

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108333

基于 NSCT 的焦点度量优化和 ISML 多聚焦图像融合

姚海 秦华旺

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 针对成像设备的景深有限,采集图像部分失焦的问题,提出了一种有效的多聚焦图像融合算法,进一步提高图像的对比度和清晰度。首先用 NSCT 将源图像分解为近似子带和详细子带;然后采用焦点度量优化策略(FMO)和修正拉普拉斯变换(ISML)分别合并近似子带系数和详细子带系数;最后进行逆 NSCT 得到融合后的图像。利用灰度多聚焦图像数据集进行实验,并与常用的多聚焦图像融合算法对比分析得出,该算法在融合图像的视觉效果和 7 种常用的客观评价指标都具有更优越的性能。

关键词: 多聚焦;NSCT;焦点度量;拉普拉斯变换

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Focus measure optimization and ISML multi-focus image fusion based on NSCT

Yao Hai Qin Huawang

(Electronics and Information Engineering College, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The depth of field for imaging equipment is limited, the problem of out-of-focus of part of the acquisition image. An effective multi-focus image fusion algorithm is proposed, to further improve the contrast and sharpness of fused image. Firstly, the source image is decomposed into approximate subbands and detailed subbands by NSCT. Secondly, the FMO and ISML were used to combine the approximate subband coefficients and the detailed subband coefficients respectively. Finally, the fused image is obtained by inverse NSCT. Experiments were conducted using a gray scale multi-focus image dataset, and comparative analysis with commonly used multi-focus image fusion algorithm shows that, the proposed fusion algorithm has superior performance in terms of visual inspection and 7 commonly used objective evaluation indicators.

Keywords: multi-focus; NSCT; focus measure optimization; sum-modified-Laplacian

0 引言

随着科学技术的发展,目前的成像设备越来越发达,但受传感器技术的限制,人们无法通过拍照将多个感兴趣的场景清晰地聚焦到一张图像中。为了更好地解决上述问题,多聚焦^[1]融合技术发挥了独特的优势,它可以从多聚焦的照片中生成具有更高景深的全聚焦图像,在数字摄影、光学显微镜、集成成像^[2-3]等领域具有重要意义。

多尺度变换(multiscale transform, MST)^[4]是最常用的像素级融合^[4]方法。其中,小波变换(wavelet transform, WT)^[5]具有较好的时频局部特性,可以获得良好的融合效果,但在图像的纹理的提取、边缘细节处理等方面效果不佳;引入了另一种双树复小波变换(dual tree complex wavelet transform, DTCWT)^[6],虽然视觉质量更

好,但它在合成图像的边缘产生环状伪影。针对小波变换的缺陷,提出了轮廓波变换(contourlet transform, CT)^[7]来弥补了小波变换的不足,但其不具有平移不变性,容易出现伪吉布斯现象。非下采样轮廓波变换(nonsampled contourlet transform, NSCT)^[8]变换克服了上述缺点,以最小的伪影有效地表达了源图像更丰富的信息。在每个尺度上,NSCT 变换生成 4 个方向子带,与其他基于 MST 的方法相比效率也有了很大提升。

文献[9]将源图像利用 NSCT 分解为一个近似子带和一系列详细子带,近似子带代表低频信息,反映图像的整体外观和对比度。详细子带代表高频信息,反映图像的轮廓和边缘信息^[10]。针对近似子带的处理,文献[11]提出了一种改进的区域能量加权平均融合方案来融合低频分量(近似子带),虽然相比常见的“加权平均”提高了图像性能,但

