

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902501

基于非下采样 Shearlet 变换耦合导向法则的多聚焦图像融合算法^{*}

杨建翠¹ 马庆功²

(1.江苏医药职业学院 盐城 224005; 2.常州大学 常州 213016)

摘要:为了克服当前较多图像融合算法主要是通过取大法来完成图像系数的融合,忽略了图像间的关联性,导致融合图像中含有间断及振铃现象等缺陷,设计了基于非下采样 Shearlet 变换耦合导向法则的多聚焦图像融合算法。首先,引入非下采样 Shearlet 变换(NSST),对多聚焦图像进行计算,求取图像的不同系数。再利用图像的区域能量、标准差以及空间频率特征,对图像的关联性进行度量,并将度量结果作为选择融合规则的导向信息,通过构造导向法则来完成低频系数融合。在高频系数融合时,利用图像的均值特征以及 Laplacian 能量特征,分别对图像的亮度以及边缘信息进行度量,以实现高频系数的融合。以电路板与仪表盘为样本数据进行测试,结果显示,与当下融合算法相比,本文算法具有更高的融合效果,其输出图像具有更大的通用图像质量指标与平均梯度值。

关键词: NSST; 导向法则; Laplacian 能量特征; 标准差特征; 导向信息; 图像融合

中图分类号: TP391; TN409 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.2099; 520.6040

Multi-focus image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform and guidance rule

Yang Jiancui¹ Ma Qinggong²

(1.Jiangsu Vocational College of Medicine, Yancheng 224005, China; 2.Changzhou University, Changzhou 213016, China)

Abstract: In order to overcome the shortcomings of many current image fusion algorithm, such as discontinuity and ringing, which are mainly achieved by taking large image coefficients and ignoring the correlation between images, a multi-focus image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform and guidance rule is designed in this paper. Firstly, the non-down sampling Shearlet transform (NSST) is introduced to calculate the multi-focus image and obtain the different coefficients of the image. Secondly, the image correlation is measured by using the regional energy, standard deviation and spatial frequency characteristics of the image, and the measurement results are used as guidance information for selecting fusion rules, and the low-frequency coefficient fusion is completed by constructing guidance rules. When high frequency coefficients are fused, the brightness and edge information of the image are measured by means of the mean value feature of the image and the Laplacian energy feature, respectively, in order to achieve the fusion of high frequency coefficients. The experimental results show that, compared with the current fusion algorithm, the fusion image quality of this algorithm is better and has better fusion performance.

Keywords: NSST; guidance rule; Laplacian energy feature; standard deviation feature; guidance information; image fusion

0 引言

得益于科学技术的快速发展,数字图像已被人们应用于多种生活场景中^[1]。虽然当下摄取图像的设备越来越发达,但受制于传感器技术瓶颈等原因,人们还无法通

过拍照的方式,清晰的将多个感兴趣场景聚焦到一张图像中^[2-3]。在克服这一难题时,图像融合技术就发挥出了其独有的优势。利用图像融合技术,就可将多张图像中的感兴趣场景,融于一张图像中。因此,图像融合技术越来越被人们所接受,并已被用于航空航天、医疗诊断以及地质勘探等多个领域。

收稿日期:2019-08-25 Received Date: 2019-08-25

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61272367)、江苏省高校自然科学基金面上项目(16KJB520001)资助

由于图像融合技术的广泛应用,体现了其重要的实用价值,越来越多的科研人员都投入到对其的研究中,并产出了一系列的研究成果。Qian 等^[4]提出了一种基于内生机制的图像融合方法,利用贝叶斯预测模型将源图像分为预测层和细节层,接着将细节层的切比赫夫矩能量合并,并将预测层作为活动水平测量,采用平均策略对其进行融合,通过融合后系数得到融合图像。由于贝叶斯模型在对图像分层时,易丢失图像的原始内容,而且当图像间亮度等信息相近时,通过合并切比赫夫矩能量融合细节层的方法,易使得融合图像易出现振铃现象,从而导致融合图像质量下降。Shi 等^[5]提出了一种基于稀疏冗余表示理论的图像融合方法。将原始图像用冗余字典表示为稀疏系数,根据绝对最大融合规则对稀疏系数进行融合,进而得到融合结果。由于绝对最大融合规则,忽略了图像间的关联性,当图像关联性较强时,该方法易使得融合图像中的边缘及纹理出现间断现象。刘帅奇等^[6]通过非下采样 Shearlet 变换 (non-subsampled shearlet transform, NSST) 获取到图像的系数后,利用卷积神经网络的方法对融合低频系数,在导向滤波的基础上,利用图像的能量总和息,采用绝对取大的方法融合高频系数。基于能量总和信息的绝对取大方法,没有考虑图像间的关联性,易使得融合结果中出现振铃现象。

