

交叉双边滤波和视觉权重信息的图像融合*

刘峰¹, 沈同圣², 马新星¹

(1. 海军航空工程学院 烟台 264001; 2. 中国国防科技信息中心 北京 100142)

摘要:图像融合技术是图像分析领域重点研究内容之一,为了更好地保留原图像中的细节信息,提高融合图像的对比度,提出了基于视觉权重图的多尺度图像融合方法。首先,利用可变参数的交叉双边滤波器对两幅待融合图像进行多尺度分解;然后,在每个分解层分别计算相应的视觉权重图,并针对不同分解层赋予不同的权重值;最后,综合这些结果生成融合图像。由于对原始图像的分解没有采用下采样和上采样操作,因此不会损失图像中的信息,且克服了传统像素级融合方法中融合图像模糊、对噪声敏感等不足。通过4种定量分析实验表明,在多种模式的图像融合应用中,本方法优于其他5种对比方法,融合时间小于0.2 s。融合后图像细节信息、对比度得到增强,同时降低处理时间。

关键词: 图像融合; 多层分解; 视觉权重; 交叉双边滤波器

中图分类号: TH161 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Image fusion via cross bilateral filter and visual weight information

Liu Feng¹, Shen Tongsheng², Ma Xinxing¹

(1. Department of Control Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. National Defense Science and Technology Information Center, Beijing 100142, China)

Abstract: Image fusion technology plays a vital role in the field of image analysis. In order to retain the details of the source images and improve the contrast of fusion image, a novel image fusion method is proposed based on visual weight map and multi-scale decomposition. Firstly, bilateral filter with varied parameters is used for the multi-scale decomposition of two source images. Then, visual weight map in each decomposition level is calculated and different weights are assigned to the different decomposition levels. Finally, fused image is generated by synthesizing these results. The image information is totally retained due to the decomposition without up-sampling and down-sampling. Moreover, this method can also overcome some of the well-known problems in pixel level fusion such as blurring effects and high sensitivity to noise. Experimental results by using four metrics show that the proposed algorithm obtains dramatically improved performance compared to the other five state-of-the-art algorithms. In addition, the computation time of our approach is less than 0.1 seconds, which is much better than other methods. The details and contrast of fused image are enhanced, and the computation time is reduced dramatically.

Keywords: image fusion; multi-scale decomposition; visual weight; cross bilateral filter

1 引言

图像融合是把多种传感器获得的多幅同一场景图像综合成一幅图像的先进图像处理技术,其目的是集成多个源图像中的互补信息,增加图像理解的全面性。它在计算机视觉、医学图像以及军事应用等领域中有着广泛

的应用前景。

目前,图像融合方法大多基于多尺度变换,常用的方法有拉普拉斯金字塔分解(Laplacian pyramid, LP)^[1]、Contourlet变换^[2]、Curvelet变换(Courlet transform, CVT)^[3]、非下采样contourlet(nonsampled contourlet, NSCT)变换^[4-5]以及这些常用方法的多种改进应用。LP变换无方向性,容易造成融合后图像的局部模糊;小波变

换只能有限的捕获4个方向的信息,此外,这些基于多尺度分解的方法通常要包含下采样或上采样的操作,图像中的部分细节会被平滑掉。由于不同融合方法的优缺点各不相同,图像融合的发展趋势是多个方法交叉结合的使用,取长补短,以获取尽可能高的融合性能或者尽可能快的计算速度。

文献[6]基于人类视觉系统对局部对比度敏感的特性,在LP方法的基础上,又提出了基于对比度金字塔变换的多尺度融合算法,能够很好地融合图像中的高对比度信息;文献[4]对不同的多尺度分解方法进行对比,其中,NSCT变换在分解过程中没有经过降采样,且具有更多的方向选择性,但该方法涉及时域与频域的变换与反变换,过程较为复杂;此外,文献[7-8]分别尝试用概率的方法和灰度分布的方法进行图像融合,在图像融合方面取得了一定的进展;文献[9]提出的双边滤波由于考虑了像素灰度值间的相似度,使得滤波模板在图像边缘的法线处出现陡峭变化,因而能够较好地保存图像边缘信息;文献[10]将双边滤波器的思想应用于图像融合当中,滤波结果能够对图像中高对比度边缘进行很好的保持,但是对图像中细节纹理往往平滑过度且核函数的参数设计较为复杂。

为了更好地提取原图像中的特征信息,本文提出基于视觉权重的交叉双边滤波融合方法。其中,交叉双边滤波器在融合过程中对多种模态的图像信息进行互补,能更好地提取不同传感器拍摄图像的特征信息。采用基于高斯差分的显著性方法生成具有全分辨率的视觉权重图,自适应的对图像中不同区域赋予不同的权重值,达到提高融合后视觉效果的目的。该方法没有对图像进行上采样和下采样操作,因此,不会造成图像信息的损失。

