

·信号与信息处理·

一种基于提升小波的快速图像融合算法

邵国峰, 林锦顺, 张卫国

(中国电子科技集团公司第三十六研究所, 浙江 嘉兴 314033)

摘要:提出了一种基于提升小波变换的快速多聚焦图像融合方法。首先利用提升小波算法将原始图像分解为四个子带:LL,LH,HL,HH,后将代表三个方向高频细节子带LH,HL,HH采用提升小波反变换,以获得各方向子带的高频细节图像,采用高斯核权重算法计算所得到的高频细节图像的非均匀加权区域能量,再根据基于能量的图像融合规则得到最终融合图像。对比了几种多聚焦图像融合方案的性能,实验结果表明,在融合效果相当的情况下,文中方法比现有方法在处理速度上有明显的优势。

关键词:多聚焦;提升小波;高斯核;快速算法

中图分类号:TP317.4

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2014)-04-0039-06

Fast Image Fusion Algorithm Based on Lifting Wavelet

SHAO Guo-feng, LIN Jin-shun, ZHANG Wei-guo

(No. 36 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Jiaxing 314033, China)

Abstract: A fast multi-focus image fusion algorithm based on lifting wavelet transform is introduced. Firstly, the original images are decomposed into four sub-bands such as LL, LH, HL and HH through the algorithm. And then, high frequency details sub-bands such as LH, HL and HH representing three directions are performed lifting wavelet inverse transform to obtain high frequency details images of sub-bands on all directions. Non-uniform weighted area energy of obtained high frequency detail images is calculated through Gaussian kernel weight algorithm. And the final fusion images are obtained according to image fusion rule based on energy. Comparing with the characteristics of multi-focus image fusion schemes, experimental results show that the method is more effective than present methods on processing speed at the condition of same fusion effect.

Key words: multi-focus; lifting wavelet; Gaussian kernel; fast algorithm

图像融合技术中,大多采用多分辨率分析技术^[1-2],其最基本的方法是金字塔法。但是金字塔法^[3-4]的分解是在频域的带通滤波,尽管从频域角度看,不同尺度的图像是正交的,但是经过塔式分解后的数据子带所包含的信息量比原始图像大得多,各个数据子带之间存在相关性,不是正交变换,由于这个原因当两个融合图像差别很大时(如一个图像来自远红外摄像机,另一个来自可见光CCD摄像机)金字塔重建将会产生很大的误差,不利于提高图像融合效果,容易引起图像融合效果的不稳定,而小波变换^[5-8]将图像分解成为一系列具有不同方

向、不同频率的方向子带和代表原始图像轮廓信息的低通子带,它不仅继承了金字塔变换的优点,同时相对来说具有多方向性,而且小波变换的“变聚焦”特性(对高频采取逐步精细的时域或空域步长)能更准确地描述图像的细节信息,也由于这个原因小波变换在信号处理领域有“数学显微镜”美誉。

1 提升小波基的选择

绝大多数的小波基都可以采用提升方法来构

造,提升算法可以实现快速小波变换,有效地改善了小波变换在处理速度方面的缺点,使小波变换得到更广阔的应用空间。下面对比最常用的两种小波基,确定文中的小波基的选取。

(1) D9/7 小波

D9/7 小波是 JPEG2000 中常用的一种小波,具有两次提升的过程,其变换公式为

$$\begin{cases} \gamma_{-1,k} = \lambda_{0,k} + \left[\alpha(\lambda_{0,k} + \lambda_{0,2k+2}) + \frac{1}{2} \right] \\ \lambda_{-1,k} = \lambda_{0,2k} + \left[\beta(\gamma_{-1,k} + \gamma_{-1,k-1}) + \frac{1}{2} \right] \\ \gamma_{-2,k} = \gamma_{-1,k} + \left[\gamma(\lambda_{-1,k} + \lambda_{-1,k+1}) + \frac{1}{2} \right] \\ \lambda_{-2,k} = \lambda_{-1,k} + \left[\delta(\gamma_{-2,k} + \gamma_{-2,k}) + \frac{1}{2} \right] \end{cases} \quad (1)$$

