 LSWT 来对多聚焦图像进行融合实验。在这 4 种算法中,均采用简单的低频子带系数取平均,高频子带系数取模值最大的融合规则,分解层数均为 3。

图 3 与图 4 为上述不同的多尺度分析工具简单融合结果比较。表 1 给出了相应的客观评价结果,表 2 给出了针对不同图像和不同的多尺度分析工具的执行时间比较(程序运行的环境为 Matlab7.01 编程实现,操作系统为 Window XP,CPU P4 2.4G)。为更好地从视觉效果上来评价不同方法所获得的融合图像效果,图 3(g)-(j)与 4(g)-(j)分别为不同融

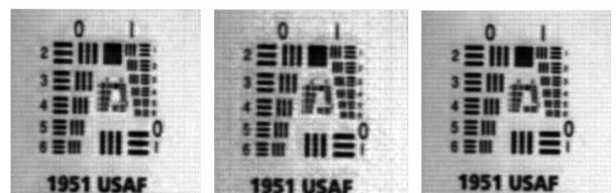
合方法得到的融合图像标记区域的局部放大效果。图 3(k)-(n)和图 4(k)-(n)分别为图 3(g)-(j)与图 4(g)-(j)标记部分与相应图 3(b)和图 4(b)标记部分的差异。对于都清晰的区域,融合图像与源图像之间的差异越少说明该方法把源图像的特征信息转移到融合图像中越多,融合方法越成功。由图 3(k), (l)以及图 4(k), (l)可以看出,采用 DWT 和 Contourlet 变换得到的图像出现了明显的“波纹”和虚假信息,而基于 NSCT 和 LSWT 简单融合得到的图像则不存在这种现象(由图 3(m)(n)和图 4(m), (n)可以看出),其主要原因是采用传统小波变换和 Contourlet 变换对图像进行分解和重构时均需要进行采样操作,使其不具有平移不变性,导致了融合图像失真,使融合图像的视觉效果较差。而 LSWT 和 NSCT 对图像进行分解与重构时均不需要采样操作,具有平移不变性,从而避免了图像分解和重构过程中引入的频率混叠效应。



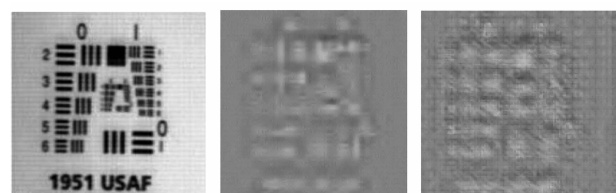
(a) (b) (c)



(d) (e) (f)



(g) (h) (i)



(j) (k) (l)

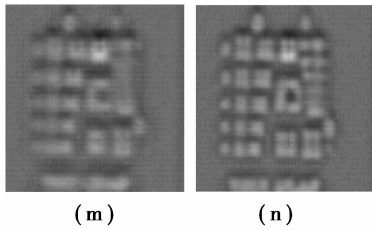


图 3 不同多尺度分析工具(Pepsi 图像)融合结果比较:(a)左聚焦图像;(b)右聚焦图像;(c)-(f) DWT, Contourlet, NSCT, LSWT 简单融合结果;(g)-(j)分别为图 3(c)-(f)标记区域的放大;(k)-(n)分别为图 3(g)-(j)与图 3(b)对应区域之间的差异。