是这种“平均”的融合规则会导致图像细节信息和对比度的丢失。进一步的,文献[12]选择了单一焦点度量来融合近似(低频)子带系数,提高了图像的对比度和清晰度,但是单一焦点度量不能完全识别低频图像的显著特征。针对详细子带的融合,文献[13]提出了一种在非下采样剪切波变换(nonsampled shearlet transform, NSST)域中利用拉普拉斯模型进行高频部分的融合。其中拉普拉斯模型在处理图像的边缘和纹理细节上有很好的优势,但是传统的拉普拉斯变换只考虑水平和垂直两个方向,不能充分利用局部信息,需要在局部窗口增加拉普拉斯变换的方向性。为了解决上述问题,本文提出了一种 NSCT 域下的焦点度量优化(focus measure optimization, FMO)和修正拉普拉斯(improved sum modified Laplacian, ISML)的图像融合方法。为了在合成的低频图像中生成丰富的特征,将平均梯度 AG 和空间频率 SF^[14]作为主要评价因子,对近似子带的细节进行加权处理。为了提高高频图像的边缘轮廓清晰度,采用四向修正拉普拉斯变换增加局部窗口的方向性。通过实验,并结合主观视觉和客观评价指标两方面,证明了本文方法的有效性。

1 相关背景

1.1 非下采样轮廓波变换

非下采样轮廓波变换(NSCT)采用两组滤波器,即非下采样金字塔滤波器组(nonsampled pyramid filter banks, NSPFB)和非下采样方向滤波器组(nonsampled direction filter bank, NSDFB)^[8],以最小化伪吉布斯现象^[8],实现平移不变性。NSCT 的分解方案如图 1 所示。NSPFB 将源图像分解为 1 个近似子带和 p 个详细子带。NSDFB 提供多方向性能,把 NSPFB 分解过具有 q 级方向的详细子带进一步分解为与输入图像大小相同的 $2q$ 方向子图像。

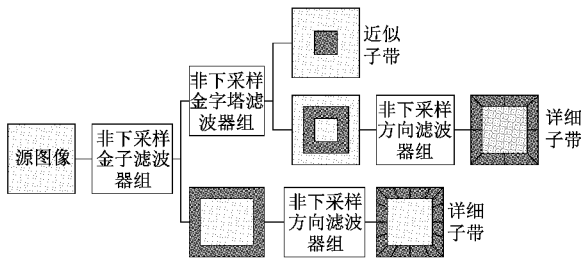


图 1 非下采样轮廓波分解框架

1.2 近似子带融合策略

近似子带^[10](基础层)通常代表低频信息,控制融合图像的整体轮廓和全局对比度,接近源图像的原始内容,并包含它们的大部分能量。在过去的研究中针对低频子带采用了很多的焦点度量方法,只是选取输入图像的方差、空间频率、平均梯度、区域能量等这类指标其中之一作为度量。一般来说,这种单一的焦点度量不能完全识别低频图像的显

著特征,融合后的图像在整体外观和对比度方面效果不佳。

1.3 详细子带融合策略

详细子带^[10](细节层)通常代表低频信息,具有图像更多的边缘和纹理细节,在大多数的常规方法中,都要考虑绝对值较大的系数来合成的高频子带,但该规则对噪声很敏感,因为噪声也类似于高频,会在融合图像中引入无关信息。

2 改进融合算法

如图 2 所示,为本文提出的融合方法框架。假设源图像大小为 $P \times Q$,则两幅源图像 A, B 通过 NSCT 分解,得到近似子图像 $L = \{L_A, L_B\}$ 和详细子图像 $H = \{H_A, H_B\}$ 。

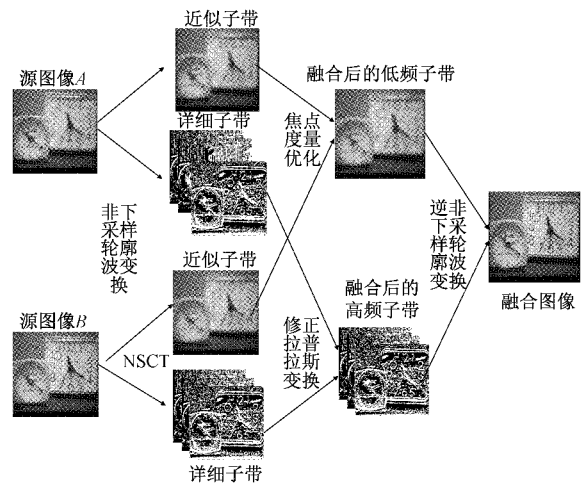


图 2 本文提出的融合方法框架

2.1 采用焦点测度优化融合近似子带系数

空间频率 SF 基于清晰度和锐度来量化图像的质量,定义为:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \tag{1}$$

