

基于 CSR 和能量特征的红外与可见光图像融合

王 昭, 杜庆治, 龙 华, 邵玉斌, 彭 艺
(昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

摘 要:传统稀疏表示(SR)分块处理策略降低了图像连续性,使得特征信息损失严重。因此,提出了基于卷积稀疏表示(CSR)和能量特征的红外与可见光图像融合算法。该算法将非下采样轮廓波变换(NSCT)域低频子带分解成低频基础分量和细节特征分量,使用局部拉普拉斯能量法(LLE)和卷积稀疏表示分别进行融合,获得低频子带融合图像。同时,根据底层视觉特征构建新活性度量方法来融合高频子带,最后对高、低频部分进行NSCT反变换重建。实验结果表明:该算法有效结合了源图像的边缘纹理信息,在主观和客观评价上皆优于现有的大部分算法。

关键词:图像融合;非下采样轮廓波变换;局部拉普拉斯能量法;卷积稀疏表示

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2021.08.019

Infrared and visible image fusion based on CSR and energy features

WANG Zhao, DU Qing-zhi, LONG Hua, SHAO Yu-bin, PENG Yi

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract:The traditional sparse representation(SR) block-processing strategy reduces the continuity of the image, which results in a serious loss of feature information. Therefore, an infrared and visible image fusion algorithm based on convolution sparse representation(CSR) and energy features is proposed. In this algorithm, the low-frequency subband of the non-subsampled contourlet transform(NSCT) domain is decomposed into the low-frequency basic component and the detailed feature component, local Laplace energy method(LLE) and convolutional sparse representation are used for fusion respectively to obtain the low-frequency subband fusion image. Meanwhile, a new activity measurement method is constructed according to the underlying visual features to fuse the high-frequency subband. Finally, the low-frequency and high-frequency parts are reconstructed by NSCT inverse transformation. The experimental results show that this algorithm effectively combines the edge texture information of source images, and is superior to most existing algorithms in subjective and objective evaluation.

Keywords:image fusion; non-subsampled contourlet transform; local laplacian energy; convolution sparse representation

1 引 言

红外图像反映的是目标在红外热辐射下的能量分布,然而,其可视性并不是很理想,细节信息表现不明显。可见光图像与目标场景的光反射有关,能

真实反映目标细节特征,但易受外部环境影响。因此,红外与可见光图像融合是十分有意义的,该研究在视频监控、军事、航空航天以及低质勘测等领域^[1]都有着广泛的应用前景。

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61761025; No. 81860318)资助。

作者简介:王 昭(1996-),男,硕士研究生,主要从事图像处理,深度学习方面的研究。E-mail:1243609688@qq.com

通讯作者:杜庆治(1977-),男,硕士,高级实验师,硕士生导师,主要从事通信与信息系统方面的研究。E-mail:57960748@qq.com

收稿日期:2020-11-14; **修订日期:**2021-01-08

非下采样轮廓波变换(non-subsampled contourlet transform, NSCT)拥有多方向、各向异以及平移不变等特性,同时,在一定程度上减少了“伪吉布斯”现象的产生。董等^[2]提出了一种基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法,解决了稀疏表示的“块效应”问题。Zhang 等^[3]采用了基于局部拉普拉斯能量(Local Laplace energy, LLE)和共现滤波的融合规则,来融合非下采样剪切波变换(NSST)域的两幅图像,有效地保存了源图像的细节特征。卷积稀疏表示(convolution sparse representation, CSR)是稀疏表示的卷积形式, Liu^[4]使用 CSR 实现对整幅图像的完整稀疏编码,但对对比度较低。

针对上述问题分析,本文综合 NSCT 变换、CSR 模型以及 LLE 模型的互补特性,提出了基于 CSR 和能量特征结合的红外与可见光图像融合算法(简称为 NSCT-CSR-LLE 算法)。

2 相关工作

2.1 非下采样剪切波变换

NSCT 主要组成为非下采样金字塔滤波器组(non-subsampled pyramid filter banks, NSPFBs)和非下采样方向滤波器组(non-subsampled directional filter banks, NSDFBs)。若进行 k 层分解,可得与其大小相同的 $k + 1$ 个子图像。

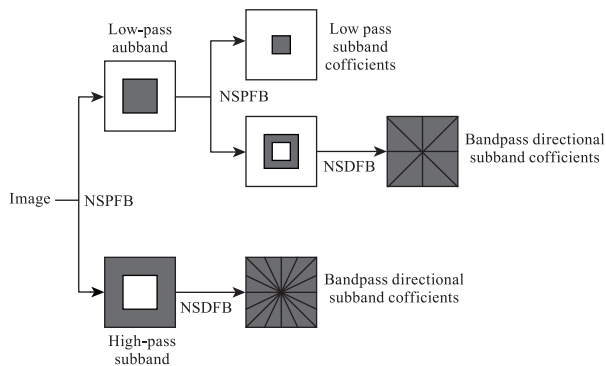


图 1 两级 NSCT 分解示意图

Fig. 1 Schematic of a two-level NSCT decomposition

2.2 卷积稀疏表示

CSR 的基本思想是将源图像建模为特征响应系数 x_m 与滤波器字典 d_m 间的一组卷积和^[5],从而取代冗余字典与稀疏系数乘积的表达方式。CSR 模型可以表示为:

$$\operatorname{argmin}_{\{x_m\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_m d_m * x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_m \|x_m\|_1 \quad (1)$$