2 算法原理

2.1 交叉双边滤波器

在图像平滑问题中如何有效地保持边缘是研究的重点问题。线性的滤波器在边缘附近通常会产生边缘模糊^[11],因此本文采用非线性滤波器可以有效的克服上述缺点。双边滤波器是一种基于局部、非线性、非迭代的滤

波方法,可以达到保持边缘去除图像噪声的效果^[12]。该滤波器由两个函数组成,一个函数由几何空间距离决定滤波器系数,另一个由像素差值决定滤波器系数。

针对图像A,双边滤波器在位置p的计算公式为:

$$A_F(p) = \frac{1}{W} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) \times G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) A(q) \quad (1)$$

式中: $G_{\sigma_s}(\|p - q\|) = e^{-\|p - q\|^2 / 2\sigma_s^2}$ 表示几何近似函数, $G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|) = e^{-|A(p) - A(q)|^2 / 2\sigma_r^2}$ 为灰度级相似函数, $W = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|A(p) - A(q)|)$ 为标准化常数, $\|p - q\|$ 表示欧几里德距离, S 代表 p 的邻域范围。

双边滤波器的性能受参数 σ_s 和 σ_r 控制,文献[13]详细分析了滤波效果与参数 σ_s 和 σ_r 的依赖关系。最优 σ_r 值与图像中噪声的标准差 σ_n 成正比关系, σ_r 随着噪声的增大而增大,通常其比值 σ_r / σ_n 在(1,3)之间,而最优 σ_s 的取值相对独立,取值范围在(1.5,2)。

本文采用交叉双边滤波的方法得到细节权重图。首先利用双边滤波器对图像A计算灰度相似性和邻域空间的几何相似性来获得核函数,并对图像B进行滤波操作。在图像B中p点的交叉双边滤波器计算为:

$$B_{CBF}(p) = \frac{A_F(p)}{A(q)} B(q) \quad (2)$$

同理可获得 $A_{CBF}(p)$,对于图像A和图像B,通过获取的交叉双边滤波器结果得到图像的细节图为:

$$A_D = A - A_{CBF} \quad (3)$$

$$B_D = B - B_{CBF} \quad (4)$$

在多聚焦图像中,两幅图像具有互补性,图像A中模糊的区域在图像B中是清晰的,利用交叉双边滤波器对B中清晰的区域进行模糊操作,使其与A图像在相同区域具有相似的灰度信息。最后,通过与原图像做差值可以在细节图 B_D 中获得尽量多的聚焦区域的细节信息。同理可得到B图像中包含的细节信息。

图1所示为原图像经过交叉双边滤波器得到细节图像的过程。其中图1(a)、(b)是原图像,图1(c)、(d)是交叉双边滤波器处理后的模糊图像 A_{CBF} 和 B_{CBF} ,图1(e)、(f)是最终得到的细节图像 A_D 和 B_D 。



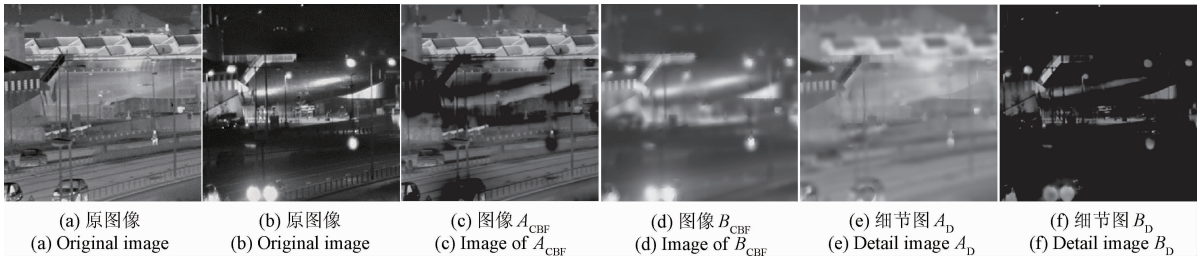


图1 交叉双边滤波器处理结果
Fig.1 Result of cross bilateral filter

2.2 视觉权重图

显著性检测是一种重要的图像理解和图像分析方法,其目的是提取图像中引人注目的显著性点或显著性区域。本文利用高斯下降法将中心区域的物体赋予较高的权值,通过生成的具有全分辨率的显著图可以得到视觉权重矩阵。用多个高斯差分相结合的带通滤波器用于边缘检测公式为:

$$DoG(i,j) = \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} e^{-(i+j)^2/2\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_2^2} e^{-(i+j)^2/2\sigma_2^2} \right] = G(i,j,\sigma_1) - G(i,j,\sigma_2) \quad (5)$$

