

基于离散 Walsh-Hadamard 变换和引导滤波的多聚焦图像融合

胡亮^{1,2}, 胡学娟^{1,2,3*}, 黄圳鸿^{1,2}, 徐露^{1,2}, 连丽津^{2,3}

¹深圳技术大学中德智能制造学院, 广东 深圳 518118;

²广东省高校先进光学精密制造技术重点实验室, 广东 深圳 518118;

³广东省微纳光机电工程技术重点实验室, 广东 深圳 518118

摘要 多聚焦图像融合作为一种有效的信息融合方法, 在图像处理和计算机视觉领域引起了越来越多的关注。提出了一种基于离散 Walsh-Hadamard 变换(DWHT)和引导滤波的多聚焦图像融合算法。首先, 提出了一种新的聚焦区域检测方法, 该方法运用 DWHT 并计算 L1 范数得到初始决策图; 然后, 运用数学形态学方法和引导滤波优化生成最终决策图; 最后, 由像素加权平均规则和最终决策图得到融合图像。为验证所提算法的有效性, 选择 3 组研究中普遍使用的多聚焦图像进行实验, 并将该算法运用于实际应用中采集到的 2 组多聚焦序列图像, 与其余几种算法相比, 所提算法在主观定性分析和客观定量评价指标上均表现出明显的优势。实验结果表明, 与其他多聚焦图像融合算法相比, 所提算法能更有效地从源图像中提取聚焦区域, 增强融合图像的细节保留能力和空间连续性。

关键词 图像处理; 多聚焦图像融合; 离散 Walsh-Hadamard 变换; 引导滤波; 聚焦区域检测

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2210003

Multi-Focus Image Fusion Based on Discrete Walsh-Hadamard Transform and Guided Filtering

Hu Liang^{1,2}, Hu Xuejuan^{1,2,3*}, Huang Zhenhong^{1,2}, Xu Lu^{1,2}, Lian Lijin^{2,3}

¹Sino-German College of Intelligent Manufacturing, Shenzhen Technology University, Shenzhen, Guangdong 518118, China;

²Key Laboratory of Advanced Optical Precision Manufacturing Technology of Guangdong Provincial Higher Education Institute, Shenzhen, Guangdong 518118, China;

³Guangdong Provincial Key Laboratory of Micro/Nano Optomechatronics Engineering, Shenzhen, Guangdong 518118, China

Abstract As an efficient method of information fusion, multi-focus image fusion has attracted increasing interests in image processing and computer vision. A multi-focus image fusion algorithm based on discrete Walsh-Hadamard transform (DWHT) and guided filtering is proposed. First, a new focus region detection method is proposed, which uses DWHT and calculates L1 norm to obtain the initial decision map; then, the mathematical morphology method and guided filtering optimization are used to generate the final decision map; finally, the fused image is obtained by using the pixel-wise weighted-averaging rule and the final decision map. In order to verify the effectiveness of the proposed algorithm, three groups of multi-focus images commonly used in research are selected for experiments, and the proposed algorithm is applied to two groups of multi-focus sequence images collected in practical application, compared with other algorithms, the proposed algorithm shows obvious advantages in subjective qualitative analysis

收稿日期: 2020-11-30; 修回日期: 2021-01-04; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 深圳市科技计划基础研究项目(JCYJ20180301170959233)

通信作者: *huxuejuan@sztu.edu.cn

and objective quantitative evaluation indicators. Experimental results show that compared with other multi-focus image fusion algorithms, the proposed algorithm can extract the focus region from the source image more effectively, and enhance the detail retention ability and spatial continuity of the fused image.

Key words image processing; multi-focus image fusion; discrete Walsh-Hadamard transform; guided filtering; focus region detection

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.4994

1 引言

多聚焦图像融合作为图像融合领域中的一个重要组成部分,是当前图像融合研究中的热点。目前光学传感器的景深有限,很难将距离镜头远近不同的所有物体在同一图像上全部呈现清楚。而多聚焦图像融合可以对某一场景下聚焦区域不同的源图像进行融合,提取出每一幅源图像中的聚焦区域,得到一幅高质量、高清晰度的图像^[1-2]。如今,多聚焦图像融合技术已在数码摄影、机器视觉、光学显微成像等领域得到了广泛应用^[3]。

经过多年发展,越来越多的多聚焦图像融合方法被相继提出。一般来说,这些方法主要分为空间域多聚焦图像融合方法和变换域多聚焦图像融合方法两大类^[4-5]。空间域多聚焦图像融合方法直接在源图像像素空间上进行融合^[6],主要包括基于像素加权的融合方法和基于区域的融合方法^[7-8]。基于像素加权的融合方法计算简单,实现容易,但对噪声敏感,会损失部分细节信息^[9-10]。基于区域的融合方法需要对源图像进行分块,对块的大小非常敏感,容易在融合图像中产生块效应问题^[11]。变换域多聚焦图像融合方法将源图像分解成不同的变换系数,并根据一定的融合规则进行融合。传统的变换域多聚焦图像融合方法包括金字塔变换^[12-13]、离散小波变换^[14]和双树复小波变换^[15]。小波变换凭借良好的时频局部特性和方向性,在一段时间受到了研究者的广泛青睐。但是二维小波基本不具备各向异性,图像中的线奇异或面奇异不能得到最稀疏的表达,因此容易导致融合图像失真。针对小波变换存在的不足,近年来陆续有研究者提出具有多方向性、各向异性的轮廓波变换和剪切波变换^[16-17]。轮廓波变换不具备平移不变性,极易在图像融合中产生频谱混叠现象。之后,da Cunha 等^[18]对轮廓波变换进行改进,并提出了非下采样轮廓波变换(NSCT)。NSCT继承了轮廓波变换多方向、多尺度变换的优点,并且克服了频谱混叠现象,使最终的融合效果获得了明显的提升。但是 NSCT 变换分解的方向数有限,不能自适应表达图像的局部特征,

