

基于 NSST 的改进最大最小滤波与 DCT-LSF 的多聚焦图像融合*

贺腾飞¹ 贺利乐¹ 高党国²

(1.西安建筑科技大学机电工程学院 西安 710055; 2.陕西省机械研究院 咸阳 712200)

摘要: 针对图像采集传感器的景深有限,导致采集图像的局部区域产生的失焦现象,本文提出了一种新的多聚焦图像融合算法。在 NSST 的框架下,对低频子带分解系数采用基于离散余弦变换(DCT)和局部空间频率(LSF)的融合规则;对高频子带分解系数则采用基于最大最小滤波结合平均滤波、中值滤波(MMAM)的融合规则;然后进行 INSST 重构获得融合图像。实验结果表明,与经典图像融合算法相比较,本文算法能有效融合图像的高低频子带信息,并在主客观评价方面都达到了较好的效果。

关键词: 多聚焦;NSST;最大最小滤波;DCT;局部空间频率

中图分类号: TP3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Multi-focus image fusion based on improved maximum and minimum filter and DCT-LSF

He Tengfei¹ He Lile¹ Gao Dangguo²(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architectural Science and Technology, Xi'an 710055, China;
2. Shaanxi Provincial Machinery Research Institute, Xianyang 712200, China)

Abstract: In view of the limited depth of field of the image acquisition sensor, which leads to the out-of-focus phenomenon in the local area of the acquired image, this paper proposes a new multi-focus image fusion algorithm. Under the framework of NSST, the fusion rules based on discrete cosine transform (DCT) and local spatial frequency (LSF) are used for the low-frequency sub-band decomposition coefficients, and the fusion rules based on the maximum and minimum filtering combined with average filtering and median filtering (MMAM) are used for the high-frequency sub-band decomposition coefficients; and then perform INSST reconstruction to obtain fused images. The experimental results show that, compared with the classical image fusion algorithm, the proposed algorithm can effectively fuse the high and low frequency sub-band information of the image, and achieves better results in both subjective and objective evaluation.

Keywords: multi-focus;NSST;maximum and minimum filtering;DCT;local spatial frequency

0 引言

作为图像处理领域的一个组成部分,图像融合是将多个传感器所提取到的图像,按要求合成为一幅图像,使其能够清晰、完整的呈现所有的目标信息。多聚焦图像融合作为图像融合的一个分支,一直都是该领域的研究重点。多聚焦图像融合是将同一角度下,在不同焦点处采集到的若干张图像,按需要将其融合成一幅在全视野内信息完整且内容清晰的图像。

作为多聚焦图像融合领域最常用的图像融合方法,多尺度变换可分为小波变换算法^[1]、拉普拉斯金字塔融合算法^[2]、离散余弦变换^[3]、非下采样轮廓波变化^[4]和非下采样剪切波变换^[5]等。以上算法或具有冗余性,计算过于复杂,实用性不强;或是不具备平移不变性,产生伪吉布斯现象,引起图像失真;或是不能充分获得图像方向性信息,融合效果无法展示图像细节信息。

因此,众多学者针对以上算法在图像融合过程中表现出来的问题提出了各自的改进方案。文献[6]提出了在非

收稿日期:2022-05-08

* 基金项目:科技创新基地—科技资源开放共享平台(S2020-ZC-PT-0030)项目资助

下采样轮廓波 (non-subsampled contourlet transform, NSCT) 域内采用改进的区域能量加权平均融合规则对低频子带进行处理, 但该算法获得的融合图像在对比度等细节信息表现上存在不足^[6]。文献[7]采用了改进的拉普拉斯能量和对通过快速非下采样剪切波变换分解得到的低频系数进行融合, 但改进拉普拉斯能量和在图像的边缘和细节等重要特征的保留上效果较弱^[7]。文献[8]采用基于一种清晰度度量标准来融合低频子带, 实验证明该方法对融合图像的对比度和质量均有一定的提升, 但存在低频信息无法完整提取的缺陷^[8]。文献[9]提出了基于非下采样剪切波 (non-subsampled shearlet transform, NSST) 和稀疏表示 (sparse representation, SR) 的融合算法, 该方法提高了融合结果的整体亮度, 但是对于图像边缘细节信息的呈现尚有不足^[9]。文献[10]提出了基于 NSST 耦合导向法则的图像融合算法, 但实验证明该算法获得的结果仍存在噪声和振铃现象^[10]。