式中: (i,j) 表示图像中像素坐标, σ_1 和 σ_2 分别为高斯函数的标准差,且 $\sigma_1 > \sigma_2$,滤波器的频带宽度由 $\sigma_1:\sigma_2$ 的比率决定,定义比例系数 $\rho = \sigma_1/\sigma_2$,则式(5)可改写为:

$$\sum_{n=0}^{N-1} G(i,j,\rho^{n+1}\sigma) - G(i,j,\rho^n\sigma) = G(i,j,\sigma\rho^N) - G(i,j,\sigma) \quad (6)$$

式中: N 表示差分的次数,每做一次高斯差分,就是一个边缘检测器。将所有的高斯差分结合起来,就相当于把所有的边缘检测器从不同的尺度空间中结合起来,生成覆盖整个图像的显著图。通过 σ_1 和 σ_2 可以确定一个频带,从原始图像中获得显著性检测,在实际检测中,当使用具有实际带宽的频带去处理图像,往往得不到理想的效果。因此,为了增大比例系数 ρ ,将 σ_1 取为无穷大,此时对图像的滤波操作转换为计算图像的平均值, σ_2 取一个较小的高斯核,可以滤除高频噪声和纹理并保证较小的计算量。本文中高斯核取 $\frac{1}{16}[1,4,6,4,1]$, $\sigma_2 = \pi/2.75$,因此得到生成显著图公式如下:

$$S_{map}(i,j) = \|A_\mu - A_{\sigma_2}(i,j)\| \quad (7)$$

式中: A_μ 为图像均值向量, $A_{\sigma_2}(i,j)$ 是经过高斯核模糊的图像向量, $\|\cdot\|$ 表示 L_2 范数下的欧几里德距离。在计算某像素点的视觉权重值时,首先以 (i,j) 为中心选取大小为 $t \times t$ 的图像块,通过移动图像块遍历整幅图像,得到整幅图像 A 的检测结果, $t \in [3,21]$,生成显著图如图2所示。视觉权重图 S 反应了图像中视觉注视点的权重分

布,其值越大,表明该像素点越显著。对图像 A 和 B 计算权重图 S ,并归一化到 $[0,1]$ 范围内,分别记为 ω_a 和 ω_b 。

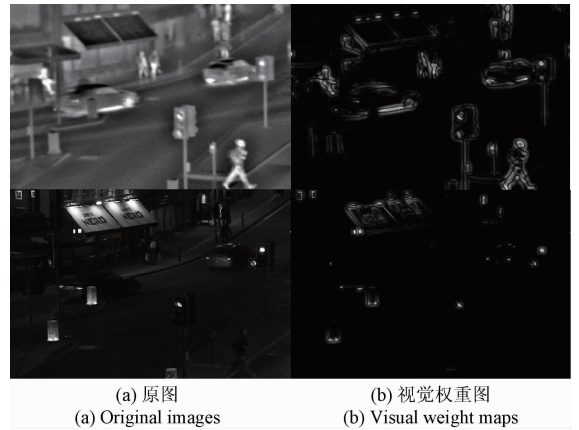


图2 原图与视觉权重图
Fig.2 Original images and visual weight maps

3 图像融合

本文通过多尺度分解结合交叉双边滤波器和视觉权重方法进行图像融合处理。首先通过不同参数的交叉双边滤波器构建多尺度分解;然后,计算每个尺度下的视觉权重图 S_{map} ;最后,利用权重值在不同尺度上得到最终的融合结果,本文算法流程如图3所示。

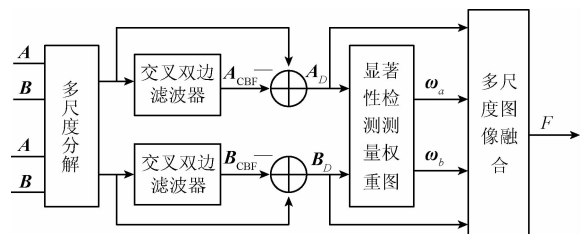


图3 本文方法流程
Fig.3 Flowchart of our method

3.1 多尺度分解

首先利用2.1节描述的方法,利用交叉双边滤波器具有的平滑性质构建多尺度分解,在多个尺度上得到具

有细节保持的图片。

针对输入图像 A , 对其进行 $(n + 1)$ 层分解, 其中包括 1 个基层和 m 个细节层, 其中, 第 i 层 ($i = 1, 2, \dots, m$) 定义为:

$$f_i = B(I, \sigma_s^i, \sigma_v^i) \quad (8)$$

式中: 参数 σ_s^i 和 σ_v^i 控制图像的平滑程度, i 值越大, 生成图像越平滑, 因此, 有 $\sigma_s^{i-1} < \sigma_s^i$ 和 $\sigma_v^{i-1} < \sigma_v^i$ 。本文将平滑结果最大的 f_n 层定义为基层, 则其他细节层可定义为:

$$d_i = f_{i-1} - f_i \quad (9)$$

式中: 第 i 个细节层由第 i 个和 $i - 1$ 个平滑层得到, 当 $i = 0$ 时, 设定 $f_0 = I$ 。根据平滑结果 f_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 可得图像分解的基层和细节层, 分别如下:

$$f_m = B(I, \sigma_s^m, \sigma_v^m) \quad (10)$$

$$\begin{cases} d_1 = f_0 - f_1 \\ d_2 = f_1 - f_2 \\ \vdots \\ d_n = f_{n-1} - f_n \end{cases} \quad (11)$$