为了改善图像的融合效果,本文设计了一种导向法则,用于融合图像。在利用 NSST 变换获取图像低、高频系数的基础上,通过图像的区域能量、标准差以及空间频率特性,构造了导向法则,以区域能量、标准差以及空间频率特性为导向信息,筛选出合适的融合方法,融合低频系数。通过图像的均值以及 Laplacian 能量特征,形成高频系数融合方法,获取融合结果。实验中,通过对本文算法融合图像的效果,以及融合图像的通用图像质量值以及平均梯度值进行分析,验证了本文算法的融合性能。

1 本文多聚焦图像融合算法设计

所提的多聚焦图像融合算法的过程如图 1 所示。通过图 1 可知,本文算法由 NSST 图像分解及图像系数融合两个部分组成。

1) NSST 图像分解。对输入图像进行 NSST 计算,将其在多方向以及多尺度上得以分解,使得所获分解系数具有较好的源图信息,以助于改善融合图像的清晰度等特征。

2) 图像系数融合。通过 NSST 计算可得到图像的低高频系数,在此阶段需要将不同图像的不同系数进行融合。采用图像的区域能量、空间频率和标准差特征构造导向法则,对融合方法进行导向选择。选取适宜的融合方法融合低频系数,使得其具有良好的空间特征及对比

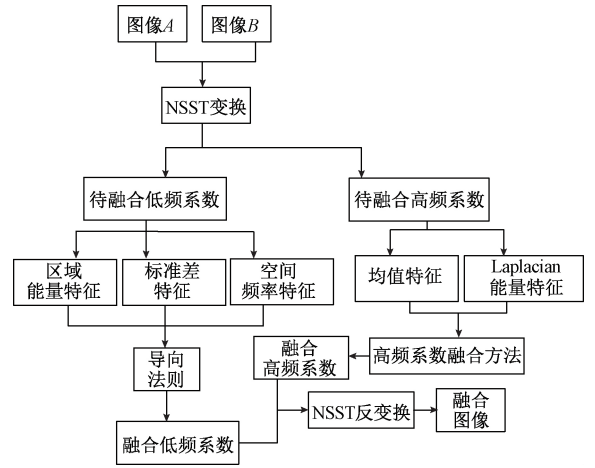


图 1 本文多聚焦图像融合算法的过程

Fig.1 The process of multi focus image fusion algorithm in this paper

度特征。通过图像的均值和 Laplacian 能量特征,对图像的亮度及边缘等信息进行衡量,融合高频系数,使得其具有良好的细节刻画能力。从而提高融合图像的质量。

1.1 NSST 图像分解

NSST 不仅具有良好的平移不变性,而且其还具有稀疏表达能力强等特点,对 Gibbs 现象具有较好的抵御效果^[7]。NSST 实立足于 Shearlet 变换来实现的,其过程如下。

Shearlet 变换基于一个尺度 a , 方向 b , 平移量为 c 的仿射系统 AF 而实现。 AF 的计算过程为^[8]:

$$AF = \{ \phi_{a,b,c}(x) = |\det(Q)|^{1/2} \phi(W^T Q^j x - c), a, b \in \mathbb{Z}, c \in \mathbb{Z}^2 \} \quad (1)$$

式中: Q 与 W 为 2×2 的矩阵, $\phi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 且 $L^2(\mathbb{R}^2)$ 表示可积空间。