其中, $\{d_m\}$ 表示 M 维卷积字典; $*$ 为卷积运算符号; $\{x_m\}$ 意为特征响应; s 表示源图像; $\lambda > 0$ 表示自定义参数;对于该分布式凸优化问题求解,可以采用交替方向乘子算法(ADMM)来解决:

$$\operatorname{argmin}_{\{d_m\}, \{x_m\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|x_m\|_1$$

$$s. t. \|d_m\|_2 = 1 \quad (2)$$

3 提出的方法

NSCT-CSR-LLE 算法首先对源图像使用 NSCT 变换,将其分解成单个低频子图和多个高频子图。然后,选用高低通滤波器将单个低频子图分解成低频基础分量和细节特征分量,低频基础分量选用 LLE 融合,细节特征分量采用 CSR 策略融合。其次,根据源图像的邻域相关性函数来融合 NSCT 域高频子图。最后,采用 NSCT 逆变换重建得到融合结果图(见图 2)。

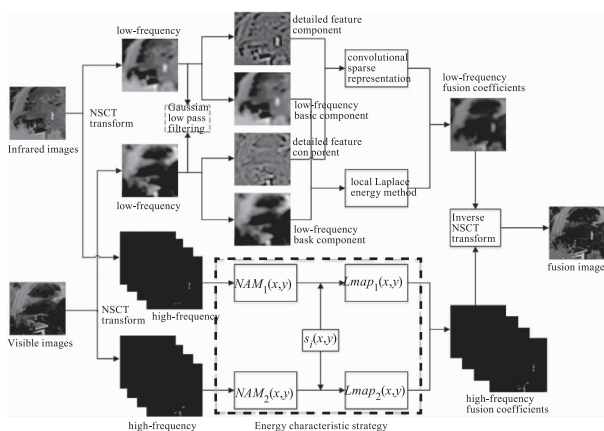


图 2 基于 NSCT-CSR-LLE 的图像融合框架

Fig. 2 Image fusion framework based on NSCT-CSR-LLE

3.1 低频子带系数融合规则

首先,每个源图像的低频子带 I_k 被分解为低频基础分量 I_k^a 和细节特征分量 I_k^b ,求解式(3)优化问题可得 I_k^a :

$$\operatorname{argmin}_{I_k^a} \|I_k - I_k^a\|_F^2 + \eta (\|g_x * I_k^a\|_F^2 + \|g_y * I_k^a\|_F^2) \quad (3)$$

$g_x = [-11]$ 和 $g_y = [-11]^T$ 分别为水平与垂直梯度算子。设置正则化参数 $\eta = 5$,上式的 Tikhonov 正则化问题可通过 FFT 有效解决^[6]。细节特征分量 I_k^b 为:

$$I_k^b = I_k - I_k^a \quad (4)$$

每一个 I_k^b 的系数矩阵 $C_{k,m}, m \in \{1, \dots, M\}$ 可用 ADMM 求解式(5)得到,相应 CSR 模型为:

$$\operatorname{argmin}_{\{C_{k,m}\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * C_{k,m} - I_k^b \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|C_{k,m}\|_1 \quad (5)$$

选取 $C_{k,m}$ 在空间域中位置 (x, y) 的一个多维向量 $C_{k,1:M}(x, y)$ 的 L_1 范数作为活性水平测度^[7]。活动级映射 $G_k(x, y)$ 可为:

$$G_k(x, y) = \|C_{k,1:M}(x, y)\|_1 \quad (6)$$

为提高算法鲁棒性,使用基于邻域特征的平均范数测度来获得最终的活动级映射 $\bar{G}_k(x, y)$:

$$\bar{G}_k(x, y) = \frac{\sum_{p=-r}^r \sum_{q=-r}^r G_k(x+p, y+q)}{(2r+1)^2} \quad (7)$$

对于多聚焦和多模态图像融合,窗口尺寸 r 分别固定为 9 和 3^[8],并选择最大值策略实现融合系数映射:

$$\begin{cases} C_{f,1:M}(x, y) = C_{k^*,1:M}(x, y), \\ k^* = \operatorname{argmax}_k (\bar{G}_k(x, y)) \end{cases} \quad (8)$$

细节特征分量重构结果为:

$$I_f^b = \sum_{m=1}^M d_m * C_{f,m} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} EML(x, y) = & |2L(x, y) - L(x-1, y) - L(x+1, y)| + |2L(x, y) - L(x-1, y) - L(x+1, y+1)| + \\ & \frac{1}{\sqrt{2}} |2L(x, y) - L(x-1, y-1) - L(x+1, y+1)| + \frac{1}{\sqrt{2}} |2L(x, y) - L(x-1, y+1) - L(x+1, y-1)| \end{aligned} \quad (13)$$