从上述公式可以发现, 对原始图像的分解没有采用下采样和上采样操作, 不会损失图像中的信息。经过多尺度分解, 原始图像可由一系列子图像表示, 通过调整合成的权重系数, 可以得到增强细节的融合图像, 因此, 原始图像 I 可表示为:

$$I = f_n + \sum_{i=1}^n d_i = f_n + \sum_{i=1}^n (f_{i-1} - f_i) = (f_0 - f_1) + (f_1 - f_2) + \dots + (f_{m-1} - f_m) + f_m \quad (12)$$

3.2 多尺度融合

为了得到最终结果, 需要对多尺度分解后的图像在每一层进行融合, 利用上节生成的视觉权重图, 针对输入图像 A 和图像 B 在不同尺度进行融合。设 ω_a 和 ω_b 分别为 A_D 和 B_D 细节参数权重值, 经过 i 层多尺度分解后, 融合结果 F_i 为:

$$F_i = \frac{[A_D^i \omega_A^i + B_D^i (1 - \omega_A^i)] + [A_D^i (1 - \omega_B^i) + B_D^i \omega_B^i]}{2} \quad (13)$$

最后, 将每层得到的融合图像生成最终结果, 公式为:

$$F = \alpha_0 F_0 + \alpha_1 F_1 + \dots + \alpha_m F_m = \sum_{j=0}^m \alpha_j F_j \quad (14)$$

式中: F 是得到的最终结果, 通过 α_j ($j = 0, 1, \dots, m$) 可以调节不同分解层的权重系数, 考虑计算效率, 一般地, $m \leq 5$ 。综合权重参数 α_j , 当 $j \rightarrow 0$ 时, 较大的 α_j 起到突出图像细节的作用, 当 $j \rightarrow m$ 时, 起到平滑图像的作用。

4 实验分析与对比

将本文方法与其他融合方法进行对比, 仿真验证平

台为 3.3Ghz Intel Core i5-4590U CPU, 8 GB 内存, 操作系统为 win7 64 位, 仿真软件为 MATLAB 2015。

在参数设置方面, 本文尺度层级取 $m = 5$, 平滑参数协方差 σ_s 取固定值 $\sigma_s^i = 12$, 在不同尺度层级中取, $\sigma_v^i = \{0.02, 0.08, 0.1, 0.12, 0.15\}$, 取参数 $\alpha_j = \{1.5, 1.1, 0.6, 0.3, 0.15\}$ ($j = 0, 1, 2, 3, 4$), 在本文的融合实验中, 以上的参数是固定的, 若需要突显某些特定的细节或纹理, 可以通过对参数进行微调得到修正后的融合图像。

实验验证包括两个部分, 首先通过调节尺度参数 m 的值, 另 $m = 1, 2, 3, 4, 5$, 验证不同尺度下的融合效果; 然后, 再将本文方法对比其他 5 种流行的融合算法, 其中对比方法如下:

- 1) 拉普拉斯金字塔 (LP)^[2];
- 2) 稀疏表示法 (sparse representation, SR)^[12];
- 3) 离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)^[3];
- 4) Curvelet 变换 (CVT)^[6];
- 5) 非下采样 Contourlet 变换 (NSCT)^[7]。

4.1 评价指标

由于没有参考的标准图像作为评价指标, 对于融合后的图像很难进行定量的分析。本文选用 4 种较为流行的评价指标对本文和对比实验的方法进行定量分析, 两幅原图像分别为 A 和 B , 图像大小均为 $M \times N$, 融合后的图像为 F 。

1) 标准差 (standard deviation, SD) 反应了融合后图像的整体对比度, μ 为图像灰度均值, 计算公式如下:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F(x, y) - \mu)^2} \quad (15)$$

2) 信息熵 (entropy, EN) 用来测量融合后图像所含信息量大小, 定义如下:

$$EN = - \sum_{l=0}^{L-1} p(l) \log_2 p(l) \quad (16)$$

式中: L 表示灰度级, 本文取 $L = 256$, $p(l)$ 为融合后图像的归一化直方图。

3) 梯度评价 (Q_G)^[14] 用来计算融合后图像保留原图像中梯度信息的多少, 计算公式如下:

$$Q_G = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (Q^{AF}(x, y) \omega^A(x, y) + Q^{BF}(x, y) \omega^B(x, y))}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (\omega^A(x, y) + \omega^B(x, y))} \quad (17)$$

