

基于导向滤波与分形维度的图像加权融合算法

张晓琪¹, 侯世英²

(1.南充职业技术学院, 南充 637000; 2.重庆大学, 重庆 400044)

摘要: **目的** 为了解决当前图像融合技术中易丢失图像信息, 不能较好地保持源图像的边缘与纹理信息, 从而降低了图像分辨率与视觉质量, 使其不能对目标进行清晰、完整、准确地信息描述等问题。**方法** 提出一种导向滤波耦合分形维度的图像加权融合方案。首先对源图像进行预处理, 通过增强对比度来提高图像的动态范围。通过小波变换将图像分解为低频与高频部分, 并引入导向滤波器, 对其低频、高频成分进行处理, 获取相应的低频、高频权重, 较好地保持图像的边缘信息。然后, 通过提取局部特征分形维数来获取微小纹理特征。最后, 定义一种加权融合方案, 根据低频与高频权重进行融合, 得到最后融合图像。**结果** 实验数据表明, 与当前常用图像融合算法比较, 文中算法具有更好的融合视觉效果, 更好地保持了源图像的真实信息; 在信息熵、交互信息、平均梯度和标准差等 4 种定量分析指标方面, 所提算法具有更大的优势。**结论** 所提算法具有良好的融合质量, 在图像处理领域具有一定的参考价值。

关键词: 图像融合; 导向滤波; 分形维度; 对比度增强; 加权融合

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)09-0220-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.09.037

Weighted Image Fusion Algorithm Based on Guided Filtering Coupled Fractal Dimension

ZHANG Xiao-qi¹, HOU Shi-ying²

(1.Nanchong Vocational and Technical College, Nanchong 637000, China;

2.Chongqing University, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the problems that the image information is easily lost in the current image fusion technology, and the edge and texture information of the source image cannot be better preserved, thus reducing the image resolution and visual quality and discouraging it from the clear, complete and accurate information description of targets, etc. The weighted image fusion scheme based on guided filtering coupled fractal dimension was proposed. Firstly, the source image was preprocessed, and the dynamic range of the image was improved by contrast enhancement. Secondly, the image was decomposed into low frequency part and high frequency part by wavelet transform. Then, the steerable filter was introduced to process the low frequency and high frequency components, so as to obtain the corresponding weights of low frequency and high frequency. The edge information of image could be well maintained. Thirdly, the local feature fractal dimension was extracted to obtain the microtexture feature. Finally, a weighted fusion scheme was defined, and the fusion was conducted according to the low-frequency and high-frequency weights to obtain the final fused image. The experimental data showed that, compared with the current commonly used image fusion algorithm, the proposed algorithm had better visual effects of fusion and kept the real information of the source images in a better manner. With respect to four quantitative analysis indicators (IE, MI, AG and STD), the proposed algorithm had more advantages. The proposed algorithm has good fusion quality, which has certain reference value in the field of image processing.

KEY WORDS: image fusion; guided filtering; fractal dimension; contrast enhancement; weighted fusion

通过不同传感器或相同传感器在不同形式下获得的图像含有的属性各不相同, 单一的图像一般

难以获取一个场景中全部内容, 需要结合不同图像的互补信息, 通过融合手段将多幅图像合成新的图像,

收稿日期: 2017-09-24

作者简介: 张晓琪 (1960—), 女, 南充职业技术学院副教授, 主要研究方向为图像处理、计算机辅助设计及算法应用。

提高图像质量^[1]。融合图像可解决单一图像所含信息不足或多数据重复问题,以增加图像中目标场景的描述能力,使其更加符合人眼视觉特性。目前,图像融合在临床诊断,遥感,印刷检测等方面得到了广泛的应用^[2-3]。例如,在当前大幅面印刷品在线检测系统中,其主要是利用线性CCD(Charge-Coupled Device)通过分区成像来采集待检测印刷品的图像,再借助相应的检测技术来判别印刷品是否合格,但是,在印刷品图像采集的过程中,由于光源系统的限制,对于尺寸较大的目标,是无法一次性获取清晰完整的图像信息,若强行采用单次拍摄整个目标,则难以得到高分辨率、高精度图像,如在印刷线路板中,为了保证它的在线检测精度,需要对其进行多次拍摄,在对其进行拼接之前,通常需要利用图像融合算法对这些拍摄图像进行处理,从而获得细节完整清晰,且无拼接痕迹的目标图像,有效提高印刷品的检测精度^[2-3],因此,对各线阵CCD采集到的图像要进行图像融合处理,有助于后续的检测^[4]。

随着各国学者的深入研究,提出了一系列的图像融合技术。如刘卫等^[5]定义了一种平移不变剪切波变换(SIST)图像融合方案。通过设计了特征提取耦合S方程的加权融合方法,以及改进的Laplace能量与匹配的加权平均的系数选择方法来获取新图像。该方法对不同模态的图像融合取得了一定的效果,但其在SIST变换中具有一定的相互关联,使不同尺度包含了冗余信息,影响了边缘清晰度,且易产生块效应和伪轮廓,在噪声与模糊情况下融合效果不佳。韩亮等^[6]利用最大类间方差和边缘检测,将源图像分成背景和目标区域。利用平稳WT对图像的背景进行多尺度分解。最后,通过加权融合得到了融合图像。该方案可清晰表示目标与场景内容,但WT仅能计算水平、垂直、对角线等3个方向的子带,对某些局部细节的描述能力较弱。GAO等^[7]将源图像表示为共享稀疏组件和具有完备字典的专有稀疏组件,通过设计的新融合准则作用于共享稀疏系数和稀疏系数获取了融合稀疏系数。该方法在纹理清晰的图像融合中取得了优异的成绩,具有较好的边缘一致性和视觉效果,但是,该方法无法有效保持图像光谱与空间特征,导致一定的光谱畸变,细节信息无法很好显示。此外,稀疏模型对图像块的相似度考虑不足,得到的稀疏系数精度较弱以及字典训练过程效率较低。