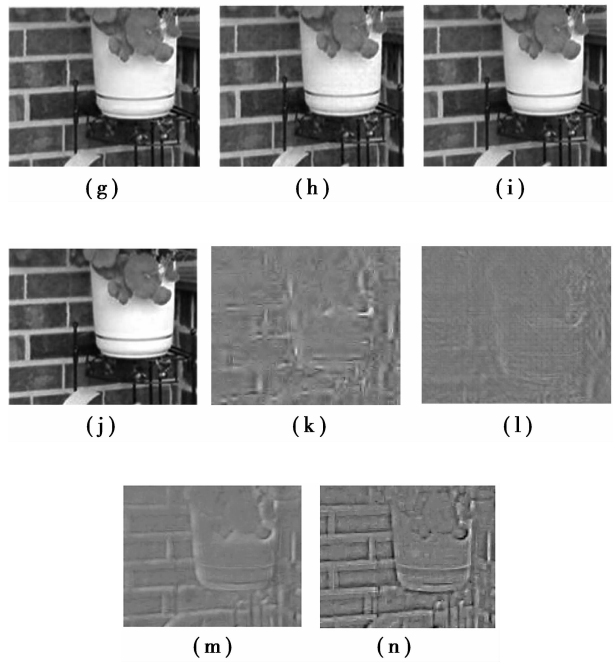


图 4 不同多尺度分析工具(Flower 图像)融合结果比较:(a)前景聚焦图像;(b)背景聚焦图像;(c)-(f)为 DWT, Contourlet, NSCT, LSWT 简单融合结果;(g)-(j)分别为图 4(c)-(f)标记部分的放大;(k)-(n)为图 4(g)-(j)与图 4(b)对应区域之间的差异。

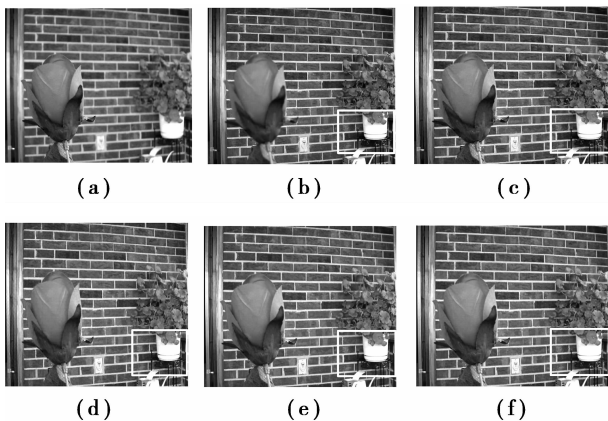
从表 1 可以看出,DWT 和 Contourlet 变换均表现出比较低的融合性能,而 NSCT 和 LSWT 均表现出较高的融合性能。虽然 NSCT 的融合性能略高于 LSWT,但由表 2 可以看出,NSCT 的执行时间却是 LSWT 的数十倍以上,硬件的实现非常困难,在很多情况下不能满足现实的需要。综合以上因素考虑,提出了一种基于 LSWT 的图像融合算法。

表 1 不同多尺度分析工具融合结果客观评价比较

图像	评价指标	DWT	Contourlet	NSCT	LSWT
Pepsi	MI	6.471 1	6.145 3	6.735 6	6.760 8
	$Q^{AB/F}$	0.728 2	0.657 9	0.758 0	0.754 4
Flower	MI	5.093 8	4.992 2	5.533 7	5.422 5
	$Q^{AB/F}$	0.664 3	0.654 8	0.695 3	0.691 9

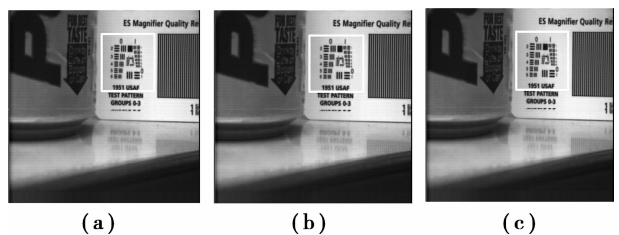
表 2 不同多尺度分析工具执行时间比较(单位耗时 S)

图像	DWT	Contourlet	NSCT	LSWT
Pepsi	2.078 2	10.328 0	372.109 0	5.313 0
Flower	1.937 0	7.360 0	280.672 0	4.407 0



3.2 LSWT 域内不同融合规则比较

在本部分实验中,除了研究算法外,这里采用另外 2 种算法对 2 组多聚焦图像进行融合实验。在这 2 种融合算法中,方法一与方法二均采用 LSWT 作为多尺度分析工具。在方法一中,低频子带系数取所设计的融合规则,各高频子带系数按模值取大的融合规则,来说明所设计的低频系数的融合方案相对于传统平均法的优越性。方法二对图像经 LSWT 分解得到的低频子带系数和各高频子带系数分别采用设计的融合方案和基于文献[8]的高频系数融合方案,以便与本文融合算法进行比较来验证提出高频系数融合方案的优越性。实验结果如图 5 和图 6 所示。