低频基础分量结果:

$$I_f^a = \begin{cases} I_A^a & \text{if } 0.5 \cdot (WLE_A^N(x, y) + WSEML_A^N(x, y)) \\ & \geq 0.5 \cdot (WLE_B^N(x, y) + WSEML_B^N(x, y)) \\ I_B^a, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

合并后的低频部分:

$$L_F = I_f^a + I_f^b \quad (15)$$

3.2 高频子带系数融合规则

为了使高频子带图像边缘纹理更丰富,采用一种无量纲的图像显著性度量(PC)来实现,图像锐度值 PC 越大特征越显著:

$$PC(x, y) = \frac{\sum_k k E_{\theta_k}(x, y)}{\varepsilon + \sum_n n \sum_k k A_{n, \theta_k}(x, y)} \quad (16)$$

其中, θ_k 为 k 处的方向角; A_{n, θ_k} 表示第 n 个傅里叶分量和角度 θ_k 上的振幅,参数 ε 设为 0.001^[9], $E_{\theta_k}(x,$

为充分保存低频子带的结构、细节信息,选用 LLE 来获取低频基础分量的能量信息。采用了两种活性水平测度方法,分别为加权局部能量(WLE)和八邻域加权和(WSEML):

$$WLE(x, y) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r W \times (m+r+1, n+r+1) \times L(x+m, y+n)^2 \quad (10)$$

$L(x, y)$ 表示图像位置 (x, y) ,若设矩阵半径 r 为 1,正则化矩阵 W 为:

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

使用 WLE 来保存结构化信息,WSEML 用来度量细节提取值:

$$WSEML(x, y) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r W(m+r+1, n+r+1) \times EML(x+m, y+n) \quad (12)$$

式中 EML 定义为:

$y)$ 可以计算为:

$$E_{\theta_k}(x, y) = \sqrt{F_{\theta_k}^2(x, y) + H_{\theta_k}^2(x, y)} \quad (17)$$

$$\begin{cases} F_{\theta_k}(x, y) = \sum_n e_{n, \theta_k}(x, y), \\ e_{n, \theta_k}(x, y) = V(x, y) * M_n^e \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} H_{\theta_k}(x, y) = \sum_n O_{n, \theta_k}(x, y), \\ O_{n, \theta_k}(x, y) = V(x, y) * M_n^o \end{cases} \quad (19)$$

式中, $e_{n, \theta_k}(x, y)$ 、 $O_{n, \theta_k}(x, y)$ 表示在位置 (x, y) 的卷积; $V(x, y)$ 为图像像素值。 M_n^e 与 M_n^o 为尺度 n 处的奇、偶对称滤波器。引入锐度变化量(SCM)来弥补局部对比度变化:

$$SCM(x, y) = \sum_{(x_0, y_0) \in \Omega_0} (V(x, y) - V(x_0, y_0))^2 \quad (20)$$

Ω_0 表示 (x, y) 处的局部区域, (x_0, y_0) 为像素点。与此同时,为计算邻域比,LSCM 表示为:

$$LSCM(x,y) = \sum_{a=-M}^M \sum_{b=-N}^N SCM(x+a,y+b) \quad (21)$$

为弥补局部亮度信息缺陷,引入局部能量(LE)^[9]公式:

$$LE(x,y) = \sum_{a=-M}^M \sum_{b=-N}^N (V(x+a,y+b))^2 \quad (22)$$

综上,设计了一种新活性度量方法(NAM)来互补测量图像信息:

$$NAM(x,y) = (PC(x,y))^{\alpha_1} \cdot (LSCM(x,y))^{\beta_1} \cdot (LE(x,y))^{\gamma_1} \quad (23)$$

α_1, β_1 和 γ_1 分别设置为 1、2、2^[10],高通子带图像融合结果可得:

$$H_F = \begin{cases} H_A & \text{if } Lmap_A(x,y) = 1 \\ H_B & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (24)$$

$$Lmap_i(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } \lceil S_i(x,y) \rceil > \frac{\tilde{M} \times \tilde{N}}{2} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (25)$$

$$S_i(x,y) = \left\{ (x_0,y_0) \in \Omega_1 \mid NAM_i(x_0,y_0) \geq \max(NAM_1(x_0,y_0), \dots, NAM_{i-1}(x_0,y_0), NAM_{i+1}(x_0,y_0), \dots, NAM_K(x_0,y_0)) \right\} \quad (26)$$