D9/7 小波提升架构如图 1。

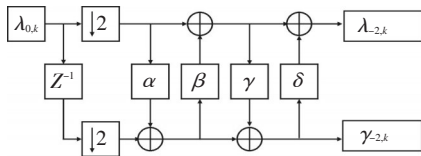


图1 D9/7小波提升架构示意图

其中, $\alpha = -1.586\ 134\ 342$; $\beta = -0.052\ 980\ 118$;
 $\gamma = 0.882\ 911\ 075$; $\delta = 0.443\ 506\ 852$

(2) D5/3 小波(CDF(2,2)小波)

D5/3 小波又叫 CDF(2,2)小波,只有一次提升的过程,其变换公式如下

$$\begin{cases} \lambda_{-1,k} = \lambda_{0,2k} \\ \gamma_{-1,k} = \lambda_{0,2k+1} - \frac{1}{2}(\lambda_{-1,k} + \lambda_{-1,k+1}) \\ \lambda_{-1,k+1} = \frac{1}{4}(\gamma_{-1,k-1} + \gamma_{-1,k}) \end{cases} \quad (2)$$

D5/3 小波提升架构如图 2。

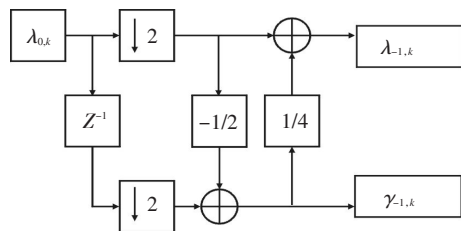


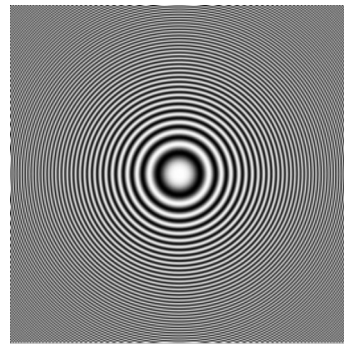
图2 D5/3小波提升架构示意图

如何选择恰当的小波基对融合结果来说也是至关重要的,文中就最常用的两种小波基进行对比,确定哪种小波基更适合仿真实验研究。图 3 给出了两种提升小波分解与重构图像对比。

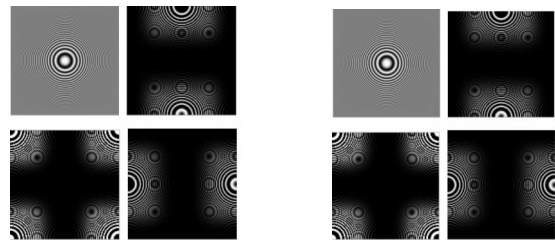
由于两种小波基都能达到很理想的效果,主观

评价很难确定哪个更好,文中小波基选取采用熵、最小均方误差、平均梯度三种评价指标对上述三幅图像进行客观评价^[3],评价结果见表 1。

综合主观和客观评价结果可知,D9/7 提升小波的重构结果比 D5/3 小波的重构效果更加理想。但从 D9/7 提升小波和 D5/3 提升小波的结构来说,D9/7 提升小波变换过程多一级预测与更新,显然在重构精度差不多的情况下,计算复杂度 D5/3 提升小波较 D9/7 提升小波要低一些。

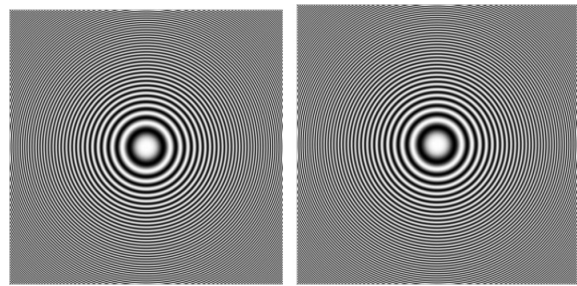


(a) Zoneplate 原图像



(b) 一级 D9/7 提升小波分解

(c) 一级 D5/3 提升小波分解



(d) D9/7 提升小波重构图像 (e) D5/3 提升小波重构图像

图3 两种提升小波重构图像比较

表1 不同架构提升小波重构图像评价表

指标	Zoneplate 图像	D9/7 提升小波 重构图像	D5/3 提升小波 重构图像
熵	7.453	7.452	7.451 5
最小均方误差	0	5.287×e ⁻¹⁴	5.335×e ⁻¹⁴
平均梯度	114.58	114.51	114.47