其中, RF 是行频率,定义为:

$$RF = \sqrt{1/P * Q \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q [I(p, q) - I(p-1, q)]} \tag{2}$$

CF 是列频率,定义为:

$$CF = \sqrt{1/P * Q \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q [I(p, q) - I(p, q-1)]} \tag{3}$$

平均梯度 AG 是衡量图像的梯度信息,反映图像的清晰程度,定义为:

$$S(p, q) = \sqrt{G_x(p, q)^2 + G_y(p, q)^2} \tag{4}$$

$$AG = \sum_p \sum_q (S(p, q) - \bar{S})^2 \tag{5}$$

其中, $S(p, q)$ 为点 (p, q) 处的梯度, G_x 和 G_y 分别代表了使用了 Sobel 梯度算子在 x 和 y 方向求得的梯度, \bar{S} 代表梯度图像 S 的平均梯度, AG 越大表示图像清晰程度越好。

首先,将源图像 A 和 B 通过 NSCT 分解为近似子带

L_A 和 L_B , 再把近似子带划分为 $b \times b$ 个图像块, 块分别表示为 $L_A(m, n)$ 和 $L_B(m, n)$, (m, n) 表示块的位置。对 $L_A(m, n)$ 和 $L_B(m, n)$ 计算式(1)~(5)中定义的焦点度量, 记为 $\{SF_A(m, n), SF_B(m, n)\}$, $\{AG_A(m, n), AG_B(m, n)\}$ 。本文提出一种将 SF 和 AG 值较高的块单独考虑生成融合的低频块 $L_F(m, n)$ 。对不满足上述规则的块采用最大系数绝对规则 $(\max - \text{abs})^{-15}$ 生成合成逼近块。给出了所设计的融合规则表达式:

$$L_F(m, n) = \begin{cases} L_A(m, n), SF_A(m, n) > SF_B(m, n) \\ \quad AG_A(m, n) > AG_B(m, n) \\ L_B(m, n), SF_B(m, n) > SF_A(m, n) \\ \quad AG_B(m, n) > AG_A(m, n) \\ \max - \text{abs}, SF_B(m, n) > SF_A(m, n) \\ \quad AG_A(m, n) > AG_B(m, n) \\ \text{或} \\ SF_A(m, n) > SF_B(m, n) \\ \quad AG_A(m, n) > AG_B(m, n) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中的 $\max - \text{abs}$ 规则定义为:

$$\begin{cases} L_A(m, n, p, q), & L_A(m, n, p, q) \geq L_B(m, n, p, q) \\ L_B(m, n, p, q), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $L_A(m, n, p, q)$ 和 $L_B(m, n, p, q)$ 表示像素位置 (m, n) 的低频子块。

最后, 对融合后的子块进行合并, 得到合成近似子带 L_F 。

2.2 采用修正拉普拉斯变换融合详细子带系数

传统的拉普拉斯定义的局部窗口大小 $(2X+1)(2Y+1)$, 其描述如下:

$$SML = \sum_{x=-X}^X \sum_{y=-Y}^Y ML(p+x, q+y) \quad (8)$$

$$ML(p, q) = |2H(p, q) - H(p - \text{step}, q) - H(p + \text{step}, q)| + |2H(p, q) - H(p, q - \text{step}) - H(p, q + \text{step})| \quad (9)$$