式中: $Q^{AF}(x, y) = Q_g^{AF}(x, y) Q_\alpha^{AF}(x, y)$, $Q_g^{AF}(x, y)$ 和 $Q_\alpha^{AF}(x, y)$ 分别表示在点 (x, y) 处的边缘强度和方向梯度, 权重因数 $\omega^A(x, y)$ 和 $\omega^B(x, y)$ 表示两幅图像的重要性。

4) 通用图像质量指标 (Q_w)^[15] 反应了原图像和融

合后图像相关系数、光照、对比度的变化,同时也考虑到图像的显著性指标,定义如下:

$$Q_w = \sum_{w \in W} (c(w)(\lambda(w)Q_0(\mathbf{A}, \mathbf{F} | w) + (1 - \lambda(w))Q_0(\mathbf{B}, \mathbf{F} | w)) \quad (18)$$

式中: $Q_0(\mathbf{A}, \mathbf{F} | w)$ 和 $Q_0(\mathbf{B}, \mathbf{F} | w)$ 按照文献[15]中的方法通过局部滑动窗口 w 来计算,重要性权重 $\lambda(w)$ 计算如下:

$$\lambda(w) = \frac{s(\mathbf{A} | w)}{s(\mathbf{A} | w) + s(\mathbf{B} | w)} \quad (19)$$

重要性测度 $s(\mathbf{A} | w)$ 和 $s(\mathbf{B} | w)$ 分别为图像 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中窗口 w 下的方差。 $c(w)$ 为 w 邻域窗口的归一化参数,

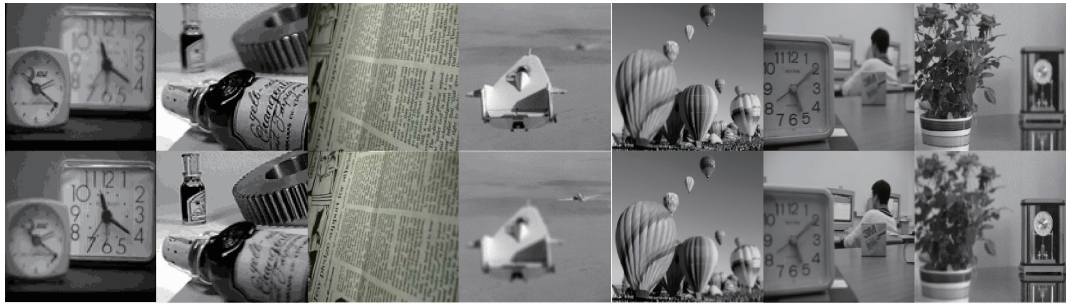
计算如下:

$$c(w) = \frac{\max(s(\mathbf{A} | w), s(\mathbf{B} | w))}{\sum_{w' \in W} \max(s(\mathbf{A} | w'), s(\mathbf{B} | w'))} \quad (20)$$

以上4种评价指标的值都与融合后的图像效果成正比,计算参数按照参考文献中的默认参数设置。

4.2 实验对比

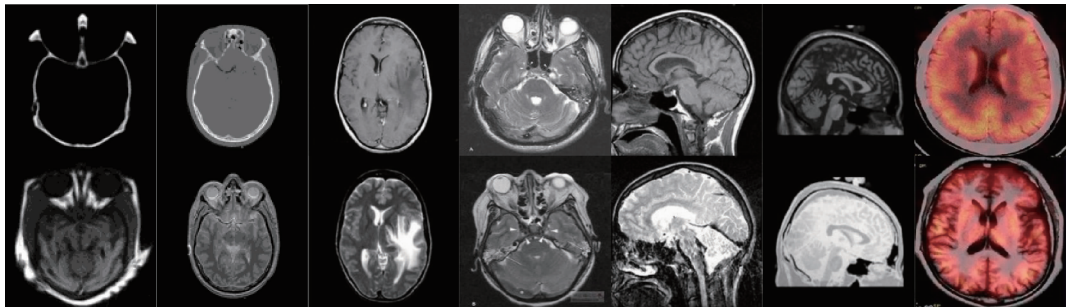
如图4所示,共3组21对测试图像,其中,图4(a)所示为多聚焦图像,图4(b)所示为可见光-红外图像,图4(c)所示为医学图像。本文利用3组实验,分别从分解层数的选取,与其他方法对比和计算时间上来验证本文提出融合算法的有效性。



(a) 多聚焦图像
(a) Multi-focus images



(b) 红外-可见光图像
(b) Infrared-visible images



(c) 医学图像
(c) Medical images

图4 本文使用的3种融合图像

Fig.4 Three source images used in our experiments

首先通过改变参数 m 的值,利用4种图像评价指标定量的分析,验证不同分解级数下本文方法的融合效果,

实验结果如表1所示。当分解层数较低时,无法突出融合图像的细节纹理信息,分解层数达到一定层级后,过多

的分解将不能显著提高融合效果,而且增加了计算时间。评价指标 SD 和 EN 关注融合后图像的质量评价, Q_c 和 Q_w 则更加侧重于融合图像保留信息的程度。在表 1 中,每一行中的最大值用粗体标出表示融合效果最佳,表中数据为每组图像评价的平均值。除多聚焦图像 Q_c 外,各项评价指标均在 $m = 4$ 和 $m = 5$ 时达到最优,因此选择该两组实验数据作为与其他方法的对比。

