

基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合

杨艳春 李 娇 党建武 王阳萍

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)

摘 要 针对传统多尺度变换在多聚焦图像融合中存在的边缘晕圈问题,提出了一种基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法。首先,利用冗余小波变换对图像进行多尺度分解,将源图像分解为一个相似平面和一系列小波平面,该多尺度分解能够有效地提取源图像中的细节信息;然后,对相似平面和小波平面分别采用引导滤波的加权融合规则来构造加权映射,从而得到相似平面和小波平面的加权融合系数;最后,进行冗余小波逆变换,即可得到融合结果图。实验结果表明,与传统融合算法相比,所提算法能够更好地体现图像边缘的细节特征,取得了较好的融合效果。

关键词 多聚焦图像融合,冗余小波变换,引导滤波,空间一致性

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.052

Multi-focus Image Fusion Based on Redundant Wavelet Transform and Guided Filtering

YANG Yan-chun LI Jiao DANG Jian-wu WANG Yang-ping

(School of Electronic & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract For the problem of edge halo in multi-focus image fusion based on traditional multi-scale transform, this paper proposed a novel method of image fusion based on redundant wavelet transform and guided filtering. Firstly, the source images are decomposed by the redundant wavelet transform, and a similar plane and a series of wavelet planes are obtained. The multi-scale decomposition can effectively extract the detail information in the source images. Then the weighted fusion rules of guided filtering are respectively used in the similar plane and the wavelet planes, and the weighted maps are constructed to obtain the weighted fusion coefficients of the similar plane and the wavelet planes. Finally, the redundant wavelet inverse transform is used to obtain the fusion image. The experiment results show that the proposed method can better reflect edge detail features of the images and can achieve better fusion results compared with the traditional fusion methods.

Keywords Multi-focus image fusion, Redundant wavelet transform, Guided filter, Spatial consistency

1 引言

近年来,图像融合作为一种快速发展的重要技术在许多方面展现出了广泛的应用前景^[1]。图像融合是把两幅或多幅源图像中相关联的有效信息融合成一幅综合图像。这幅综合图像包含了多幅源图像中的有效信息,实现了不同成像模式的优势互补^[2-3]。经过融合处理得到的图像可弥补单一图像信息量不足的问题,更适合人眼观察或计算机处理^[4]。

多聚焦图像融合是图像融合领域中的一个重要分支。所谓的多聚焦图像融合,是指将同一场景拍摄的多幅聚焦点不同的图像融合成一幅比任何源图像都清晰的图像^[5-6]。由于现代光学镜头的景深有限^[7],人们很难获取一幅所有物体均清晰的图像,因此提出了多聚焦图像融合技术。该技术可以有效地解决该问题并且提高图像分割的精度,消除数据间的冗余信息。

目前,基于多聚焦图像融合的方法主要分为空间域和变换域两大类。空间域常用的融合技术为加权平均^[8]、IHS 变换^[9]和 PCA 变换^[10]等,这些方法都是直接对图像的灰度值进行处理,因此效率高,但是无法有效地融合源图像的特征信息,融合图像的对比度较低。变换域常用的技术主要是多尺度分解,常用的方法有金字塔变换和小波变换两大类。基于金字塔变换的图像融合是在不同的空间频带上进行融合,但是由于其在分解过程中的数据之间有冗余,因此融合结果较差;小波变换则具有良好的时频局部分析特性,可获得不同尺度层的高频及低频信息,是图像融合领域中常用的算法。但是基于 Mallat 算法的正交小波变换不具有平移不变性,使融合图像产生振铃效应^[11]。针对 Mallat 算法的缺点,Bijaoui 等人提出了一种具有平移不变性的离散小波变换方法^[12],简称 à trous 算法。该算法在一定程度上弥补了 Mallat 算法的缺点,取得了较好的融合效果。冗余小波变换主要是采用 à

到稿日期:2017-08-04 返修日期:2017-11-24 本文受长江学者和创新团队发展计划资助(IRT_16R36),国家自然科学基金(61562057, 61162016, 61462059),兰州交通大学青年科学基金(2014006)资助。

