

文章编号:1007-2780(2019)04-0423-07

基于 LatLRR 和 PCNN 的红外与可见光融合算法

谢艳新*

(吉林农业科技学院 电气与信息工程学院, 吉林 吉林 132101)

摘要:针对光谱差异较大的红外与可见光图像,本文提出一种基于潜在低秩表示(LatLRR)和脉冲式耦合神经网络(PCNN)的多尺度融合模型。首先,该算法利用非下采样剪切波变换(NSST)获取图像的低频与高频分量。鉴于图像的低频分量决定最终的融合效果,采用 LatLRR 算法挖掘源图像内在的显著特征对低频分量自适应加权融合。除此外,针对决定融合图像细节的高频分量,则利用双通道 PCNN 模型作为它的融合规则。其中平均梯度算子(AVG)和方向梯度和算子(SDG)分别作为 PCNN 的外界刺激与链接强度,它们能更好地表征图像的纹理特性。通过上述全新的融合规则,可将包含在红外图像内部的显著性特征与可见光图像的梯度特征完美结合,从而获取具有优良视觉效果的融合图像。本文采用 3 种不同的场景来测试所提方法的融合性能,与其他典型融合方法相比,本文提出的算法具有更佳的视觉效果,同时客观评价参数值增加约 2%~5%。

关键词:潜在低秩表示;图像融合;双通道 PCNN;NSST;

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193404.0423

Infrared and visible fusion algorithm based on latLRR and PCNN

XIE Yan-xin*

(College of Electrical and Information Engineering,
Jilin Agricultural Science and Technology University, Jilin 132101, China)

Abstract: Aiming at the infrared and visible images with large spectral differences, this paper proposed a multi-scale fusion model based on latent low rank representation (LatLRR) and pulse coupled neural network (PCNN). Firstly, the proposed algorithm used non-subsampled shearlet transform (NSST) to acquire the low and high-frequency components of the image. In view of the low-frequency component of the image to determine the final fusion effect, the LatLRR algorithm was used to mine the intrinsic salient features of the source image, and this feature was used to adaptively weight the fusion of low-frequency components. In addition, for the high-frequency components that determined the details of the fused image, the dual-channel PCNN model was used as its fusion rule. Among them, the average gradient operator (AVG) and the sum of the direction gradients operator (SDG) were the external stimulus and link strength of PCNN, respectively, which all can better characterize the texture characteristics of the image. Through the above new fusion rules, the saliency features contained in the infrared images can be perfectly combined with the gradient features of the visible images to obtain a fused image with excellent visual effects. In this paper, three different scenarios

收稿日期:2018-11-06;修订日期:2019-02-16.

* 通信联系人, E-mail: arm9linux@163.com

were used to test the fusion performance of the proposed method. Compared with other typical fusion methods, the proposed algorithm has better visual effects, and the objective evaluation parameter value increases by about 2%~5%.

Key words: latent low rank representation; image fusion; dual-channel PCNN; non-subsampled shear-let transform

1 引言

红外与可见光融合技术将包含不同波段的图像信息加以综合,目前已经在军事探测、遥感成像、计算机视觉等领域都有着广泛的应用^[1]。通常情况下,红外传感器检测到的高热量区域一般是人们关注的目标物体,但是其图像的细节保留能力较差^[2]。与此相反,可见光图像却包含丰富的细节信息,同时符合人眼的视觉特性。因此,上述两种图像的有效融合有利于在隐藏、伪装和迷惑的情况下更快、更精确地探测目标^[3]。