对于上述问题的出现, 本文提出了在非下采样剪切波变换域下, 对于低频子带系数采用离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 与局部空间频率 (local spatial frequency, LSF) 相结合的融合策略, DCT 可根据低频子带频率能量将图像信息集中为关键特征, LSF 则可有效的提取最优图像特征; 对于细节子带系数则采用基于最大最小滤波、平均滤波和中值滤波 (max-min filter, average and median filter, MMAM) 的融合规则, MMAM 计算复杂度低, 可在计算过程中去除不同区域产生的伪影和图像块, 能更有效融合图像; 然后经剪切波逆变换得到融合后的图像, 实验及评估结果表明, 本文算法与经典方法相比, 该算法获得的融合图像细节纹理更加清晰、整体更加自然明亮。

1 相关算法

1.1 非下采样剪切波变换基本理论

剪切波变换是在小波理论的基础上, 通过仿射系统理论将几何和多分辨分析结合而成的产物。该理论具有方向选择性好的特点, 当维数 $n=2$ 时, 其仿射系统如式(1):

$$M_{AB}(\varphi) = \left\{ \varphi_{j,l,k}(x) = |\det A|^{j/2} \varphi(\mathbf{B}^j \mathbf{A}^l x - k); \right. \\ \left. j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2 \right\} \quad (1)$$

式中: 基函数 $\varphi_{j,l,k}(x)$, 矩阵 \mathbf{A}^j , 矩阵 \mathbf{B}^l 均为二维可逆矩阵, $|\det A| = 1$, 若对于任意的 $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 当 $M_{AB}(\varphi)$ 构成一个紧支撑框架时, 即式(1)中 $\varphi_{j,l,k}$ 为合成小波。在剪切波中, 一般取矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$, 矩阵 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

则式(1)可表示为:

$$\{\varphi_{a,\dots,t}(x) = a^{-\frac{3}{4}} \varphi(\mathbf{A}_a^{-1} \mathbf{B}_s^{-1} x - t), a \in \mathbb{R}^+, t \in \mathbb{R}^2\} \quad (2)$$

其中, $\varphi_{a,\dots,t}(x)$ 为剪切波。可以看出剪切波能在位置、

尺度和方向上构造紧框架。充分表明了其具有多分辨分析的特点。

NSST 是由多尺度分解和方向局部化组成^[11]。多尺度分解是由非下采样金字塔滤波器组 (non-subsampled pyramid, NSP) 完成, 图像经过 N 级非下采样金字塔滤波器 NSP 分解为一个低频子带和 N 个尺度不同的细节子带^[12]。方向局部化是由剪切滤波器 (shearing filter, SF) 实现, 剪切滤波器在每一层对非下采样金字塔滤波器产生的高频子带图像进行多方向分解。如图 1 所示为 3 级 NSST 分解过程。

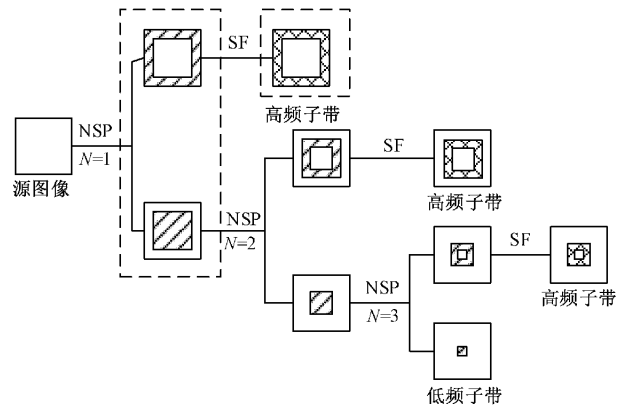


图 1 NSST 三级分解示意图

1.2 离散余弦变换

作为一种具有数据的独立相关性较强的线性正交变换, 离散余弦变换可将图像的能量集中于离散余弦变换域中的几个低频分量中。令 $f(x, y)$ 表示尺寸为 $M \times N$ 的图像, 那么该图像离散余弦变换可用下式定义:

$$F(u, v) = \frac{2}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left[f(x, y) C(u) C(v) \times \cos \frac{(2x-1)u\pi}{2M} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (3)$$