容易导致融合图像局部细节信息的丢失^[1]。而引导滤波作为一种边缘保持平滑滤波器,可以较好地保留源图像的轮廓、细节和纹理等信息,并且引导滤波的计算是建立在局部线性模型的基础上的,时间复杂度很低。

因此,本文将频域变换和引导滤波的优势相结合,提出一种基于离散 Walsh-Hadamard 变换(DWHT)与引导滤波的多聚焦图像融合算法。首先,运用 DWHT 对源图像进行正交变换;其次,针对对应区域 DWHT 系数的差异特点,取 L1 范数最大值得到初始聚焦区域,再运用数学形态学方法和引导滤波对初始聚焦图进行处理,得到最终决策图;最后,根据最终决策图进行多聚焦融合得到融合图像。实验结果表明,基于 DWHT 与引导滤波的多聚焦图像融合算法在局部细节信息保留和整体空间连续性保持方面均表现出较好的融合性能。

2 DWHT 原理及分析

与傅里叶变换和余弦变换相比,Walsh 变换的不同之处在于它的基函数不是正弦波,而是峰值为 ± 1 的方波或矩形波。一幅 $M \times N$ 的图像 T 的离散 Walsh 变换为

$$W(T) = W(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} T(x, y) [(-1)^{\psi(x, y, u, v)}], \quad (1)$$

式中: $x, u = 0, 1, 2, \dots, M-1; y, v = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1; M = 2^m; N = 2^n$,其中 m 和 n 分别表示源图像的高度和宽度; $(-1)^{\psi(x, y, u, v)}$ 是基函数,其中 $\psi(x, y, u, v)$ 确定 $+1$ 和 -1 的序列。Walsh 变换有 3 种形式的序列,为进一步提高计算效率,选择有利于快速变换的 Hadamard 序列。

$$\psi(x, y, u, v) = \sum_{i=0}^{m-1} [b_i(x)b_i(u)] + \sum_{j=0}^{n-1} [b_j(y)b_j(v)], \quad (2)$$

式中: $b_i(x)$ 是 x 的倒序二进制码的第 i 位的值(即 0 或 1)。

从矩阵的角度看, Hadamard 序列由于具有简单明晰的递推关系而广受欢迎, 高阶矩阵可以由两个低阶矩阵递推得到, 2^k 阶 Hadamard 矩阵 ($k=1, 2, \dots$) 为

$$\begin{cases} \mathbf{H}_{2^k} = \mathbf{H}_2 \otimes \mathbf{H}_{2^{k-1}} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{2^{k-1}} & \mathbf{H}_{2^{k-1}} \\ \mathbf{H}_{2^{k-1}} & -\mathbf{H}_{2^{k-1}} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{H} 表示 Hadamard 矩阵; \otimes 表示克罗内克积。

因此, 图像 T 的 DWHT 可表示为

$$f_{\text{WH}}(T) = \mathbf{H} \times T \times \mathbf{H}', \quad (4)$$

式中: \mathbf{H}' 是 \mathbf{H} 的转置。通过上述 \mathbf{H} 矩阵运算, 将图

像变换简化为像素间的一系列加减运算, 耗时低, 适合实时运算。

图 1(a)、(b) 为两张清晰度不同的同一图像, 分别对它们进行 DWHT, 变换结果 (相应的 DWHT 系数) 如图 1(c)、(d) 所示。图 1(c)、(d) 中的白色像素表示序列域中的非零系数, 它代表了图像的信息或能量。从图 1(c) 和图 1(d) 可以看出, 清晰图像的非零 DWHT 系数要远大于模糊图像的非零 DWHT 系数, 是由于模糊图像相较于清晰图像在细节等信息上有很多损失^[19]。所提方法利用 DWHT 实现多聚焦图像融合中聚焦区域的提取, 进而实现最终的多聚焦图像融合。



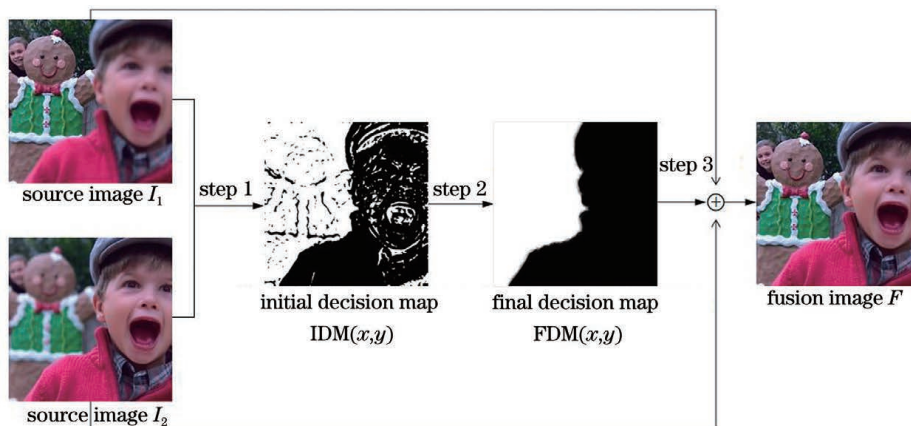
图 1 清晰图像和模糊图像及其 DWHT 变换结果。(a) 清晰图像; (b) 模糊图像; (c) DWHT of Fig. 1(a); (d) DWHT of Fig. 1(b)

Fig. 1 Sharp and blurred images and their DWHT results. (a) Sharp image; (b) blurred image; (c) DWHT of Fig. 1(a); (d) DWHT of Fig. 1(b)

3 所提算法

所提算法采用基于 DWHT 和引导滤波的多聚焦图像融合方法, 实现某一场景下聚焦于不同区域的多张图像融合, 思路框图如图 2 所示。为便于说明, 假设 I_1 和 I_2 为输入的两幅聚焦区域互异的多聚焦源图像, F 为最终得到的融合图像。从图 2 中

