

基于低秩稀疏矩阵分解和离散余弦变换实现多聚焦图像融合的算法

史艳琼^{1*}, 王昌文¹, 卢荣胜², 查昭¹, 朱广¹

¹安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

²合肥工业大学仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009

摘要 针对多聚焦图像融合过程中存在聚焦边缘模糊、伪影和块效应的问题, 提出一种基于低秩稀疏矩阵分解(LRSMD)和离散余弦变换(DCT)实现多聚焦图像融合的算法。首先, 利用LRSMD将源图像分解为低秩和稀疏矩阵两部分; 然后, 设计DCT方法检测低秩矩阵部分聚焦区域, 构建初始焦点决策图, 并利用重复一致性验证方法验证决策图, 同时设计基于形态滤波的融合策略, 得到稀疏矩阵部分融合结果; 最后, 采用加权重构方法对两部分进行融合。实验结果表明, 相较于其他5种主流算法, 所提算法在主观评价上具有高清晰度和全聚焦的优势, 在客观评价上, 边缘信息保持度、峰值信噪比、结构相似性及相关系数4个指标最高分别提高了62.3%、6.3%、2.2%及6.3%, 证明所提算法有效提升了对于源图像聚焦信息的提取能力, 增强了聚焦边缘细节信息, 同时对伪影和块效应的减少起到了重要作用。

关键词 图像处理; 图像融合; 低秩稀疏矩阵分解; 离散余弦变换

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231855

Algorithm for Multifocus Image Fusion Based on Low-Rank and Sparse Matrix Decomposition and Discrete Cosine Transform

Shi Yanqiong^{1*}, Wang Changwen¹, Lu Rongsheng², Zha Zhao¹, Zhu Guang¹

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, Anhui, China;

²School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, Anhui, China

Abstract To resolve the problems of scattered focus-edge blurring, artifacts, and block effects during the multifocus image fusion, an algorithm based on low-rank and sparse matrix decomposition (LRSMD) and discrete cosine transform (DCT) is designed to achieve the multifocus image fusion. First, the source images were decomposed into low-rank and sparse matrices using LRSMD. Subsequently, the DCT-based method was designed for detecting the focus regions in the low-rank matrix part and obtaining the initial focus decision map. The decision map was verified using the repeated consistency verification method. Meanwhile, the fusion strategy based on morphological filtering was designed to obtain fusion results of the sparse matrix. Finally, the two parts were fused using the weighted reconstruction method. The experimental results show that the proposed algorithm has the advantages of high clarity and full focus in subjective evaluations. The best results for the four metrics, including edge information retention, peak signal-to-noise ratio, structural similarity, and correlation coefficient in objective evaluations, improved by 62.3%, 6.3%, 2.2%, and 6.3%, respectively, compared with the other five mainstream algorithms. These improvement results prove that the proposed algorithm effectively improves focused information extraction from source images and enhances the focused edge detail information. Furthermore, the algorithm is crucial for reducing the artifact and block effects.

Key words image processing; image fusion; low-rank and sparse matrix decomposition; discrete cosine transform

1 引言

近几年,多聚焦图像融合技术作为图像融合^[1]的

一个重要分支被越来越多的研究学者关注。多聚焦图像融合技术通过对在相同拍摄条件下由传感器拍摄得到的具有不同聚散焦程度的图像堆进行融合,得到一

收稿日期: 2023-08-04; 修回日期: 2023-09-04; 录用日期: 2023-10-13; 网络首发日期: 2023-11-07

基金项目: 安徽省科技重大专项(202203a05020022)、安徽建筑大学引进人才及博士启动基金项目(2019QDZ16)、安徽省研究生教育质量工程项目(2022cxcysj147)、安徽省研究生教育质量工程项目(2022cxcysj156)

通信作者: *yqshi@ahjzu.edu.cn

幅全聚焦的融合图像。该融合图像在信息量、清晰度和细节信息方面具有优势。多聚焦图像融合在适应人类视觉的同时,在精密制造、显微成像、医学影像及全息成像等^[2]领域发挥着良好的作用。