其中, step 为系数之间的可变间距, 本文将其设为 1。在原始 ML 中, 只考虑水平和垂直两个方向。为了充分利用局部信息, 定义了一种改进的包含两对角线信息的四向 ML , 其公式描述如下:

$$ML(p, q) = |2H(p, q) - H(p - \text{step}, q) - H(p + \text{step}, q)| + |2H(p, q) - H(p, q - \text{step}) - H(p, q + \text{step})| + |2H(p, q) - H(p - \text{step}, q - \text{step}) - H(p + \text{step}, q + \text{step})| + |2H(p, q) - H(p + \text{step}, q - \text{step}) - H(p - \text{step}, q + \text{step})| \quad (10)$$

详细子带的融合规则定义如下:

$$H_F(p, q) = \begin{cases} H_A(p, q), SML_A(p, q) \geq SML_B(p, q) \\ H_B(p, q), SML_A(p, q) \leq SML_B(p, q) \end{cases} \quad (11)$$

最后, 通过逆 NSCT 变换对 L_F 和 H_F 进行融合, 得到重构的图像 F 。

3 实验结果与分析

3.1 数据集

如图 3 所示为本实验的多聚焦源图像, 其中图 3(a)为近焦盆花图像, 图 3(b)为远焦盆花图像; 图 3(c)为近焦闹钟图像, 图 3(d)为远焦闹钟图像, 图 3(e)为近焦报纸图像, 图 3(f)为远焦报纸图像。如表 1 所示给出了这些图像的大小。

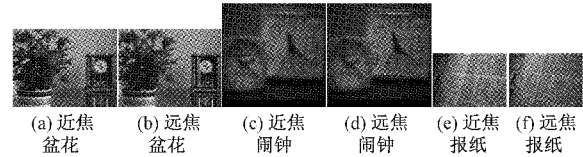


图 3 多聚焦源图像

表 1 数据集中图像的大小

图像名称	盆花	闹钟	报纸
尺寸大小	512×384	512×512	322×234

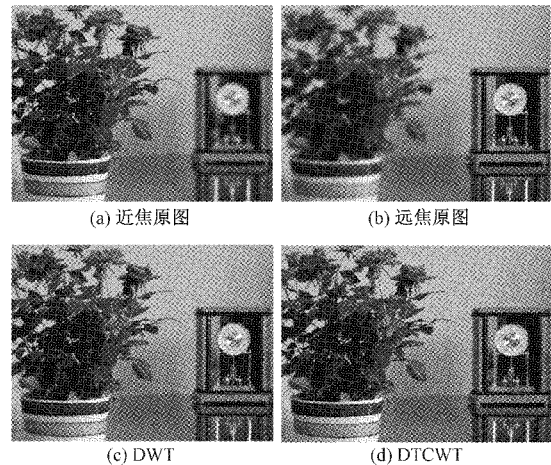
3.2 实验设置

本文提出的融合方法在数据集上进行了实验, 并与常用的 5 种多聚焦算法进行了比较。这 5 种算法分别是离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)、双树复小波变换 (DTCWT)、NSCT 域的稀疏表示 (nonsubsampled contourlet transform-sparse representation, NSCT-SR)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、导向滤波 (guided filter, GFF)^[3]。

3.3 主观实验评估

如图 4(a)、(b)所示分别为盆花近焦源图像、盆花远焦源图像。图 4(c)~(h)所示分别为 DWT、DTCWT、NSCT-SR、CNN、GFF 以及本文提出的算法融合后的图片。

如图 5(a)、(b)所示分别为闹钟近焦源图像、闹钟远焦源图像。图 5(c)~(h)所示分别为 DWT、DTCWT、NSCT-SR、CNN、GFF 以及本文提出的算法融合后的图片。