图像的离散余弦逆变换可用下式表示:

$$C(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$C(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & v \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$f(x, y) = \frac{2}{\sqrt{M \times N}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \left[F(u, v) C(u) C(v) \times \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2M} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (6)$$

式中: $F(u, v)$ 为 $f(x, y)$ 的离散余弦变换, $C(u)$ 、 $C(v)$ 分别表示补偿系数。

2 多聚焦图像融合原理

将源图像 A, B 进行非下采样剪切波变换分解, 可得低频分量 $L_n^A(x, y)$ 和 $L_n^B(x, y)$, 细节分量 $H_{l,k}^A(x, y)$ 和 $H_{l,k}^B(x, y)$ (k 为方向级数, l 为层数), 此处 $k=3, l=3$ 。在非下采样剪切波算法的框架下, 针对高低频子带系数涵盖不同图像信息的特点, 采用相对应的融合规则分别对其进行融合。文中算法简要流程如图 2 所示, 算法主要步骤为:

1) 运用 NSST 对待融合图像进行分解, 获得源图像的高低频子带分量, 设置 NSST 分解层数为 3。

2) 对低频子带分量采用 DCT 域内的 LSF 的融合策

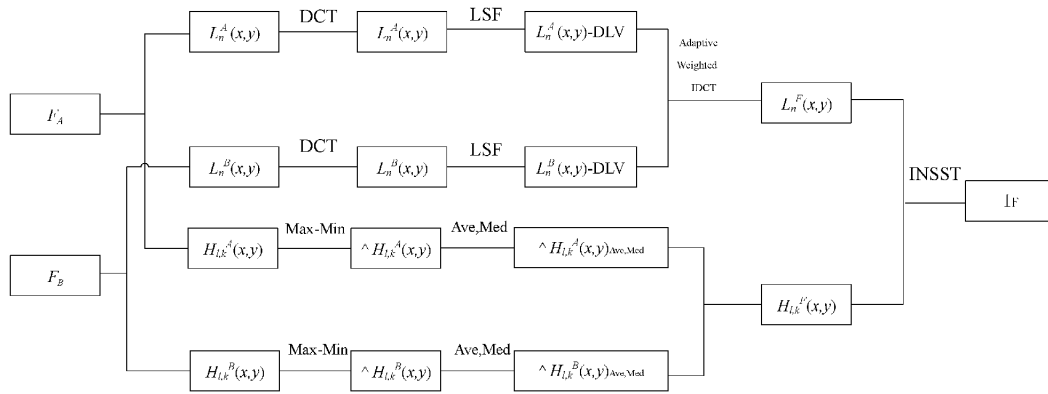


图 2 本文算法流程

2.1 低频子带融合规则

由于低频子带主要包含源图像的能量信息以及部分细节信息, 所以图像融合后想要最大程度地保留待融合图像的基本信息, 其主要的方式就是采取合适的融合规则处理图像的低频系数。采用加权平均法会导致图像偏暗, 融合图像略显模糊; 采用绝对值取大法会导致图像低亮度区域的细节产生弱化; 标准差选择法对噪声抵御较低。本文提出了基于离散余弦变换与局部空间频率的低频分量融合策略。