图像融合算法以变换域方法和空间域方法^[3]为主。变换域方法需要对图像进行分解和变换,其中多尺度变换(MST)^[4-6]作为经典融合方法,通过图像分解、图像融合、图像重构^[7]3个步骤实现图像融合。文献[8]提出曲波分解方法,该方法分解精度较低。文献[9]提出基于离散小波变换(DWT)的分解方法,该方法在融合图像边缘的连续性方面不理想。近年来,许多用于图像融合的图像分解方法受到越来越多的研究人员的关注。文献[10]利用鲁棒主成分分析(RPCA)分解出稀疏矩阵,并对稀疏矩阵结合拉普拉斯能量(EOL)和脉冲耦合神经网络(PCNN)进行融合处理。Li等^[11]利用潜在低秩表示(LatLRR)分解源图像,该方法在融合图像对比度方面损失较大。文献[12]利用拉普拉斯重分解(LRD)模型获得互补信息、冗余信息及低频子带图像。文献[13]提出基于稀疏表示的剪切带域局部能量的多聚焦图像融合方法,旨在获得高清、信息丰富的融合结果的同时减少模糊和信息丢失的情况。以上图像分解方法存在分解次数过多及分离信息不充分的问题,在图像融合重建方面不具有优势。空间域方法不需要分解,对源图像上的像素点进行聚焦点测量^[14],获取满意的聚焦度量值后进行映射决策,进而得到细节信息明显和融合图像清晰的融合图像。聚焦度量在离散余弦变换(DCT)域应用广泛,Tang^[15]提出了DCT+Average和DCT+Contrast两种方法,这两种方法都存在图像模糊、图像闭塞等问题,导致融合结果质量下降。文献[16]提出一种基于改进PCNN和DCT的两尺度图像融合算法,该算法对高对比度的图像融合效果较好,但是对低对比度的图像融合效果较差,具有一定的局限性。文献[17]基于DCT方法使用Sum of Modified Laplacian(SML)进行多聚焦图像融合。此类方法在复杂源图像上会面临聚焦图分块区分难的问题,出现例如块效应、阻塞效应和低质量图像输出等问题。

针对以上缺陷,本文提出一种基于低秩稀疏矩阵分解和离散余弦变换实现多聚焦图像融合的算法,该算法通过低秩稀疏矩阵分解将多聚焦源图像分解为低秩和稀疏两个矩阵部分。设计基于离散余弦变换方法的融合策略对低秩矩阵进行融合,获得细节清晰明显的低秩矩阵,提升融合图像质量;并设计形态学策略融合稀疏矩阵,增强局部显著信息。从主观评价和客观评价可以看出,所提算法能很好地抑制融合结果中产生的伪影和块效应,增强了聚焦边缘细节,且在主观和客观指标上更具有优势。

2 方法基本原理

2.1 低秩稀疏矩阵分解

低秩稀疏矩阵分解方法的原理是:将多聚焦源图

像视为图像矩阵,对图像矩阵进行分解,得到近似原始图像的低秩矩阵和轮廓信息的稀疏矩阵两个部分。该方法可以处理绝大多数高维的图像数据。该方法将源图像 \mathbf{X} 分解为

$$\mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S} + \mathbf{N}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{L} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{N} 分别为低秩矩阵、稀疏矩阵及噪声矩阵。为求解式(1),构造图像分解误差最小化目标函数,求出最优解,并以此得到矩阵 \mathbf{L} 和 \mathbf{S} ,考虑将凸函数优化问题转换为

$$\min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}} \|\mathbf{X} - \mathbf{L} - \mathbf{S}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{S}\|_1, \quad r(\mathbf{L}) \leq r, \quad c(\mathbf{S}) \leq km, \quad (2)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示F-范数,其定义为数据矩阵每项元素的平方和然后开平方的值; λ 表示正则化参数; $\|\cdot\|_1$ 表示范数,其定义为对数据矩阵中非零元素的绝对值求和得到的值; $r(\mathbf{L})$ 表示对矩阵求秩; $c(\mathbf{S})$ 表示对矩阵求稀疏值; r 为低秩矩阵的最大秩; k 为稀疏矩阵的稀疏度。为了优化求解式(2),使用交替求解将式(2)分解成

$$\begin{cases} \mathbf{L}_s = \arg \min_{r(\mathbf{L}) \leq r} \|\mathbf{X} - \mathbf{S}_{s-1} - \mathbf{L}\|_F^2 \\ \mathbf{S}_s = \arg \min_{c(\mathbf{S}) \leq km} \|\mathbf{X} - \mathbf{L}_{s-1} - \mathbf{S}\|_F^2 \end{cases}, \quad (3)$$

式中: s 为矩阵维数。对式(3)进行迭代求解,直至收敛。为了优化求解,同时减少运算耗时,利用基于双边随机投影(BRP)的低秩逼近求解式(3)。对输入的矩阵进行双边随机投影,利用随机矩阵 \mathbf{A}_1 和 \mathbf{A}_2 分别构建

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_1 = (\mathbf{X} - \mathbf{S}_{s-1}) \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{Y}_2 = (\mathbf{X} - \mathbf{S}_{s-1}) \mathbf{A}_2 \end{cases}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{Y}_1 为列空间, \mathbf{Y}_2 为行空间。因此低秩矩阵 \mathbf{L} 可表示为

$$\mathbf{L} = \mathbf{Y}_1 (\mathbf{A}_2 \mathbf{Y}_1)^{-1} \mathbf{Y}_2. \quad (5)$$

使用幂方案进一步对模型进行优化,减小矩阵 \mathbf{X} 奇异值衰减缓慢的影响。另定义 \mathbf{Z} 矩阵为

$$\tilde{\mathbf{Z}} = (\mathbf{Z} \mathbf{Z}^T)^q \mathbf{Z}, \quad (6)$$

式中: q 为幂方案参数,可以通过增加值来减小 \mathbf{L} 矩阵的误差。同时,为了获取对应的低秩矩阵,对矩阵进行正交三角分解(QR分解),其中 \mathbf{Q} 为正交矩阵, \mathbf{R} 为上三角矩阵,分解公式为