针对红外与可见光图像融合,学者们多采用多尺度分解(MST)^[4]的方法进行处理。值得一提的是,在众多 MST 工具中,非下采样剪切波变换(NSST)^[5]算法具有简单的数学结构,良好的方向选择性和各向异性。除此外,它在分解过程中去除了下采样操作,具备平移不变性,因此具有极佳的分解效果^[6]。NSST 方法可将源图像分解成一系列不同尺度、不同频率的子带图像,然后采用适当的融合规则对其进行处理,最终得到融合图像。针对低频子带图像,最为常见的融合规则就是加权平均法^[7]。该方法只是将源图像的亮度进行空间叠加,容易导致融合图像解析度下降,并且丢失很多显著性信息。潜在低秩表示(LatLRR)^[8]是一种无监督的特征提取算法,它能够从数据中鲁棒地提取图像的显著性特征^[9],这为本文的研究提供了一定的思路。受此启发,鉴于 LatLRR 在提取图像显著性的过程中可以获取显著图,而显著图包含了视觉敏感区域在空间分布的权重信息,因此本文利用它作为权重函数对低频子带进行自适应加权融合。相比于传统的加权平均法,该规则兼容了源图像之间的光谱差异性^[10],能够表征图像的显著特征信息,使最终的融合图像

符合人眼视觉特性。

高频子带图像包含了图像的边缘信息,因此往往采用“绝对值最大”^[11]的规则指导融合,但这容易误选噪声系数作为最后的融合系数。PCNN^[12]作为一种具有人眼仿生机制的模型,对纹理细节比较敏感,因此适合处理高频子带图像。传统的 PCNN 模型往往采用单通道模型^[13],同时其连接强度往往是恒定的,并且外界刺激一般采用单个像素值。为了弥补这些缺陷,本文提出一种改进的双通 PCNN 模型处理高频子带信息,充分利用局部图像信息,有效提取图像细节。

综上所述,本文提出一种基于 LatLRR 和 PCNN 的多尺度红外与可见光融合算法。该方法利用 NSST、PCNN 和 LatLRR 3 种方法的优点,将可见光的纹理信息与红外图像的显著性特征完美结合,最终取得了较好的融合效果。

2 相关理论

2.1 非下采样剪切波变换(NSST)

传统的剪切波存在下采样操作,因此在图像融合过程中容易产生 Gibbs 效应,影响最终的融合效果。为此,在剪切波的基础上提出非下采样剪切波变换(NSST),其主要分为两个步骤^[7]:

多尺度分解:图像 f 经过非下采样金字塔(NSP)分解,最终可得 $k+1$ 个与 f 大小相同的子带图像。这 $k+1$ 个图像包括 1 个低通子带图像和 k 个带通子带图像。

方向局部化:NSST 利用剪切波滤波器实现高频图像的方向局部化。具体实现过程为:

- (1)将伪极化坐标映射到笛卡尔坐标;
- (2)利用“Meyer”小波构造窗函数,生成剪切波滤波器;
- (3)将 k 个带通子带图像和“Meyer”窗函数进行卷积操作,然后获得方向子带图像。

2.2 潜在低秩表示(LatLRR)

LatLRR^[14]的核心思想就是将数据矩阵表示为低秩分量、稀疏分量与稀疏噪声三者的线性叠加。对于一个图像矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{MN}$, 它可能被解释为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{XL} + \mathbf{SX} + \mathbf{E}, \quad (1)$$

其中 $\mathbf{L}$ 代表低秩矩阵, $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{NN}$; $\mathbf{S}$ 代表稀疏矩阵, $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{MM}$; $\mathbf{E}$ 代表稀疏噪声, $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{MN}$; $\mathbf{XL}$ 代表图像的近似部分, $\mathbf{SX}$ 代表图像的显著性信息。

为了解决公式(1)的问题,可以采用凸优化函数处理,即范数最小化,其表达式如下所示:

$$\min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}, \mathbf{E}} \|\mathbf{L}\|_* + \|\mathbf{S}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_1, \quad (2)$$

$$s.t. \mathbf{X} = \mathbf{XL} + \mathbf{SX} + \mathbf{E},$$

其中: $\lambda > 0$; $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数, 即矩阵的奇异值的和; $\|\cdot\|_1$ 表示 ℓ_1 范数, 即矩阵中所有元素的绝对值之和。除此外, 公式(2)也可以通过增广拉格朗日乘子(ALM)^[13]方法来解决。

2.3 脉冲式耦合神经网络(PCNN)