杨艳春(1979-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像配准与融合,E-mail:yangyanchun102@sina.com(通信作者);李 娇(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图像融合;党建武(1963-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、图像处理;王阳萍(1973-),女,博士,教授,主要研究方向为图像处理。

trous 算法来实现的,即运用 \hat{a} trous 算法对源图像进行 N 级分解,并对分解后的相似平面和小波平面进行融合。该方法的融合效果比较理想,但是在融合图像的边缘处产生了晕圈效应。引导滤波器是一种保边平滑滤波器,具有良好的边缘平滑功能和边缘梯度保持特性,复杂度较低且性能优异^[13],因此引导滤波器可以有效地解决融合在图像边缘处产生的晕圈效应。因此,本文提出了一种基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法,利用引导滤波的加权融合规则对不同的多聚焦图像进行融合。通过对两组多聚焦图像进行融合实验,结果表明本文算法能更好地体现图像的边缘细节特征,有效避免了融合图像边缘的晕圈现象。

2 基于冗余小波变换的多尺度图像分解

冗余小波变换(Redundant Wavelet Transform, RWT)是信号或图像在相邻尺度上的分解结果间具有冗余性的一种小波变换^[14]。冗余小波变换主要通过 \hat{a} trous 算法来实现。该算法将图像的高、低频信息分解为不同频率通道上的相似平面和小波平面,并且分解的图像在每个尺度上都有唯一的小波平面,图像特征的显著程度则能很好地由每个位置上的小波系数来表示^[15]。

\hat{a} trous 算法可看作针对图像滤波选取合适卷积核的过程^[16]。本文的主要思想是通过冗余小波变换的 N 级分解来对一幅原始图像进行分解,最终得到一个相似平面和由 N 个小波平面所组成的图像序列。设 A 为原始图像, H 表示低通滤波器,则具体的分解过程如下:

$$u_0(A) = A \quad (1)$$

$$u_i(A) = u_{i-1}(A) * H, i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$v_i(A) = u_{i-1}(A) - u_i(A), i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, $u_i(A)$ 表示原始图像 A 的第 i 级相似平面(A 在尺度 i 上的近似), $v_i(A)$ 表示原始图像 A 的第 i 级小波平面(A 的细节信息或特征信息在尺度 i 上的具体体现),并且 $u_i(A)$ 和 $v_i(A)$ 的大小与原始图像 A 相同。从式(1)~式(3)中可以看出,原始图像 A 可通过 $u_N(A)$ 和 $v_i(A)$ 的简单相加完成重构,则原始图像 A 的重构公式如下:

$$A = u_N(A) + \sum_{i=1}^N v_i(A) \quad (4)$$

3 引导滤波器

引导滤波器是 He 等人于 2010 年首次提出的一种滤波器^[13]。引导滤波器是一种需要引导图像的滤波器,引导图像可以是单独的图像或者输入图像,当引导图像是输入图像时,引导滤波器就是一个保边平滑滤波器。引导滤波器的定义中用到了局部线性模型,因此引导滤波器的输出是引导图像的一个局部线性变换。假设滤波输入图像为 F , 滤波输出图像为 O , 引导图像为 J 。在实际应用中, J 和 F 这两幅图像一般都是预先给定的。引导滤波的关键是假设滤波输出图像 O 和引导图像 J 在以像素 n 为中心的窗口中存在局部线性关系。假设 O 是 J 在窗口 w_n 中的线性变换,窗口以像素 n 为中心,大小为 $(2r+1) * (2r+1)$, 则有:

$$O_i = a_n J_i + b_n, \forall i \in w_n \quad (5)$$

其中, a_n 和 b_n 为线性系数,且在局部窗口 w_n 中为常数; i 和 n 为像素索引。这个局部线性模型保证了只有引导图像 J 存在边缘的情况下,滤波输出图像 O 才存在相似的边缘,这是因为 $\nabla O = a_n \nabla J$, 所以引导滤波器具有边缘保持特性。这与在超分辨率、抠图和图像去雾等研究中使用的模型是一样的。滤波输出图像 O 其实是滤波输入图像 F 去除纹理或者噪声之后的图像,即:

$$O_i = F_i - n_i \quad (6)$$

为确定线性系数 a_n 和 b_n , 需要对滤波输出图像 O 进行约束,即使滤波输入图像 F 和滤波输出图像 O 之间的差距最小,从而将该问题转化为求最优解问题:

$$E(a_n, b_n) = \sum_{i \in w_n} ((a_n J_i + b_n - F_i)^2 + \epsilon a_n^2) \quad (7)$$