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_1 = \mathbf{Q}_1 \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{Y}_2 = \mathbf{Q}_2 \mathbf{R}_2 \end{cases}, \quad (7)$$

得到的低秩矩阵为

$$\mathbf{L} = \mathbf{Q}_1 \left[\mathbf{R}_1 (\mathbf{A}_2^T \mathbf{Y}_1)^{-1} \mathbf{R}_2^T \right]^{\frac{1}{2q+1}} \mathbf{Q}_2^T. \quad (8)$$

稀疏矩阵 \mathbf{S} 通过软阈值得到更新,即

$$\mathbf{S} = P_\Omega(\mathbf{X} - \mathbf{L}), \quad (9)$$

式中: $P_\Omega(\cdot)$ 表示元素集 Ω 对矩阵的采样投影; Ω 为 $|\mathbf{X} - \mathbf{L}|$ 的前 km 个最大元素的非零子集。

2.2 基于离散余弦变换方法的决策映射

离散余弦变换在图像处理和商业标准上得到广泛

应用^[18],例如图像去噪和 JPEG 静态图像编码标准^[19]都是基于离散余弦变换的。DCT 方法可以提高计算效率,且 DCT 系数主要是低频系数。对于二维图像 $f(a, b)$,其离散余弦变换定义为

$$\mathbf{F}(u, v) = c(u)c(v) \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{n-1} f(a, b) \times \cos\left[\frac{(a+0.5)\pi}{m}u\right] \cos\left[\frac{(b+0.5)\pi}{n}v\right], \quad (10)$$

式中: $\mathbf{F}(u, v)$ 为二维图像 $f(a, b)$ 的离散余弦变换系数; $u=0, 1, \dots, m-1; v=0, 1, \dots, n-1; m$ 和 n 分别为图像的长度和宽度。补偿系数 $c(u)$ 和 $c(v)$ 的定义为

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{m}}, & u=0 \\ \sqrt{\frac{2}{m}}, & u \neq 0 \end{cases}, \quad (11)$$

$$c(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{n}}, & v=0 \\ \sqrt{\frac{2}{n}}, & v \neq 0 \end{cases}. \quad (12)$$

在进行数字图像处理时,二维数据为方阵形式,由于实际应用中会出现非方阵数据的情况,故需要对非方阵数据进行补齐后再进行变换,即 $m=n$ 。 $f(a, b)$ 的逆离散余弦变换(IDCT)的定义为

$$f(a, b) = c(u)c(v) \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{n-1} \mathbf{F}(u, v) \times \cos\left[\frac{(a+0.5)\pi}{m}u\right] \cos\left[\frac{(b+0.5)\pi}{n}v\right]. \quad (13)$$

将低秩矩阵部分分解得到的低秩矩阵 \mathbf{L}_1 和 \mathbf{L}_2 分别分成 8×8 个块,计算每个块的 DCT 子块的拉普拉斯能量,将其作为该子块的拉普拉斯的逐项积的总和,其中对总和大的子块进行融合图像的决策映射,并对所有低秩矩阵子块进行计算,得到融合图像的决策映射图,对决策映射图进行验证,得到融合的 DCT 系数,最后进行逆变换得到低秩矩阵部分融合结果。获得拉普拉斯能量测量聚焦清晰度的计算表达式为

$$E = \sum_i \sum_j [\mathbf{F}_{\text{lap}}(i, j)]^2, \quad (14)$$

式中: $\mathbf{F}_{\text{lap}}(i, j)$ 为拉普拉斯能量值矩阵,其中 $i=1, 2, \dots, m/8$ 和 $j=1, 2, \dots, n/8$ 。 $\mathbf{F}_{\text{lap}}(i, j)$ 的计算公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{\text{lap}}(i, j) = & -f(i-1, j-1) - 4f(i-1, j) - \\ & f(i-1, j+1) - 4f(i, j-1) + 20f(i, j) - \\ & 4f(i, j+1) - f(i+1, j-1) - 4f(i+1, j) - \\ & f(i+1, j+1). \end{aligned} \quad (15)$$

式(14)中的 E 是 DCT 子块上元素的逐项积的总和,故可以重写为

$$E_D = \sum_i \sum_j [\mathbf{F}_{\text{lap}}^D(i, j)]^2 = \text{Tr}[\mathbf{F}_{\text{lap}}^D(i, j) \cdot \mathbf{F}_{\text{lap}}^D(i, j)^T], \quad (16)$$

式中: $\text{Tr}(\cdot)$ 是求矩阵的迹。由于 DCT 是酉变换,矩阵 \mathbf{g} 及其 DCT 表示矩阵 \mathbf{G} 的迹的计算公式为

$$\text{Tr}(\mathbf{g} \cdot \mathbf{g}^T) = \text{Tr}(\mathbf{G} \cdot \mathbf{G}^T). \quad (17)$$

则拉普拉斯能量在 DCT 子块逐项积的总和 E_D 的计算公式为

$$E_D = \text{Tr}[\mathbf{F}_{\text{lap}}^D(i, j) \cdot \mathbf{F}_{\text{lap}}^D(i, j)^T]. \quad (18)$$