离散余弦变换能够根据频率能量将低频子带图像信息集中作为关键特征; 局部空间频率可有效选择和提取最优图像特征信息, 具有较强的局部细节的呈现能力, 一般由局部行频率 (local row frequency, LRF) 和局部列频率 (local column frequency, LCF) 定义。首先对 NSST 的低频子带系数进行 DCT 变换, 获得离散余弦变换的区域特征; 然后计算 DCT 系数的局部空间频率的特征矩阵, 计算 DCT 系数局部空间频率的公式如下:

$$LRF = \sqrt{\frac{1}{\omega^2} \sum_{i=1}^{\omega} \sum_{j=2}^{\omega} [DCT(i, j) - DCT(i, j-1)]^2} \quad (7)$$

$$LCF = \sqrt{\frac{1}{\omega^2} \sum_{i=2}^{\omega} \sum_{j=1}^{\omega} [DCT(i, j) - DCT(i-1, j)]^2} \quad (8)$$

略。首先对低频子带图像进行 DCT 变换, 由于低频子带图像的主要特征主要集中于 DCT 域内的一部分系数上, 因此通过计算 DCT 域内各低频子带系数的 LSF 值, 可增强 DCT 域低频子带的局部特征。

3) 对高频子带图像采用最大最小滤波结合平均滤波和中值滤波 (MMAM) 的融合策略。第一步对高频子带系数进行极大极小值滤波, 其次为了抑制在进行极大极小值滤波时产生的阻塞伪影, 对获得的最大最小值滤波系数采用平均滤波处理, 最后为了去除产生的孤立点, 对平均滤波系数进行中值滤波处理。

4) 经 NSST 逆变换获得融合图像。然后依次与下一副单焦面图像进行融合, 直至获得全视野清晰的图像。

$$LSF = \sqrt{LRF^2 + LCF^2} \quad (9)$$

式中: ω 表示局部空间频率窗口大小, $DCT(i, j)$ 表示坐标为 (i, j) 处的离散余弦变换系数, LRF 和 LCF 表示 (i, j) 处的局部行频率和局部列频率。

计算局部空间频率的图像区域相似匹配度, 相似度定义如下:

$$S_{A,B}(i, j) = \frac{2 \cdot LSF_{A-ij}(i, j) \cdot LSF_{B-ij}(i, j)}{LSF_{A-ij}(i, j)^2 + LSF_{B-ij}(i, j)^2} \quad (10)$$

本文将离散余弦变换的低频系数融合规则设置如下:

当 $S_{A,B}(i, j) < \text{阈值 } T$, 则有:

$$FC_{ij} = \begin{cases} CA - ij, LSF_{A-ij} > LSF_{B-ij} \\ CB - ij, LSF_{A-ij} \leq LSF_{B-ij} \end{cases} \quad (11)$$

当 $S_{A,B}(i, j) \geq \text{阈值 } T$ 时, 则有:

$$FC_{ij} = \omega(i, j) \cdot C_{A-ij}(i, j) + (1 - \omega(i, j)) \cdot C_{B-ij}(i, j) \quad (12)$$

式中: $\omega(i, j)$ 可由下式表示:

$$\omega(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cdot \left[\frac{1 - S_{A,B}(i, j)}{1 - T} \right], LSF_A(i, j) > LSF_B(i, j) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cdot \left[\frac{1 - S_{A,B}(i, j)}{1 - T} \right], LSF_A(i, j) \leq LSF_B(i, j) \end{cases} \quad (13)$$

式中: (i, j) 表示 DCT 系数的位置, FC_{ij} 表示 DCT 融合系数; 这里 A, B 分别表示待融合图像 A, B 的低频子带图像;

$C_{A-ij}(i, j)$ 和 $C_{B-ij}(i, j)$ 分别表示 A 和 B 的 DCT 系数; $\omega(i, j)$ 表示融合权值, $S_{A, B}(i, j)$ 表示 A 和 B 像素的相似度, 其值越大 A 和 B 相似度越高; 在本文中阈值 $T=0.85$ 。

2.2 高频子带融合系数

高频子带系数主要包括图像的纹理、轮廓等特征信息。为了更好的提取棉纤维图像的边缘和纹理信息, 本文提出了一种基于最大最小滤波的清晰度融合策略, 其描述如下:

1) 基于 MMAM 的清晰度算子

本文提出了一种基于 MMAM 的新的清晰度度量方法, 作为高频子带的清晰度度量标准。该算法是利用最大最小滤波器, 并结合平均滤波器和中值滤波器来评价高频子带系数的对焦程度。最大最小值滤波公式定义如下:

$$\hat{I}(i, j) = \max_{(m, n) \in \Omega} (I(m, n)) - \min_{(m, n) \in \Omega} (I(m, n)) \quad (14)$$

式中: Ω 为以高频子带 I 中任意像素为中心的方框, Ω 大小为 3×3 , $I(m, n)$ 为 Ω 中的像素位置。

由上式得到最大最小值滤波系数 $\hat{I}(i, j)$, 然后利用平均滤波对 $\hat{I}(i, j)$ 进行滤波:

$$\hat{I}_{Ave}(i, j) \stackrel{def}{=} Average(\hat{I}(i, j), \mathbf{M}_1) \quad (15)$$

式中: $Average()$ 表示平均滤波函数, $\hat{I}_{Ave}(i, j)$ 为平均过滤系数, \mathbf{M}_1 为平均滤波的窗口大小, 本文中 \mathbf{M}_1 为 11×11 。然后, 利用中值滤波对平均过滤系数 $\hat{I}_{Ave}(i, j)$ 进行处理。

$$\hat{I}_{Ave, Med}(i, j) \stackrel{def}{=} Median(\hat{I}_{Ave}(i, j), \mathbf{M}_2) \quad (16)$$

式中: $\hat{I}_{Ave, Med}(i, j)$ 为 MMAM 值, $Median()$ 为中值滤波函数, \mathbf{M}_2 为中值滤波窗口, 大小为 15×15 。

2) 高频系数融合策略

设 $H_{i, k}^F(x, y)$ 表示高频分量的融合系数, 其值通过比较高频率带的 MMAM 清晰度算子获得, 分别记作 $\hat{I}_{Ave, Med(i, j)A}$ 和 $\hat{I}_{Ave, Med(i, j)B}$, 由下式求得:

$$H_{i, k}^F(x, y) = \begin{cases} \hat{I}_{Ave, Med(i, j)A}, & |\hat{I}_{Ave, Med(i, j)A}| \geq |\hat{I}_{Ave, Med(i, j)B}| \\ \hat{I}_{Ave, Med(i, j)B}, & |\hat{I}_{Ave, Med(i, j)B}| > |\hat{I}_{Ave, Med(i, j)A}| \end{cases} \quad (17)$$

3 图像融合实验结果与分析

为验证本文算法的良好性能, 实验选取了 5 对已配准且尺寸大小为 512×512 源图像, 源图像如图 3 所示。本文采用了基于拉普拉斯金字塔的融合算法 (laplacian pyramid, LP)^[13]、基于离散小波变换与稀疏表示的融合算法 (discrete wavelet transform and sparse representation, DWT-SR)^[14]、基于拉普拉斯金字塔变换与脉冲耦合神经网络的融合算法 (laplacian pyramid transform and pulse-coupled neural network, LP-PCNN)^[15]、基于 NSCT 的融合算法、基于参数自适应的脉冲耦合神经网络 (parameter adaptive pulse-coupled neural network, PA-PCNN) 的融合算法和基于非下采样轮廓波与稀疏表示 (nonsubsampled contourlet and sparse representation, NSCT_SR) 的融合算法作为本文算法的对照组。融合图像效果图 4 所示。