鉴于传统单通道 PCNN^[15]模型本身存在参数众多且不可忽略, 并且由于只能反映一个源图像的信息, 因此对图像中的偏暗区域不敏感, 为此本文采用一种改进的双通道 PCNN 模型, 其表达式如下:

$$F_{xy}^1(n) = I_{xy}^1(n), \quad (3)$$

$$F_{xy}^2(n) = I_{xy}^2(n), \quad (4)$$

$$L_{xy}(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{k,l \in N(i,j)} Y_{kl}(n-1) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

$$U_{xy}(n) = \max\{F_{xy}^1(n)(1 + \beta_{xy}^1 L_{xy}(n)), F_{xy}^2(n)(1 + \beta_{xy}^2 L_{xy}(n))\}, \quad (6)$$

$$Y_{xy}(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } U_{xy}(n) \geq \theta_{xy}(n-1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (7)$$

$$\theta_{xy}(n) = \theta_{xy}(n-1) - \Delta + V_\theta Y_{xy}(n), \quad (8)$$

$$T_{xy} = \begin{cases} n & \text{if } Y_{xy}(n) = 1 \text{ for the first time} \\ T_{xy}(n-1) & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

其中: I_{xy}^1 和 I_{xy}^2 表示外界刺激, F_{xy}^1 和 F_{xy}^2 代表对称的反馈输入, β_{xy}^1 和 β_{xy}^2 代表相应的链接强度, 代表链接输入, L_{xy} 表示神经元内部项的大小, θ_{xy} 代表衰减函数, Δ 和 V_θ 代表衰减系数, T_{xy} 表示每个

像素元 n 的点火次数, 它准确地表达了像素元的点火次数信息, 很好地解决迭代次数 n 的自适应问题。

3 基于 LatLRR 和 PCNN 的多尺度融合

本文针对光谱差异较大的红外与可见光图像融合, 提出了一种基于 LatLRR 和 PCNN 的多尺度融合算法。首先, 该方法利用 NSST 获取图像的低频与高频分量。其次, 针对低频子带, 采用基于 LatLRR 方法进行自适应加权融合; 针对高频分量, 利用改进的双通道 PCNN 模型指导其融合。最终, 利用 NSST 逆变换重构融合子带, 获取融合图像。其中图 1 展示了本文算法的流程图。

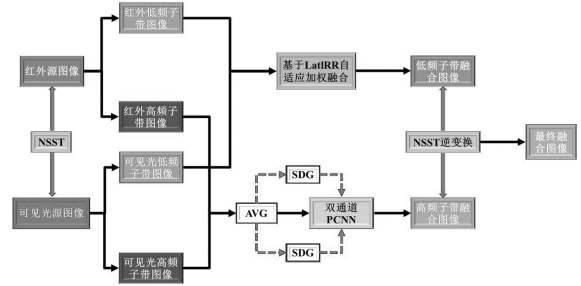


图1 本文提出的融合模型示意图

Fig.1 The Schematic of the proposed fusion mod

3.1 低频分量的融合规则

图像的低频分量代表了图像的主要能量, 是图像的近似部分, 因此低频分量的融合规则决定最终的融合效果。本文采取的融合步骤如下:

第一步: 采用 LatLRR 算法分别对 IR 与 VI 图像进行分解, 获得各自的显著特征矩阵 $\mathbf{S}_{IR}(x, y)$ 与 $\mathbf{S}_{VI}(x, y)$, 然后再将两幅图的灰度值进行归一化, 形成加权系数矩阵 $\mathbf{S}_i(x, y)$ 与 $\mathbf{S}_v(x, y)$:

$$\mathbf{S}_{i/v}(x, y) = \frac{\mathbf{S}_{IR/VI}(x, y) - \min \mathbf{S}_{IR/VI}(x, y)}{\max \mathbf{M}_{IR/VI}(x, y) - \min \mathbf{M}_{IR/VI}(x, y)}. \quad (10)$$

第二步: 利用 $\mathbf{S}_i$ 与 $\mathbf{S}_v$ 获取低频分量融合时的加权系数, 其具体表达式如下所示:

$$\omega_i(x, y) = \frac{\mathbf{S}_i(x, y)}{\mathbf{S}_i(x, y) + \mathbf{S}_v(x, y)}, \quad (11)$$

$$\omega_v(x, y) = \frac{\mathbf{S}_v(x, y)}{\mathbf{S}_i(x, y) + \mathbf{S}_v(x, y)}, \quad (12)$$