传统的小波变换,每一级分解产生三个高频子带和一个低频子带,下一级分解则对应与上一级的低频子带做同样的分解,经分析得出,对于每一级分解得到的三个方向高频子带,是经过下采样处理的,原来的高频信号经采样后很可能出现直流现象,体现在图像上面是其波动较小,图像纹理不够清晰,从分解后的三个方向子带的图像特征也可以看出分解级数越高,各个方向子带趋近于黑色,图像纹理基本无法辨别,文中提出一种新的高效的多聚焦图像融合算法。算法流程图如图4所示。

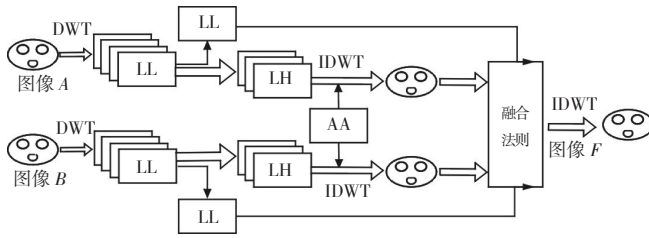


图4 基于提升小波的图像融合新框架

2 算法步骤

步骤一:小波基的选取。如图4所示,首先原始图像A和B经传统提升小波分解,由上文的分析可知:D9/7提升小波的重构结果比D5/3提升小波的重构效果更加理想,但从D9/7提升小波和D5/3提升小波的结构来说,D9/7提升小波变换过程多一级预测与更新,显然在重构精度差不多的情况下,计算复杂度D5/3提升小波比D9/7提升小波要低一些,且本算法要求在算法效率上有很大提升,所以文中采用D5/3提升小波作为多分辨率分解算法。

D5/3小波分解后产生子带LL, LH, HL, HH,对于低频子带LL是图像的近似部分,像素波动不大,LH, HL, HH三个高频子带是细节部分,对多聚焦图像融合效果影响很大,所以本算法采用将低频系数子带提取后,将其他的三个高频子带加上一个大小与三个高频子带大小相同的零矩阵AA,经小波反变换后合成一个新的图像,称之为高频细节图像(IHFD),这个高频系数图像包含了图像的几乎所有的高频细节,所以可以采用这个图像作为融合规则中各个小波系数活动级测定的基准。

步骤二:融合规则采用基于窗口权重的区域能量的活动级测定算法。首先,采用高斯内核函数模板作为图像的权矩阵,其径向基函数为

$$Z(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

其中, σ 为方差,由径向基函数可以看出其中心像素给予最高权值,边缘像素的权值与其到中心像素距离成正比。这里可以调节 σ 来改变窗口的形状,经多次仿真试验得出,当 $\sigma=0.85$ 时,仿真效果最好,所以文中仿真结果均设定 $\sigma=0.85$ 。

采用基于区域能量的融合规则对小波因子进行处理,得到小波系数活动级。首先,采用文中提出的新融合框架将原始图像A和B分解,分解得到的小波系数加零矩阵后反变换得到高频细节图像(IHFD),如前文所述,这个高频细节图像作为基于权重区域能量融合规则测定各个小波系数活动级的基础图像,权重区域能量算法采用如下公式

$$E(n,m) = \sum_{n'=-K}^K \sum_{m'=-L}^L w(n',m') D^2(n+n',m+m') \quad (4)$$

其中, $D(n,m)$ 是高频细节图像在点 (m,n) 处的像素值; $E(n,m)$ 是像素在图像中处于 (m,n) 处的区域能量值; $w(n',m')$ 是权重因子,该权重因子可由高斯内核函数得到,使用公式如下