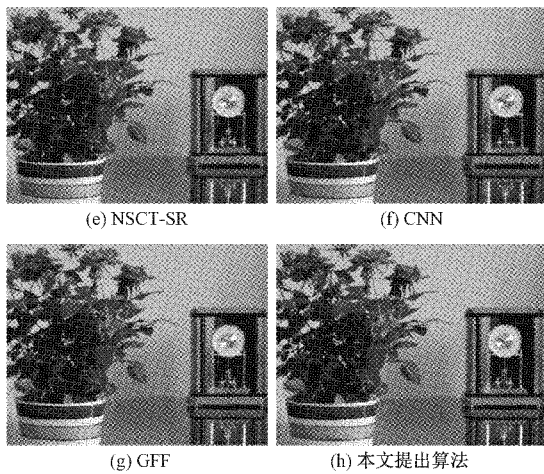


图 4 盆花图像的融合结果

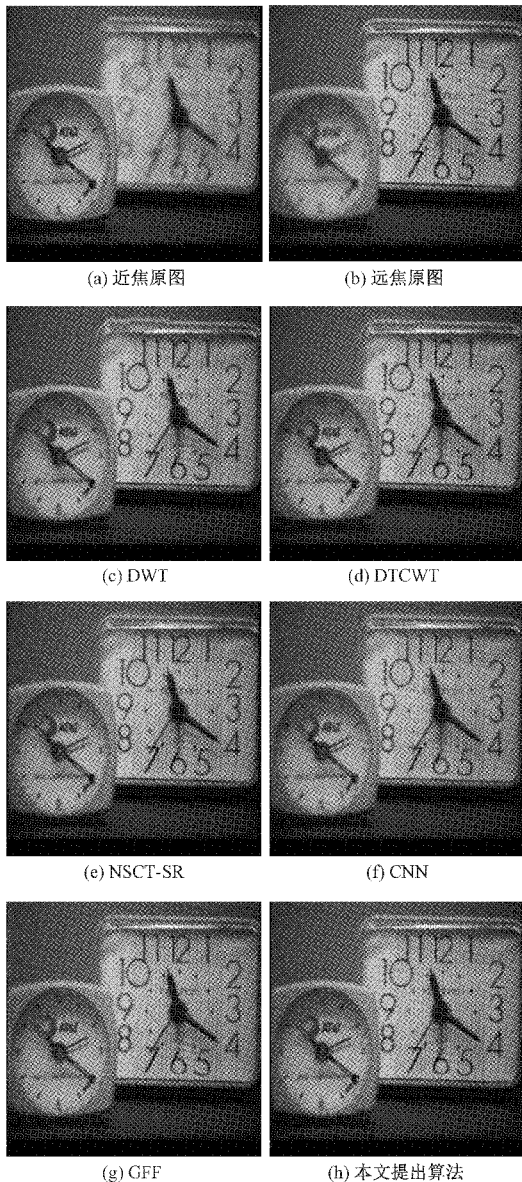


图 5 闹钟图像的融合结果

如图 6(a)、(b)所示分别为报纸近焦源图像,报纸远焦源图像。图 6(c)~(h)所示分别为 DWT、DTCWT、NSCT-SR、CNN、GFF 以及本文提出的算法融合后的图片。