Ω_1 为大小 $\tilde{M} \times \tilde{N}$ 的滑动窗, K 为源图像数目。

$$I_F^S = L_F + H_F \quad (27)$$

对低频子带和高频子带融合图像进行 NSCT 逆变换^[11]可得最终的融合结果。

4 实验结果与分析

4.1 实验说明

本实验选用了大小为 256×256 预配准的 4 组红外与可见光图像进行实验,并挑选了具有对比性的 5 组融合算法进行性能比较:文献[12](简称 NSCT-T 算法)、文献[13](简称 NSCT-PAPCNN-C 算法)、文献[14](简称 SR-C&L 算法)、文献[15](简称 PCNN-C 算法)及文献[16](简称 SF-Energy-Q 算法)。

对于 NSCT 分解部分,金字塔滤波器和方向滤波器设置为“pyrexc”和“vk”,分解级别皆设为 4,分解级数为 [2, 3, 3, 4](其他参数根据文献设定)。

4.2 融合评价

选用主观视觉与客观指标结合来评价融合结

果。6 个客观评价指标:互信息量(MI)^[17]、空间频率与清晰度(SF & SP)、边缘信息传递因子($Q^{AB/F}$)^[18]、结构相似性(SSIM)和视觉信息保真度(VIFF)^[19]。指标值越大,融合效果与质量越好^[20]。

实验源图像“forest”为图 3(a)~(b),融合对比算法结果如图 3(c)~(h)。可以看出,NSCT-T 算法亮度适中,SR-C & L 则较为阴暗,二者边缘细节信息分辨率低。NSCT-PAPCNN-C 算法较纯 PCNN-C 算法“网状”化阴影弱,但与 SF-Energy-Q 算法都出现的“块状”阴影,视觉效果较差。

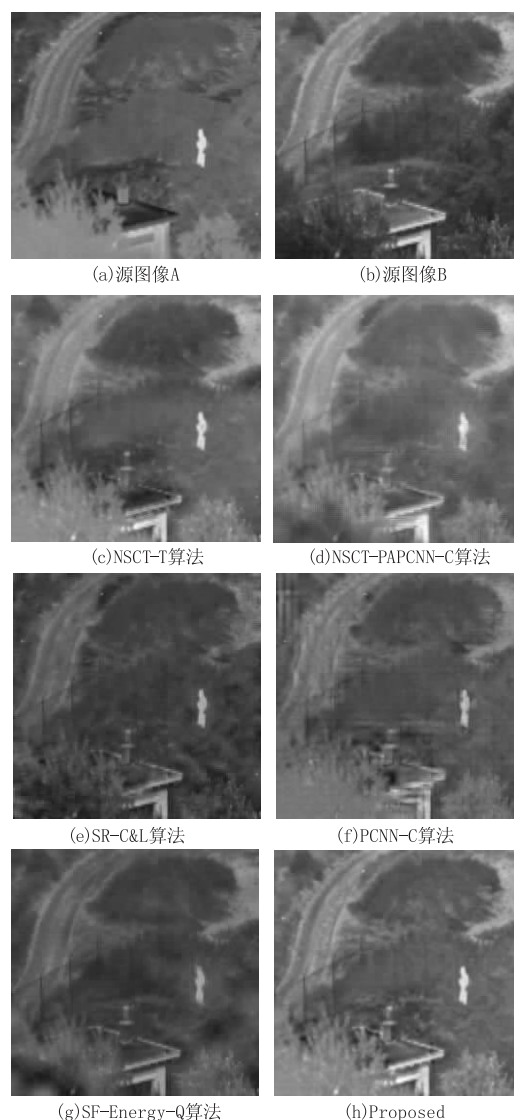


图 3 “forest”图像不同算法的融合结果

Fig. 3 Fusion results of different algorithms for forest image

而本文的 NSCT-CSR-LLE 算法明显优于前几种方法,视觉效果和对比度良好,物体轮廓纹理清晰。

前算法丢失的有关源图像的细节信息,都在本方法中得到了良好保留。

关于“forest”融合实验的客观评价指标值如表 1 所示,相应的客观指标对比柱状图见图 4。

表 1 “forest”客观质量评价指标

Tab. 1 Objective quality evaluation indicators of forest

评价指标	<i>MI</i>	<i>SF</i>	<i>SP</i>	$Q^{AB/F}$	<i>VIFF</i>	<i>SSIM</i>
NSCT-T	1.9524	4.3575	1.8398	0.4042	0.4415	1.1940
NSCT-PAPCNN-C	1.6456	4.4294	1.8883	0.3618	0.4122	1.2248
SR-C & L	1.6033	4.4471	1.9051	0.3633	0.3686	1.0968
PCNN-C	1.7344	4.9183	2.2002	0.3194	0.3212	1.1338
SF-Energy-Q	1.6186	4.1234	1.7783	0.4400	0.4995	1.1238
Proposed	1.8942	5.1292	2.2666	0.4628	0.4914	1.2447