为了解决上述问题,文中提出了一种导向滤波耦合分形维度的GFCFD图像加权融合算法。所提算法具有2个方面的优势:通过增强对比度来提高图像的动态范围,使其更加突出目标的有效信息,能够更清晰显示细节信息;联合导向滤波器与分形维度来定义融合规则,使其兼顾图像的全局与局部信息,能够获取微小纹理特征,可有效显示复杂的像素结构,有效

提高视觉质量。

1 导向滤波器

导向滤波器(GF)是一种图像滤波技术^[8],该技术通过利用一幅引导图 G ,对目标图像 P (输入图像)进行滤波操作,从而使得输出图像与 P 基本相似,但纹理特征与 G 一致。导向图可为一幅单独的图像或输入图像,当导向图为输入图像时,GF就成为一个保持边缘的滤波器,可用于图像重建,边缘保持。导向滤波的目的是保持双边滤波器(BF)的优势(有效保持边缘,非迭代计算),且克服BF在主要边缘附近没有梯度变形的不足。

设导向图为 G ,输入图为 P ,输出图为 Q ,GF就是让原始的输入与输出结果大致相同,且纹理特征与 G 相似。对于输入 P 与输出 Q 要大致相同,则可表示为:

$$\min |Q - P|^2 \quad (1)$$

对于输出 Q 与导向图 G 也要大致相同,其函数为:

$$\nabla Q = a \nabla G \quad (2)$$

式中:如果 Q 为单通道信号, G 为多通道信息时,那么 a 为向量;如果 Q 与 G 相同, a 为一个标量。显然, a 越小,则输出的 Q 越平滑。

由于式(2)为一个局部线性模型,系数 a 是一个与位置有关的变量。为了确定其值,文中定义了一个窗口,使得窗口内的像素满足上面条件,通过将式(2)代入式(1)中,得到目标函数。为了防止 a 过大,添加一个惩罚因子^[9],其函数为:

$$Q_i = a_k G_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (3)$$

式中: a, b 为线性系数; k 为常数; ω_k 为窗口大小。

从式(3)可知,只有在 G 出现边缘的情况下, Q 才有边缘,因为 $\nabla Q = a \nabla G$ 。输入图像 P 经过消除噪声后的结果为:

$$Q_i = P_i - n_i \quad (4)$$

式中: n_i 为噪声。

为确定上述线性系数,且使 Q 与 P 的差异最小,文中将滤波结果转化为求解下列函数的最优问题:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k G_i + b_k - P_i)^2 + \zeta a_k^2) \quad (5)$$

通过线性回归,求解结果为:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} G_i P_i - \bar{\mu}_k \bar{P}_k}{\sigma_k^2 + \zeta} \quad (6)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k \bar{\mu}_k \quad (7)$$

式中: μ_k, σ_k^2 分别为 G 中窗口 ω_k 的均值与方差。 $|\omega|$ 为窗口像素值; $\bar{P}_k$ 为 P 在窗口 ω_k 的均值。通过求解 a_k 与 b_k 之后,可得到:

$$Q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k G_i + b_k) = \bar{a}_i G_i + \bar{b}_i \quad (8)$$

$$\text{式中: } \bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k, \quad \bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k。$$

当 $G=P$ 时, GF 变成了边缘保持的滤波处理。在方差较大的区域, 保持边缘不变; 在平滑区域, 通过邻近像素作均值处理。

2 GFCFD 图像融合算法

设计了一种导向滤波耦合分形维度的图像加权融合方案, 其过程见图 1。第 1 步, 对源图像进行预处理, 基于非参数改进的直方图均衡化来完成图像对比度增强, 提高图像的动态范围。第 2 步, 利用小波分解将图像分解为低频与高频部分, 再引入导向滤波器, 分别得到了高频权重与低频权重, 使其能够较好地保持边缘信息。通过提取局部特征分形维数, 获取了微小纹理特征。第 3 步, 为得到最后的融合图像, 定义了一种加权融合方案, 根据低频与高频权重进行融合。