$$w(n',m') = Z(n',m') \quad (-K \leq n' \leq K, -L \leq m' \leq L) \quad (5)$$

其中, K,L 代表权值窗口大小,根据图像的大小和类型,可以适当调节窗口的大小,文中采用 3×3 窗口高斯内核如图5所示。

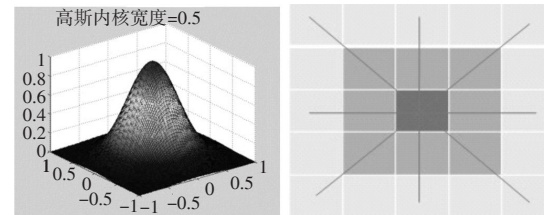


图5 高斯内核

步骤三: Binary map的计算。假设原始图像A和B依据文中提出的融合框架进行分解,得到变换后的高频细节图像,高频细节图像应用基于权重区域能量融合规则得到像素在图像A中处于 (m,n) 处的区域能量值 $E_A(m,n)$ 和图像B中处于 (m,n) 处的区域能量值 $E_B(m,n)$,然后根据所获得的 $E_A(m,n)$ 和 $E_B(m,n)$ 大小对比得到一个与原始图像大小相同的Binary map,计算公式如下

$$BM(m,n) = \begin{cases} 1, & (E_A(m,n) \geq E_B(m,n)) \\ 0, & (E_A(m,n) < E_B(m,n)) \end{cases} \quad (6)$$

即如果图像 A 中在点 (m, n) 处的区域能量 $E_A(m, n)$ 大于 $E_B(m, n)$, 则将得到的 Binary map 在该点处的值置为“1”, 反之, 置为“0”, 这样可以得到一个大小与原始图像相同的 Binary map, 然后对得到的 Binary map 进行行和列的二采样, 采样后的图像大小变为原始图像大小的 $1/4$, 也就是大小同一级分解后的小波子带大小相同, 这样就实现了文中所提出的 Binary map。根据新得到的 Binary map 来确定融合图像小波系数的选取方法, 其中的“1”代表待融合图像各个小波系数子带(LL, LH, HL, HH)选取图像 A 的小波系数子带, “0”代表待融合图像各个小波系数子带(LL, LH, HL, HH)选取图像 B 的小波系数子带, 这样选取待融合图像系数子带的一个优点是待融合图像所有系数子带均来自于同一个图像, 从而避免了小波系数子带(LL, LH, HL, HH)很可能来自于不同图像, 这样很容易造成图像在对比度和细节上面产生失真, 容易产生人工效应。所以文中采用的融合框架是完全基于像素的图像融合方法, 融合后的图像最逼近原始图像, 具有较高的图像对比度, 更加适合于人眼识别和机器视觉。

3 对比算法介绍

常用的多分辨率图像融合算法主要有基于拉普拉斯金字塔分解算法、基于小波变换方法、以及非采样小波帧等来进行多尺度分解, 文中的对比算法也采用上述这些方法。

基于以上多分辨率分析方法, 仿真实验中, 文中采用“变换+活动级测定+结合方法”的记号表示不同的融合方法^[5]。如“拉普拉斯变换(Laplace)+基于区域的活动级测定(RBA)+最大选择法(CM)”的图像融合算法可简称为“Laplace + RBA + CM”。其中每种多分辨率分析方法都与所有活动级测定方式和结合规则相结合进行仿真分析, 从而得到一组最好的融合结果作为该多分辨率分析方法的对比算法来应用。

活动级的测定对于融合图像来说至关重要, 基本的基于像素级的融合规则可以分为基于因子的活动级测定(CBA)、基于区域的活动级测定(RBA)、基于窗口的活动级测定(WBA)、基于区域能量的活动级测定(ENBA)、基于列滤波器的滑动窗口的活动级测定(RF-WBA)、基于权重窗口的活动级测定

(WA-WBA), 以及基于空间频率(CF)等的活动级测定方法。

结合的方法主要有最大选择法(CM)、加权求和法(WA)。最大选择法主要适用于对高频系数的选取, 以及高清晰度的区域择优选取, 而加权求和主要对于低频系数的选取, 如红外与可见光的融合, 对于低频系数常常采取 WA 加权系数的结合方法。

4 融合效果及质量评价

第一组实验文中采用“crowd”图像经过不同模糊半径的高斯滤波函数进行滤波, 得到上聚焦图像和下聚焦图像, 如图 6a~图 6c 所示, “crowd”作为标准参考图像, 在对融合结果进行评价时使用。各算法的仿真结果如图 6 所示。



