

## NSST 域红外和可见光图像感知融合

李威, 李忠民\*

南昌航空大学信息工程学院, 江西 南昌 330063

**摘要** 为了提高融合图像的视觉感知效果, 提出一种非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shear Transform, NSST)域红外和可见光图像感知融合方法。首先采用 NSST 将源图像分解为高频和低频分量; 接着采用参数自适应脉冲耦合神经网络(Parameter Adaptive Pulse Coupled Neural Network, PA-PCNN)融合高频分量图像, 提高成像细节; 然后联合使用高斯滤波器和双边滤波器进行多尺度变换以融合低频分量图像, 将低频分量分解为多尺度纹理细节和边缘特征以捕获更多的多尺度红外光谱特征; 最后利用 NSST 逆变换获取融合图像。实验结果表明, 该方法不仅可以有效提高融合图像的细节信息, 而且还能增强红外特征的提取能力以契合人体的视觉感知。

**关键词** 图像处理; 非下采样剪切波变换; 参数自适应融合脉冲耦合神经网络; 多尺度变换; 图像融合

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2010014

## NSST-Based Perception Fusion Method for Infrared and Visible Images

Li Wei, Li Zhongmin\*

*School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China*

**Abstract** To improve the visual perception of fused images, a nonsubsampling shear wave transform (NSST)-based perception fusion method for infrared and visible images is proposed. First, the NSST is used to decompose the source image into high- and low-frequency components. Then, to improve image details, a parameter adaptive pulse coupled neural network is used to fuse high-frequency component images. Second, a Gaussian filter and a bilateral filter are used for multiscale transformation to fuse low-frequency component images, and low-frequency components are decomposed into multiscale texture details and edge features to capture more multiscale infrared spectral features. Finally, the inverse NSST is used to obtain the fused image. Experimental results show that the proposed method can not only improve the detail information of fusion image effectively, but also enhance the ability of infrared feature extraction to fit human visual perception.

**Key words** image processing; non-subsampling shear transform; parameter adaptive fusion pulse coupled neural network; multi-scale transformation; image fusion

**OCIS codes** 100.2000; 100.2960; 100.7410

## 1 引言

红外(IR)图像与可见光(VIS)图像的融合是信息融合中的重要部分之一。红外传感器能将不同物体的热辐射以红外图像的形式进行展示, 适用于隐藏目标的识别。相比之下, 可见光传感器在纹理细

节方面有较高的空间清晰度, 符合人体视觉系统的感知<sup>[1]</sup>。将 IR 图像和 VIS 图像各自的优势信息提取到融合图像中, 可以准确地描述场景。为了在单幅图像中整合体现出更多的优势信息, 大量研究人员从事信息融合的相关工作<sup>[2-4]</sup>, 并且致力于将其应用于民用和军用领域, 如遥感目标识别、计算机视觉

收稿日期: 2020-11-25; 修回日期: 2020-12-15; 录用日期: 2021-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(61263040)、江西省自然科学基金(20202BABL202005)、南昌航空大学研究生创新专项资金(YC2020-034)

通信作者: \*zhongmli@163.com

和图像匹配等<sup>[5]</sup>。

目前,变换域中的图像融合大都采用多尺度多方向变换方法。文献[6]提出了 Contourlet 变换方法,由于在下采样的过程中有伪吉布斯现象的产生,所以融合效果基本不是很好;文献[7-9]提出了具有优良特性的多尺度多分解非下采样 Shear 变换(NSST)方法,相比于其他的多尺度变换(MSD)方法,NSST 方法具有显而易见的融合效果,在目标细节方面有较好的表现<sup>[10-11]</sup>。

文献[12]提出了脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN),PCNN 不需要学习便能进行相关的图像处理;文献[13]将 PCNN 应用在图像融合中,取得了较好的融合效果;文献[14]进一步提出了一种参数自适应脉冲耦合神经网络(Parameter Adaptive Pulse Coupled Neural Network, PA-PCNN)并且初步应用于图像融合,该网络不仅保留了图像细节,而且丰富了图像信息。

文献[15]介绍了高斯滤波器,其是一种用于降噪和平滑图像的处理工具;文献[16]提出了一种双边滤波器,其适用于平滑小规模细节以及保留丰富的边缘信息;文献[17]将高斯滤波器和双边滤波器混合使用,在提取红外光谱的特征信息方面取得了良好的效果。