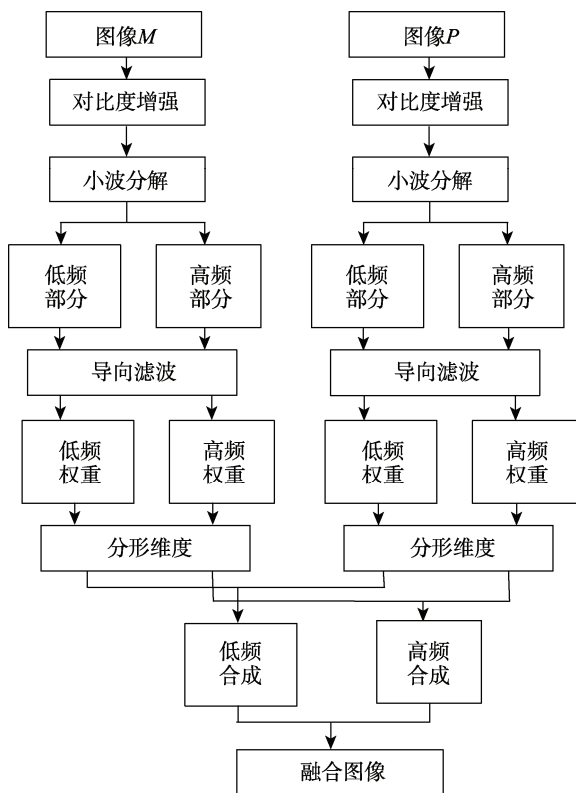


图 1 文中算法框架

Fig.1 Framework of the proposed algorithm

2.1 预处理

对比度增强可提高图像的动态范围, 在图像处理系统中起重要作用^[10-11]。如果图像的对比度集中在指定的范围内, 则信息不能被正确地可视化和处理, 因此, 文中引入基于非参数改进的直方图均衡化 (NMHE) 的对比度增强技术^[11]来预处理图像, 以增加其动态范围, 定义为:

$$I_M \leftarrow (\tilde{I}_M) \quad (9)$$

式中: I_M 为对比度增强图像; $\tilde{I}_M$ 为原始图像。

增强后的图像能够更清晰显示细节信息, 从而提供更好的融合信息。由于该技术是非参数的, 因此它可以用于不同的图像, 而不需要根据经验来选择参数^[11]。以图 2a, b 视为融合目标, 其中, 图 2a 为左聚焦图像, 图 2b 为右聚焦图像, 通过文献^[11]的改进直方图均衡化增强技术对二者进行处理, 结果见图 2c, d。从图 2 中可以看出, 通过预处理后, 融合目标的对比度更好, 细节更清晰。

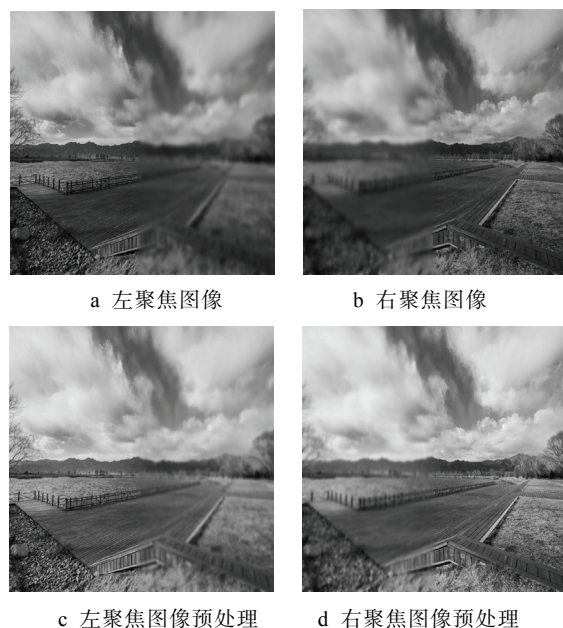


图 2 预处理结果

Fig.2 Preprocessing results

2.2 图像分解

通过连续卷积滤波器 G 处理增强图像 I_M , 得到近似图像:

$$I_M^{j+1}(x, y) = I_M^j(x, y) * G(x, y) \quad (10)$$

式中: $I_M^0(x, y) = I_M(x, y)$, 滤波器 G 是一个大小为 11×11 的双三次 B 样条。 $I_M(x, y)$ 的第 j 个平面 ψ_M^j 可表示为:

$$\psi_M^j(x, y) = I_M^{j+1}(x, y) - I_M^j(x, y) \quad (11)$$

对于图像 $I_M(x, y)$, 通过小波变换, 将其分解为低频部分 $I_{M,L}(x, y)$ 与高频部分 $I_{M,H}(x, y)$, 表示为^[12]:

$$I_M(x, y) = I_{M,L}(x, y) + I_{M,H}(x, y) = I_{M,L}(x, y) + \sum_{j=0}^J \psi_M^j(x, y) \quad (12)$$

式中: J 为总的分解层数。

而对于图像 $I_P(x, y)$, 其低频部分 $I_{P,L}(x, y, \delta)$ 与高频部分 $I_{P,H}(x, y, \delta)$ 为:

$$I_P(x, y, \delta) = I_{M,L}(x, y, \delta) + \sum_{j=0}^J \psi_M^j(x, y, \delta) \quad (13)$$

式中: δ 为尺度。

以图 2c, d 为对象, 利用双三次 B 样条对其进行滤波处理, 结果见图 3a—b, 可知平滑图像的分辨率得到改善, 降低了噪声与模糊现象, 使得目标细节更为清晰; 随后, 借助小波技术对二者进行分解, 结果见图 3c—d, 可知小波分解可以较好地获取高频与低频分量。

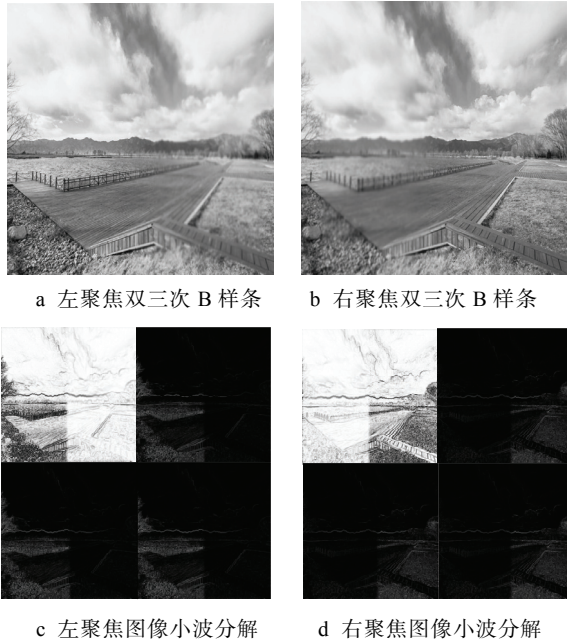


图 3 小波分解结果

Fig.3 Wavelet decomposition results

2.3 显著映射

图像的高频分量表示了细节、纹理等信息, 可有效描述图像中的特征。根据上述过程得到的图像 $I_M(x, y)$ 与 $I_P(x, y, \delta)$ 的高频部分, 为了更好地表示细节信息, 突显高频分量的重要性, 并且降低噪声等影响, 文中通过显著映射来获取其对应的显著区域 $S_M(x, y)$, $S_P(x, y, \delta)$:

$$S_M(x, y) = |I_{M,H}(x, y)| * G(x, y) \quad (14)$$

$$S_P(x, y, \delta) = |I_{P,H}(x, y, \delta)| * G(x, y) \quad (15)$$

式中: G 为 Gaussian 滤波器; $*$ 为卷积运算。

对于不同的图像其显著区域有差异, 并且在融合过程中产生的作用也不一致, 因此, 为了确定不同显著区域的价值, 利用式 (16—17) 函数来获取 $S_M(x, y)$ 与 $S_P(x, y, \delta)$ 的映射 $\varsigma_M(x, y)$ 与 $\varsigma_P(x, y, \delta)$ 。

$$\varsigma_M(x, y) = \begin{cases} 1 & S_M(x, y) = \max(S_M(x, y), S_P(x, y, \delta)) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (16)$$

$$\varsigma_P(x, y, \delta) = \begin{cases} 1 & S_P(x, y, \delta) = \max(S_M(x, y), S_P(x, y, \delta)) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (17)$$

为了获取最优的融合效果, 分别对低频与高频的融合权重进行计算。根据不同权重的低频与高频融

合, 即可有效保持图像的背景信息, 又可很好保持边缘与细节信息^[13]。在融合时, 由于存在边缘噪点, 使得细节信息更粗糙, 因此, 为了获取低频与高频权重, 引入了导向滤波, 可提高融合性能, 计算函数为:

$$[W_M^H, W_M^L] \leftarrow \leftarrow^{GF} (I_M, \varsigma_M) \quad (18)$$

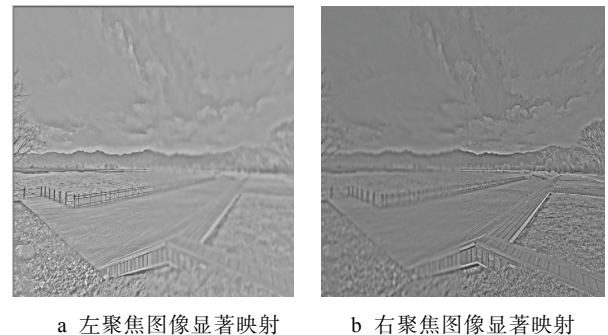
$$[W_P^H, W_P^L] \leftarrow \leftarrow^{GF} (I_P, \varsigma_P) \quad (19)$$

式中: W_M^L, W_P^L 分别为 $I_M(x, y)$, $I_P(x, y, \delta)$ 与低频相关的权重; W_M^H, W_P^H 分别为 $I_M(x, y)$, $I_P(x, y, \delta)$ 与高频相关的权重。其中, 在导向滤波器中, 为了使 $I_M(x, y)$ 与 $I_P(x, y, \delta)$ 的差异最小, 将滤波结果转化为求解函数 (20) 的最优问题:

$$E(W_i^H, W_i^L) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_M(x, y) + b_k - I_P(x, y))^2 + \zeta a_k^2) \quad (20)$$

式中: i 为 M, P 图像; a_k, b_k 为调整因子, 可通过线性回归求解。在分解过程中, 高频分量被分成为水平、垂直、对角 3 个部分, 充分描述了图像的细节信息。

2 幅待融合图像高频成分的显著映射结果见图 4。由图 4 可知, 对于不同的图像, 其显著区域有差异, 且体现了细节与纹理信息, 通过映射函数, 可以确定不同显著区域的权重, 有助于改善融合质量。



a 左聚焦图像显著映射 b 右聚焦图像显著映射

图 4 显著映射结果

Fig.4 Significant mapping results

2.4 分形维度处理

为了获得最优的融合性能, 对式 (18), 式 (19) 中的权值进行计算, 文中通过提取局部特征分形维度来完成。分形维度可有效描述图像的复杂性, 兼顾了全局与局部的关系, 具有细节无限回归特性^[14]。当分形维度应用于纹理时, 其显示了像素结构的复杂性, 与人眼视觉感受联系紧密。首先, 将纹理看作为点集 $S \in R^3$, 每个元素 $s \in S$ 表示为 (x, y, z) , x, y 表示像素位置, z 为该点的灰度值。其对应的面积 A_γ 表示为:

$$A_\gamma = \left| \left\{ s' \in R^3 \mid \exists s \in S : |s - s'| \leq \gamma \right\} \right| \quad (21)$$

式中: s' 为距离 $s \leq \gamma$ 的点, 随 γ 的增大, 由不同像素形成的面积相互迭代, 因此影响了面积 A_γ 的增大, 因此, 其对微小变化的纹理很敏感。