Shearlet 变换归属于合成小波,且 AF 中的 $\phi_{a,b,c}$ 符合下式时, AF 可视为合成小波。

$$\sum_{a,b,c} |\langle V, \phi_{a,b,c} \rangle|^2 = V^2 \quad (2)$$

其中, $V \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 。

当 AF 中的 $\phi_{a,b,c}$ 符合式(2),且 Q 与 W 分别为如下形式时,其即为 Shearlet 变换。

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

NSST 在笛卡尔坐标中对 Shearlet 变换进行改进,其对图像分解的过程如图 2 所示^[9]。图 2 中, Shearlet 滤波器 (shearlet filter, SF) 负责 NSST 的方向分解,非下采样金字塔 (non-subsampled pyramid, NSP) 负责 NSST 的尺度分解。通过 NSP 和 SF, NSST 便可完成图像分解,得到不同

系数。

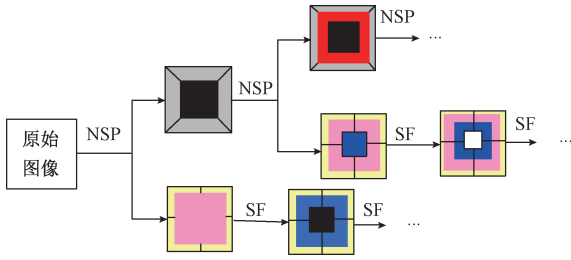


图 2 基于 NSST 的图像分解过程

Fig.2 Image decomposition process based on NSST

以两幅待融合的图像为样本,如图 3(a)和(b)所示,对二者实施 NSST 分解,得到的系数如图 3(c)和(d)所示。

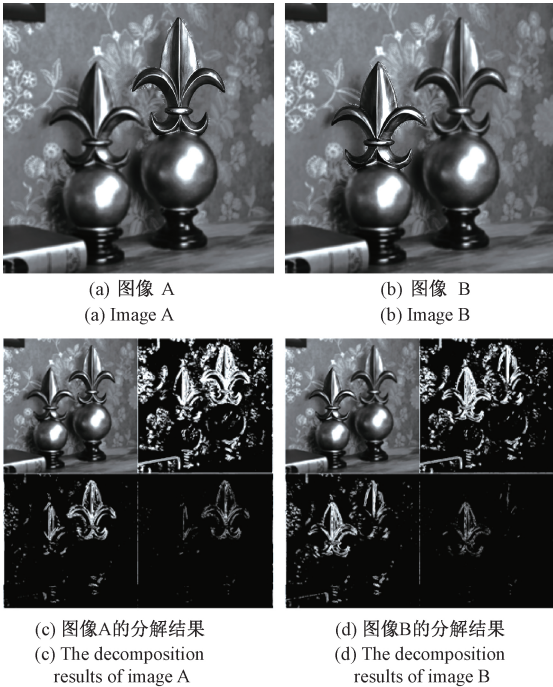


图 3 NSST 分解图像结果

Fig.3 Image decomposition results based on NSST

1.2 图像系数融合

图像的不同系数蕴含源图的内容也不同。图像的概况内容主要蕴含在低^[10]频系数中。其突出了图像的能量、对比度以及空间等信息。对此,本文采用图像的区域能量、标准差、空间频率特征衡量其所含能量、对比度、空间信息。以这些信息来构造导向法则,融合低频系数。

在图像 $I(x,y)$ 中, 3×3 大小区域 S 中的区域能量 RE 、标准差 ST 和空间频率 SP 的求取过程分别为^[11-12]:

$$RE = \sum_{i,j \in S} |I(x+i, y+j)|^2 \quad (5)$$

$$SI = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 (I(x,y) - MV)^2}{9}} \quad (6)$$

$$SP = \sqrt{RS^2 + CS^2} \quad (7)$$

式中: MV 为 S 的均值; RS 和 CS 分别为 S 的行、列空间频率。 MV 、 RS 和 CS 的计算过程分别为:

$$MV = \frac{1}{9} \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 I(x,y) \quad (8)$$

$$RS(x,y) = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 (I(x,y) - I(x,y-1))^2} \quad (9)$$

$$CS(x,y) = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 (I(x,y) - I(x-1,y))^2} \quad (10)$$