其中: $\omega_i(x, y)$ 与 $\omega_v(x, y)$ 分别代表红外图像与可见光图像的加权融合系数。

第三步: 利用加权系数获得融合图像的低频分量, 其表达式如下:

$$C_{l,k}(x, y) = \omega_i(x, y)C_{l,k}^{\text{IR}}(x, y) + \omega_v(x, y)C_{l,k}^{\text{VL}}(x, y), \quad (13)$$

其中: $C_{l,k}(x, y)$ 、 $C_{l,k}^{\text{IR}}(x, y)$ 、 $C_{l,k}^{\text{VL}}(x, y)$ 分别代表低频子带融合系数、红外图像低频子带系数、可见光图像低频子带系数。

3.2 高频分量的融合规则

为了能让高频分量更好地反映图像的边缘特征和纹理细节, 本文采用一种改进的双通道 PCNN 模型指导高频分量的融合(图 1), 其融合步骤如下:

第一步: 首先, 令双通道 PCNN 模型中各参数初始化。鉴于图像的平均梯度算子(AVG)^[16]

恰好能够反映图像的边缘、纹理的细节, 这与高频分量的本质相似, 因此采用其计算神经元的外界刺激:

$$I(x, y) = K_{\text{AVG}l,k}(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=(1-M)/2}^{(M-1)/2} \sum_{j=(1-N)/2}^{(N-1)/2} \sqrt{[\nabla D_x^2(x, y) + \nabla D_y^2(x, y)]/2}, \quad (14)$$

$$\nabla D_x(x, y) = D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x+1, y), \quad (15)$$

$$\nabla D_y(x, y) = D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x, y+1). \quad (16)$$

第二步: PCNN 模型的链接强度反映了神经元耦合关系的强弱, 为了能够同样反映高频分量的特征, 本文采用方向梯度和算子(SDG)作为链接强度:

$$K_{\text{SDG}l,k}(x, y) = \nabla D_h(x, y) + \nabla D_v(x, y), \quad (17)$$

$$\nabla D_h = \sqrt{(D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x-1, y))^2 + (D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x+1, y))^2}, \quad (18)$$

$$\nabla D_v = \sqrt{(D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x, y-1))^2 + (D_{l,k}(x, y) - D_{l,k}(x, y+1))^2}, \quad (19)$$

其中: 公式(17)~(19)表示对高频子带系数 $D_{l,k}(x, y)$ 求解方向梯度和 $K_{\text{SDG}l,k}(x, y)$ 即高频分量 PCNN 模型的链接强度, 它能够表达图像的梯度特征。

第三步: 迭代公式(3)~(9)直到所有神经元都被点火, 计算 $U_{xy}(n)$, $L_{xy}(n)$, $\theta_{xy}(n)$, $T_{xy}(n)$, $Y_{xy}(n)$, 融合系数的规则如下:

$$D_{l,k}(x, y) = \begin{cases} D_{l,k}^{\text{IR}}(x, y) & U_{xy}(n) = U_{xy}^{\text{IR}}(n) \\ D_{l,k}^{\text{VL}}(x, y) & U_{xy}(n) = U_{xy}^{\text{VL}}(n) \end{cases}, \quad (20)$$

$$U_{xy}^{\text{IR}}(n) = K_{\text{AVG}}^{\text{IR}}(n)(1 + K_{\text{SDG}}^{\text{IR}}L_{xy}(n)), \quad (21)$$

$$U_{xy}^{\text{VL}}(n) = K_{\text{AVG}}^{\text{VL}}(n)(1 + K_{\text{SDG}}^{\text{VL}}L_{xy}(n)), \quad (22)$$

其中: n 代表迭代次数, $D_{l,k}(x, y)$ 代表最终的高频子带融合系数。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 我们采用 NSST、NSST-PCNN、NSST-SF-PCNN^[17]、等方