得到聚焦度量值后,选择合适的聚焦块作为决策映射 $M(i, j)$:

$$M(i, j) = \begin{cases} +1, & E_D(\mathbf{L}_1) < E_D(\mathbf{L}_2) \\ -1, & E_D(\mathbf{L}_1) > E_D(\mathbf{L}_2) \end{cases}. \quad (19)$$

通过上述决策映射图的生成,构建出输出图像。

3 融合策略与方法

对所提多聚焦图像融合算法的融合具体步骤进行细致梳理,融合方法流程如图 1 所示。1) 采用低秩稀疏矩阵分解方法将多聚焦源图像分解,得到低秩和稀疏两个矩阵部分;2) 对低秩矩阵采用 DCT 方法的融合策略进行处理,并对融合决策图采用重复一致性验证方法进行验证,得到最终融合决策图,通过对融合的 DCT 系数进行逆变换重构得到低秩矩阵融合结果;3) 利用形态学滤波获取稀疏矩阵,增强聚焦区域的显著信息,进而通过融合规则得到稀疏矩阵融合结果;4) 对步骤 2) 和步骤 3) 的融合结果进行加权重构,得到最终融合的图像。

3.1 低秩矩阵融合决策图

为了提高输出的图像质量,减小分块选择不当造成的误差,在图像处理中采用一致性验证作为低秩矩阵图像融合的最后一步。尽管一致性验证过程在大多数情况下改善了决策映射,但是对融合结果存在限制,这种限制会对输出融合图像造成阻塞效应。为了消除这一缺陷并创建一个增强的决策图,设计重复一致性验证过程。该方法通过增加大小为 $T \times T$ 的平均掩码来获得平滑的决策图,决策图推导过程为

$$M^{\rho+1}(i, j) = \frac{1}{T \times T} \sum_{h=-t}^{+t} \sum_{l=-t}^{+t} M^{\rho}(i+h, j+l), \quad (20)$$

式中: $M(i, j)$ 为 2.2 节得到的决策映射图; T 为平均掩码的大小; t 为平均掩码中心到边界的大小; h 和 l 分别为平均掩码中心到决策图像素点对应的行和列的距离; ρ 为连续平均次数。由于应用平均掩码的输出是多值的,因此需要使用阈值化过程来生成所需的二进制决策映射。

阈值为 ± 0.2 的阈值化为

$$M^{\rho+1}(i, j) = \begin{cases} +1, & M^{\rho}(i, j) > +0.2 \\ -1, & M^{\rho}(i, j) < -0.2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (21)$$