根据文献[14]可知, 分形维度 D_F 定义为:

$$D_F \sim 2 - \frac{\log A_r}{\log(r)} \quad (22)$$

利用分形维数量化纹理信息,主要是通过差分盒维数(DBC)进行计算,具有准确的测量结果,定义为:

$$[W_M^F W_P^F] \xleftarrow{DBC} (I_M(\Omega), I_P(\Omega)) \quad (23)$$

式中: Ω 为 (x, y) 的局部窗口中心。在 DBC 中,通过将 $M \times M$ 图像划分一定 $L \times L$ 大小的局部窗口,在第 (i, j) 窗口中放一列的盒子,那么总盒子表示为:

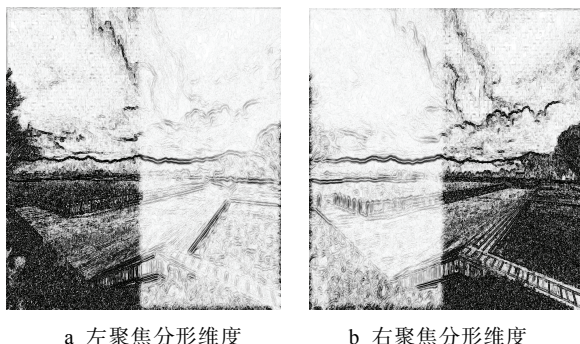
$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (24)$$

式中: $n_r(i, j)$ 为窗口中盒子数量。根据分形计算分维数,定义为:

$$D = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)} \quad (25)$$

式中: $r=L/M$ 为分割比例。通过对 (r, N_r) 完成最小二乘法拟合,获取目标的分维度。

以图 4 为目标,利用上述过程,可得到 2 幅待融合图像的分形维度,结果见图 5。由图 5 可知,根据 2 幅图像的分形维度可以凸显左聚焦、右聚焦的纹理细节,弱化模糊区域的干扰,兼顾了全局与局部的关系,可获取良好的视觉特征。



a 左聚焦分形维度 b 右聚焦分形维度

图 5 分形维度结果

Fig.5 Fractal dimension result

2.5 加权融合

为了获取融合图像,定义了一种结合方法,将 2 种不同的低频分量与高频分量按照一定的权值合成:

$$F = W_M^L \otimes I_{M,L}(x, y) + (\beta W_M^H + (1 - \beta) W_M^F) \otimes I_{M,H}(x, y) + W_P^L \otimes I_{P,L}(x, y) + (\beta W_P^H + (1 - \beta) W_P^F) \otimes I_{P,H}(x, y) \quad (26)$$

式中: $\otimes$ 为 Hadamard 乘积运算; W_M^F, W_P^F 分别为 $I_M(x, y), I_P(x, y, \delta)$ 的局部特征; β 为用于控制与高频相关的权重, β 越小,对融合图像局部特征权重的贡献越大,反之亦然。

根据上述过程,利用式(26)对图 2a, b 进行融合,结果见图 6。由图 6 可知,相对于初始的 2 幅聚焦图像,融合图像的亮度、对比度均有一定改善,较好地结合了左右聚焦部分的信息,形成了一幅清晰、完整的新图像,能够满足人眼视觉效果。



图 6 融合结果

Fig.6 Fusion results

3 实验与讨论

为测验算法的有效性,进行 2 组测试:多聚焦图像的融合;多光谱图像与全色图像的融合。实验环境为: Intel I5-7300HQ, 2.5 GHz 四核 CPU, 8 GB 内存, Windows10 操作系统,并利用 Matlab2010 软件仿真分析。为了具有可比性,选取具有代表性的 3 种算法进行对比,依次为文献[5]算法、文献[6]算法、文献[7]算法。为获得优异的性能,经过多次试验得出了文中参数:线性系数 $a=0.05$, $b=0.16$, 常数 $k=1.4$, 分解层数 $J=3$, 高频权重 $\beta=0.06$ 。

3.1 评价指标

为了对算法进行定量评价,文中引入常用的 4 种衡量标准:信息熵(H)、交互信息(F_{MI})、平均梯度(K_{AG})与标准差(R_{STD})。这 4 种性能评价指标分别定义如下所述。

H 为图像信息量值, H 越大反应图像质量越好^[15]:

$$H = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P(x_{i,j}) \log_2 P(x_{i,j}) \quad (27)$$

式中: $P(x_{i,j})$ 为在 $x_{i,j}$ 处的概率。

K_{AG} 反映了图像细节信息, K_{AG} 越大,图像越清晰,其定义为^[16]:

$$K_{AG} = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{\Delta I_x^2(i, j) + \Delta I_y^2(i, j)}{2}} \quad (28)$$

式中: $\Delta I_x(x, y)$ 与 $\Delta I_y(x, y)$ 为图像 x, y 的差分。

F_{MI} 可以反映融合图像从源图像中继承信息的多少,若输出融合图像与源图像之间的信息共享量大,则相应的 F_{MI} 越大,说明融合图像从源图像中得到的信息更丰富^[17],融合效果越好。 F_{MI} 定义为^[17]:

$$F_{MI} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L h_{i,j}^{x,y} \log_2 \frac{h_{i,j}^{x,y}}{h_{i,j}^x h_{i,j}^y} \quad (29)$$

式中: $h^{x,y}$ 为 x, y 的直方图; h^x 和 h^y 分别为 x, y 的边缘直方图; L 为灰度级。

R_{STD} 能准确反应灰度值对图像灰度均值的离散

关系,因此, R_{STD} 越大,图像灰度值越离散,说明融合图像包含了更多的源图像信息^[18],得到的图像融合效果越好, R_{STD} 的定义为^[18-19]:

$$R_{STD} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I(x,y) - \mu)^2} \quad (30)$$