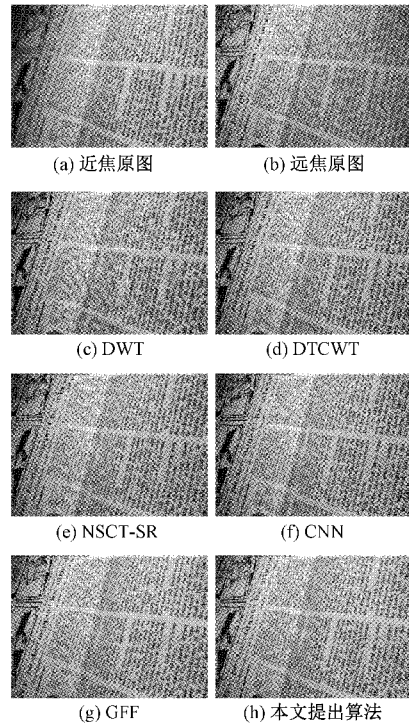


图 6 报纸图像的融合结果

如图 4 所示盆花图像,融合后图像的左半部花的部分效果都比较好,边缘轮廓和纹理的留存度都很高,但是在图像的右侧,钟的视觉呈现效果上却大相径庭。为了更好地说明问题,选取了钟的左壁这一细节部分进一步的对比分析,有针对性的评价每种算法,下述图 5 和 6 中也采用这种方式对比局部细节。其中,图 4(c)钟壁轮廓线有明显的模糊且有伪影,图 4(e)和(f)钟的左壁部分也较为模糊,有轻度伪影,图 4(d)此部分的钟壁有严重的伪影,图 4(g)视觉效果整体上好于前者但是在选取的细节部分也存在轻微的模糊。图 4(h)为本文提出的算法,在钟的左壁这一细节部分没有明显的模糊和伪影,轮廓较为清晰,整体视觉效果较为理想。

如图 5 所示闹钟图像,融合后的图像中,图 5(c)、(d)在大闹钟的上部横框以及大闹钟左上角均出现了明显的模糊。图 5(e)、(f)中大闹钟的上部横框出现了模糊,不能清晰地显示边缘信息。图 5(g)和(h)在整体的视觉效果较好,图 5(g)在大闹钟左上角区域的凹陷程度明显比图 5(h)大,且图 5(g)的大闹钟的上部横框有轻微模糊,对比度不如图 5(h)。

如图 6 所示报纸图像,融合后的图像中,图 6(c)整个图像呈现出明显的亮斑,且在图像中间弯曲部分出现了严重的模糊。图 6(d)~(f)中报纸的中间弯曲部分均出现了明显的模糊现象,图 6(g)和(h)整体效果较前面 4 张要好很多,尤其在中间弯曲部分都没有明显的模糊,但是进一步对

比图 6(g)和(h)左下角区域,图 6(g)有明显模糊而图 6(h)却没有。图 6(h)无论在对比度和清晰度上都要明显优于图 6(a)~(g)。

盆花、闹钟、报纸这 3 组图片通过上述几种算法处理之后得到的融合的图像对比,很明显地发现就人类视觉保真度而言,本文提出的 NSCT-FMO-ISML 算法边缘信息留存度较高,全景清晰度较为理想。

3.4 客观实验评估

本文采用 7 种图像融合的评价指标进行对比,包括平均

梯度 AG 、空间频率 SF 、信息熵 EN 、互信息 MI ^[14]、基于人类视觉感知的融合指标 Q_{CV} 和 Q_{CB} 、基于结构相似性度量的融合指标 Q_Y ^[16]。其中 AG 表示融合后图像的全局清晰度, SF 表示空间域的总活跃度, EN 表示后图像包含的信息丰富度, MI 表示融合后的图像包含源图像的信息量。这些指标除了 Q_{CV} 之外其他越大越好。如表 2 所示给出了上述 6 种算法对 3 组图像的评价指标,其中单下划线倾斜字体表示最优的实验数据,双下划线倾斜字体表示第 2 优的实验数据,单下划线常规字体表示第 3 优的实验数据。