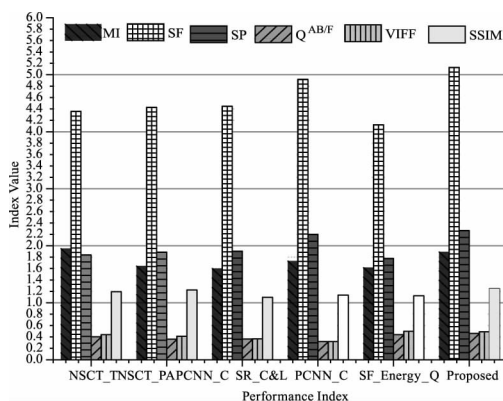


图 4 “forest”评价指标柱状图

Fig. 4 Evaluation index curves of forest

通过对比分析表 1 可以看出,与其他 5 种方法相比,本文算法在 6 个指标中有 4 个达到了最高水平。NSCT-T 算法的 *MI* 值、SF-Energy-Q 算法的 *VIFF* 值皆高于本文算法,但相差无几。

综合图 4 评价指标柱状图可以看出:本文算法仅 *MI* 指标和 *VIFF* 指标相对略低,其余指标均领先占据高峰。说明了本文算法的优越性,有效地提取了源图像的特征信息,提升了清晰度。

综上,说明 NSCT-CSR-LLE 算法具有良好的鲁棒性,表现出了良好的图像融合性能优势。

“store”实验源图像如图 5(a)~(b)所示,图 5(c)~(h)为不同的对比算法结果。该组实验目标场景较复杂,可以看出 NSCT-PAPCNN-C 算法与 NSCT-T 算法图像较为模糊,目标的轮廓信息损失严重。SR-C&L 算法和 PCNN-C 算法甚至出现了“阴影块”,行人和车辆分辨率较差,“块效应”影响较大,甚至无法辨识商铺上的“广告牌”。NSCT-CSR-LLE 算法清晰度较高,对目标的捕捉较为良好,克服了“伪吉布斯”现象和“振

铃”效应,能有效识别“广告牌”与不同行人,视觉效果良好。表 2 为关于“store”实验的客观质量评价指标,相应的对比柱状图见图 6。

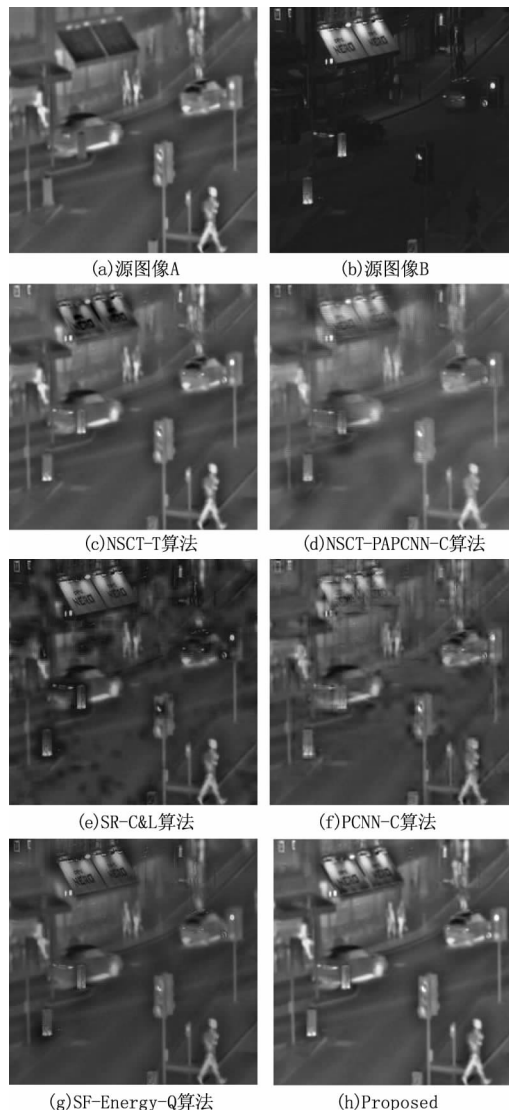


图 5 “store”图像不同算法的融合结果

Fig. 5 Fusion results of different algorithms for store image

表 2 “store”客观质量评价指标
Tab. 2 Objective quality evaluation indicators of store

评价指标	MI	SF	SP	$Q^{AB/F}$	VIFF	SSIM
NSCT-T	3.4227	5.5892	2.1708	0.6021	0.7583	1.2031
NSCT-PAPCNN-C	1.3888	5.3652	2.0992	0.3823	0.4584	1.0658
SR-C&L	1.6668	5.6264	2.2633	0.4928	0.5267	1.0129
PCNN-C	2.0367	5.8517	2.3826	0.3975	0.4527	1.0820
SF-Energy-Q	2.4427	5.1028	1.9159	0.5267	0.6808	1.2217
Proposed	3.7411	5.8824	2.3134	0.6504	0.8346	1.2241