其中,滤波输入图像 F 只能是待滤波图像,不能是其他图像。通过最小二乘法,可以求出线性系数 a_n 和 b_n :

$$a_n = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_n} J_i F_i - \overline{F_n}}{\sigma_n^2 + \epsilon} \quad (8)$$

$$b_n = \overline{F_n} - a_n \mu_n \quad (9)$$

其中, ϵ 是为了防止求得过大的 a_n 而引入的正则化参数,且 $\epsilon > 0$, μ_n 是引导图像 J 在窗口 w_n 中的均值, σ_n^2 是引导图像 J 在窗口 w_n 中的方差, $|w|$ 是窗口 w_n 中像素的个数, $\overline{F_n}$ 是待滤波图像 F 在窗口 w_n 中的均值。针对每个窗口的线性系数,由于多个窗口会同时包含同一个像素,即每个像素都可以用多个线性函数来描述,因此计算某一点的具体输出值时只需要对包含该点的所有的线性函数值取平均值,如下所示:

$$O_i = \overline{a_i} J_i + \overline{b_i} \quad (10)$$

其中, $\overline{a_i} = \frac{1}{|w|} \sum_{n \in w_i} a_n$, $\overline{b_i} = \frac{1}{|w|} \sum_{n \in w_i} b_n$, w_i 是包含所有像素 n 的窗口, i 是窗口中心像素的位置。对于不同的 r 和 ϵ , 对图像进行引导滤波的平滑效果如图 1 所示。

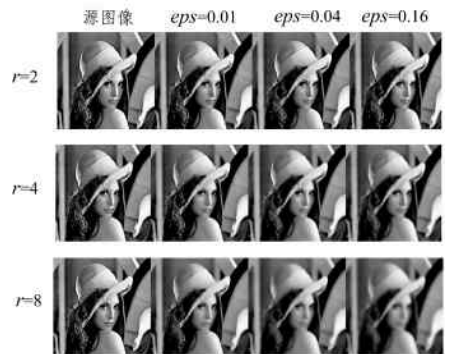


图 1 引导滤波的平滑效果图

Fig. 1 Smoothing effect diagrams of guided filter

因为引导滤波器的参数 r 决定了在该窗口下的引导图像的显著性差异,参数 ϵ 决定了引导滤波的模糊度,所以对于不同的 r 和 ϵ , 对图像进行引导滤波的效果也是不一样的。

4 本文方法

本文方法将冗余小波变换与引导滤波器相结合,来实现多聚焦图像融合。设 A 和 B 分别为两幅源图像, W 为融合结果图。本文提出的冗余小波变换与引导滤波相结合的多聚焦

图像融合算法的思路框图如图 2 所示。

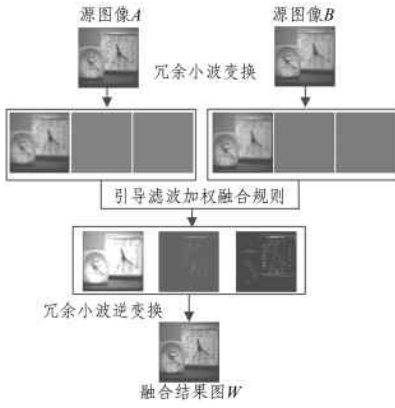


图 2 本文的思路框图

Fig. 2 The method diagram of this paper

该融合算法主要分为以下 3 部分。

1) 基于冗余小波变换的多尺度图像分解: 对配准后的源图像 A 和 B 分别进行 N 级冗余小波分解, 最终获得一个相似平面和由 N 个小波平面所组成的图像序列;

2) 融合策略: 对得到的相似平面系数和小波平面系数分别采用引导滤波加权融合方法进行融合;