法作为对比。为了表现算法的广泛性, 我们选取了 3 种不同环境的红外与可见光图像, 这些源图像都已经过严格的配准。其中第一组为夜晚的街道, 第二组为植被, 第三组为树丛。其中第 1 组到第 3 组图像的大小分别为 632×496 、 430×340 、 360×270 。本文算法的 NSST 采用“maxflat”作为金字塔滤波器, 其中分解层数为 4 层, 每层分解的方向数分别为 $[4, 4, 8, 8]$, LatLRR 算法中 $\lambda = 0.04$ 。除此外, NSST-PCNN 方法中的参数设置为: $\alpha_L = 0.069\ 31$, $\alpha_\theta = 0.2$, $V_L = 1$, $V_\theta = 20$, $\theta = 0.2$, $N = 100$, $W = [0.707, 1, 0.707; 1, 0, 1; 0.707, 1, 0.707]$ 。NSST 方法的剪切波滤波器参数与本文相同, 其低频分量采用“加权平均规则”, 高频则采用“绝对值最大原则”。

4.1 主观视觉评价

图 2~图 4 分别代表第 1 组到第 3 组的融合实验, 每组图中的(a)~(f)分别代表红外图像、可见光图像、NSST、NSST-PCNN、NSST-SF-PCNN 和本文算法的融合图像。总的来讲, 基于 NSST 方法的融合图像对比度都比较低, 整体比较昏暗, 不适合人眼视觉观感。其中第一组实验中, 图像的整体亮度较其他对比算法较低, 因此其