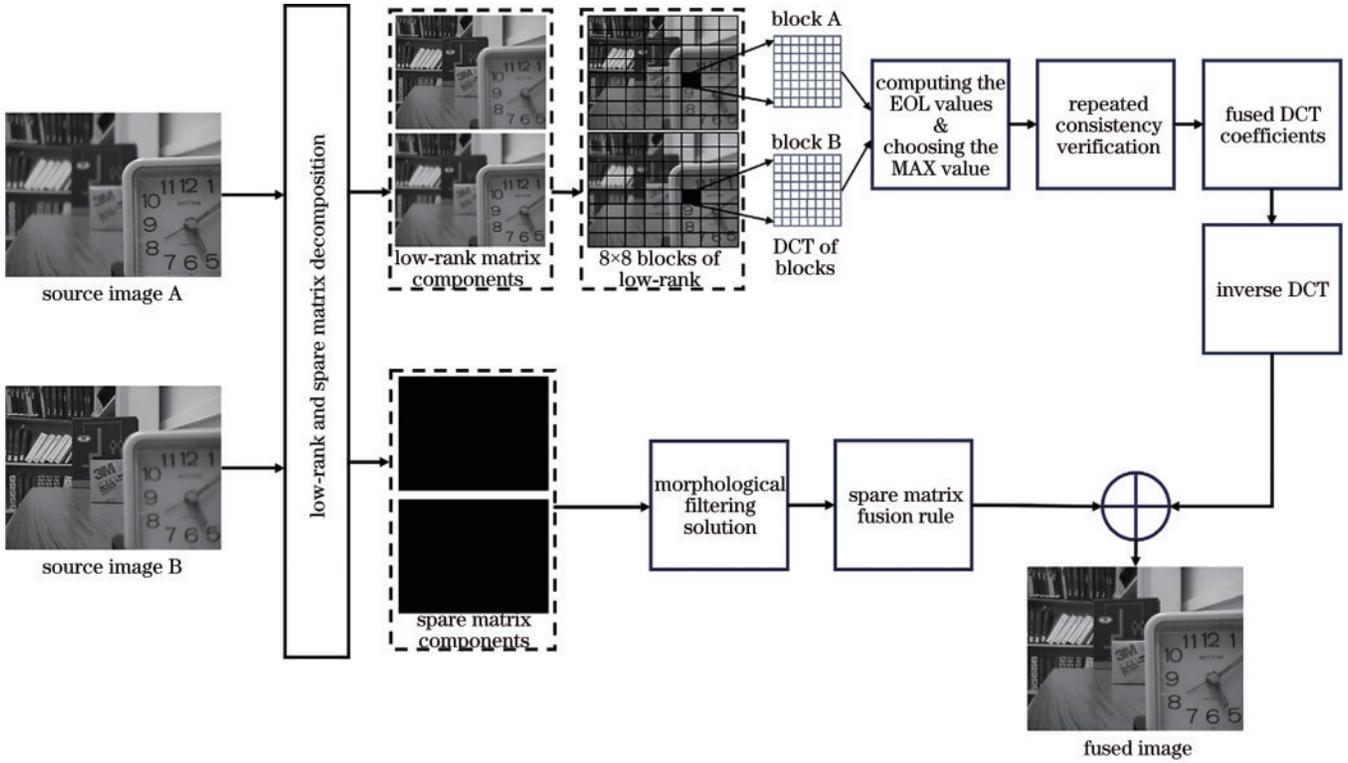


图 1 融合方法流程

Fig. 1 Flowchart of the fusion method

阈值为 ±0.1 的阈值化为

$$M^{p+1}(i, j) = \begin{cases} +1 & M^p(i, j) > +0.1 \\ -1, & M^p(i, j) < -0.1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

通过使用 7×7 和 5×5 的平均掩码进行两阶段连续平均, 阈值为零死区, 阈值分别为 ±0.2 和 ±0.1。最后经过 3×3 的平均掩码进行平均后应用值为 ±0.2 的阈值, 得出最佳的决策图。具体的重复一致性验证决策图推导算法如图 2 所示。

通过最终融合决策图得到的低秩矩阵融合结果 F_L 为

- 1) Input: design map $M(i, j)$, averaging mask T_1 of 7×7 , T_2 of 5×5 , and T_3 of 3×3 , times of averaging mask P
- 2) Output: final design map $W(i, j)$
- 3) Initialize: $p=0$
- 4) Repeated update $M(i, j)$ until $p=P$
 - a) $p=p+1, d=p$
 - b) Update $M^{p+1}(i, j)$ by solving Eq. (20) using averaging mask T_p
 - c) While $d=P$, break
 - (1) If d is odd, update $M^{p+1}(i, j)$ by sloving Eq. (21)
 - (2) else by sloving Eq. (22)
 - (3) $M(i, j)=M^{p+1}(i, j)$
 - (4) end
 - d) $W(i, j)=M(i, j)$
 - e) If $p < P$, repeat step 4)
- 5) $W(i, j)$

图 2 重复一致性验证决策图推导算法

Fig. 2 Repeated consistency verification method for decision graph derivation

$$F_L = \begin{cases} L_1, & W(i, j) > +0.2 \\ L_2, & W(i, j) < -0.2 \\ \{[1 + W(i, j)]L_1 + [1 - W(i, j)]L_2\} / 2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

3.2 稀疏矩阵融合策略

由于低秩稀疏矩阵分解所提取的稀疏矩阵在聚焦区域包含的局部信息特征的轮廓特征不明显, 轮廓边缘灰度变化不强烈, 对比度不强; 同时稀疏矩阵含有分解之后的噪声信息, 对特征信息有一定的干扰。因此在融合策略的选择上不仅需要考虑改善轮廓边缘灰度的变化, 还需要过滤存在的噪声信息, 进而增强图像特征和提升图像对比度, 故本文选择使用基于形态学滤波的加权平均策略。 S_1 和 S_2 分别为两个源图像经低秩稀疏矩阵分解得到的两个稀疏矩阵, 利用结构元素 $B(x, y)$ 分别对稀疏矩阵进行基本形态学的扩张和腐蚀, 从而进一步提取两个稀疏矩阵的显著信息。稀疏矩阵的加权平均策略为

$$S_f = w_1 S + w_2 S, \quad (24)$$

式中: S_f 为稀疏矩阵部分融合结果; w_1 和 w_2 分别为两个稀疏矩阵的权重值。为了增强轮廓结构信息和提高整体融合质量, 选取 $w_1 = 0.5, w_2 = 0.5$ 。形态滤波的计算公式为

$$\begin{cases} S_f \bullet B(x, y) = S_f \oplus B(x, y) \ominus B(x, y) \\ S_f \circ B(x, y) = S_f \ominus B(x, y) \oplus B(x, y) \end{cases} \quad (25)$$

式中： $S \circ B$ 和 $S \cdot B$ 为基本形态学开运算和闭运算。通过原始稀疏矩阵与 $S \circ B$ 和 $S \cdot B$ 之间的差异，提取亮特征 T_O 和暗特征 T_B ，表达式为

$$\begin{cases} T_O = S_f - S_f \circ B(x, y) \\ T_B = S_f \cdot B(x, y) - S_f \end{cases} \quad (26)$$

稀疏矩阵的融合公式为

$$F_s = S_f + W_1 T_O - W_2 T_B, \quad (27)$$

式中： F_s 为稀疏矩阵部分融合结果； W_1 和 W_2 为稀疏矩阵融合的权重系数，一般情况下， $W_1 = 1$ ， W_2 更大时，融合后的图像对比度更大。