表 1 不同分解层数评价结果

Table 1 Evaluated results with different decomposition levels

图像类型	评价指标	$m = 2$	$m = 3$	$m = 4$	$m = 5$
多聚焦图像	SD	51.752 6	52.051 7	52.236 9	52.574 6
	EN	8.051 5	8.104 7	8.135 4	8.158 7
	Q_c	0.722 9	0.723 8	0.723 1	0.723 3
	Q_w	0.863 4	0.864 1	0.869 8	0.867 7
可见光-红外	SD	42.468 3	43.851 4	45.265 7	46.148 6
	EN	7.368 4	7.258 7	8.251 6	8.254 0
	Q_c	0.641 5	0.651 6	0.685 1	0.673 0
	Q_w	0.757 1	0.759 4	0.776 6	0.782 1
医学图像	SD	63.225 0	63.364 5	67.151 3	67.210 4
	EN	6.288 1	6.325 40	6.358 7	6.441 0
	Q_c	0.624 8	0.639 7	0.657 0	0.658 1
	Q_w	0.755 1	0.756 1	0.771 2	0.773 0

在第 2 组实验中,将本文方法与其他 5 种方法在融合效果和时间上作对比,其中基于多尺度分解的 LP、DWT、CVT 和 NSCT 分解层级均为 5。部分融合对比图像如图 5 所示,从直观的视觉角度进行定性分析,对比本文方法和其他 5 种融合方法,在多聚焦图像中,LP 和 SR 的融合结果在部分目标边缘存在重影现象,DWT 融合图像出现锯齿;在红外-可见光图像中,LP 和 SR 融合图像目标模糊,灰度分布不均匀,NSCT 对比度较弱;在医学图像中,LP、DWT 和 NSCT 融合图像缺失原图中的部分细节,CVT 图像边缘不清晰。

对比以上方法的不足,本文采用的融合方法在背景均匀分布、对比度、纹理、细节等特征上具有最好的视觉效果,原因在于本文采用的双边滤波器方法可以在多尺度分解时更好的保留目标边缘信息,基于视觉权重信息设计的融合参数,在目标区域赋予更高的权重值,提高了融合图像的对比度和细节信息,使融合图像更加清晰。

通过对比表 2 中各项指标进行定量分析,在相同的分解层数时,本文方法的客观评价指标多项均为最优。对比 5 种方法,由于 NSCT 变换取消了降采样和上采样环节,能较好的表示图像的边缘轮廓特征信息,因此,在其中的 2 项评价指标中得分较高。当本文方法取 $m = 4$,相比其他方法具有较少的分阶层级时,部分评价指标仍为最优。其中,评价指标 EN 和 SD 得分均较低,这是由于分解层数较少时,原图像的部分细节特征没有得到分解,生成的融合图像只包含单一图像信息。

(a) 原图1
(a) Original image 1(b) 原图2
(b) Original image 2(c) 本文方法
(c) Our method(d) 拉普拉斯金字塔
(d) LP(a1) 稀疏表示方法
(a1) SR method(b1) 离散小波方法
(b1) DWT method(c1) Curvelet方法
(c1) Curvelet method(d1) 非下采样Contourlet
(d1) NSCT(e) 红外图像
(e) Infrared image(f) 可见光图像
(f) Visible image(g) 本文方法
(g) Our method(h) 拉普拉斯金字塔
(h) LP