3) 基于冗余小波逆变换的多尺度图像重构: 对得到的融合后的相似平面系数和小波平面系数进行冗余小波逆变换, 即可得到融合结果图 W。

4.1 基于冗余小波变换的多尺度图像分解

对源图像 C_d ($d=1, \dots, L$) (L 为源图像的数量) 使用式(11)和式(12)进行冗余小波变换, 实现 N 级多尺度分解, 最终分解得到一个相似平面系数 u_d^N ($d=1, \dots, L$) 和 N 个小波平面系数 v_d^i ($i=1, \dots, N, d=1, \dots, L$)。

$$u_d^N = u_d^{N-1} * H \quad (11)$$

$$v_d^i = u_d^{i-1} - u_d^i \quad (12)$$

4.2 融合规则

在基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法中, 融合规则的选取直接决定了融合结果图质量的优劣。研究表明, 人类的视觉系统对图像的边缘、纹理等信息非常敏感, 因此融合结果图需要包含尽可能多的边缘信息。鉴于此, 本文提出了一种基于冗余小波变换与引导滤波的图像融合规则。

4.2.1 低频信息的融合规则

源图像经冗余小波变换后, 得到的相似平面系数主要包含了源图像的低频信息。低频信息包括了源图像的主要能量, 决定了图像的轮廓。为了能够有效地保留源图像的能量信息, 本文采用引导滤波加权融合方法对低频系数进行融合。首先对相似平面系数进行拉普拉斯滤波, 从而得到高通图像:

$$H_d^N = u_d^N * L \quad (13)$$

其中, L 为 3×3 的两个不同方向的拉普拉斯滤波器组合成的滤波器, L 的公式如下:

$$L = \frac{1-\alpha}{1+\alpha} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{\alpha}{1+\alpha} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$ 是一个对角线与上下 4 个方向上的权重, 主要

用来控制拉普拉斯滤波器的形状, 本文设置 α 为 0.5。 u_d^N 为第 d 幅源图像经冗余小波变换 N 级分解后得到的相似平面系数。然后对得到的 H_d^N 的绝对值取局部平均, 构造显著图:

$$S_d^N = |H_d^N * average| \quad (15)$$

其中, $average$ 是平均滤波器, 尺寸为 35×35 。得到的显著图能够很好地提供图像的细节信息, 下面利用这些细节信息构造加权映射, 得到权重图:

$$P_d^N(m) = \begin{cases} 1, & S_d^N(m) = \max(S_1^N(m), S_2^N(m), \dots, S_L^N(m)) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $S_d^N(m)$ 表示第 d 幅源图像中第 m 个像素的显著映射值, L 表示源图像的总数。

然而, 上述方法构造的权重图通常存在噪声, 并且在景物的边界处会产生不规则的排列, 因此会在融合结果图中产生晕圈。使用空间一致性则可以有效地解决该问题。空间一致性是指如果两个相邻的像素具有相似的亮度或颜色, 则它们也应具有相似的权重。比较流行的空间一致性的方法多采用构造能量函数的方式来表示像素的显著特征, 并且将边界排列权重作为正则项。通过对能量函数进行极小化, 可以得到理想的权重映射。但是, 这种方法往往是低效的^[17-18]。

本文采用一种引导滤波方法替换基于最优化的方法, 来实现空间一致性。将相似平面系数 u_d^N 作为引导图像, 而将 P_d^N 作为滤波的待输入图像, 则:

$$W_d^N = guided\ filter(u_d^N, P_d^N, r_1, \epsilon_1), d=1, 2, \dots, L \quad (17)$$

最后将 L 个加权映射值进行归一化, 即可得到最终的相似平面系数的加权映射权重 \overline{W}_d^N ($d=1, 2, \dots, L$), 则融合的相似平面系数可以表示为:

$$U^N = \frac{\sum_{d=1}^L \overline{W}_d^N u_d^N}{\sum_{d=1}^L \overline{W}_d^N} \quad (18)$$

4.2.2 高频信息的融合规则

源图像经冗余小波变换后, 得到的小波平面系数主要包含了源图像的高频信息。高频信息主要含有源图像中的细节信息, 如图像的纹理、边缘等。因此, 对高频信息的处理直接影响融合结果图质量的优劣。引导滤波器是一种保边平滑滤波器, 因此本文将引导滤波的加权融合方法作为高频信息的融合规则。首先对小波平面系数进行高斯高通滤波, 得到高通图像:

$$H_d^i = |v_d^i - v_d^i * G| \quad (19)$$

其中, G 是 11×11 的标准差为 5 的高斯高通滤波器, v_d^i 为第 d 幅源图像经冗余小波变换 i 级分解后得到的小波平面系数。对得到的 H_d^i 进行高斯滤波并取其绝对值, 构造显著图:

$$S_d^i = |H_d^i * G|, i=1, 2, \dots, N, d=1, 2, \dots, L \quad (20)$$

其中, G 是 11×11 的标准差为 5 的高斯高通滤波器。接着利用显著图构造加权映射, 得到权重图:

$$P_d^i(m) = \begin{cases} 1, & S_d^i(m) = \max(S_1^i(m), S_2^i(m), \dots, S_L^i(m)) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