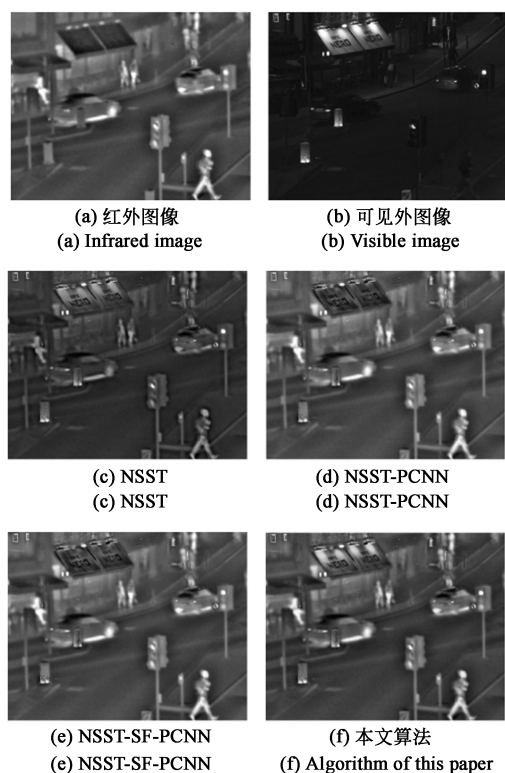


图2 第一组融合实验的视觉对比
Fig.2 Visual contrast experiments based on the first group

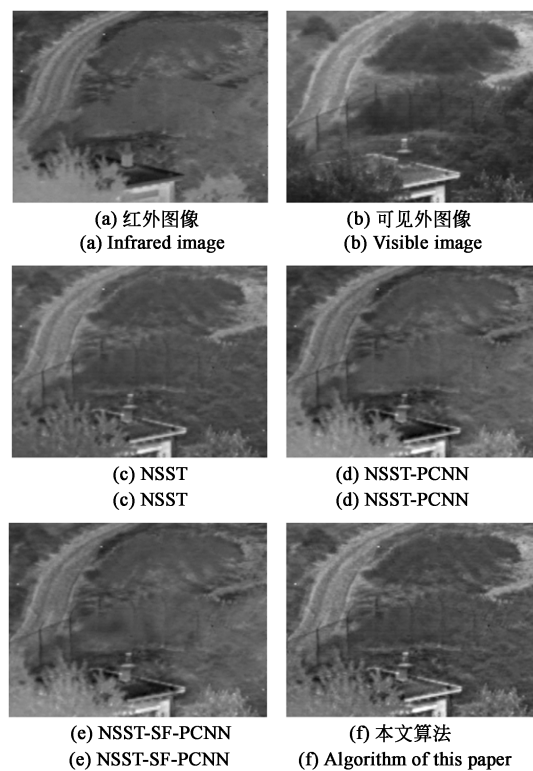


图4 第三组融合实验的视觉对比
Fig.4 Visual contrast experiments based on the third group

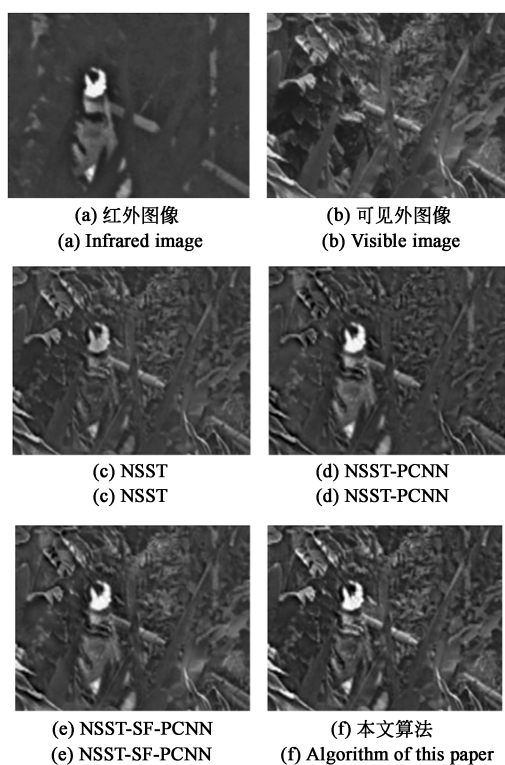


图3 第二组融合实验的视觉对比
Fig.3 Visual contrast experiments based on the second group

丢失了大量图像特征。而 NSST-PCNN、NSST-SF-PCNN 方法的融合图像都出现了一定的伪影噪点,其中以第一组实验中两种方法的字牌都含有黑色的噪点。并且,第三组实验中,NSST-SF-PCNN 则在树丛中出现伪影噪点。相比之下,本文算法的融合图像包含更为显著的红外目标信息和更丰富的可见光图像背景信息,因此具有较好的主观融合效果。由于采用了全新的低频融合规则,因此融合图像在主体观感上兼容了源图像的光谱特性,凸显了各自的显著性信息,更加符合人眼的视觉观感。同时高频规则的建立则最大程度还原梯度信息,使图像具有清晰的边缘细节。

4.2 实验评估

在大多数情况下,融合结果之间的差异不大,则难以用主观方式正确地评价融合结果。因此,为了更加客观地对融合效果进行评价,本文选取了以下 5 个客观质量指标作为评判标准:(1)平均梯度(AVG)^[18];(2)边缘信息保留量(Q^G)^[19];(3)空间频率(SF)^[20]。对于这 3 个指标,数值越

大代表性能越好,对于 3 组融合图像,详细的定量评价见表 1~表 3,其中粗体值表示在上述方法中使用相同索引的最佳结果。

表 1 图 2 的主观评价参数

Tab.1 Objective evaluation results for Fig. 2

方法	AVG	Q^G	SF
NSST	4.139 3	0.565 4	12.216 9
NSST-PCNN	4.453 6	0.622 2	0.622 2
NSST-SF-PCNN	4.450 6	0.615 5	12.233 0
本文	4.591 5	0.616 9	12.756 2

表 2 图 3 的主观评价参数

Tab.2 Objective evaluation results for Fig.3

方法	AVG	Q^G	SF
NSST	4.931 9	0.637 2	9.714 7
NSST-PCNN	5.041 8	0.540 1	9.920 2
NSST-SF-PCNN	5.239 5	0.605 6	10.236 2
本文	5.239 5	0.649 0	10.305 0

我们可以清晰地发现,在 3 组实验中,我们除了 Q^G 评价价值略低于其他对比算法,剩下两种评价价值均保持领先的水平。这表明我们所提出的融合规则能更好地解决融合问题,这与主观视觉观感