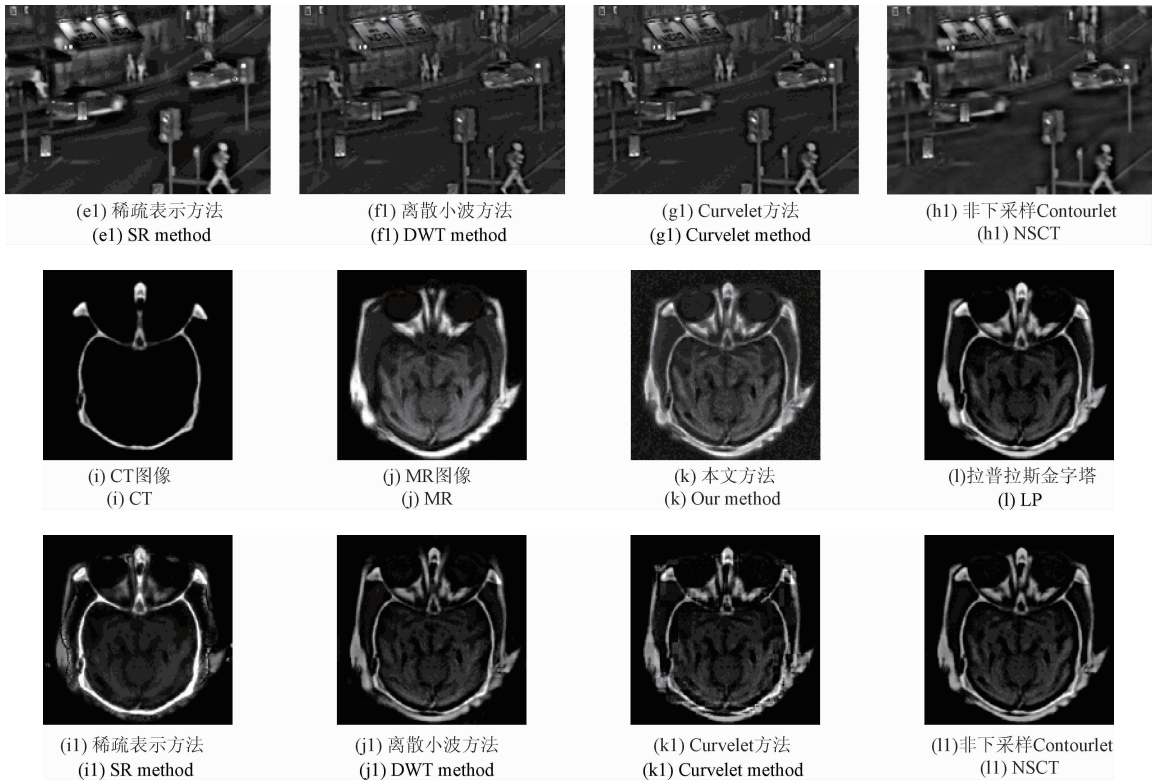


图5 不同方法图像融合对比结果

Fig.5 Comparison results of image fusion with different methods

表2 不同方法评价结果

Table 2 Evaluated results of different methods

图像类型	评价指标	本文 $m = 4$	本文 $m = 5$	LP-5	SR-5	DWT-5	CVT-5	NSCT-5
多聚焦图像	SD	52.236 9	52.574 6	52.204 7	52.164 7	52.115 7	52.017 4	52.214 0
	EN	8.135 4	8.158 7	7.908 5	8.087 9	8.037 5	8.150 4	8.162 1
	Q_C	0.723 1	0.723 3	0.640 3	0.643 4	0.675 2	0.644 0	0.665 8
	Q_W	0.869 8	0.867 7	0.852 2	0.860 8	0.862 2	0.863 7	0.857 8
可见光-红外图像	SD	45.265 7	46.148 6	45.629 7	45.657 5	45.690 1	45.548 7	46.024 7
	EN	8.251 6	8.254 0	8.036 9	8.211 4	8.216 8	8.300 6	8.145 4
	Q_C	0.685 1	0.673 0	0.665 1	0.670 1	0.653 5	0.671 0	0.667 2
	Q_W	0.776 6	0.782 1	0.773 2	0.764 1	0.775 8	0.771 5	0.770 2
医学图像	SD	67.151 3	67.210 4	66.528 4	67.124 7	66.512 7	67.107 7	66.754 8
	EN	6.358 7	6.441 0	6.371 0	6.341 5	6.120 5	6.351 5	6.378 9
	Q_C	0.657 0	0.658 1	0.650 7	0.642 8	0.652 7	0.655 7	0.656 0
	Q_W	0.771 2	0.773 0	0.771 1	0.768 4	0.772 4	0.773 2	0.778 3

算法耗时情况是评价图像处理算法优劣的关键问题,表3所示为针对不同尺寸图像的对比情况,NSCT和SR虽然其在某些评价得分方面有一定优势,但是计算量较大,耗时较长,在SR方法中,图像尺寸减小的情况下,

计算时间并没有成比例的缩短。LP方法相对计算时间较少,但是在融合后图像的细节,对比度等方面表现有较大差距,存在边缘模糊的现象。DWT由于经过离散化处理,反变换生成的图像不平滑,融合图像边缘模糊。CVT

方法在融合后会平滑掉少量的细节信息。在3类不同尺寸的图像中,本文方法处理时间在0.2 s以内,可满足实

时处理需求。此外,通过减小分解层级,在保持融合图像质量的同时可提高处理速度。

表3 处理时间对比

Table 3 Comparison of processing time

(s)

图像大小	本文-4	本文-5	LP	SR	DWT	CVT	NSCT
300 × 400	0.14	0.16	0.19	3.54	0.22	0.64	1.98
640 × 480	0.16	0.18	0.16	4.25	0.27	1.80	5.06
256 × 256	0.08	0.10	0.09	3.35	0.18	0.44	1.28