可以看出, 所提算法主要步骤为: 1) 利用 DWHT 并计算 L1 范数进行聚焦区域检测, 获得初始决策图 $IDM(x, y)$; 2) 运用数学形态学方法和引导滤波对初始决策图 $IDM(x, y)$ 进行优化, 生成最终决策图 $FDM(x, y)$; 3) 根据最终决策图 $FDM(x, y)$, 运用像素加权平均规则对源图像进行融合得到融合图像 F 。



step 1: focus region detection; step 2: refine detection maps; step 3: image fusion

图 2 所提算法思路框图

Fig. 2 Block diagram of proposed algorithm

3.1 聚焦区域检测

聚焦区域检测是多聚焦图像融合中一个非常重要的步骤,所提算法使用的基于 DWHT 的聚焦区

域检测方法如图 3 所示,主要包含图像细分和局部清晰度计算两个步骤。

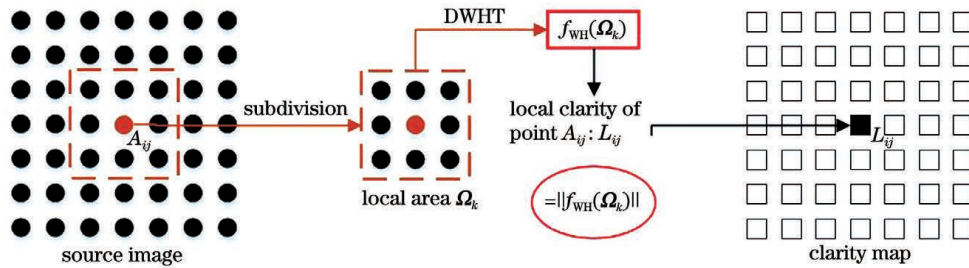


图 3 基于 DWHT 的聚焦区域检测

Fig. 3 Focus region detection based on DWHT

3.1.1 图像细分

对于自然图像,特别是对于部分模糊、部分清晰的图像,不同区域的细节丰富度一般不同。因此,单一的全局 DWHT 不能描述所有区域的局部特征。对此,为了表征源图像的局部聚焦细节,需要对源图像进行细分以得到每个像素块 k' 的局部区域 Ω_k , 然后分别对每一个细分的局部区域 Ω_k 进行 DWHT。每一个细分的局部区域大小取为 8×8 。

3.1.2 计算局部清晰度 L_{ij}

由于聚焦区域的非零 DWHT 系数要远大于对应的非聚焦区域,因此为了定量描述源图像 I_1 、 I_2 的对应区域 DWHT 系数的差异,以实现聚焦区域的检测,这里选择 L1 范数作为度量 DWHT 系数差异的标准。L1 范数值越大,对应区域聚焦度越高。通过计算局部区域中 DWHT 系数的 L1 范数来表征像素 A_{ij} 在该区域中的局部清晰度 L_{ij} , 计算公式为

$$L_{ij} = \|f_{WH}(\Omega_k)\|_1 \quad (5)$$

3.2 初始决策图

通过上述聚焦区域检测,分别计算得到源图像 I_1 、 I_2 的清晰度映射图 L_1 、 L_2 。根据取相应清晰度映射图 L_1 、 L_2 的像素最大值规则,得到初始决策图 $IDM(x, y)$, 表达式为

$$IDM(x, y) = \begin{cases} 1, & L_1(x, y) > L_2(x, y) \\ 0, & L_1(x, y) \leq L_2(x, y) \end{cases} \quad (6)$$

3.3 最终决策图

尽管所提聚焦区域检测方法是有效的,但是在初始决策图 $IDM(x, y)$ 中仍然有些像素没有被识别出来。图 4(a) 展示出了给定示例的初始决策图 $IDM(x, y)$ 。从图 4(a) 中可以看出,在黑色背景中有一些白色像素,在白色背景中有一些黑色像素。

这主要是在聚焦状态和离焦状态下的同质区域相似,而高频信息不可用造成的,因此仅运用 DWHT 计算 L1 范数不能完全将它们区分开。还有一部分原因是图像噪声或图像压缩会产生伪影。这些原因增加了虚假和无关的信息,从而导致检测错误。而数学形态学的开闭操作^[20]和小区域去除策略^[21]可以解决这一问题。

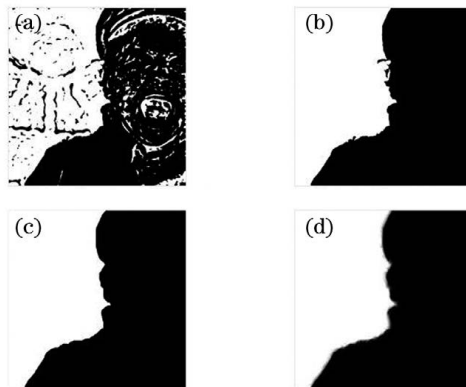


图 4 最终决策图的生成过程。(a)初始决策图 $IDM(x, y)$; (b)小区域去除策略 $MD_1(x, y)$; (c)形态学操作 $MD_2(x, y)$; (d)最终决策图 $FDM(x, y)$

Fig. 4 Generation process of final decision map. (a) Initial decision map $IDM(x, y)$; (b) small patch removing operation $MD_1(x, y)$; (c) morphology operation $MD_2(x, y)$; (d) final decision map $FDM(x, y)$

3.3.1 小区域去除策略

如果某一区域的像素数小于 N ,则该区域视为小区域。对此区域进行形态学小区域移除操作处理。

$$MD_1(x, y) = RSO [IDM(x, y), N], \quad (7)$$

式中: $MD_1(x, y)$ 表示对初始决策图进行小区域移除操作后的结果,如图 4(b)所示; $RSO(\cdot)$ 是形态学

小区域移除操作算子; N 表示移除的小区域的最大像素数。参数 N 与源图像像素数有关, 本实验取 $N = \lceil m \times n / 40 \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 是四舍五入算子。