在 RE 、 ST 和的 SP 基础上构造如下导向准则,具体如下。

1) 利用式(5)~(7)计算低频系数 L_A 、 L_B 的区域能量 RE_A 、 RE_B , 标准差 ST_A 、 ST_B 和空间频率 SP_A 、 SP_B 。并计算 $\frac{RE_A}{RE_A + RE_B}$ 与 $\frac{RE_B}{RE_A + RE_B}$ 差值的绝对值 RE_{AB} , $\frac{ST_A}{ST_A + ST_B}$ 与 $\frac{ST_B}{ST_A + ST_B}$ 差值的绝对值 ST_{AB} , $\frac{SP_A}{SP_A + SP_B}$ 与 $\frac{SP_B}{SP_A + SP_B}$ 差值的绝对值 SP_{AB} 。

2) 将 RE_{AB} 、 ST_{AB} 、 SP_{AB} 分别与关联阈值 η 进行比较。若 RE_{AB} 、 ST_{AB} 、 SP_{AB} 都小于 η , 则说明 L_A 、 L_B 的关联性较强。此时 L_A 、 L_B 的融合方法 L_{AB} 为:

$$L_{AB} = \alpha L_A + (1 - \alpha) L_B \quad (11)$$

式中: α 为调节因子。 α 计算过程为:

$$\alpha = \frac{RE_A + ST_A + SP_A}{RE_A + ST_A + SP_A + RE_B + ST_B + SP_B} \quad (12)$$

3) 若 RE_{AB} 、 ST_{AB} 、 SP_{AB} 不都小于 η , 则说明 L_A 、 L_B 的关联性不强。此时 L_A 、 L_B 的融合方法 L_{AB} 为:

$$L_{AB} = \begin{cases} L_A, \beta \geq \delta \\ L_B, \beta < \delta \end{cases} \quad (13)$$

式中: β 和 δ 为对比因子。当 $RE_A \geq RE_B$ 时, $\beta = \beta + 1$, 反之 $\delta = \delta + 1$ 。当 $ST_A \geq ST_B$ 时, $\beta = \beta + 1$, 反之 $\delta = \delta + 1$ 。当 $SP_A \geq SP_B$ 时, $\beta = \beta + 1$, 反之 $\delta = \delta + 1$ 。

通过上述导向准则,完成低频系数的融合。另外,图像的细节刻画能力主要通过高频系数表达。其突出了图像的亮度和边缘等信息。对此,本文将利用图像的均值特征衡量其亮度信息,利用图像的 Laplacian 能量特征衡量其边缘信息。以这些信息为依据来构造高频系数融合方法。

在图像 $I(x,y)$ 中, 3×3 大小区域 S 中的均值 MV 可

通过式(8)求取, *Laplacian* 能量 *LE* 的求取过程^[13]:

$$LE = |2I(x, y) - I(x-1, y) - I(x+1, y)| + \\ |2I(x, y) - I(x, y-1) - I(x, y+1)| + \\ |2I(x, y) - I(x+1, y-1) - I(x-1, y+1)| + \\ |2I(x, y) - I(x-1, y-1) - I(x+1, y+1)| \quad (14)$$

利用式(8)和(14)分别求取高频系数 H_A 、 H_B 的均值 MV_A 、 MV_B , *Laplacian* 能量 LE_A 、 LE_B 。利用其构造 H_A 、 H_B 的融合方法 H_{AB} 为:

$$H_{AB} = \frac{(MV_A + LE_A)H_A + (MV_B + LE_B)H_B}{MV_A + MV_B + LE_A + LE_B} \quad (15)$$

将 H_{AB} 、 L_{AB} 采用 NSST 反变换, 即可得到融合结果。

本文算法融合效果示意图如图4所示。从图4可以看出, 本文算法融合图像具有较好的质量。



图4 融合效果
Fig.4 Fusion effect

2 实验结果

实验在 Dell PC 上进行, 其主要参数 Intel i3CPU、4 GB RAM、500 GB HDD。实验中利用的软件为 MATLAB。为了反映所提技术的优势, 将文献[14-15]算法作为对照组。利用本文算法及对照组算法对多聚焦图像进行融合, 根据融合效果评判其融合性能。