3.3 图像重构

对低秩矩阵和稀疏矩阵的融合结果进行加权重构，最终的图像融合策略为

$$F = W_L F_L + W_S F_s, \quad (28)$$

式中： F 为最终的融合结果； W_L 和 W_S 分别为低秩融合和稀疏融合的权重值，为了进一步提升融合质量，增加融合图像对比度，选取 $W_L = W_S = 1$ 。

4 分析与讨论

4.1 实验参数设置

采用两个公共多聚焦图像融合数据集^[20-21]来验证所提算法的优越性，如图 3 所示。实验在同一台配置

有 Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU(2.50 GHz)，8 GB RAM，软件环境为 Matlab R2021b，Windows10 64 位操作系统的计算机上进行。

为了进一步验证所提算法的优势，选取了其他 5 组算法进行对比实验。5 组算法包括：卷积神经网络 (CNN) 方法^[22]，该方法通过 CNN 学习源图像和焦点图之间的映射，生成活动水平测量和融合规则；卷积稀疏表示 (CSR) 方法^[23]，该方法将基于卷积稀疏表示的分解模型引入图像融合，用来克服稀疏表示存在的细节保存能力差和误配准的敏感度高的缺点；DCT_Var 方法^[24]，该方法用 DCT 域融合方法代替空间域方法，利用拉普拉斯方差直接在 DCT 域进行聚焦度量和图像融合；潜在低秩表示 (LatLRR) 方法^[11]，该方法利用潜在低秩表示方法分解源图像，并对分解得到的低秩和显著部分通过加权平均策略进行融合；拉普拉斯重分解 (LRD) 方法^[12]，该方法利用图像增强的拉普拉斯决策图分解方案对源图像进行分解和重构，减少融合结果中的失真、模糊和噪声等问题。从选用的数据集融合结果中随机抽取 4 组进行主客观评价对比，如图 4 和表 1 所示，其中每组图分别为远焦图像、近焦图像、CNN 方法、CSR 方法、DCT_Var 方法、LatLRR 方法、LRD 方法及所提方法的融合图像，同时展示位于图像左下方的局部放大图。