3.3.2 数学形态学闭操作

从图 4(b)中可以看出, 初始决策图经过小区域移除操作后, 几乎所有的小区域都被移除了, 但是在边界部分仍残留一小部分。为了更精确地提取出聚焦区域, 那么必须使决策图的边界更接近真正的边界, 因此采用数学形态学闭操作对 $MD_1(x, y)$ 进行进一步的处理。

$$MD_2(x, y) = MD_1(x, y) \cdot B, \quad (8)$$

式中: $MD_2(x, y)$ 表示对 $MD_1(x, y)$ 进行形态学闭操作后的结果, 如图 4(c)所示; B 表示圆形结构元素, 是形态学闭操作算子。

3.3.3 引导滤波

由于引导图像滤波具有很好的空间保持特性, 并且计算效率高, 为了较好地保留源图像的边缘、区域边界等空间结构信息, 将决策图对应的源图像作为引导图像, 采用引导滤波对经过小区域移除操作和形态学闭操作处理后的初始决策图进行优化, 得到最终决策图 $FDM(x, y)$, 如图 4(d)所示。

$FDM(x, y) = GF_{r, \sigma} [MD_2(x, y), I_n(x, y)]$, (9)
式中: r, σ 为引导滤波的参数(实验中, 取 $r = 7, \sigma = 10^{-6}$); $GF_{r, \sigma}(\cdot)$ 是引导滤波算子。

3.4 图像融合

获得最终决策图后, 运用像素平均加权规则对待融合的源图像进行处理, 即可获得最终的融合图像, 最终的融合结果如图 2 中 F 所示。

$$F(x, y) = FDM(x, y)I_1(x, y) + [1 - FDM(x, y)]I_2(x, y). \quad (10)$$

4 实验结果及分析

设计了标准多聚焦图像实验和工业采集多序列多聚焦图像实验来验证所提算法的有效性及其泛化能力, 并分别从主观视觉效果及客观定量评价上对融合实验结果进行了分析。

4.1 标准多聚焦图像实验

标准多聚焦图像实验选择了 3 组研究中普遍使用的多聚焦图像作为实验对象, 如图 5 所示, 这些图像均已配准好且大小分别为 $512 \times 512, 512 \times 384, 520 \times 520$ 。对所提算法与基于引导滤波的多聚焦图像融合(GFF)方法^[22]、基于多尺度梯度加权的多聚焦图像融合(MWGF)方法^[23]、基于卷积神经网络的多聚焦图像融合(CNN)方法^[24]、基于离散余弦变换的多聚焦图像融合(DCT)方法^[25]进行了对比实验。GFF 方法、MWGF 方法、CNN 方法、DCT 方法的参数值均与各对应文献保持一致。