图5所示为3种算法对电路板多聚焦图像的融合结果。观察图5中各算法的融合结果发现, 文献[14]算法融合结果中含有振铃现象以及模糊现象; 文献[15]算法融合结果中含有块现象以及间断现象; 本文算法融合结果中仅有一处轻微模糊现象。图6所示为3种算法对仪表盘多聚焦图像的融合结果。从融合图像的整体效果看, 3种算法都实现了仪表盘的融合。将3种算法的融合结果进行对比可以发现, 文献[14]算法融合结果中含有振铃现象和间断现象; 文献[15]算法融合结果中含有不连续现象以及块现象; 本文算法融合结果中只有一处较小的间断现象。由此表明, 本文算法融合图像较为清晰, 不含有块现象和振铃现象等弊端。因为本文算法引入了稀疏表达能力较强的 NSST 来计算图像系数, 使得获取的不同系数能够更为全面的保持源图信息。同时,

本文算法还利用了图像的均值与 *Laplacian* 能量特征来完成高频系数的融合, 使得其能够更好的刻画图像的边缘等内容, 从而提高了融合图像的效果。

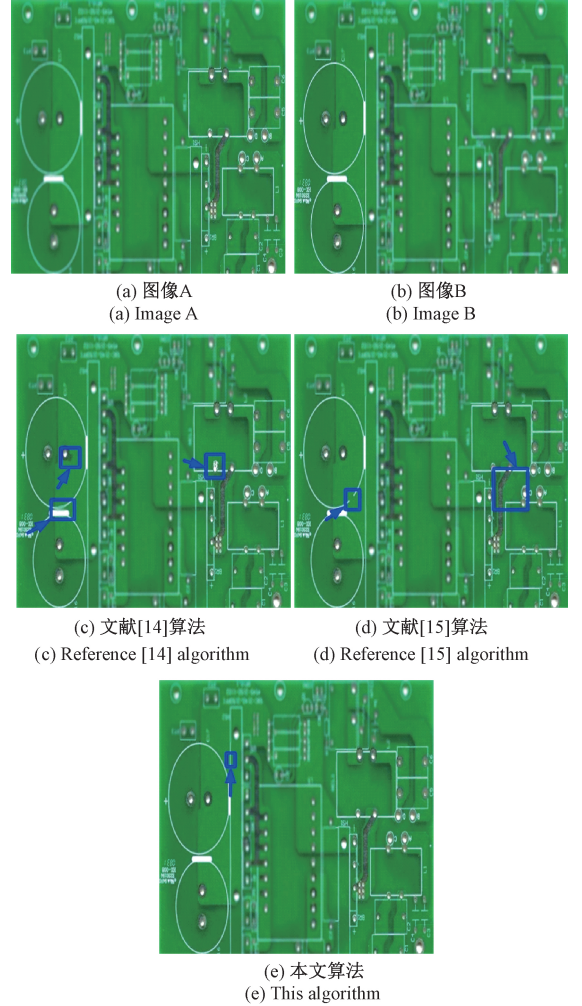


图5 三种算法对电路板多聚焦图像的融合结果
Fig.5 The fusion results of PCB multi-focus image by three algorithms

为了更为直观的观察各算法的融合性能。对图5和6各算法融合结果的通用图像质量指标 (universal image quality index, UIQI) 和平均梯度 (mean gradient, MG) 指标进行测量。根据测量结果分析各算法的融合性能。

UIQI 测量了融合图像 $F(x, y)$ 与输入图像 $I(x, y)$ 的偏差性, 反应了 $F(x, y)$ 与源图的逼真度。UIQI 值越大, $F(x, y)$ 与源图的偏差性就越小, $F(x, y)$ 的质量就越高。令 F' 与 I' 是 $F(x, y)$ 与 $I(x, y)$ 的均值, UIQI 值的求取过程为^[16]:

$$UIQI = \frac{C_{FI}}{S_F S_I} \times \frac{2F'I'}{F'^2 + I'^2} \times \frac{2S_F S_I}{S_F^2 + S_I^2} \quad (16)$$