图 3 数据集图像

Fig. 3 Images of the dataset

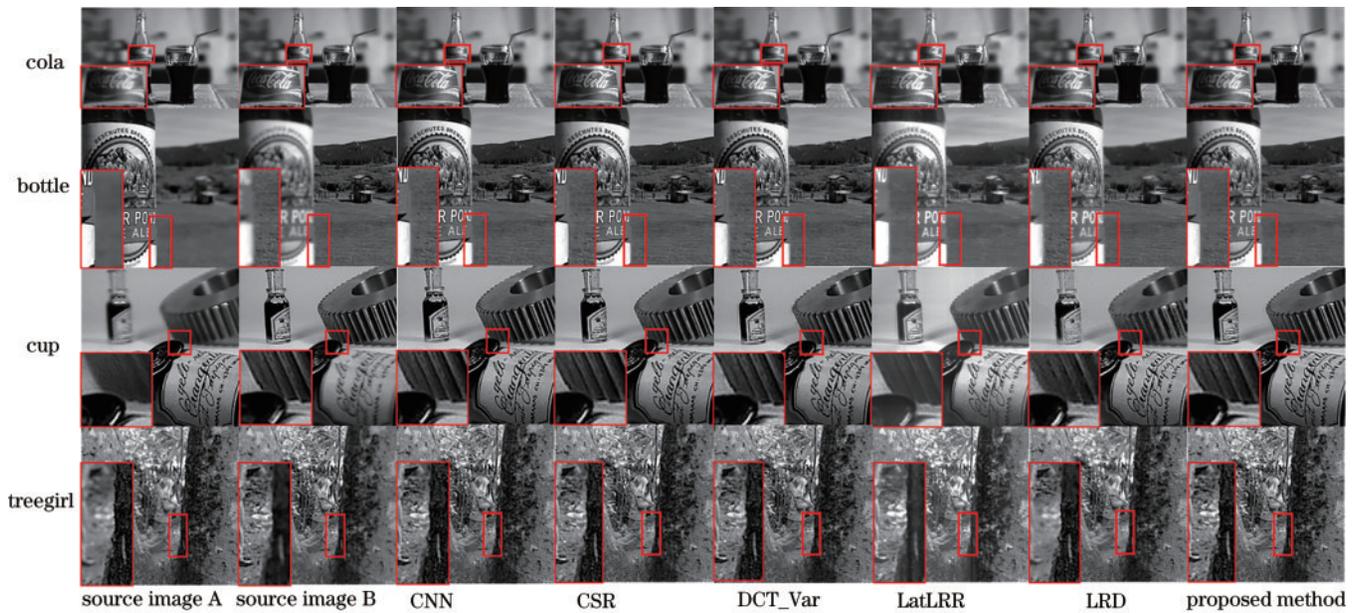


图 4 不同方法的图像融合结果

Fig. 4 Fusion results of different methods

表 1 图像融合评价结果

Table 1 Results of objective evaluation of image fusion

Image	Parameter	CNN	CSR	DCT_Var	LatLRR	LRD	Proposed method
cola	Q_{abf}	0.6443	0.6374	0.6395	0.5495	0.4931	0.6352
	PSNR	77.8787	78.0031	77.8605	74.8951	78.5752	79.664
	CC	0.9909	0.9911	0.9908	0.9883	0.9920	0.9938
	SSIM	0.9429	0.9417	0.9413	0.9178	0.9358	0.9461
bottle	Q_{abf}	0.5863	0.6373	0.5812	0.4285	0.4285	0.6955
	PSNR	69.9310	69.9004	69.8437	69.5199	69.5199	71.9451
	CC	0.9417	0.9414	0.9400	0.9552	0.9552	0.9607
	SSIM	0.7310	0.7306	0.7272	0.7339	0.7227	0.7539
treegirl	Q_{abf}	0.6005	0.6322	0.5926	0.5342	0.5907	0.6924
	PSNR	72.6898	72.6423	72.5595	70.4074	72.4434	72.7408
	CC	0.9565	0.9561	0.9555	0.9564	0.9509	0.9590
	SSIM	0.8119	0.8114	0.8102	0.8203	0.8083	0.8150
cup	Q_{abf}	0.6402	0.6316	0.6262	0.5028	0.5147	0.5894
	PSNR	69.8959	69.9548	69.8009	66.7093	69.5999	70.9196
	CC	0.9548	0.9552	0.9535	0.9551	0.9505	0.9638
	SSIM	0.7236	0.7243	0.7164	0.7435	0.7230	0.7612

4.2 主观评价

从图 4 可以看出:cola 中,DCT_Var 的融合结果中瓶身边缘出现大量毛刺,瓶身有模糊区域,LatLRR 的融合结果中整体模糊度高,且亮度偏高,LRD 只保留了右侧的清晰聚焦信息,CNN、CSR 及所提方法的整体融合结果清晰,保留了源图像中不同物体的聚焦信息;bottle 中,DCT_Var 的融合结果中存在白色亮点区域,LatLRR 和 LRD 的融合结果整体模糊度高,且 LatLRR 的融合结果存在高亮度,CNN 和 CSR 方法对聚散焦边缘的聚焦程度差,即存在模糊,所提方法不仅高度保留了源图像的聚焦信息,而且在聚散焦边缘也

很好地保留了聚焦信息;cup 中,DCT_Var 和 LRD 的融合结果中存在不同程度的毛刺和模糊,LatLRR 的融合结果中瓶身的轮廓保留较好,但存在整体高亮度的模糊情况,CNN 和 CSR 的融合结果较好,但从局部放大区域可以看出,对聚散焦边缘区域未能保留更多的聚焦信息,所提方法对聚散焦区域以及整体的融合质量都与源图像保持一致;treegirl 中,LatLRR 和 LRD 的融合结果中在女孩和树存在毛刺、模糊及亮度变化等情况,DCT_Var、CNN 和 CSR 的融合结果都存在女孩和树之间的清晰度较低的情况,处于散焦状态,所提方法的融合图像清晰度高,未出现毛刺、模糊,且聚散

焦边缘处的聚焦状态良好。故所提方法的融合性能更具有优越性。

4.3 客观评价

主观视觉评价具有一定的限制,为了客观有效地验证各个方法的性能,采用4个图像融合评价指标进行客观评价。客观评价指标分别为:边缘信息保持度(Q_{abf})^[25]、峰值信噪比(PSNR)^[26]、结构相似性(SSIM)^[27]及相关系数(CC)^[28]。利用这些评价指标对源图像与融合图像的边缘信息数量和保留程度、视觉效果、光谱特征的相似性及相似程度进行评价。

通过主观视觉评价证明了所提算法的优越性后,为了更进一步说明所提算法的优势,采用其他融合算法和客观评价指标进行客观评价。所采用的4个指标均需要源图像作为参考图像,而且指标结果越大,说明方法的融合性能越优秀。随机抽取4组图像对所提算法和其他几种算法的融合结果进行客观评价,得出的客观评价指标结果如表1所示,其中每个指标的最优值用加粗标识。

通过表1的评价指标结果可以看出,所提算法的关键评价指标PSNR和CC均高于其他几种算法,其中 Q_{abf} 和SSIM指标在3组图像中为最佳值,且所提算法在4个客观评价指标中有3个及以上的客观评价指标取得了最佳结果。在4组评价指标的最佳结果中,所提算法相较于其他算法,PSNR评价指标的最佳结果最大提高6.3%、 Q_{abf} 评价指标最大提高62.3%、SSIM评价指标最大提高2.2%、CC评价指标最大提高6.3%。这充分说明所提基于低秩稀疏矩阵分解和离散余弦变换的融合算法在对源图像进行有效的图像融合时,得到的结果具有更多的图像信息、更高的融合图像质量及更丰富的纹理信息。故所提算法具有更大的优势。

从主观评价和客观评价相结合可以看出,所提算法提高了对源图像聚焦信息的提取能力,对伪影和块效应有着很好的抑制效果,有效增强了聚焦边缘的细节,使融合图像具有丰富的聚焦信息和优秀的清晰度。