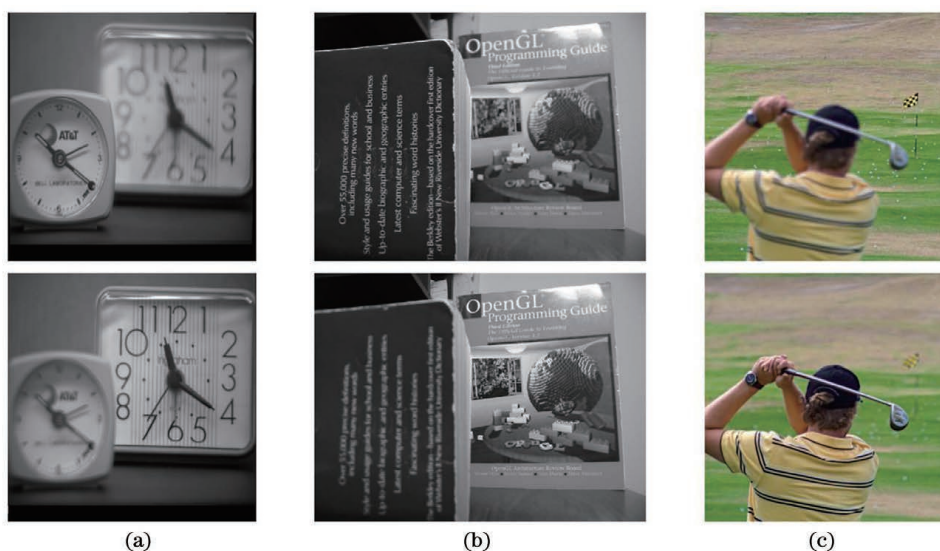


图 5 三组多聚焦源图像。(a)钟表; (b)书; (c)高尔夫

Fig. 5 Three groups of multi-focus source images. (a) Clock; (b) book; (c) golf

4.1.1 主观视觉评价

图 6 展示出了不同方法下 clock 的融合结果。并且为了更加直观地对不同方法进行对比分析, 还给出了融合图像和右侧聚焦源图像进行差分得到的

残差图像以及部分标记区域的放大图像, 如图 6(f)~(j)和图 7(f)(1)~(j)(2)所示, 其中(1)、(2)分别对应图 6 中的两个标记区域。

对于残差图像, 在与源图像相对应的聚焦区域,

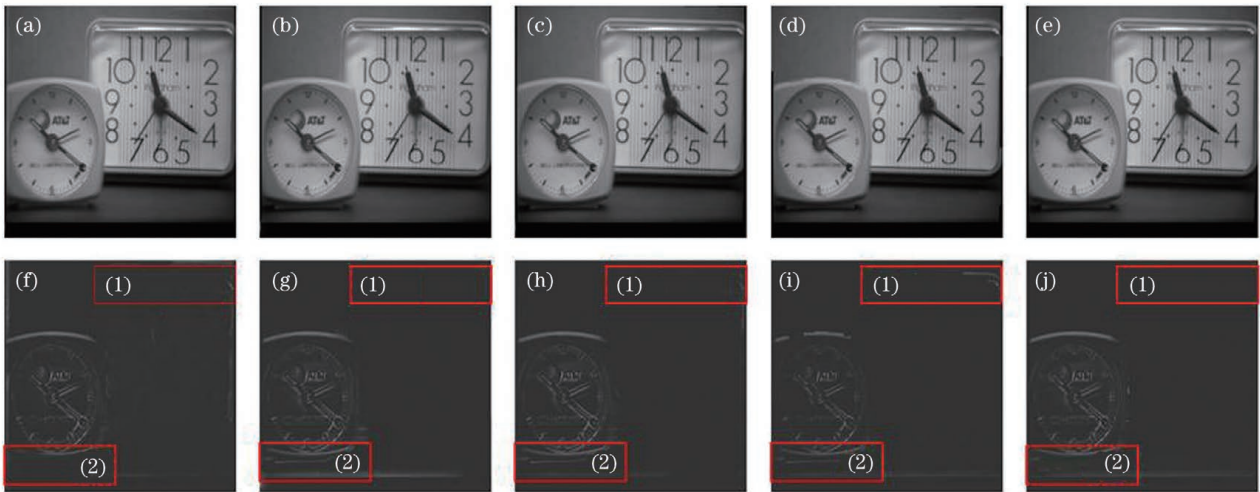


图 6 不同方法下 clock 的融合图像和对应残差图像。(a)(f)GFF;(b)(g)MWGF;(c)(h)CNN;(d)(i)DCT;(e)(j)所提方法

Fig. 6 Clock's fusion images and corresponding residual images of different methods. (a)(f) GFF; (b)(g) MWGF; (c)(h) CNN; (d)(i) DCT; (e)(j) proposed method

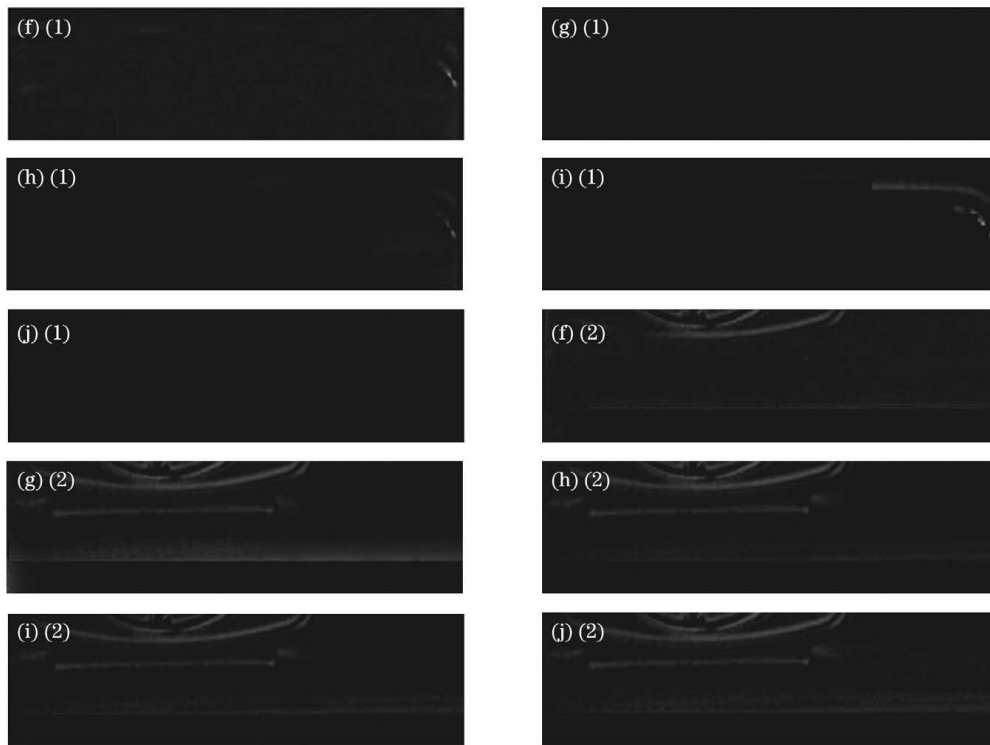


图 7 图 6 中标记区域的放大图像

Fig. 7 Enlarged images of labeled regions in Fig. 6

残差信息越少,说明融合图像从源图像中保留的信息越多,融合效果越好,而在与源图像相对应的离焦区域情况则相反。为便于观察对比,对残差图像(RI)中的像素做了增强处理:

$$RI'(i, j) = 2 \times RI(i, j) + 55, \quad (11)$$

式中:RI(i, j)表示残差图像在(i, j)处的像素值。从图 6(f)~(j)中能够看出,与其他几种融合方法相比,所提方法与 MWGF 方法的残差图像在与源图

像相对应的右侧聚焦区域残差量几乎为零,表明所提方法、MWGF 方法很好地保留了源图像中右侧聚焦区域的特征信息。而在左侧的离焦区域,GFF 方法、CNN 方法和 DCT 方法都或多或少地丢失了一些细节信息,MWGF 方法则在聚焦区域与非聚焦区域的边缘部分产生了部分伪影,说明这些方法对源图像聚焦区域的信息转移较少,而所提方法得到的融合图像非常很好地保留了各源图像聚焦区域的有效信息。

限于篇幅,其余两组实验的融合结果此处无法全部展示。综合对比这几组实验,从主观视觉效果可以看出,所提方法可以更精确地提取各源图像聚焦区域的有效信息,从而转移到融合图像中,并且能够在一定程度上抑制视觉伪影。