式中: S_F 与 S_I 分别为 $F(x, y)$ 和 $I(x, y)$ 的标准差; C_{FI} 为

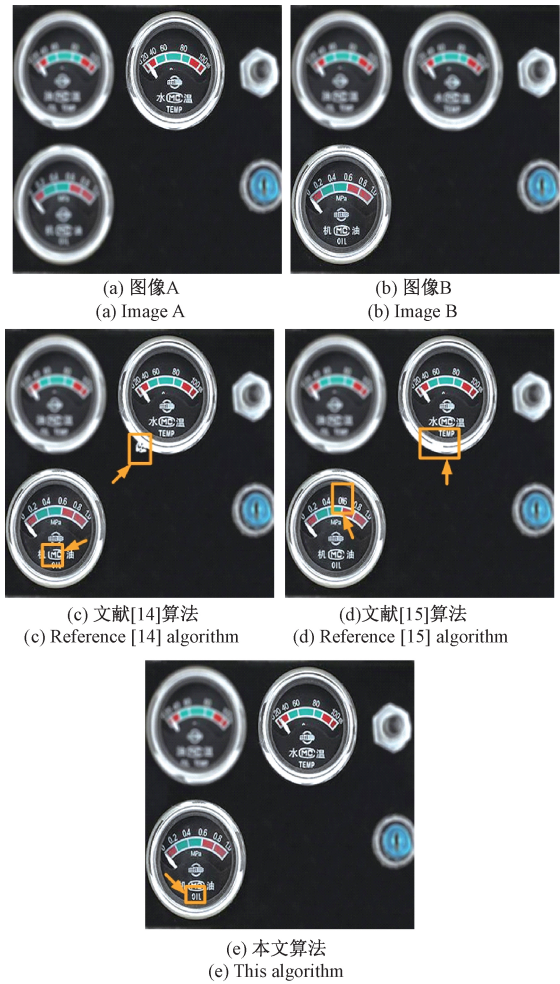


图 6 三种算法对仪表盘多聚焦图像的融合结果
Fig.6 The fusion results of dashboard multi-focus image by three algorithms

$F(x,y)$ 和 $I(x,y)$ 的协方差。

MG 从图像的边缘特征出发,测量了 $F(x,y)$ 的细节表达能力。其与 MG 值大小成正比。 MG 的表达式为^[17]:

$$MG = \frac{1}{M \times N} \sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \left(\frac{\Delta x F(x,y)^2 + \Delta y F(x,y)^2}{2} \right)} \tag{17}$$

式中: $M \times N$ 为 $F(x,y)$ 的尺寸; Δx 、 Δy 为一阶差分操作。

图 5 和 6 各算法融合结果的 $UIQI$ 和 MG 值分别如表 1 和 2 所示。通过对比表 1 各算法融合结果对应的 $UIQI$ 和 MG 值可见,本文算法具有更高的 $UIQI$ 和 MG 值,分别为 0.934 7 和 4.681 6。观察表 2 各算法融合结果对应的 $UIQI$ 和 MG 值可见,本文算法融合结果对应的 $UIQI$ 和 MG 值分别为 0.912 7 和 4.385 2,要显著大于文献[14-15]算法。这表示本文算法具有更好的融合性能,融合图像具有更高的质量。

表 1 图 5 各算法融合结果的 $UIQI$ 和 MA 值
Table 1 The $UIQI$ and MA values of the fusion results by each algorithm in Fig.5

算法	$UIQI$	MG
文献[14]	0.886 5	3.927 6
文献[15]	0.903 5	4.283 5
本文	0.934 7	4.681 6

表 2 图 6 中各算法融合结果的 $UIQI$ 和 MA 值
Table 2 The $UIQI$ and MA values of the fusion results by each algorithm in Fig.6

算法	$UIQI$	MG
文献[14]	0.863 1	3.684 3
文献[15]	0.880 6	3.907 3
本文	0.912 7	4.385 2

为了进一步测试本文算法的融合效果,本文以图 7 所示场景为例,利用 Canon EOS 800D 相机获取 10 组不同的待融合图像。利用本文算法、文献[14-15]算法对这 10 组图像进行融合,并记录其融合图像的 $UIQI$ 和 MG 值。