(a)原始图像



(b)上聚焦图像



(c)下聚焦图像



(d)文中算法融合结果



(e)Laplace+WA-WBA+WA



(f)DWT+ENBA+CM



(g)DWF+RF-WBA+WA

图6 图像融合结果

实验一仿真算法结果分析。

为了提高主观评价的效果,文中采用将融合后的图像与原始标准图像进行差值,这样就可以很直观地看出各个算法的融合结果与原始图像差别大小,即融合算法是否有效。实验一仿真算法误差如图7所示。

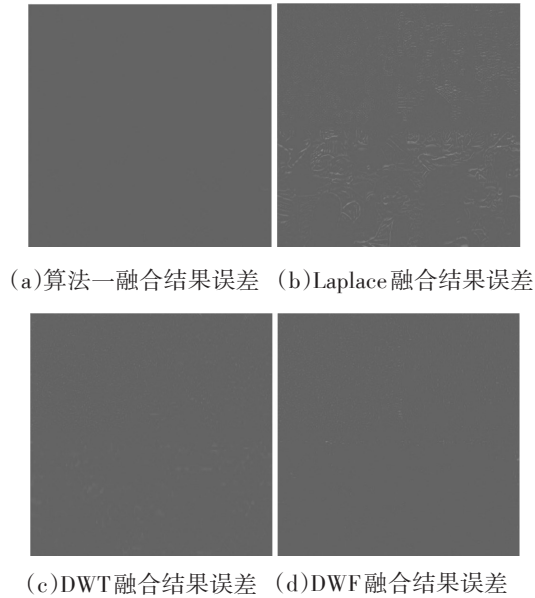


图7 实验一仿真算法误差对比

图7中的各个融合结果的误差是相对于标准图像“crowd”之间的差值,从主观评价来看,文中算法效果最为理想,基本没有看出很明显的与原始图像不同之处,Laplace变换误差最明显,可以很容易地看出图像中出现的噪点的地方就是该算法融合结果与原始图像不同之处。DWT和DWF算法融合效果相对来说也不是很好。

为了更好地衡量文中算法的性能,采用常用的信息熵、空间频率、SSIM和 Q 因子客观评价指标来评价算法的性能,因为上述指标更能体现图像的结构信息量的多少,用它们来定性的描述图像融合算法的效果。

(1)图像的信息熵是指图像所含信息丰富与否的一个重要指标,其定义为

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \lg p_i \quad (7)$$

式中, p_i 为灰度 i 的分布概率,其范围是 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。熵值越大反应融合后的图像信息量就越丰富,融合效果越好。

(2)空间频率用来度量图像的整体活度,定义为

$$RF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^{N-1} (F(m, n+1) - F(m, n))^2} \quad (8)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^{N-1} (F(m+1, n) - F(m, n))^2} \quad (9)$$

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (10)$$

(3)SSIM将图像评价方法分为亮度失真、对比度失真和结构畸变函数,表示源图像与融合图像的相似程度,SSIM值越大表明融合效果越好,其具体定义见文献[9]。

(4) Q 因子通过应用Sobel算子可以获取源图像与融合图像每一个像素的边缘强度,然后根据已确定的方向边缘强度来确定源图像与融合图像的相对边缘强度和相对方向信息,其具体定义见文献[10]。 Q 因子表征融合图像保留源图像中边缘信息的多少,其取值范围为0~1。值越大,说明融合图像保留源图像中的边缘信息越多,融合效果越好;反之,则越差。

为客观评价各融合仿真算法的性能,表2给出了仿真实验的仿真分析结果,文中选用客观评价指标中的最小均方根误差(RSME)、 Q 因子等几个参数综合评价各方法的融合性能。表2为上述融合实验(crowd)的统计结果。

表2 多聚焦图像融合方法性能比较一(crowd)

	分解级数	标准差	熵	空间频率	RMSE	Q 因子	SSIM
拉普拉斯变换	3	50.48	6.98	16.51	3.32	0.81	0.97
提升小波变换	4	49.65	6.38	16.54	2.40	0.89	0.98
非子采样小波帧变换	4	50.66	6.97	17.64	2.01	0.92	0.98
文中算法	1	50.42	6.95	17.34	0.86	0.96	0.99