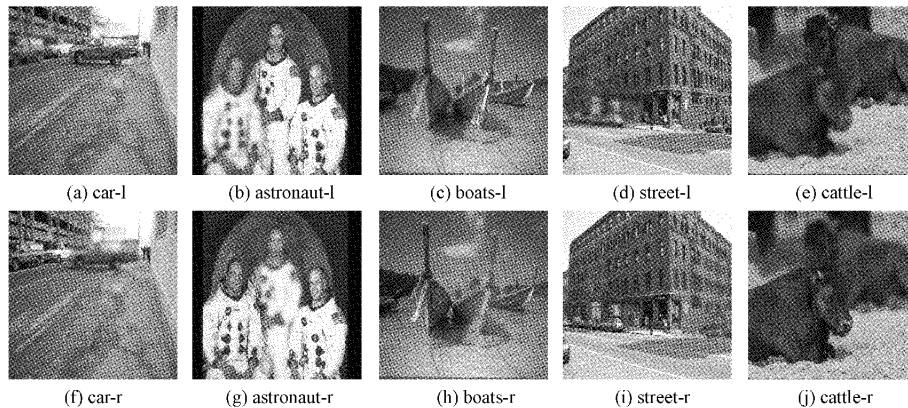


图 3 待融合图像对

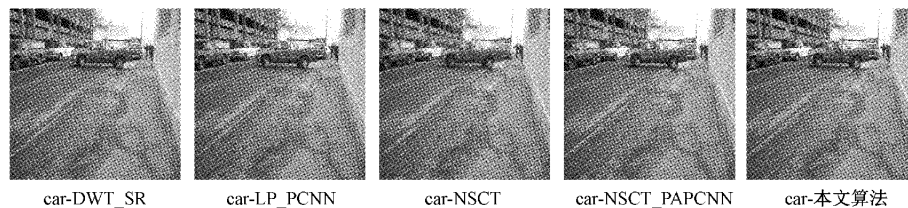




图 4 不同融合算法的融合结果

4 融合图像质量评估

4.1 融合图像主观评估

图 4 所示为采用不同融合算法获得的融合结果,图中第 1 列融合图像是采用基于 DCT-SR 的融合算法获得,第 2 列融合图像是采用基于 LP-PCNN 的融合算法获得,第 3 列融合图像是采用基于 NSCT 的融合算法获得,第 4 列融合图像是采用基于 NSCT-PAPCNN 的融合算法获得的,第 5 列融合图像是采用基于本文提出的融合算法获得的。实验表明 5 种算法均可获得较好的融合结果。

通过仔细观察和对比源图像发现,在第 1 组 car 的融合结果中,可以看出采用基于 DWT-SR 算法获得的融合图像在右边汽车的前轮处存在伪影区域;基于 LP-PCNN 算法的融合图像整体目标轮廓较为清晰,但在左侧车窗玻璃上出现不规则的融合斑痕;基于 NSCT 算法的融合图像整体呈现模糊泛白,算法效果较差;基于 NSCT-PAPCNN 算法的融合图像左侧车辆轮廓边缘出现黑色不规则块状斑痕;基于本文算法的融合结果相较于对照组算法主观视觉为最佳。在第 2 组 astronaut 图像融合结果中,可以看出采用基于 DWT-SR 算法的融合图像中左侧目标人物边缘出现了黑色斑块;基于 LP-PCNN 算法的融合结果在融合边缘存在较强的模糊干扰;基于 NSCT 算法的融合结果呈现

出的效果较差,图像局部区域出现模糊干扰的现象;基于 NSCT-PAPCNN 算法的图像融合在左侧的人物边缘,存在图像融合残留痕迹;相较而言,基于本文融合算法获得的结果较为理想。

在第 3 组 boats 的融合结果中可看出,基于 DWT-SR 算法的融合图像右侧船头边缘出现黑色模糊;基于 LP-PCNN 算法的融合图像右侧船体的背景山体轮廓边缘存在模糊伪影;基于 NSCT 算法的融合图像整体存在模糊现象,图像亮度过高,导致融合效果较差;基于 NSCT-PAPCNN 算法的融合图像在最左侧船体尾桨边缘存在模糊现象;基于本文算法获得融合图像提高了图像清晰度,保留了细节信息。从第 4 组 street 图像融合结果可看出,基于 DWT-SR 算法的融合图像中最右侧轿车上出现条状模糊;基于 LP-PCNN 算法的融合图像中街角左侧的车尾部存在光斑,影响融合图像的清晰度;基于 NSCT 算法的融合图像局部区域,尤其是失焦部位存在模糊干扰,融合效果不理想;基于 NSCT-PAPCNN 算法的融合图像上在街边窗户上存在轮廓纹理不清晰的现象;基于本文算法的融合结果在图像的全局区域上对目标边缘的模糊现象进行了改善,提高了图像的融合质量。