然后用引导滤波的方法实现融合结果图的空间一致性。将小波平面系数 v_d^i 作为引导图像, 将 P_d^i 作为待滤波的输入图像, 则:

$$W_d^i = guided\ filter(v_d^i, P_d^i, r_2, \epsilon_2)$$

$$i=1,2,\dots,N,d=1,2,\dots,L \quad (22)$$

最后将 L 个加权映射值进行归一化,即可得到最终的小波平面系数的加权映射权重 \overline{W}_d^i ,则融合的小波平面系数可以表示为:

$$V^i = \sum_{d=1}^L \overline{W}_d^i v_d^i, i=1,2,\dots,N \quad (23)$$

4.3 基于冗余小波逆变换的多尺度图像重构

由以上融合策略可得融合结果图的相似平面系数和小波平面系数,对其进行冗余小波逆变换,即可获得重构的融合结果图。

$$W = U^N + \sum_{i=1}^N V^i \quad (24)$$

5 实验结果及分析

为了验证本文算法的优越性及有效性,选取两组两幅大小均为 512×512 且已经配准好的多聚焦图像进行融合实验。实验分别采用小波变换方法(Wavelet Transform, WT)、文献[18]的方法(简称 MGF 方法)、文献[6]的方法(简称 ASR 方法)及本文方法对图像进行融合。其中 WT 采用 4 层 haar 小波分解,高频层取极大值,低频层取平均的融合方法;文献[6]和文献[18]这两种方法的参数选择均与各文献保持一致;在本文方法中,设置冗余小波分解的级数 $N=2$,同时,引导滤波器的自由参数 r 和 ϵ 的选择对算法的融合效果有一定的影响,当对小波平面系数进行融合时, r 取值太大或太小都会对融合结果图的融合效果产生不利的影响,当对相似平面系数进行融合时,需要选择大尺度的 r 和模糊度 ϵ ,因此在本文算法中将引导滤波器的参数设置为 $r_1=35, r_2=21$ 和 $\epsilon_1=\epsilon_2=10^{-6}$ 。

为了更有效地评价本文算法的优越性及有效性,本文选取平均梯度(Average Gradient, AG)、空间频率(Spatial Frequency, SF)、互信息(Mutural Information, MI)和文献[19]提出的基于边缘信息的性能评价因子 $Q_{AB/F}$ 这 4 个指标对融合方法的性能进行客观评价。平均梯度可敏感地反映出图像对微小细节反差的表达能力,主要用来衡量图像的清晰程度,该值越大,图像清晰度越高,融合结果图的质量也越好。空间频率反映的是空间域内图像的总活程度[20],即图像灰度的变化率,其值越大图像越清晰,融合结果图的质量也越高。互信息反映的是两幅图像之间的相关程度[21],其值越大,越能更好地保留源图像中的信息,融合结果图的质量也越好。 $Q_{AB/F}$ 是一种反映图像边缘信息保持情况的客观评价指标,该值越大(其值不超过 1),则融合结果图中的边缘信息越丰富,融合结果图的质量也越好[19]。

图 3 给出了第一组多聚焦图像的融合结果。在主观上,图 3(c)较好地保留了源图像中的信息,但是在小闹钟和大闹钟的上侧有晕圈;图 3(d)整体显得模糊,对比度下降,小闹钟上的数字不清晰,大闹钟的数字则产生了失真;图 3(e)的整体融合效果优于图 3(c)和图 3(d),但是经仔细观察发现小闹钟底座比较模糊,产生了明显的晕圈;图 3(f)的主观效果较好,目标物体突出,避免了图像的模糊失真,边缘衔接处也无晕圈产生,保留了源图像更多的细节及边缘信息。