表 2 6 种算法的各种指标数据

融合图像	算法	AG	SF	EN	MI	Q_{CV}	Q_{CB}	Q_Y
盆花	DCT	6.543 1	17.591 0	<u>7.432 8</u>	5.123 7	57.494 5	0.676 8	0.920 5
	DTCWT	<u>6.588 4</u>	<u>17.773 4</u>	7.415 7	5.358 8	57.258 1	0.706 4	0.949 6
	NSCT-SR	6.529 8	17.644 8	7.429 3	6.173 3	<u>55.502 7</u>	0.706 0	0.937 6
	CNN	<u>6.551 9</u>	<u>17.781 6</u>	7.421 8	<u>6.858 0</u>	57.396 4	<u>0.732 2</u>	<u>0.986 2</u>
	GFF	6.539 5	17.772 8	<u>7.430 2</u>	<u>6.400 8</u>	<u>54.042 7</u>	0.711 0	<u>0.956 4</u>
	NSCT-FMO-ISML	<u>6.594 2</u>	<u>17.886 9</u>	7.421 6	<u>6.866 6</u>	<u>54.031 2</u>	<u>0.731 2</u>	<u>0.986 4</u>
闹钟	DCT	3.184 4	7.994 6	<u>7.034 9</u>	4.559 0	64.786 8	0.685 7	0.862 4
	DTCWT	<u>3.252 4</u>	8.106 1	7.023 7	4.810 1	58.727 5	0.702 8	0.894 7
	NSCT-SR	3.162 6	<u>8.111 0</u>	7.012 7	5.811 4	<u>56.449 6</u>	0.707 5	0.929 7
	CNN	<u>3.321 2</u>	8.001 6	6.994 7	<u>6.199 0</u>	61.916 4	<u>0.774 7</u>	<u>0.978 4</u>
	GFF	3.242 5	<u>8.120 9</u>	<u>7.032 1</u>	<u>5.816 9</u>	<u>49.923 1</u>	<u>0.729 7</u>	<u>0.952 3</u>
	NSCT-FMO-ISML	<u>3.465 6</u>	<u>8.164 5</u>	<u>7.033 2</u>	<u>6.069 7</u>	<u>48.601 3</u>	<u>0.754 7</u>	<u>0.983 9</u>
报纸	DCT	30.243 0	57.021 7	<u>7.412 2</u>	5.439 4	127.437 6	0.637 7	0.916 8
	DTCWT	<u>30.738 0</u>	57.207 7	7.370 0	5.442 9	95.139 4	0.673 6	0.955 1
	NSCT-SR	<u>30.331 1</u>	56.937 5	7.377 2	6.099 2	91.267 1	0.709 7	0.962 0
	CNN	30.324 2	<u>58.190 4</u>	<u>7.390 8</u>	<u>6.674 9</u>	<u>86.184 0</u>	<u>0.740 3</u>	<u>0.986 6</u>
	GFF	30.324 3	<u>58.089 7</u>	<u>7.390 7</u>	<u>6.117 0</u>	<u>86.671 7</u>	<u>0.729 7</u>	<u>0.982 4</u>
	NSCT-FMO-ISML	<u>30.882 8</u>	<u>58.615 8</u>	7.390 01	<u>6.598 6</u>	<u>85.323 9</u>	<u>0.744 5</u>	<u>0.992 6</u>

本文所提的 NSCT-FMO-ISNL 算法,在图 4 的盆花图像中, AG 、 SF 、 MI 、 Q_{CV} 、 Q_Y 这 5 个指标取得了最佳, Q_{CB} 、 EN 上分别取得第 2 名和第 3 名;在图 5 的闹钟图像中, AG 、 SF 、 Q_{CV} 、 Q_Y 这 4 个指标取得了最佳, EN 、 MI 、 Q_{CB} 这 3 个指标上取得了第 2 名;在图 6 的报纸图像中, AG 、 SF 、 Q_{CV} 、 Q_{CB} 、 Q_Y 这 5 个指标取得了最佳, MI 取得第 2 名。通过客观参数评测可知,本文算法虽然不能在所有数值上都达到最好的效果,但是总体上的表现都高于对比算法。部分指标没有达到最好的效果,也与最佳数值相差无几。本文算法融合图在清晰度和信息丰富度,空间活跃度、对比度和视觉效果上方面都具有优秀的表现力。结合主客观评测结果,本文算法的整体融合效果最好,融合部分的还原度很高,鲜有失真。