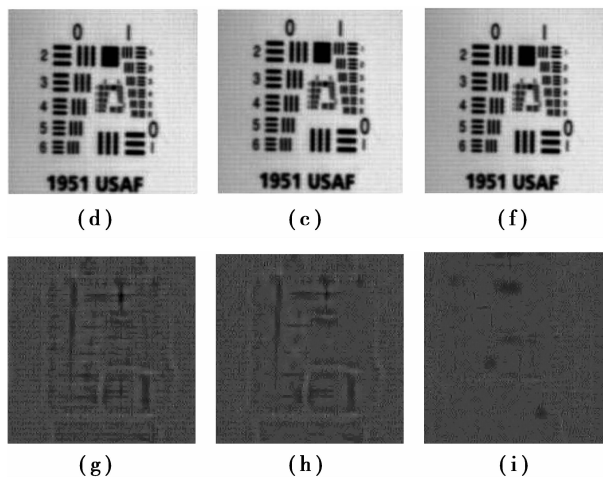


图 5 多聚焦 Pepsi 图像的不同融合方法融合结果比较(a)-(c)为方法一方法二以及研究算法融合结果;(d)-(f)为图 5(a)-(c)标记部分的放大效果;(g)-(i)为图 5(d)-(f)与图 3(b)标记部分之间的差异。

图 5(a)-(c)以及图 6(a)-(c)是各种方法所获得的融合图像视角效果比较。图 5(d)-(f)和图 6(d)-(f)分别为融合结果(图 5(a)-(c)以及图 6(a)-(c))标记区域的局部放大比较。图 5(g)-(i)分别为图 5(d)-(f)与图 3(b)标记区域之间差异,图 6(g)-(i)分别为图 6(d)-(f)与图 4(b)标记区域之间的差异。由图 3(n)与图 4(n)可以看出基于 LSWT 的简单融合所获得的融合图像虽然能有效抑制伪吉布斯效应,减小融合图像的失真却不能有效提取源图像信息并注入到融合图像中,而图 5 和图 6 中的方法一所示的融合图像却能有效提取源图像信息并注入到融合图像中,这主要是低频子带系数采用不同的融合规则造成的。这也表明所提出的低频子带系数融合规则的有效性和优越性。由图 5(g)和(h)与图 6(g)和(h)所残留的信息中可以看出,方法一和方法二所获得的融合图像均未能充分提取源图像信息并注入到融合图像中。而图 5(i)和图 6(i)则表明所提出的方法能更有效地将源图像信息提取并转移到融合图像中,使得源图像中细节信息能得到很好地保留。这不仅仅因为所设计的低频子带系数选择方案的优越性和合理性,还在于所提出的特征对比度的合理性,以及融合规则相对于传统对比度融合规则的优越性。

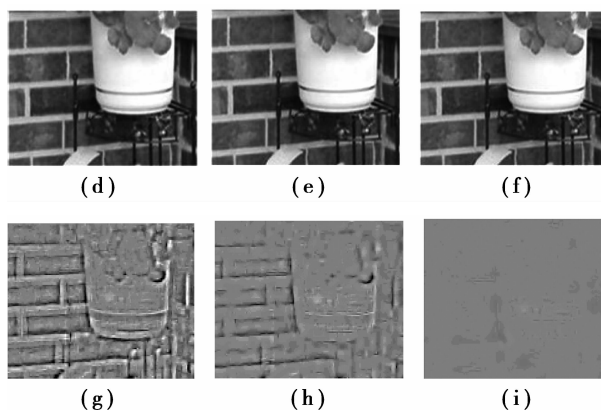
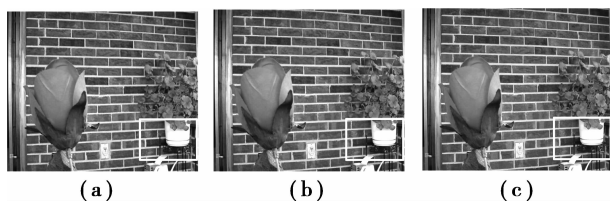


图 6 多聚焦 Flower 图像的不同融合方法融合结果比较(a)-(c)为方法一方法二以及算法融合结果;(d)-(f)为图 6(a)-(c)标记部分的放大效果;(g)-(i)为图 6(d)-(f)与图 4(b)标记部分之间的差异。

表 3 所给出了各种融合算法客观评价数据。由表 3 的实验数据可以看出算法的有效性与优越性。方法一与方法二以及算的客观评价数据证明了设计的低频与高频系数的选择方案对融合图像性能的影响。表明算法能从源图像中提取更多的有用信息并注入到融合图像中,具有更好的融合性能,这与从视觉效果上所得出的结论是一致的。