为了验证上述图像融合算法的有效性,文中做了多组仿真实验,现列举第二组仿真数据。第二组实验图像是由CCD相机拍摄的两幅精确配准过多聚焦图片,图像大小为1280×960。如图8a为左聚焦图像,因此左侧清晰,右侧模糊;图8b为右聚焦图像,因此右侧清晰,左侧模糊。将其进行图像融合,期望得到一幅完全清晰的融合图像,以此来检验融

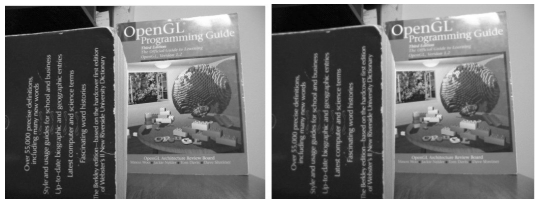
合算法的有效性。



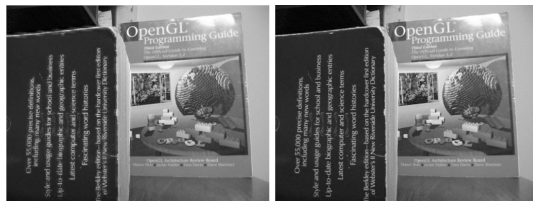
(a)左聚焦图像 (b)右聚焦图像

图8 原始图像

图9是图像融合的结果。从图9中可以看出,文中算法在融合图像对比度、边缘较其他有很大改善,拉普拉斯变换使融合图像对比度降低,DWT和DWF在图像边缘处有些絮状效应(人工效应),文中算法可以避免以上问题出现。



(a)文中算法 (b)Laplace + WA-WBA + WA



(c) DWT + ENBA + CM (d) DWF + RF-WBA + WA

图9 图像融合结果

表3 多聚焦图像融合方法性能比较二(book)

	分解级数	标准差	熵	空间频率	Q因子	GICC
拉普拉斯变换	3	66.60	6.79	18.35	0.78	0.41
提升小波变换	3	69.56	7.34	19.26	0.83	0.46
非子采样小波变换	3	68.53	7.40	18.42	0.81	0.43
文中算法	1	69.82	7.46	18.95	0.86	0.46

由以上两组实验及表2与表3可以看出,文中提出的算法分解级数只要一级分解,比采用拉普拉斯变换、提升小波变换要少分解两层,而且非子采

样小波变换虽然能够获得平移不变的优良性质但也造成了算法运行速度很慢,所以文中算法具有速度快、运行需要内存少(支持原位运算)而且易于实施的优点。从第一组实验和第二组实验的主观评价也可以看出,文中提出的算法融合结果最好,其他算法或多或少都存在一些对比度降低和传统小波变换可能出现的人工效应。

从实验结果及表2和表3也可以看出,文中提出的算法在熵、空间频率、标准差、平均梯度、Q因子、GICC、SSIM都有很大提升,尤其是最小均方差上提高最大。所以文中提出的算法在对融合图像质量要求不是很高的情况下可以达到良好的实时处理要求,所以文中提出的算法是一种适合实时图像处理的有效的图像融合算法。

参考文献

- [1] Gemma Piella. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions [J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [2] Pohl C, Genderen Van J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- [3] Burt P. The pyramid as a structure for efficient computation [M]. Berlin: Springer-Verlag.
- [4] He D X. Contrast pyramid based image fusion scheme for infrared image and visible image [J]. IGARSS2011, 2011: 597-600.
- [5] Zhang Z. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. IEEE Trans. Image Proc., 1999, 8(8): 1315-1326.
- [6] Li Z X. A new algorithm on lifting multiwavelet transform for image fusion [J]. ICACIA2009, 2009: 367-370.
- [7] Pei Y. The improved wavelet transform based image fusion algorithm and the quality assessment [J]. IEEE Trans. Image Proc, 2010, 19(10): 219-223.
- [8] Yang Y. Wavelet transform with a new selection strategy for image fusion [J]. IEEE Trans Image Proc, 2010, 19(3): 41-44.
- [9] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [10] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letter, 2000, 36(4): 308-309.