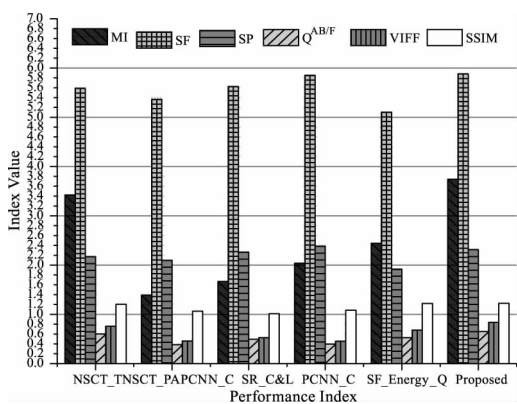


图 6 “store”评价指标柱状图

Fig. 6 Evaluation index curves of store

分析表 2 可得,本文算法除了 SP 指标略低于 PCNN-C 算法之外,其余 5 项均高于其他 5 种对比算法结果,说明该算法能有效刻画场景。

而且,从图 6 可看出,本文算法的 SF、 $Q^{AB/F}$ 和 SSIM 与其他方法相近,但 MI 和 VIFF 指标占据明显优势,能很好地实现能量特征提取。

图 7(a) ~ (b) 为“tree”源图像,图 7(c) ~ (h) 分别为各对比实验结果。SR-C&L 算法与 PCNN-C 算法指示牌上出现明显的“污点”。NSCT-PAPCNN-C 算法和 NSCT-T 算法的树叶特征信息较差,SF-Energy-Q 算法场景稍暗而导致分辨率较低。

相比而言,NSCT-CSR-LLE 算法融合结果辨识度高,树叶纹路清晰,整体的层次感较强,目标清晰,能够有效地描述源图像的结构特征。

第三组关于“tree”源图像的实验客观指标值见表 3,相应的对比柱状图见图 8。

从表 3 中可看出,NSCT-CSR-LLE 算法在 4 项指标上占据主要地位,仅 SF 与 SP 值略低于 PCNN-C 算法,但是 PCNN-C 算法实际出现了严重的“伪吉布斯”效应。此外,本文算法的其余指标值都能很好地体现出较好的清晰度和对比度特性。

图 8 的评价指标柱状图上,各个指标的占比高度较为明显,总体相差不大,但是 MI、VIFF、 $Q^{AB/F}$ 和 SSIM 有着明显的优势,客观体现了 NSCT-CSR-LLE 算法的优越性。

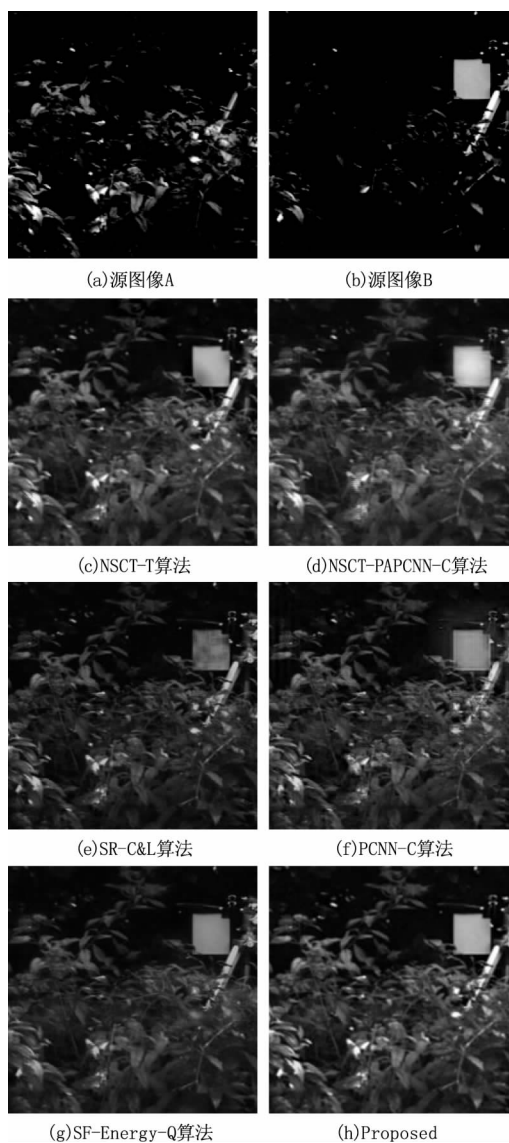


图 7 “tree”图像不同算法的融合结果

Fig. 7 Fusion results of different algorithms for tree image

表3 “tree”客观质量评价指标

Tab. 3 Objective quality evaluation indicators tree

评价指标	MI	SF	SP	$Q^{AB/F}$	$VIFF$	$SSIM$
NSCT-T	3.5072	7.5509	3.3613	0.5885	0.8239	1.5129
NSCT-PAPCNN-C	3.4067	7.4284	3.3321	0.5404	0.7679	1.4744
SR-C&L	3.4527	7.0967	3.0762	0.5571	0.7636	1.5103
PCNN-C	3.2971	8.1648	3.7856	0.5374	0.7408	1.4594
SF-Energy-Q	3.2782	6.5189	2.7635	0.4844	0.7748	1.4852
Proposed	3.8144	7.9898	3.6260	0.6190	0.8734	1.5351