式中: μ 为灰度均值; $M \times N$ 为图像大小。

3.2 多聚焦图像以及遥感图像的融合结果

多聚焦图像的融合结果见图 7, 图 7a, b 分别为右景聚焦与左景聚焦图像; 7c 为文献[5]算法的结果, 7d 为文献[6]算法的结果, 7e 为文献[7]算法的结果, 图 7f 为文中方案得到的结果。依据图 7 可知, 图 7c 的图像对比度较低, 成像质量不高, 对于左右聚焦下的背景与目标不能很好显示。在图 7d 中, 其左右聚焦的接触区域融合效果不佳, 该区域的图像较模糊, 无法清晰表示其中的物体, 见图 7d 中的小方框所示, 且在部分局部区域的细节信息不足。图 7e 与图 7f 中的图像质量较好, 纹理与细节可清晰显示, 能够很好融合左右聚焦部分的内容, 但是相对于图 7e, 文中算法得到的实验结果更优, 清晰度与视觉效果更好。为了便于评估融合效果, 需要对光谱图像与全色图像进行同等倍数的退化处理, 其中, 图 8a 为 2.8 m 分辨率退化为 11.2 m 分辨率的多光谱图像, 图 8b 是 0.7 m 分辨率退化为 2.8 m 分辨率的全色图像, 图 8c 是 2.8 m 分辨率的参考图像, 这些数据均来自 Quick Bird 卫星实测图像。相应的遥感陆地图像融合结果见图 8。由图 8 可知, 4 种算法都具有良好的融合效果, 相对于图 8a 而言, 输出结果均大幅提高了输出图像的分辨率, 4 幅融合图像较好地呈现了地面细节, 且图像没有模糊现象, 整体细节较为清晰, 保持了参考图像的绝大部分信息, 整体图像的视觉质量尚可接受。其中, 文献[5]与文献[6]得到的融合结果能够较好地呈现源图像的高空间信息, 但是其局部地区存在光谱失真, 且局部细节清晰度不高, 见图 8d 与图 8e 中的大方框, 图 8f 具有相对较好的视觉质量与光谱信息, 清晰度要优于图 8d, e, 但是其细节不够丰富。文中算法的融合结果要高于 3 种对照组技术, 不仅更好地保持了多光谱图像的细节特征, 同样具有良好的光谱信息, 见图 8g。通过对比实验表明, 在 3 个不同的领域, 文中融合方案具有良好的效果, 能够较好完成对不同类型的图像融合。主要是因为文中算法首先采用了图像增强来突出目标, 抑制干扰背景, 增强图像中的有效信息, 并引入了导向滤波器, 分别对高频权重与低频权重计算, 在滤波处理时并很好保持边缘信息。为了达到优异的融合效果, 对低频与高频进行加权融合, 文中通过提取局部特征分形维数, 进行权值计算, 兼顾了图像的全局与局部细节信息, 获取微小纹理特征。根据定义的加权

融合规则, 完成图像的加权融合, 从而使得所提算法的融合图像包含了丰富的细节与纹理信息, 具有良好的视觉效果。文献[5]算法中采用了 SIST 变换, 使其不同尺度包含了冗余信息, 影响了边缘质量, 且易产生块效应和伪轮廓。文献[6]算法中由于小波变换 WT 没有平移不变性, 有效方向信息不足, 使其在融合图像的尖锐边缘区域会出现振铃效应, 导致该技术对局部细节描述能力较弱, 且该方法忽略了空间信息, 对噪声敏感, 从而使得图像融合质量不佳。文献[7]由于采用了稀疏模型, 对空间特征无法准确提取, 仅仅考虑了少量包含图像主要信息的非零稀疏系数, 忽略了其他图像信息, 并且其采用的简单加权融合规则不能较好地将其各自的主要特征融合在输出图像中, 使其对部分细节信息描述能力不理想。

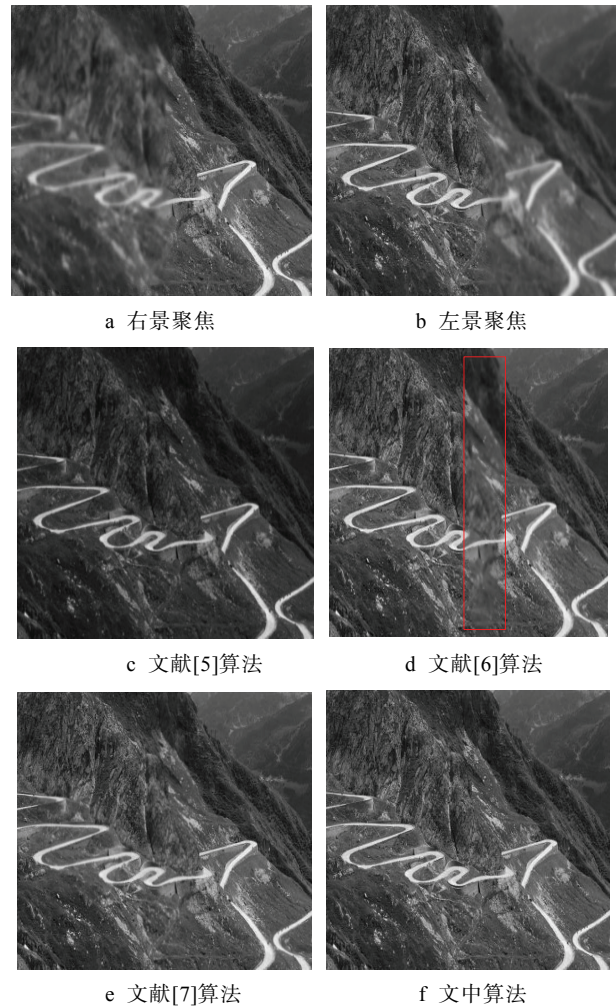


图 7 多聚焦融合结果

Fig.7 The results of multi-focus fusion

融合结果进行定量测量, 数据见表 1—2。从表 1 可知, 文中算法得到图像的 H 为 5.98, K_{AG} 为 7.71, F_{MI} 为 5.93, R_{STD} 为 39.88, 与其他算法比较, 提取的算法在客观评价指标上均具有一定的优势, 与图 7 中的实验结果相一致。从表 1 中也可知, 文中方案的耗时