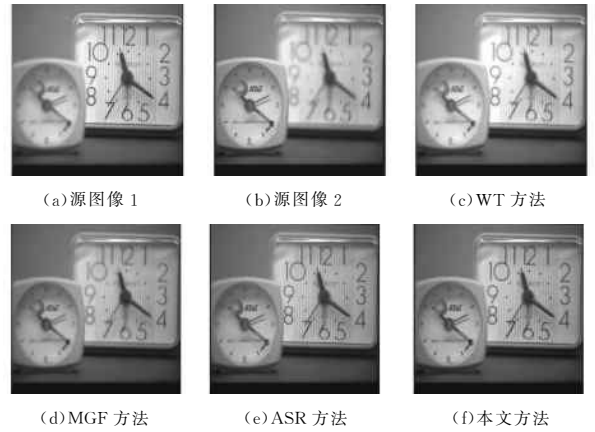


图 3 第一组实验结果图

Fig. 3 The first group of experimental results

表 1 列出了第一组多聚焦图像融合实验的客观评价指标,本文方法的 AG, SF, MI 和 $Q_{AB/F}$ 均高于其他 3 种融合方法,并且与主观评价一致,这表明本文算法能够从源图像中提取更多有用的细节及边缘信息并注入到融合结果图中,达到了良好的融合效果。因此本文提出的融合算法在多聚焦图像融合中是有效的。

表 1 第一组多聚焦图像融合的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation indexes of the first group of multi-focus image fusion

融合方法	AG	SF	MI	$Q_{AB/F}$
WT 方法	3.4381	5.7215	7.0097	0.6359
MGF 方法	3.1589	5.2523	6.8916	0.5493
ASR 方法	4.1287	7.6193	6.9389	0.6843
本文方法	4.3077	7.9607	7.7086	0.7129

图 4 给出了第二组多聚焦图像的融合结果。在主观上,图 4(c)中图像的整体视觉效果有些模糊,边缘处锐度有衰弱,亮度与对比度也有所下降;图 4(d)的整体视觉效果较差,在边缘衔接处有晕圈产生,丢失了大部分的边缘信息;图 4(e)中的右聚焦源处瓶子上的文字产生了明显的晕圈,在边缘衔接处同样也有晕圈产生;图 4(f)的主观效果比较好,目标物体比较明显,对比度也较高,边缘衔接处无晕圈产生,保留了更多的边缘及细节信息。

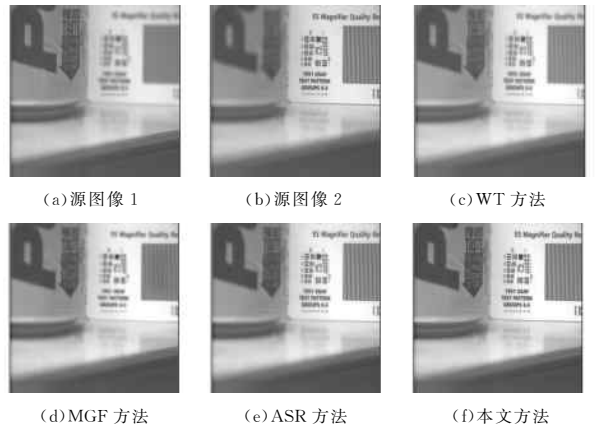


图 4 第二组实验结果图

Fig. 4 The second group of experimental results

表 2 列出了第二组多聚焦图像融合实验的客观评价指

标,本文方法的 AG, SF, MI 和 $Q_{AB/F}$ 均高于其他 3 种融合算法,并且与主观评价一致,这表明本文方法能够从源图像中提取更多有用的边缘细节特征并注入到融合结果图中,达到了良好的融合效果。因此,本文提出的融合算法是一种有效的多聚焦图像融合算法。

表 2 第二组多聚焦图像融合的客观评价指标

Table 2 Objective evaluation indexes of the second group of multi-focus image fusion

融合方法	AG	SF	MI	$Q_{AB/F}$
WT 方法	6.0150	11.3933	6.9240	0.6436
MGF 方法	5.6014	10.6308	6.7647	0.5788
ASR 方法	6.9766	12.9618	6.9338	0.7735
本文方法	7.4222	13.7627	7.5964	0.7960