第 5 组 cattle 的图像融合结果显示,基于 DWT-SR 算法的融合图像左侧的牛颈部存在横向的像素分裂现象,对

图像清晰度产生了一定的影响;基于 LP-PCNN 算法的融合图像中右侧牛头边缘产生了模糊斑点,导致图像产生了失焦现象;基于 NSCT 算法的融合结果中牛身均存在泛白和模糊的现象,融合效果较差;基于 NSCT-PAPCNN 算法的融合图像中牛的轮廓边缘存在纹理不清晰的问题,丢失了细节信息;基于本文算法的融合结果很好的保留了源图像的细节信息,与其他融合算法相比,融合效果最佳。

主观评估是仅凭感知者的主观感受来判断,受环境等各方面影响较大。不同于主观评价,融合图像的质量评价

是客观的,是测试图像处理算法性能好坏的重要依据。

4.2 融合图像客观评价

本文采用了目前较为流行的 6 个图像质量评价参数对融合结果进行评估,包括互信息 (mutual information, MI)、边缘强度 $Q^{AB/f}$ (edge strength)、峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)、信息熵 $H(A)$ (entropy)、结构相似度 (structural similarity index measure, SSIM)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)。评估结果如表 1 所示。

表 1 各种算法指标参数

图像对	融合算法	MI	$Q^{ab/f}$	PSNR	H(A)	SSIM	RMSE
第 1 对	DWT_SR	7.854 7	0.904 8	65.930 8	7.356 3	1.885 5	0.016 60
	NSCT	7.812 0	0.882 6	66.961 0	7.336 5	1.905 7	0.013 09
	LP_PCNN	8.780 7	0.909 5	65.759 9	7.363 9	1.881 2	0.017 26
	NSCT_PAPCNN	7.823 0	0.908 3	65.991 5	7.352 1	1.889 1	0.016 37
	本文算法	8.782 2	0.920 8	66.964 2	7.367 5	1.890 4	0.017 25
第 2 对	DWT_SR	6.224 1	0.830 5	64.674 8	7.079 7	1.801 8	0.022 16
	NSCT	6.330 5	0.794 5	65.796 3	7.109 8	1.853 5	0.017 12
	LP_PCNN	7.544 9	0.840 9	64.436 2	7.039 5	1.790 0	0.023 41
	NSCT_PAPCNN	6.235 4	0.845 5	64.670 0	7.080 3	1.813 5	0.022 19
	本文算法	7.462 0	0.859 7	65.877 4	7.024 8	1.817 1	0.023 19
第 3 对	DWT_SR	7.128 4	0.874 3	66.490 7	7.423 6	1.857 4	0.014 59
	NSCT	7.089 3	0.831 9	67.614 0	7.392 3	1.889 2	0.011 26
	LP_PCNN	8.186 0	0.874 3	66.304 1	7.432 0	1.850 7	0.015 23
	NSCT_PAPCNN	7.212 6	0.875 0	66.508 2	7.421 7	1.863 2	0.014 53
	本文算法	8.196 8	0.898 8	67.705 4	7.435 5	1.862 6	0.015 22
第 4 对	DWT_SR	7.454 1	0.910 3	65.147 5	7.611 1	1.811 8	0.019 88
	NSCT	7.385 6	0.877 2	66.136 4	7.582 1	1.835 1	0.015 83
	LP_PCNN	8.682 6	0.913 0	65.025 6	7.618 8	1.811 6	0.020 44
	NSCT_PAPCNN	7.630 4	0.915 0	65.178 4	7.604 7	1.819 0	0.019 74
	本文算法	8.725 3	0.924 7	66.225 0	7.621 2	1.817 9	0.020 45
第 5 对	DWT_SR	5.796 5	0.847 8	67.436 4	7.356 2	1.803 0	0.011 73
	NSCT	5.823 9	0.808 7	68.475 1	7.334 9	1.866 5	0.009 24
	LP_PCNN	7.033 4	0.831 8	67.112 3	7.358 6	1.781 7	0.012 64
	NSCT_PAPCNN	5.736 9	0.843 5	67.458 8	7.350 8	1.814 7	0.011 67
	本文算法	7.060 3	0.879 9	68.518 1	7.370 7	1.807 7	0.012 63