4.1.2 客观定量评价

由于没有参考图像,很难对图像融合质量进行定量评价。目前,非参考图像评价指标的使用较为普遍,其中一些指标已经在文献[26]中得到了综述。不同的图像融合质量评价指标从不同方面评价图像的视觉质量,目前还没有一种评价指标可以全面地评价融合图像的质量。因此,在实验中利用了基于图像特征的度量方法 Q_G ^[27]、基于图像结构相似性的度量方法 Q_Y ^[28-29]、基于人眼视觉感知的度量方法 Q_{CB} ^[30] 和基于特征互信息的度量方法 Q_{FMI} ^[31] 等多种指标对融合图像的性能进行了综合性的客观评价。其中, Q_G 值越大,表示融合图像从源图像转移的边缘信息越多^[27]; Q_Y 值越大,表示融合图像对源

图像结构信息的保留程度越好^[28]; Q_{CB} 值越大,表示融合图像从源图像中保留的对比度信息越多^[30]; Q_{FMI} 值越大,说明融合图像从源图像中获取的特征信息越丰富^[31]。

运用 Q_G 、 Q_Y 、 Q_{CB} 、 Q_{FMI} 对 3 组多聚焦源图像的融合结果进行定量分析,为避免偶然性,获得更合理的定量评价,最后分别取 3 组结果的平均值。评价结果如表 1 所示,其中粗体为某一评价指标的最大值。由表 1 可知,所提方法的 Q_G 、 Q_{CB} 、 Q_{FMI} 值均是最大的,并且 Q_Y 值也与最大值非常接近。 Q_G 、 Q_{CB} 、 Q_{FMI} 值最大,分别表示所提方法获得的融合图像更好地保留了源图像的边缘信息,更多地保留了源图像的对比度信息,更有效地转移了来自各源图像的原始特征信息。对比 Q_Y 指标,可以看出所提方法对源图像结构信息的保留也有较好的效果。综合定量分析结果可知,与其他 4 种主流的融合方法相比,所提方法在各种信息的有效提取和空间结构的保持上均表现较优。

表 1 不同方法下 3 组多聚焦源图像的平均评价指标

Table 1 Average evaluation metrics of three groups of multi-focus source images under different methods

Evaluation metric	GFF	MWGF	CNN	DCT	Proposed method
Q_G	0.6982	0.6958	0.7082	0.7064	0.7131
Q_Y	0.7479	0.7806	0.7401	0.7443	0.7781
Q_{CB}	0.7584	0.7773	0.7821	0.7809	0.8357
Q_{FMI}	0.5862	0.5914	0.5958	0.5952	0.5980

4.2 工业采集多序列多聚焦图像实验

从实际应用出发,针对工业中锂电池极片毛刺检测分析和凹版图纹外观质量检测等实际难题,分别拍摄了多组多序列的图像进行研究。图 8(a)、

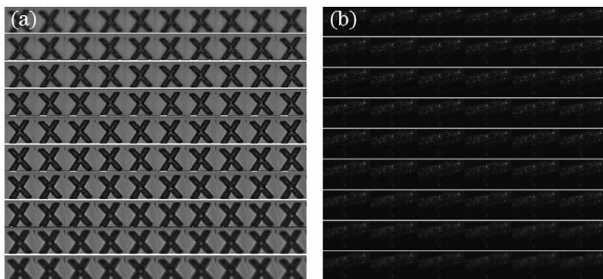


图 8 多序列聚焦图像。(a)多序列凹版图纹外观图像;
(b)多序列锂电池极片图像

Fig. 8 Multi-sequence focused images. (a) Multi-sequence gravure pattern appearance images;
(b) multi-sequence lithium battery pole piece images

(b)分别为多序列(100张)凹版图纹外观图像和多序列(54张)锂电池极片图像。

4.2.1 主观视觉评价

图 9、图 10 分别为多序列凹版图纹外观图像和多序列锂电池极片图像在不同方法下的多聚焦融合结果。图 11 为图 10 中对应标记区域的放大图像。

从图 9~11 中可以看出:DCT 方法虽然提高了融合图像的对比度,但是相应也提高了图像的眩光,特别是在边界位置会产生眩光伪影;GFF 方法和 CNN 方法均降低了图像的对比度,而且 CNN 方法还会产生很多伪影。通过大量实验研究,发现在大多数情况下,所提算法都表现较优,验证了该算法在细节信息保留和空间一致性保持方面的有效性以及对多序列的多聚焦源图像具有较好的泛化能力。

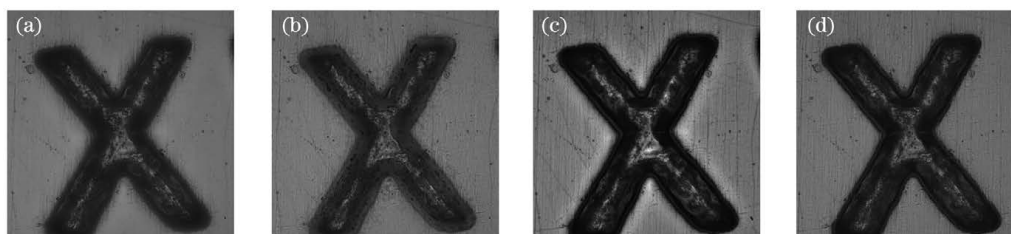


图 9 多序列凹版图纹外观图像多聚焦融合结果。(a)GFF;(b)CNN;(c)DCT;(d)所提方法

Fig. 9 Multi-focus fusion results of multi-sequence gravure pattern appearance image. (a) GFF; (b) CNN; (c) DCT; (d) proposed method