5 结 论

本文提出了一种通用的基于多尺度和交叉双边滤波器的图像融合方法,该方法在图像细节保持和改善图像对比度方面取得了较好的效果,利用可变参数的双边滤波器进行多尺度分解,得到了基层和细节层,达到保边去噪的目的。同时通过显著性检测的视觉权重图,针对不同分解层赋予不同的权重值,可以增加图像中目标的对比度和显著性。实验表明,在多聚焦图像中,本文融合结果灰度分布均匀,原图中模糊的背景、纹理、数字等更加清晰;红外-可见光图像融合中,本文方法能够将红外图像中的显著目标和可见光图像中的背景与细节信息很好地融合在一起;医学的CT和MR图像在经过融合后,可以观测到更多的纹理细节信息。

参考文献

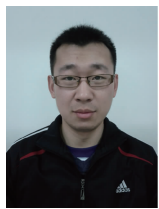
- [1] ANCUTI C O, ANCUTI C, DE V C, et al. Single-scale fusion: an effective approach to merging images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(1): 65-78.
- [2] 叶明,唐敦兵. 区域清晰度的小波变换图像融合算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(9): 1328-1333.
- YE M, TANG D B. Image fusion algorithm based on wavelet transform and region image definition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9): 1328-1333.
- [3] GENG P, HUANG M, LIU S, et al. Multifocus image fusion method of Ripplet transform based on cycle spinning[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(17): 10583-10593.
- [4] 陈震,杨小平,张聪炫. 基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 860-870.
- CHEN ZH, YANG X P, ZHANG C X et al. Infrared and visual image fusion based on the compensation mechanism

in NSCT domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 860-870.

- [5] XIANG T, YAN L, GAO R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain[J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 69(1): 53-61.
- [6] 赵新中,陶永耀,贺佩. 一种基于小波邻域的半软阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(4): 42-45.
- ZHAO X ZH, TAO Y Y, HE P, et al. Denoising algorithm of semi soft threshold based on wavelet neighborhood [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(4): 42-45.
- [7] MA J Y, CHEN CH CH, LI CH, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization [J]. Information Fusion, 2016, 31(2): 100-109.
- [8] 魏利胜,张平改. 基于分层模型与局部复原的多聚焦图像融合方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(1): 161-169.
- WEI L SH, ZHANG P G. Multi-focus image fusing method based on hierarchical model and partial recovery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(1): 161-169.
- [9] MACILE T F, KLEIN A. On the performance, complexity, and fairness of suboptimal resource allocation for multiuser MIMO-OFDMA Systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(1): 406-419.
- [10] 周志强,汪渤,李立广. 基于双边与高斯滤波混合分解的图像融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(1): 8-13.
- ZHOU ZH Q, WANG B, LI L G, et al. Image fusion based on a hybrid decomposition via bilateral and Gaussian filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(1): 8-13.
- [11] 周静雷,张智. 基于多尺度Gabor滤波器的彩色图像边缘检测[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4): 49-52.

- ZHOU J L, ZHANG ZH. Color image edge detection based on multi scale Gabor filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2016,39(4):49-52.
- [12] KUMAR B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 9(5): 1193-1204.
- [13] ZHANG M, GUNTURK B. K. Multi-resolution bilateral filtering for image denoising[J]. IEEE Transaction Image Process, 2008, 17(12):2324-2333.
- [14] CARAFFA L, TAREL J P, CHARBONNIER P. The guided bilateral filter: When the joint/cross bilateral filter becomes robust [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(4): 1199-1208.
- [15] WU Q, LI H, MENG F, et al. Blind image quality assessment based on multichannel feature fusion and label transfer [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 26(3): 425-440.

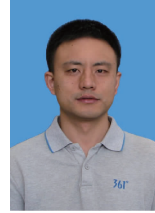
作者简介



刘峰(通讯作者),2011年于华中科技大学获得学士学位,2013年于海军航空工程学院获得硕士学位,现为海军航空工程学院控制工程系博士研究生,主要研究方向为计算机视觉及目标检测识别等研究。

E-mail: liufeng_cv@126.com

Liu Feng (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2011 from Huazhong University of Science and Technology, and his M. Sc. degree in 2013 from Naval Aeronautical and Astronautical University. Now he is a Ph. D. candidate in Naval Aeronautical and Astronautical University. His main research interests include computer vision and target detection.



马新星,分别在2005年和2013年于海军航空工程学院获得学士和硕士学位,现为海军航空工程学院工程师、博士研究生,主要研究方向为红外图像目标检测、模式识别等研究。

E-mail: xinxing_ma@tom.com

Ma Xinxing received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Naval Aeronautical and Astronautical University in 2005 and 2013, respectively. Now he is an engineer and Ph. D. candidate in Naval Aeronautical and Astronautical University. His main research interests include infrared image target detection and pattern recognition.