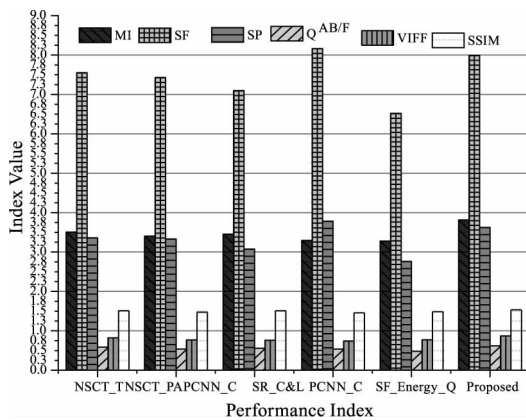


图8 “tree”评价指标柱状图

Fig. 8 Evaluation index curves of tree

图9(a)~(b)为“grove”实验的源图像,图(c)~(h)为其余对比实验的融合结果图。可以看出,六种算法都能有效的实现融合,但SR-C & L算法、PCNN-C算法和SF-Energy-Q算法的融合结果都产生了“块效应”现象。NSCT-PAPCNN-C算法不仅物体分辨率低,还产生了类似PCNN-C算法的“网状”阴影。NSCT-T算法整体层次结构特征显著,但是对比度较低。NSCT-CSR-LLE算法对树木特征描述细致,清晰度较高,物体的边缘纹理细节特征显著。

第四组关于“grove”融合实验的客观评价指标见表4,相关的对比柱状图见图10。

对比分析可以发现,NSCT-CSR-LLE算法仅 $Q^{AB/F}$ 略低于SR-C&L算法,其余5项指标均为最高,主观视觉上也得以验证。

图10的“grove”评价指标对比柱状图可以有效的看出各个指标的占比差距,NSCT-CSR-LLE算法的 $Q^{AB/F}$ 值略低于SR-C & L算法,但MI指标优势最为明显,其余4项指标也都高于其余的对比算法。整体而言,本文算法有效地结合了源图像的特征信

息,物体信息保存完好,轮廓纹理、分辨率和对比度上皆占据主要优势地位。



(a) 源图像A

(b) 源图像B



(c) NSCT-T算法

(d) NSCT-PAPCNN-C算法



(e) SR-C&L算法

(f) PCNN-C算法



(g) SF-Energy-Q算法

(h) Proposed

图9 “grove”图像不同算法的融合结果

Fig. 9 Fusion results of different algorithms for grove image

表 4 “grove”客观质量评价指标
Tab. 4 Objective quality evaluation indicators grove

评价指标	MI	SF	SP	$Q^{AB/F}$	$VIFF$	$SSIM$
NSCT-T	4.8571	7.3665	3.1826	0.6173	0.8156	1.2354
NSCT-PAPCNN-C	3.9526	6.6929	2.8754	0.4595	0.6192	1.1591
SR-C&L	4.7194	7.5696	3.3551	0.6574	0.8291	1.1994
PCNN-C	4.4609	7.5730	3.3791	0.5641	0.7390	1.2414
SF-Energy-Q	4.3263	7.0849	3.0596	0.6252	0.8388	1.2360
Proposed	5.2368	7.6729	3.4411	0.6438	0.8706	1.2728

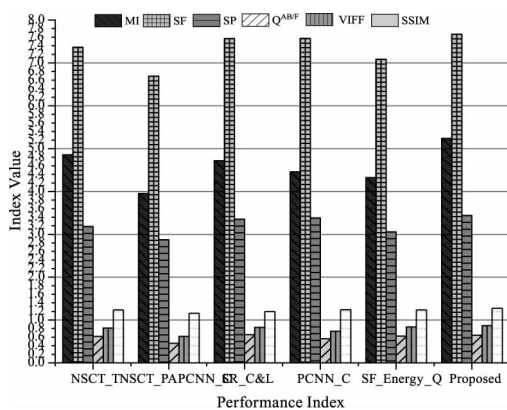


图 10 “grove”评价指标柱状图

Fig. 10 Evaluation index curves of grove

5 结 语

此篇文章中,通过结合 CSR 和局部拉普拉斯能量法的特性,提出了一种基于 NSCT-CSR-LLE 算法的红外与可见光图像融合框架。本方案中,首先利用 NSCT 将每个源图像分解成一个低频子图和多个高频子图,其次,采用不同的融合算法和活度测量方法进行各方面的融合处理,最终结合得到红外与可见光图像融合图像。实验结果表明,NSCT-CSR-LLE 算法克服了传统“SR”的“块效应”问题和“伪吉布斯”现象,弥补了图像块之间关联性差的劣势,能够良好的实现边缘细节提取与能量保存。