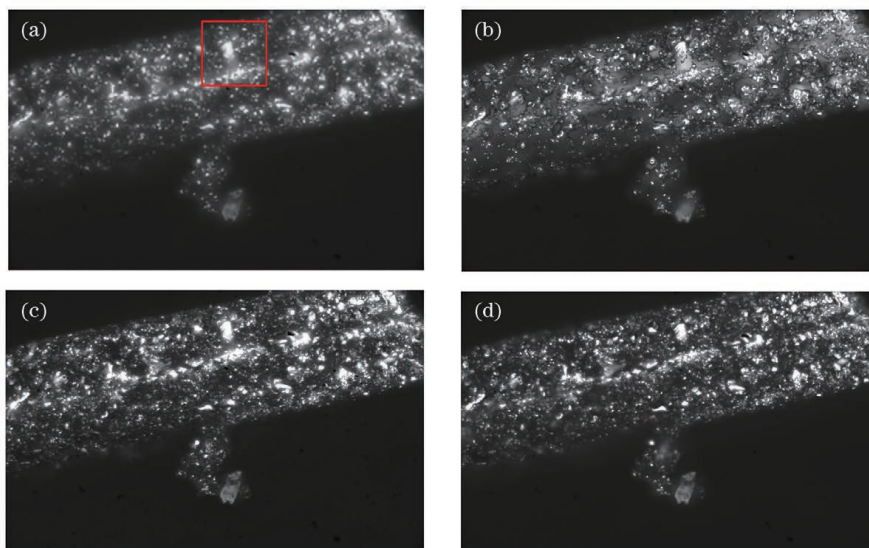


图 10 多序列锂电池极片图像多聚焦融合结果。(a)GFF;(b)CNN;(c)DCT;(d)所提方法

Fig. 10 Multi-focus fusion results of multi-sequence lithium battery pole piece image. (a) GFF; (b) CNN; (c) DCT; (d) proposed method

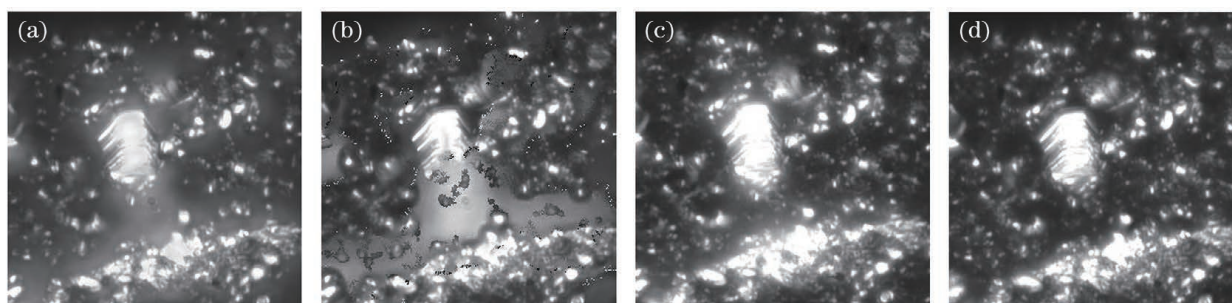


图 11 图 10 中标记区域的放大图像。(a)GFF;(b)CNN;(c)DCT;(d)所提方法

Fig. 11 Enlarged images of labeled regions in Fig. 10. (a) GFF; (b) CNN; (c) DCT; (d) proposed method

4.2.2 客观定量评价

为更加直观和科学地说明多聚焦序列图像融合的效果,需要进一步地对融合图像进行定量分析。因为这里的多聚焦序列图像是几十甚至上百张图像,所以无法运用上述两张源图像的融合图像质量评价指标来评价多聚焦序列的融合图像。对此,实验中运用了 NIQE^[32]、NRSS^[33]、ENIQA^[34]、MDM^[35] 4 种无参考图像融合质量评价指标对多聚

焦序列的融合图像进行定量的对比分析,结果如图 12 所示。每类评价函数都是值越大,表示融合质量越好。

从图 12 中可以看出,CNN 方法的各项评价指标要么很大,要么很小,存在很大的波动,因此属于非正常数据,分析时首先将其剔除。最后对比分析可知,所提算法在各项指标上表现均比较稳定,并且几乎都优于其他几种方法,与上述两张多聚焦源图