表 3 不同融合算法性能比较

图像	评价指标	方法一	方法二	研究算法
Pepsi	MI	7.159 6	7.257 9	7.353 3
	$Q^{AB/F}$	0.763 5	0.768 3	0.774 9
Flower	MI	5.555 8	6.261 3	6.730 2
	$Q^{AB/F}$	0.698 1	0.703 6	0.718 5

4 结 论

作为一种新的图像多尺度分解与重构工具,LSWT 不仅继承了统提升小波变换各种优点,而且克服了传统提升小波变换缺乏平移不变性的不足;作为一种新的图像融合规则,基于特征对比度的融合方案不仅考虑了像素区域间的相关性,还考虑了人眼视觉系统对图像对比度以及边缘信息比较敏感的特性。因而具有比传统对比度更高的融合性能。据此,将 LSWT 引入到图像融合中,与本文所提出的融合规则相结合,得到了一种新的图像融合算法。实验证明,该方法相对于传统的基于图像对比度的融合方法能更有效地将源图像中的有用信息保留到融合图像中,得到更高性能的融合图像。

参考文献:

- [1] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12):2091-2106.
- [2] Cunha A L D, Zhou J P, Do M N. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10):3089-3101.
- [3] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. *Information Fusion*, 2003, 4(4):295-280.
- [4] Pajares G, Dela C J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9):1855-1872.
- [5] Chai Y, Li H F, Qu J F. Image fusion scheme using a novel dual-channel PCNN in lifting stationary wavelet domain[J]. *Optics Communications*, 2010, 283(19):3591-3602.
- [6] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 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[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(5):1203-1212.
QU Xiaobo, YAN Jingwen, YANG Guide. Sum-modified-Laplacian-based multifocus image fusion method in sharp frequency localized contourlet transform domain [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(5):1203-1212.
- [7] Yang S Y, Wang M, Lu Y X, et al. Fusion of multiparametric SAR images based on SW-nonsampled contourlet and PCNN [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(12):2596-2608.
- [8] 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 Baolong, Fusion of multi-sensor image based on the nonsampled contourlet transform [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(2):135-141.
- [9] Yang L, Guo B L, Ni W. Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of ontourlet transform [J]. *Neurocomputing*, 2008, 72(1/2/3):203-211.
- [10] Zhang Q, Guo B L. Multifocus image fusion using the nonsampled contourlet transform [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(7):1334-1346.
- [11] 王丽, 卢迪, 吕剑飞. 一种基于小波方向对比度的多聚焦图像融合方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(1):145-150.
WANG Li, LU Di, LV Jianfei. Multi-focus image fusion scheme based on wavelet contrast [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(1):145-150.
- [12] Swelgens W. The lifting scheme: a custom-design construction of biorthogonal wavelets[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 1996, 3(2):186-200.
- [13] Swelgens W. The lifting scheme: a construction of second generation wavelets [J]. *Journal on Mathematical Analysis*, 1998, 29(2):511-546.
- [14] Claypoole R L, Davis G M, Swelgens W, et al. Nonlinear wavelet transforms for image coding via lifting [J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2003, 12(12):1449-1459.
- [15] Stepien J, Zienlinski T, Rumian R. Image denoising using scale-adaptive lifting schemes[C]// *Proceedings of the 2000 International Conference on Image Processing*, September 10-13, 2000, Vancouver, BC, Canada. Piscataway: IEEE Press, 2000, 3:288-290.
- [16] Chai Y, Li H F, Zhang X Y. Multifocus image fusion based on features Contrast of multiscale products in nonsampled contourlet transform domain[J]. *Optik*, 2012, 123(7):569-581
- [17] Wei H, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4):493-500.
- [18] Toet A, Valetton J M, Ruyven V L J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(7):789-792.
- [19] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7):313-315.
- [20] Petrovic V, Xydeas C. On the effects of sensor noise in pixel-level image fusion performance[C]// *Proceedings of the Third International Conference on Image Fusion*, July 10-13, 2000, Paris, France. Piscataway: IEEE Press, 2000, 2:14-19.
- [21] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsampled contourlet transform domain[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12):1508-1514.
- [22] Li S T, Yang B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7):971-979.
- [23] Loza A, Bull D, Canagarajah N, et al. Non-gaussian model-based fusion of noisy images in the wavelet domain, 2010, 114(1):54-65.

(编辑 侯 湘)