图 7 实验场景图
Fig.7 Experimental scene image

各算法融合图像的 $UIQI$ 和 MG 值如图 8 所示。对比图 8 各算法融合图像的 $UIQI$ 和 MG 值大小发现,相对于文献[14-15]算法而言,本文算法的融合图像具有更大的 $UIQI$ 和 MG 值。对于第 5 组图像而言,本文算法得到的 $UIQI$ 和 MG 值分别为 0.953 和 5.55。由此说明,本文算法融合的图像具有较好的质量,刻画细节的能力较强。因为本文算法利用图像的区域能量特征、标准差特征和空间频率特征作为导向信息,构造了导向法则,依据图像间的关联性,采用适当的融合方法融合低频系数。以图像的均值和 Laplacian 能量特征为依据融合高频系数,使得其具有良好的细节刻画能力。从而提高了本文算法的融合性能。文献[14]算法中提出了基于面积标准差的图像融合新框架,采用双树轮廓变换获取源图像的低通和高通系数,利用基于面积标准差的加权平均方法融合低通系数,采用“最大绝对”融合规则融合高通系数。由

于双树轮廓变换的方向性较差,使得源图像的低通和高通系数不能较好的含有源图信息,而且“最大绝对”融合规则忽略了图像间的关联性,从而使得文献[14]算法的融合性能不佳。文献[15]算法中通过多尺度变换和稀疏表示方法来融合图像,利用多尺度变换分解输入图像,获取其不同子带,通过基于图像能量差的稀疏表示方法来融合低频子带,利用最大绝对规则融合高通子带。由于文献[15]获取不同子带的方法缺乏平移不变性,而且最大绝对规则没有考虑图像间的关联性,限制了文献[15]算法的融合性。

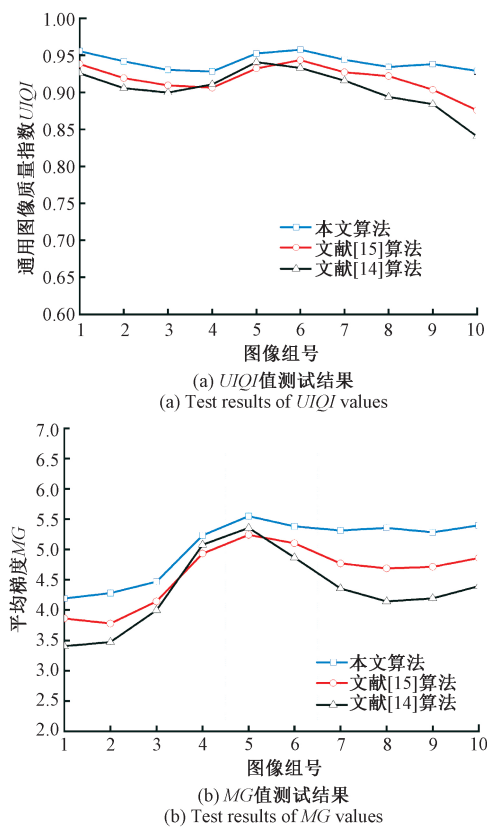


图8 各算法融合图像的 $UIQI$ 值和 MG 值
Fig.8 The $UIQI$ and MG values of fused images by each algorithm

3 结 论

本文利用 NSST 方法获取了图像的不同系数,使得其能够包含更多的源图信息。低频系数融合时,利用图像的区域能量、标准差以及空间频率特征构造了导向法则,根据图像间的关联性采用适当的融合方法,获取融合内容。利用图像均值和 Laplacian 能量融合高频系数,使得其能够更好地刻画图像的细节部分。实验中利用本文算法对电子线路板以及仪表盘的多聚焦图像进行了融

合,并测量了融合结果的 $UIQI$ 和 MG 值。结果表明,本文算法融合图像的 $UIQI$ 和 MG 值较高,融合性能较好。

参考文献

[1] 兰蓉,母保洋.二级分区下颜色融合纹理的刑侦图像检索[J].计算机应用与软件,2019,36(8):181-188.
LAN R, MU B Y. Criminal investigation image retrieval based on color and texture fused under two-stage partition [J]. Computer Applications and Software, 2019, 36 (8): 181-188.

[2] 杜永生,黄传波.基于质量度量与颜色校正的多曝光图像融合算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(1):90-98.
DU Y SH, HUANG CH B. Multi-exposure image fusion algorithm based on quality measurement and color correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(1):90-98.

[3] 杨利素,王雷,郭全.基于 NSST 与自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法[J].计算机科学,2018,45(12):217-222,250.
YANG L S, WANG L, GUO Q. Multi-focus image fusion method based on NSST and adaptive PCNN [J]. Computer Science, 2018, 45(12):217-222,250.