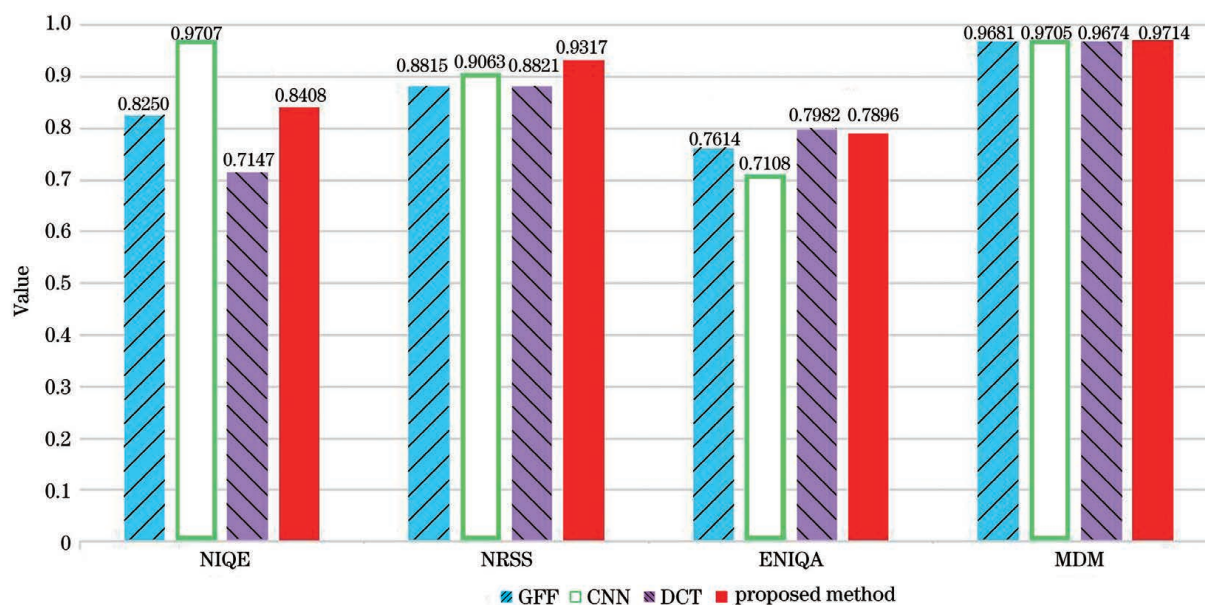


图 12 多聚焦序列图像融合质量评价

Fig. 12 Quality evaluation of multi-focus sequence image fusion

像的融合表现基本相同。综上所述,所提方法对实际应用问题中多聚焦序列图像的融合具有较好的泛化能力,在多聚焦图像融合领域具有一定的应用价值。

5 结 论

将 DWHT 的多种优良特性和引导滤波的保边平滑特性相结合,提出了一种基于 DWHT 与引导滤波的多聚焦图像融合方法,并通过实验验证了算法的可行性。首先 DWHT 能有效地检测出聚焦区域,同时由于 Walsh-Hadamard 简单的变换规则和无训练的算术模式,相较于其他变换方法, DWHT 也具有较高的时间效率;其次引入引导滤波对经数学形态学处理后的决策图进行优化处理,解决了融合图像边界突出的问题,使融合图像具有更好的空间结构特性;最后在相同条件下进行了实验,相较于 GFF、MWGF、CNN 和 DCT 方法,所提算法在主观视觉效果和客观评价指标上都表现出较好的融合性能。另外,所提算法对于实际应用中采集的多聚焦序列图像融合也表现出较好的融合效果,凸显出良好的应用前景。但是,值得注意的是图像细分区域的大小和引导滤波器的参数设置对所提方法非常关键。因此,如何根据不同类型的多聚焦源图像选择合适的参数是今后工作的重点。

参 考 文 献

- [1] Li J, Yang Y C, Dang J W, et al. NSST and guided filtering for multi-focus image fusion algorithm [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50 (11): 145-152.
- [2] Zhang Y F, Geng Z X, Wang J M. Extended phase stretch transform based multi-focus image fusion algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221007.
- [3] Li H, Zhang L M, Jiang M R, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on supervised learning for fully convolutional neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081015.
- [4] Li S T, Kang X D, Fang L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art [J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.
- [5] Qiu X H, Li M, Zhang L Q, et al. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection [J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 72: 35-46.
- [6] Bai X Z, Zhang Y, Zhou F G, et al. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-measure [J]. Information Fusion, 2015, 22: 105-118.

- [7] Saboori A, Birjandtalab J. PET-MRI image fusion using adaptive filter based on spectral and spatial discrepancy[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2019, 13(1): 135-143.
- [8] Chaudhary V, Kumar V. Block-based image fusion using multi-scale analysis to enhance depth of field and dynamic range [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2018, 12(2): 271-279.
- [9] Aslantas V, Kurban R. Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm [J]. *Expert Systems With Applications*, 2010, 37(12): 8861-8870.
- [10] Tian S, Ren Y F, Shao X Y, et al. Multifocus fusion image enhancement based on image subtraction angiography and NSML[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201016.
田帅, 任亚飞, 邵馨叶, 等. 基于减影图像与 NSML 的多焦点融合图像增强 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201016.
- [11] Li S T, Kwok J T, Wang Y N. Multifocus image fusion using artificial neural networks [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(8): 985-997.
- [12] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *Readings in Computer Vision*, 1987, 31(4): 671-679.
- [13] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, 9(4): 245-253.
- [14] Pajares G, de la Manuel C J. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1855-1872.
- [15] Lewis J J, O' Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 119-130.
- [16] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [17] Miao Q G, Shi C, Xu P F, et al. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Optics Communications*, 2011, 284(6): 1540-1547.
- [18] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [19] Wang X W, Liang X, Zheng J J, et al. Fast detection and segmentation of partial image blur based on discrete Walsh-Hadamard transform[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 70: 47-56.
- [20] Chien S Y, Ma S Y, Chen L G. Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2002, 12(7): 577-586.
- [21] Bai X Z, Zhou F G. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2145-2156.
- [22] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [23] Zhou Z Q, Li S, Wang B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 60-72.
- [24] Liu Y, Chen X, Peng H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 191-207.
- [25] Haghghat M B A, Aghagolzadeh A, Seyedarabi H. Multi-focus image fusion for visual sensor networks in DCT domain[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(5): 789-797.
- [26] Liu Z, Blasch E, Xue Z Y, et al. Objective assessment of multiresolution image fusion algorithms for context enhancement in night vision: a comparative study[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 94-109.
- [27] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309.
- [28] Yang C, Zhang J Q, Wang X R, et al. A novel similarity based quality metric for image fusion[J]. *Information Fusion*, 2008, 9(2): 156-160.
- [29] Pistonesi S, Martinez J, Ojeda S M, et al. Structural similarity metrics for quality image fusion assessment: algorithms [J]. *Image Processing on Line*, 2018, 8: 345-368.
- [30] Chen Y, Blum R S. A new automated quality assessment algorithm for image fusion[J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(10): 1421-1432.
- [31] Haghghat M, Razian M A. Fast-FMI: non-reference image fusion metric[C]//2014 IEEE 8th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT), October 15-17, 2014, Astana, Kazakhstan. New York: IEEE Press, 2014: 14916890.
- [32] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [33] Xie X F, Zhou J, Wu Q Z. No-reference quality

index for image blur[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 921-924.

谢小甫, 周进, 吴钦章. 一种针对图像模糊的无参考质量评价指标[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 921-924.

[34] Chen X Q, Zhang Q Y, Lin M H, et al. No-reference color image quality assessment: from

entropy to perceptual quality[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2019, 2019(1): 1-14.

[35] Ziaei Nafchi H, Cheriet M. Efficient no-reference quality assessment and classification model for contrast distorted images[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2018, 64(2): 518-523.