结束语 图像融合作为一种快速发展的重要技术在许多方面展现出了广泛的应用前景。本文提出的基于冗余小波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法有效地避免了融合图像的边缘晕圈的现象,使目标物体更加突出,较好地保留了源图像的边缘细节特征,提高了图像的清晰度,取得了较好的融合效果。

参 考 文 献

- [1] DAS S, ZHANG Y. Color Night Vision for Navigation and Surveillance [J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2000, 1708(1): 40-46.
- [2] GOSHTASBY A A, NIKOLOV S. Image fusion: Advances in the state of the art [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 114-118.
- [3] YANG B, LI S. Pixel-level Image Fusion with Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit [J]. Information Fusion, 2012, 13(1): 10-19.
- [4] TOET A, HOGERVORST M A, NIKOLOV S G, et al. Towards Cognitive Image Fusion [J]. Information Fusion, 2010, 11(2): 95-113.
- [5] MIAO Q G, WANG B S. Multi-focus image fusion based on second imaging and difference of clarity [J]. Computer Science, 2005, 32(7): 165-167. (in Chinese)
苗启广, 王宝树. 基于二次成像与清晰度差异的多聚焦图像融合[J]. 计算机科学, 2005, 32(7): 165-167.
- [6] LIU Y, WANG Z F. Simultaneous Image Fusion and Denoising with Adaptive Sparse Representation [J]. Institution of Engineering and Technology Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [7] CAO C H, ZHANG J H, LI L F. Multi-focus image fusion based on twin-generation differential evolution and adaptive block mechanism [J]. Computer Science, 2016, 43(7): 67-72, 110. (in Chinese)
曹春红, 张建华, 李林峰. 基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(7): 67-72, 110.
- [8] 那彦, 焦李成. 基于多分辨分析理论的图像融合方法 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007: 83-84.
- [9] TU T M, SU S C, SHYU H C, et al. A New Look at IHS-like Image Fusion Methods [J]. Information Fusion, 2001, 2(3): 177-186.
- [10] JIA Y H. Fusion of Landsat TM and SAR Images Based on Principal Component Analysis [J]. Remote Sensing Technology and Application, 1998, 13(1): 46-49.
- [11] LU G X, ZHOU D W, WANG J L, et al. Geological Information Extracting from Remote Sensing Image in Complex Area: Based on Wavelet Analysis for Automatic Image Segmentation [J]. Earth Science-journal of China University of Geosciences, 2002, 27(1): 50-54.
- [12] BIJAOUI A, STARCK J L, MURTAGH F. Restauration Des Images Multi-échelles Par l'algorithme à trous [J]. Traitement Du Signal, 1994, 11(3): 229-243.
- [13] HE K, SUN J, TANG X. Guided Image Filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [14] CHIBANI Y. Multisource Image Fusion by Using the Redundant Wavelet Decomposition [C] // Proceedings on IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2003: 1383-1385.
- [15] NUNEZ J, OTAZU X, FORS O, et al. Multiresolution-based Image Fusion with Additive Wavelet Decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1204-1211.
- [16] DONG J P, HE J Z. Gray multi-focus image fusion based on redundant wavelet transform [J]. Electronics Science & Technology, 2015, 28(12): 100-103. (in Chinese)
董佳鹏, 何建忠. 基于冗余小波变换的灰度多聚焦图像融合方法 [J]. 电子科技, 2015, 28(12): 100-103.
- [17] LI S T, KANG X D, HU J W. Image Fusion with Guided Filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [18] YANG H, WU X T, HE B G, et al. Image fusion based on multi-scale guided filters [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2015, 26(1): 170-176. (in Chinese)
杨航, 吴笑天, 贺柏根, 等. 基于多尺度引导滤波的图像融合方法 [J]. 光电子 • 激光, 2015, 26(1): 170-176.
- [19] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective Image Fusion Performance Measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [20] CHU H, ZHU W L. Image fusion algorithms using discrete cosine transform [J]. Optics and Precision Engineering, 2006, 14(2): 266-273. (in Chinese)
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.
- [21] LI S T, YANG B, HU J W. Performance Comparison of Different Multi-resolution Transforms for Image Fusion [J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.