表 1 为本文利用 6 个图像质量评估参数对融合图像进行评价后获得的结果,从表中可以看出由本文提出的基于 NSST 的改进最大最小滤波与 DCT-LSF 的融合图像在互信息 MI、边缘强度 $Q^{AB/f}$ 、峰值信噪比 PSNR 和信息熵 $H(A)$ 这 4 个指标对比上取得了最佳,证明基于本文算法的融合结果中待融合图像的信息量最大,边缘等结构信息最多,且融合图像的信息丰富程度最高。此外,本文算法在结构相似度 SSIM 和均方根误差 RMSE 这两个参数的对比上也表现良好,表明基于本文算法的融合图像与源图

像的结构相似度较高,且融合图像与源图像之间的差异较小,融合结果的质量较好。

结合主客观图像质量评估结果,可以看出本文算法整体融合效果最好,图像细节信息丢失最少,图中目标轮廓和纹理信息清晰度最好,因此融合效果和质量在以上几种算法中为最佳。

5 结 论

本文提出了以非下采样剪切波变换为框架,对获得的

低频子带系数提出了基于 DCT 域内 LSF 自适应加权的融合规则;对获得的细节子带系数提出采用 MMAM 清晰度度量标准的融合策略。最后再对细节和低频子带分量进行 NSST 逆变换,获得融合结果。实验表明,与现有主流的多聚焦图像融合算法相比,本文算法在主、客观评估上均有着良好的表现。

参考文献

- [1] YAN Y, HOU X M, XIAO Y, et al. Image fusion algorithm based on region of interest and wavelet transform[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(12):163-168.
- [2] SUN J, HAN Q, LIANG K, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on Laplacian pyramids[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2018, 35(3):480.
- [3] XIN J A, QIAN J A, SY B, et al. Infrared and visual image fusion method based on discrete cosine transform and local spatial frequency in discrete stationary wavelet transform domain-ScienceDirect[J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 88:1-12.
- [4] JIA Y J, DONG Y S, LIU H, et al. A multi-focus image fusion method based on laplacian eigenmaps dimension reduction in NSCT domain [J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(6):210-222.
- [5] ZHANG H, YAN W, ZHANG C, et al. Research on image fusion algorithm based on NSST frequency division and improved LSCN[J]. Mobile Networks and Applications, 2021(9):1-11.
- [6] CHEN Y, XIONG J, LIU H L, et al. Fusion method of infrared and visible images based on neighborhood characteristic and regionalization in NSCT domain[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(17):4980-4984.
- [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):196-203.
- [8] JOHN B. An image fusion framework using novel dictionary based sparse representation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 76(21):869.
- [9] YANG Y, WAN W G, HUANG S Y, et al. Sparse representation and non-subsampled shear-let transform for multi-focus image fusion[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017,38(2):386-392.
- [10] 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.
- [11] 武晓焱,柴晶,刘帆,等.基于最小 Hausdorff 距离和 NSST 的遥感图像融合[J].光子学报,2018,47(2):187-198.
- [12] 李文,叶坤涛,李晟.基于优化 PCNN 与区域特征引导法则的图像融合[J].激光与红外,2021,51(8):1104-1112.
- [13] 高浩然,潘晨.视觉显著性检测与金字塔变换相结合的图像融合[J].计算机科学与探索,2015,9(4):491-500.
- [14] 李景玉,张荣芬,刘宇红.基于小波变换的多尺度图像融合增强算法[J].光学技术,2021,47(2):217-222.
- [15] 高红霞,魏涛.改进 PCNN 与平均能量对比度的图像融合算法[J/OL].红外与激光工程:1-8[2022-01-21].

作者简介

贺腾飞,硕士研究生,主要研究方向为图像融合。

E-mail:266114765@qq.com

贺利乐(通信作者),博士,教授,主要研究方向为机械工程及自动化方面。

E-mai:hllnh2013@163.com

高党国,高级工程师,主要研究方向为纤维仪器自动化开发。