表 3 图 4 的主观评价参数

Tab.3 Objective evaluation results for Fig. 4

方法	AVG	Q^G	SF
NSST	5.483 6	0.447 2	10.418 5
NSST-PCNN	6.207 8	0.430 3	11.701 5
NSST-SF-PCNN	6.088 6	0.418 7	11.229 8
本文	6.474 6	0.441 0	12.115 0

是相似的。综上所述,本文提出的融合算法在图像灰度值分布、边缘细节、清晰度等方面优于其他算法,并且拥有较好的观感。

5 结 论

本文利用基于 LatLRR 和 PCNN 的多尺度融合模型指导红外与可见光图像融合。该模型利用 NSST 作为多尺度分解工具获取图像的低频与高频分量。针对低频分量采用基于 LatLRR 的方法指导其自适应加权融合,而高频分量则利用自适应双通道 PCNN 模型对其进行指导。该算法可以弥补两种源图像较大的光谱差异性,同时较完整地保留了丰富的纹理信息和细节信息。最终,该方法在视觉质量和定量评价方面都优于现有的其他融合算法。

参 考 文 献:

- [1] MA J Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey [J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.
- [2] LIU Y, CHEN X, WANG Z F, *et al.* Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects [J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 158-173.
- [3] ZHANG P, YUAN Y C, FEI C, *et al.* Infrared and visible image fusion using co-occurrence filter [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 93: 223-231.
- [4] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147-164.
- [5] 陈广秋,高印寒,才华,等.局部化 NSST 与 PCNN 相结合的图像融合[J].液晶与显示,2015,30(4):701-712.
CHEN G Q, GAO Y H, CAI H, *et al.* Image fusion algorithm based on local NSST and PCNN [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(4): 701-712. (in Chinese)
- [6] LIM W Q. The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet frames [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1166-1180.
- [7] LIU X B, MEI W B, DU H Q. Structure tensor and nonsubsampling shearlet transform based algorithm for CT and MRI image fusion [J]. *Neurocomputing*, 2017, 235: 131-139.
- [8] CHENG B Y, JIN L X, LI G N. General fusion method for infrared and visual images via latent low-rank represen-

- tation and local non-subsampled shearlet transform [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 92: 68-77.
- [9] ZHAO J F, ZHOU Q, CHEN Y T, *et al.* Fusion of visible and infrared images using saliency analysis and detail preserving based image decomposition [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 56: 93-99.
- [10] MA J L, ZHOU Z Q, BO W, *et al.* Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [11] FU Z Z, XUE W, XU J, *et al.* Infrared and visible images fusion based on RPCA and NSCT [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 77: 114-123.
- [12] LIU Z W, FENG Y, ZHANG Y F, *et al.* A fusion algorithm for infrared and visible images based on RDU-PCNN and ICA-bases in NSST domain [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 79: 183-190.
- [13] XU X Z, SHAN D, WANG G Y, *et al.* Multimodal medical image fusion using PCNN optimized by the QPSO algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 46: 588-595.
- [14] LIU G C, YAN S C. Latent Low-Rank Representation for subspace segmentation and feature extraction [C]// *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 1615-1622.
- [15] 陈广秋, 高印寒, 段锦, 等. 基于奇异值分解的 PCNN 红外与可见光图像融合[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(1): 126-136.
- CHEN G Q, GAO Y H, DUAN J, *et al.* Fusion algorithm of infrared and visible images based on singular value decomposition and PCNN [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(1): 126-136. (in Chinese)
- [16] XIANG T Z, YAN L, GAO R R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 69: 53-61.
- [17] KONG W W, ZHANG L J, LEI Y. Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 65: 103-112.
- [18] 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.
- [19] MA J Y, CHEN C, LI C, *et al.* Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization [J]. *Information Fusion*, 2016, 31: 100-109.
- [20] YIN H P, LI Y X, CHAI Y, *et al.* A novel sparse-representation-based multi-focus image fusion approach [J]. *Neurocomputing*, 2016, 216: 216-229.

作者简介:



谢艳新(1974—),女,吉林省吉林市人,硕士,副教授,2010年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事机器视觉及数字图像处理方面的研究。E-mail: arm9linux@163.com