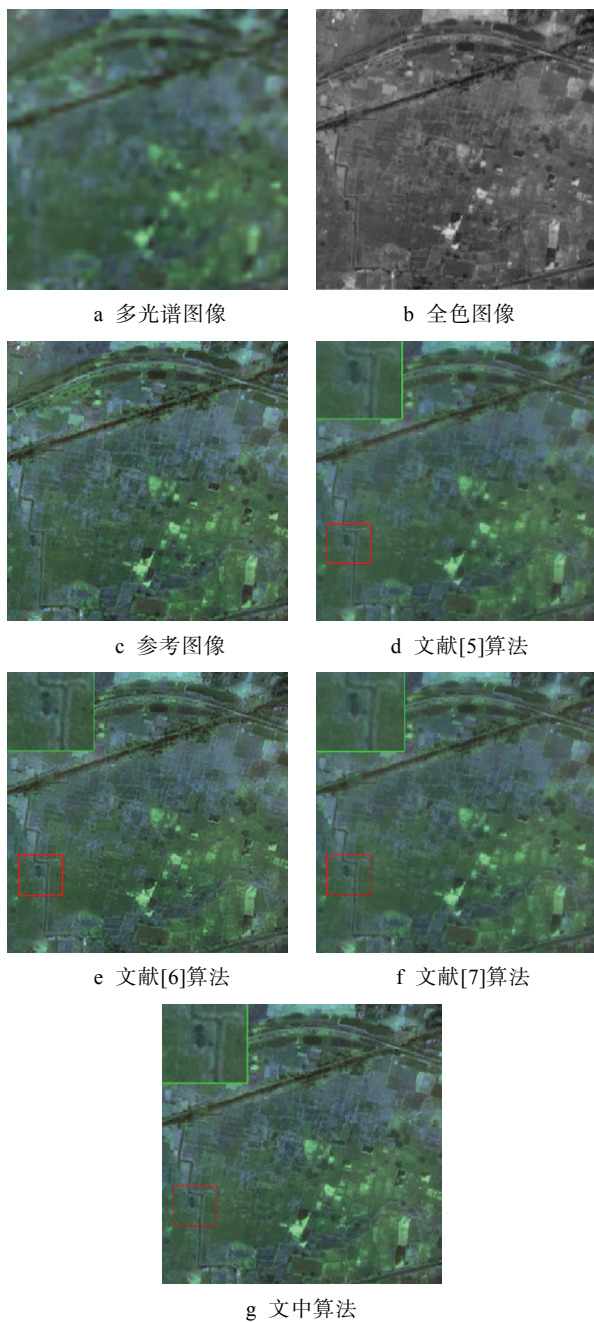


图8 遥感图像的融合结果

Fig.8 The fusion results of remote sensing image

表1 多聚焦融合实验结果对比
Tab.1 Comparison of multi-focus fusion experimental results

算法	H	K_{AG}	F_{MI}	R_{STD}	t/s
文献[5]	5.37	6.34	4.36	23.62	6.48
文献[6]	5.61	6.95	4.54	28.81	8.62
文献[7]	5.65	7.52	5.57	32.57	13.13
文中算法	5.98	7.71	5.93	39.88	5.46

为 5.46 s, 比其他算法的消耗时间少, 效率相当高。从表 2 看出, 文中算法得到图像的 4 种评价指标值, 对比其他融合算法, 文中方案均具有一定的优势, 所

表2 遥感图像的融合实验结果对比
Tab.2 Comparison of fusion experimental results of remote sensing image

算法	H	K_{AG}	F_{MI}	R_{STD}	t/s
文献[5]	6.43	10.69	8.97	45.09	9.84
文献[6]	7.09	12.35	9.58	47.26	10.33
文献[7]	7.46	14.09	10.17	54.66	17.65
文中算法	7.79	15.17	10.86	55.93	6.84

提方案的 H , K_{AG} , F_{MI} 以及 R_{STD} 值均要高于其他 3 种对照组技术, 且耗时最短, 为 6.84 s, 比对照算法需要的运算成本低, 则表示所提算法效率较高。

4 结语

设计了一种导向滤波耦合分形维度的图像加权融合方案。首先, 基于非参数改进的直方图均衡化来完成图像对比度增强, 从而提高图像的动态范围。利用小波分解将图像分解为低频与高频部分, 再引入导向滤波器, 分别得到了高频权重与低频权重, 较好地保持边缘信息。为了进行权值计算, 通过提取局部特征分形维数, 获取了微小纹理特征。最后, 为得到最后的融合图像, 定义了一种加权融合方案, 根据低频与高频权重进行融合。实验证明了提出的算法具有优异的融合性能, 能够完成对不同模态与多聚焦图像的融合, 得到的新图像清晰, 边缘与纹理信息丰富, 很好地满足了人类视觉特性, 为后续图像处理提供了良好的基础。