[4] QIAN J S, BAO R, SHEN W. Perceptual medical image fusion with internal generative mechanism [J]. Electronics Letters, 2017,53(17):1184-1186.

[5] SHI J L, LIU C H, XU R. Image fusion method based on sparse and redundant representation[J]. Proceedings of the 28th Conference of Spacecraft TT&C Technology in China, 2017, 445(1):333-348.

[6] 刘帅奇,王洁,安彦玲.基于 CNN 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合[J].郑州大学学报(工学版),2019,40(4):36-41.
LIU SH Q, WANG J, AN Y L. Multi-focus image fusion based on CNN in non-sampled shearlet domain [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2019,40(4):36-41.

[7] 吴亮,刘国英.非下采样 Shearlet 变换耦合边缘制约的遥感图像融合算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(1):99-105.
WU L,LIU G Y. Remote sensing image fusion algorithms based on non-down sampling shearlet transform coupled with edge constraints [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (1): 99-105.

[8] 牛盼盼,王向阳,杨思宇.基于二元 Weibull 分布的非下采样 Shearlet 域图像水印算法[J].计算机研究与发展,2019,56(7):1454-1469.
NIU P P, WANG X Y, YANG S Y. A blind watermark

- decoder in nonsubsampling shearlet domain using bivariate weibull distribution[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(7):1454-1469.
- [9] VISHWAKARMA A, BHUYAN M K, IWAHORI Y. Non-subsampling shearlet transform-based image fusion using modified weighted saliency and local difference[J]. Multimedia Tools & Applications, 2018, 77(24):32013-32040.
- [10] YAN T, CHEN B, LIU F X. Multi-focus image fusion model for micro 3D reconstruction[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(9):1613-1623.
- [11] 张焱, 刘晓佩. 一种改进的压缩感知图像融合方法[J]. 西安科技大学学报, 2018, 37(4):690-696.
ZHANG Y, LIU X P. An improved compressive sensing image fusion method[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2018, 37(4):690-696.
- [12] XIAO B, JIANG Y J, LI W S. Multi-focus image fusion based on discrete tchebichef transform[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2017, 39(8):1927-1933.
- [13] AMINAJIN M, AGHAGOLZADEH A. Multi-focus image fusion in DCT domain using variance and energy of laplacian and correlation coefficient for visual sensor networks[J]. Journal of Artificial Intelligence and Data Mining, 2018, 6(2):233-250.
- [14] DONG M, DONG C H, GUO M. Multi-focus image fusion based on area-based standard deviation in dual tree contourlet transform domain[C]. The Ninth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2017), 2018:1-8.
- [15] FAKHARI F, MOSAVI M R, LAJVARDI M M. Image fusion based on multi-scale transform and sparse representation: An image energy approach[J]. IET Image Processing, 2017, 11(11):1041-1049.
- [16] XU J, CHENG L. Objective evaluation method of fusion image quality based on the completed local binary pattern[J]. Journal of Engineering Science & Technology Review, 2018, 11(3):113-118.
- [17] SHI W Z, MAO Z Y. Automatic detection of urban area from the remote sensing imagery based on improved D-S evidence theory[J]. The Imaging Science Journal, 2017, 65(5):261-269.

作者简介



杨建翠, 2005 年于南京师范大学获得学士学位, 2011 年于南京理工大学获得硕士学位, 现为江苏医药职业学院讲师, 主要研究方向为图像处理、信息安全、光学技术。
E-mail: sunshine126@126.com

Yang jiancui received B. Sc. from Nanjing Normal University in 2005, and M. Sc. from Nanjing University of Science and Technology in 2011. Now she is a lecturer at Jiangsu Vocational College of Medicine. Her Main research interests include image processing, information security and optical technology.



马庆功, 2003 年于江苏工业学院获得学士学位, 2018 年于常州大学获得硕士学位, 现为常州大学高级工程师, 主要研究方向为图像处理、无线传感器网络、计算机应用、智能决策。

E-mail: Maqgong1981chd@yeah.net

Ma Qinggong received B. Sc. from Jiangsu Institute of Technology in 2003 and M. Sc. from Changzhou University in 2018. Now he is a senior engineer at Changzhou University. His main research interests include image processing, wireless sensor networks, computer applications and intelligent decision-making.