算法框架上,首先利用 NSCT 的平移不变性优势,将图像分解为高频、低频子带图像。其次采用高斯低通滤波器将低频子带进一步分解为低频基础分量和细节特征分量,针对不同的图像部分采用不同的融合策略,其间使用 CSR 算法来融合细节特征分量,利用局部拉普拉斯能量法来融合低频基础分量。通过基于能量特征的活性测度算法来提取源图像的特性,根据活性测度来进行相关的高频特征融合。本文算法结合了有关 NSCT、CSR 算法的优势和经

验,设计了有关局部拉普拉斯能量法的融合规则,使得最终的融合结果图不仅有着良好的视觉特性,图像的对比度也得到了巨大的提升。

实验结果表明本文所提算法无论是主观视觉还是客观评价上都优于目前的先进水平,实验也验证了该算法的有效性和优越性。如何进一步发展 CSR 算法的优势,实现图像边缘纹理细节的特征提取,提升图像的鲁棒性和视觉清晰度是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] Feng Xin,Zhang Jianhua,Hu Kaiqun, et al. Fusion of infrared and visible images based on variational Multi-scale [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 680 - 687. (in Chinese)
冯鑫,张建华,胡开群等. 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合[J]. 电子学报, 2018, 46(3): 680 - 687.
- [2] Dong Anyong,Su Bin,Zhao Wenbo, et al. Fusion of infrared and visible images based on convolutional sparse representation [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(12): 1547 - 1553. (in Chinese)
董安勇,苏斌,赵文博,等. 基于卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合 [J]. 激光与红外, 2018, 48(12): 1547 - 1553.
- [3] Zhang S,Liu F. Infrared and visible image fusion based on non-subsampled shearlet transform, regional energy, and co-occurrence filtering [J]. Electronics Letters, 2020, 56(15): 761 - 764.
- [4] Liu Y,Chen X,Ward R, et al. Image fusion with convolutional sparse representation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 10(7): 1882 - 1886.
- [5] Wohlberg B. Convolutional sparse representations with gradient penalties [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2017.

- [6] S Li, X Kang, J Hu. Image fusion with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7):2864 – 2875.
- [7] B Yang, S Li. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit [J]. *Information Fusion*, 2012, 13(1):10 – 19.
- [8] Dong Anyong, Du Qingzhi, Longhua, et al. Multi-focus image fusion combining convolution sparse representation and neighborhood features [J]. *Optoelectronics · Laser*, 2019, 30(4):442 – 450. (in Chinese)
董安勇, 杜庆治, 龙华, 等. 卷积稀疏表示和邻域特征结合的多聚焦图像融合 [J]. *光电子 · 激光*, 2019, 30(4):442 – 450.
- [9] J J Lewis, R J O'Callaghan, S. G. Nikolov, et al. Pixel-and region-based image fusion with complex wavelets [J]. *Inform. Fusion*, 2007, 8(2):119 – 130.
- [10] Xiao-Bo QU, Jing-Wen YAN, Hong-Zhi XIAO, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12):1508 – 1514.
- [11] Do Minh N, Vetterli Martin. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12):2091 – 106.
- [12] Tian Xiuhua, Xing Xing. Research on medical image fusion based on NSCT transform [J]. *Computer Applications and Software*, 2013, 329(4):287 – 289. (in Chinese)
田秀华, 兴旺. 基于 NSCT 变换的医学图像融合研究 [J]. *计算机应用与软件*, 2013, 329(4):287 – 289.
- [13] Chen Junqiang, Huang Danfei. An improved algorithm based on NSCT and adaptive PCNN medical image fusion [J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology; Natural Science*, 2015, 159(3):152 – 155. (in Chinese)
陈俊强, 黄丹飞. 一种基于 NSCT 和自适应 PCNN 医学图像融合的改进算法 [J]. *长春理工大学学报:自然科学版*, 2015, 159(3):152 – 155.
- [14] Chen Yajia, Zhang Yongping, Tian Jianyan. Multi-focus image fusion based on block over-complete sparse representation [J]. *Television Technology*, 2012, 32(13):48 – 51. (in Chinese)
陈垚佳, 张永平, 田建艳. 基于分块过完备稀疏表示的多聚焦图像融合 [J]. *电视技术*, 2012, 32(13):48 – 51.
- [15] Chen Hao, Zhu Juan, Liu Yanying, et al. Image fusion using pulse coupled neural network [J]. *Optical Precision Engineering*, 2010, 18(4):995 – 1001. (in Chinese)
陈浩, 朱娟, 刘艳滢, 王延杰. 利用脉冲耦合神经网络的图像融合 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18(4):995 – 1001.
- [16] Huafeng Li, Hongmei Qiu, Zhengtao Yu, et al. Infrared and visible image fusion scheme based on NSCT and low-level visual features [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2016, 76:174 – 184.
- [17] G H Qu, D L Zhang, P F Yan. Information measure for performance of image fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7):313 – 315.
- [18] C S Xydeas, V S Petrovic. Objective image fusion performance measure [J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4):308 – 309.
- [19] Y Han, Y Cai, Y Cao, et al. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity [J]. *Information Fusion*, 2013, 14:127 – 135.
- [20] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2):430 – 444.