参考文献:

- [1] KUMAR B S. Multifocus and Multispectral Image Fusion Based on Pixel Significance Using Discrete Cosine Harmonic Wavelet Transforms [J]. Signal Image Video Process. 2013, 7(6): 1125—1143.
- [2] 裴新权, 周亚丽, 张奇志. 一种应用于 PCB 裸板质量检测的图像拼接算法[J]. 实验室研究与探索, 2017, 36(8): 24—28.
PEI Xin-quan, ZHOU Ya-li, ZHANG Qi-zhi. An Image Stitching Algorithm for Quality Inspection of PCB[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2017, 36(8): 24—28.
- [3] 赖宇锋, 程良伦. 基于小波变换与相位相关的 PCB 图像拼接算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(9): 3572—3475.
LAI Yu-feng, CHENG Liang-lun. PCB Image Mosaic Algorithm Based on Wavelet Transform and Phase Correlation[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(9): 3572—3475.
- [4] 李长涛, 高军, 范增华. 基于提升小波的选择性图像融合算法的研究[J]. 包装工程, 2010, 31(8): 106—109.

- LI Chang-tao, GAO Jun, FAN Zeng-hua. Study on Lifting Wavelet-based Selective Image Fusion Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(8): 106—109.
- [5] 刘卫, 殷明, 栾静. 基于平移不变剪切波变换域图像融合算法[J]. 光子学报, 2013, 42(4): 496—503.
- LIU Wei, YIN Ming, LUAN Jing. Image Fusion Algorithm Based on Shift Invariant Shearlet Transform[J]. Aata Photonica Sinica, 2013, 42(4): 496—503.
- [6] 韩亮, 李禅飞, 蒲秀娟. 图像分割与平稳小波变换法融合红外与可见光图像[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(6): 112—118.
- HAN Liang, LI Chan-fei, PU Xiu-juan. Fusion Method for Infrared and Visible Light Images Based on Image Segmentation and Stationary Wavelet Transform[J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(6): 112—118.
- [7] GAO Zhi-sheng, ZHANG Cheng-fang. Texture Clear Multi-modal Image Fusion with Joint Sparsity Model[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 130(13): 255—265.
- [8] 陈书贞, 任占广, 练秋生. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(3): 455—465.
- CHEN Shu-zhen, REN Zhan-guang, LIAN Qiu-sheng. Single Image Dehazing Algorithm Based on Improved Dark Channel Prior and Guided Filter[J]. Acta Automatic Sinica, 2016, 42(3): 455—465.
- [9] 时华, 朱虹, 余顺园. 基于分割导向滤波的亚像素精度立体匹配视差优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(10): 865—875.
- SHI Hua, ZHU Hong, YU Shun-yuan. Disparity Optimization Algorithm on Sub-pixel Accuracy for Stereo Matching Using Segmentation Guided Filtering[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(10): 865—875.
- [10] 周渝人, 耿爱辉, 王莹. 基于对比度增强的红外与可见光图像融合[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 229—235.
- ZHOU Yu-ren, GENG Ai-hui, WANG Ying. Contrast Enhanced Fusion of Infrared and Visible Images[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(9): 229—235.
- [11] 姜柏军, 钟明霞. 改进的直方图均衡化算法在图像增强中的应用[J]. 激光与红外, 2014, 44(6): 702—706.
- JIANG Bo-jun, ZHONG Ming-xia. Improved Histogram Equalization Algorithm in the Image Enhancement[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(6): 702—706.
- [12] 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 Ming, TANG Dun-bing. Image Fusion Algorithm Based on Wavelet Transform and Region Image Definition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9): 1328—1333.
- [13] XING Lin-hou, LUO Hai-bo, QI Feng. Guided filter-Based Fusion Method for Multiexposure Images[J]. Lical Engineering, 2016, 55(11): 113—121.
- [14] 郑巍, 邓宇凡, 潘倩. 基于模块度的社交网络分形维度计算方法[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(10): 125—127.
- ZHENG Wei, DENG Yu-fan, PAN Qian. Method for Fractal Dimension Calculating in Social Network Based on Modularity[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(10): 125—127.
- [15] AGHAGOLZADEH S. Non-Reference Image Fusion Metric Based on Mutual Information of Image Features[J]. Computation Electronic Engineering, 2014, 37(5): 744—756.
- [16] 杨桃, 童涛, 陆松岩. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 489—496.
- YANG Guang, TONG Tao, LU Song-yan. Fusion of Infrared and Visible Images Based on Multifeatures[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2): 489—496.
- [17] 吴一全, 殷骏, 朱丽. 基于 Shearlet 变换和 TV 模型的医学图像融合[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 565—571.
- WU Yi-guan, YIN Jun, ZHU Li. Medical Image Fusion Based on Shearlet Transform and Total Variation Model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 565—571.
- [18] 杨勇, 童松, 黄淑英. 快速离散 Curvelet 变换域的图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(2): 219—228.
- YANG Yong, TONG Song, HUANG Shu-ying. Image Fusion Based on Fast Discrete Curvelet Transforms[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(2): 219—228.
- [19] 邢雅琼, 王晓丹, 雷蕾. 基于 NSST 域灰度关联分析的多聚焦图像融合方法[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2380—2386.
- XING Ya-qiong, WANG Xiao-dan, LEI Lei. Multi Focus Image Fusion Method Based on Gray Correlation Analysis in NSST Domain[J]. System Engineering Theory and Practice, 2015, 35(9): 2380—2386.