4 结 论

本文介绍了一种基于 NSCT 域结合焦点度量优化和

修正拉普拉斯的图像融合算法。该算法包括了 3 个步骤。第 1 步将 NSCT 应用于输入图像划分为详细子带和近似子带。第 2 步针对近似子带采用焦点度量优化策略进行融合,在这种方法中利用空间频率 SF 和平均梯度 AG 这两种度量来区分图像的聚焦和离焦部分;针对详细子带采用修正的包含两对角线信息的四向拉普拉斯策略进行融合。第 3 步用逆 NSCT 进行重构。本方法在主观上和客观上均表现出显著的融合质量。对于不同类型的图像融合,如何优化和进一步增强这种方法的性能是未来 NSCT-FMO-ISML 工作的重点。

参考文献

- [1] 蒋德勇,李俊,赵新胜,等.基于导向滤波的多聚焦图像多阶特征融合算法[J].计算机仿真,2021,38(9):194-198.
- [2] 张静,陈宏涛,刘帆.结合多元经验模态分解和加权最小二乘滤波器的遥感图像融合[J].光子学报,2019,48(5):123-136.

- [3] 杨建翠,马庆功. 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[J]. 电子测量与仪器学报,2020, 34(3):36-42.
- [4] LI L L, MA H B, JIA Z H. A novel multiscale transform decomposition based multi-focus image fusion framework [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 11(80): 12389-12409.
- [5] TANNUS D D, CRUZ D D G B, SOTOMAYOR O A Z. Sotomayor output-only based identification of modal parameters of linear and nonlinear structures by wavelet transform [J]. IEEE Latin America Transactions, 2021, 19(1): 124-131.
- [6] YANG P, ZHANG F L, YANG G W. Fusing DTCWT and LBP based features for rotation illumination and scale invariant texture classification[J]. IEEE Access, 2018, 6: 13336-13349.
- [7] 朱达荣,许露,汪方斌,等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(1):190-197.
- [8] LIU S, JIE W, LU Y, et al. Multi-focus image fusion based on adaptive dual-channel spiking cortical model in non-subsampled shearlet domain[J]. IEEE Access, 2019,7: 56367-56388.
- [9] YIN M, LIU X, LIU Y. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in non-subsampled shearlet transform domain[J]. IEEE Trans Instrumentation Measurement, 2018, 68(1): 49-64.
- [10] CHU T, TAN Y, LIU Q. Novel fusion method for SAR and optical images based on non-subsampled shearlet transform[J]. Remote Sens, 2020, 41(12): 4588-4602.
- [11] CHEN Y, XIONG Y, HE L, et al. Fusion method of infrared and visible images based on neighborhood characteristic and regionalization in NSCT domain[J]. Optik, 2014, 125(17): 4980-4984.
- [12] AISHWARYA N, BENNILA C. An image fusion framework using novel dictionary based sparse representation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 21869-21888.
- [13] WAN W, YANG Y, LEE H. Practical remote sensing image fusion method based on guided filter and improved SML in the NSST domain[J]. Signal Image Video Process, 2018, 12(5): 959-966.
- [14] 邸敬,尹世杰,廉敬. 基于 NSST 的改进双通道 PCNN 多聚焦 RGB 图像融合[J]. 计算机应用研究,2021, 38(12):19-25.
- [15] CAO L, JIN L, TAO H, et al. Multi-focus image fusion based on spatial frequency in discrete cosine transform domain [J]. IEEE Signal Process, 2015, 22(2): 220-224.
- [16] DU C, GAO S, LIU Y. Multi-focus image fusion using deep support value convolutional neural network [J]. Optik, 2021, 176: 567-557.

作者简介

姚海,硕士研究生,主要研究方向为信息系统、图像处理。
E-mail: yaohaiyaohai666@163.com

秦华旺(通信作者),博士,教授,博导,主要研究方向为基于 ARM、DSP、FPGA、单片机的嵌入式系统软硬件设计, Windows 平台和 Linux 平台信息系统开发,复杂信息系统测控,密码学、量子密码学、信息安全。
E-mail: qin_h_w@163.com