5 结 论

多聚焦图像融合能将源图像特征明显和聚焦区域显著的目标信息整合起来,得到细节信息丰富和清晰度更高的融合图像。利用低秩稀疏矩阵分解得到低秩矩阵和稀疏矩阵,针对各部分的特点设计不同的融合策略。其中低秩矩阵部分含有更多的细节信息和对比度,设计离散余弦变换方法进行聚焦信息融合;而在噪声信息较多和轮廓边缘不强烈的稀疏矩阵部分,设计形态学滤波策略,增加图像整体的对比度和增强显著信息。4组多聚焦灰度图像的主客观实验数据表明,所提算法能够使融合图像保留源图像的聚焦信息和清晰度的同时,在减少伪影和块效应等方面具有优势,体现了所提算法在图像融合性能方面的有效性。另外,

随着深度学习受到越来越多研究者的关注,许多基于深度学习模型的多聚焦方法被提出,但单一模型的融合性能有限,因此将在下一步的工作中探究基于分布式的深度学习模型,以进一步提升多聚焦图像融合性能。

参 考 文 献

- [1] Pohl C, van Genderen J L. Review article multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- [2] 贾仁庆,殷高方,赵南京,等.浮游藻类细胞显微多聚焦图像融合方法[J].光学学报,2023,43(12):1210001. Jia R Q, Yin G F, Zhao N J, et al. Multi-focus image fusion method for microscopic algal images[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(12): 1210001.
- [3] Zhang X C. Deep learning-based multi-focus image fusion: a survey and a comparative study[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(9): 4819-4838.
- [4] 左一帆,方玉明,马柯德.深度学习时代图像融合技术进展[J].中国图象图形学报,2023,28(1):102-117. Zuo Y F, Fang Y M, Ma K D. Progress of image fusion technology in the era of deep learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(1): 102-117.
- [5] 戚余斌,郁梅,姜浩,等.基于张量分解和卷积稀疏表示的多曝光图像融合[J].光电工程,2019,46(1):4-16. Qi Y B, Yu M, Jiang H, et al. Multi-exposure image fusion based on tensor decomposition and convolution sparse representation[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(1): 4-16.
- [6] Gao G R, Xu L P, Feng D Z. Multi-focus image fusion based on non-subsampled shearlet transform[J]. IET Image Processing, 2013, 7(6): 633-639.
- [7] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [8] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [9] Zhan L C, Zhuang Y, Huang L D. Infrared and visible images fusion method based on discrete wavelet transform[J]. Journal of Computers, 2017, 28(2): 57-71.
- [10] Wan T, Zhu C C, Qin Z C. Multifocus image fusion based on robust principal component analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(9): 1001-1008.
- [11] Li H, Wu X J. Infrared and visible image fusion using Latent Low-Rank Representation[EB/OL]. (2018-04-24) [2023-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1804.08992>.
- [12] Li X X, Guo X P, Han P F, et al. Laplacian redecomposition for multimodal medical image fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6880-6890.
- [13] Li L L, Lü M, Jia Z H, et al. Sparse representation-based multi-focus image fusion method via local energy in shearlet domain[J]. Sensors, 2023, 23(6): 2888.

- [14] 翟浩, 庄毅. 利用拉普拉斯能量和 CNN 的多聚焦图像融合方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(5): 137-147.
Zhai H, Zhuang Y. Multi-focus image fusion method using energy of Laplacian and convolutional neural network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2020, 52(5): 137-147.
- [15] Tang J S. A contrast based image fusion technique in the DCT domain[J]. Digital Signal Processing, 2004, 14(3): 218-226.
- [16] 王沐楠, 陈建宇, 商夕平. 基于改进 PCNN 和 DCT 的两尺度图像融合算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(8): 1216-1228.
Wang M N, Chen J Y, Shang X P. Two-scale image fusion algorithm based on improved PCNN and DCT[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(8): 1216-1228.
- [17] Abdollahzadeh M, Malekzadeh T, Seyedarabi H. Multi-focus image fusion for visual sensor networks[C]//2016 24th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), May 10-12, 2016, Shiraz, Iran. New York: IEEE Press, 2016: 1673-1677.
- [18] Cao L, Jin L X, Tao H J, et al. Multi-focus image fusion based on spatial frequency in discrete cosine transform domain[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(2): 220-224.
- [19] Wallace G K. The JPEG still picture compression standard[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1992, 38(1): xviii-xxxiv.
- [20] 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.
- [21] Nejati M, Samavi S, Shirani S. Multi-focus image fusion using dictionary-based sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 25: 72-84.
- [22] Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(3): 1850018.
- [23] Liu Y, Chen X, Ward R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [24] 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.
- [25] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36 (4): 308-309.
- [26] Pushparaj J, Hegde A V. Evaluation of pan-sharpening methods for spatial and spectral quality[J]. Applied Geomatics, 2017, 9(1): 1-12.
- [27] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [28] 秦怡, 满天龙, 万玉红, 等. 光学图像压缩加密技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0400001.
Qin Y, Man T L, Wan Y H, et al. Advances in optical image compression and encryption methods[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 0400001.