基于以上分析并且为了提高融合图像的视觉感知效果,本文提出一种基于 NSST 的 IR 和 VIS 图像融合方法。该方法一方面在 NSST 域内进行图像的配置处理,提高融合的准确性,而且适用于在高频图像中解决参数选择困难的 PA-PCNN,优化融合细节;另一方面基于多尺度变换融合的低频图像以注入红外光谱特征信息的方式融合到重构图像中,保留视觉信息,符合人体感知。

## 2 基本原理

### 2.1 NSST

NSST 的主体离散化过程包括方向局部化和多尺度分解。方向局部化利用剪切滤波器组(Shear Filter Bank, SFB)来实现,而且利用平移性抑制了伪吉布斯现象的产生。多尺度分解利用非下采样金字塔滤波器(Non-Subsampled Pyramid Filters, NSPF)对源图像进行  $m'$  级分解,可以获得  $m'$  个尺度不同但尺寸一致的高频子带图像和一个低频子带图像。NSST 的分解层数为两层,过程如图 1 所示。

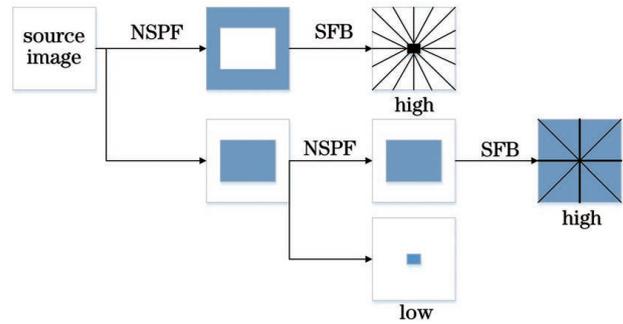


图 1 NSST 多尺度多方向的分解过程

Fig. 1 Dcomposition process of NSST multi-scale and multi-directional

### 2.2 PA-PCNN

与大多数的人工神经网络不同,PCNN 是基于迭代进行计算的,不需要繁琐的预处理训练。在 PCNN 中,图像像素和神经元是一一映射的关系。由于传统的 PCNN 模型需要选择链接强度、各种幅度参数和衰减系数等参数<sup>[18-20]</sup>,为了避免手动设置参数,一种适用于图像分割且参数自适应设置的简化 PCNN (SPCNN) 模型在文献[21]中提出。SPCNN 模型的数学描述为

$$F_{ij}(n) = S_{ij}(n), \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = V_L \sum_i^k \sum_j^l W'_{ij} Y_{ij}(n-1), \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = \exp(-\alpha_f) U_{ij}(n-1) + F_{ij}(n) [1 + \beta L_{ij}(n)], \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = \exp(-\alpha_e) E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n), \quad (5)$$

式中:  $F_{ij}(n)$  和  $L_{ij}(n)$  分别为第  $n$  次迭代中  $(i, j)$  位置上神经元的馈入输入和连接输入;  $S_{ij}$  为  $(i, j)$  位置上的输入图像;  $V_L$  为连接输入的幅度;  $W'_{ij}$  为  $(i, j)$  位置上的突触权重;  $\alpha_f$  为指数衰减系数;  $Y_{ij}(n)$  为第  $n$  次迭代中  $(i, j)$  位置上的着火条件;  $\beta$  为神经元的链接强度;  $\alpha_e$  和  $V_E$  分别为模型输出高频分量  $E_{ij}(n)$  的指数衰减系数和幅度;  $U_{ij}(n)$  为模型内部活跃项。

SPCNN 模型中存在 5 个自由变量,即  $\alpha_f$ 、 $\beta$ 、 $V_L$ 、 $\alpha_e$  和  $V_E$ 。从(1)~(5)式可以看出,  $\beta$  与  $V_L$  只作为  $\sum_i^k \sum_j^l W'_{ij} Y_{ij}(n-1)$  的权重,因此可以令  $\lambda = \beta V_L$  表征加权链接强度,代入 SPCNN 模型中可以减少自由变量的个数。根据文献[17]参数自适应设置的分析,剩余的参数变量可以自适应计算,从而构建自适应脉冲耦合神经网络模型,自适应计算过

程为

$$\alpha_f = \lg[1/\sigma(S)], \quad (6)$$

$$\lambda = \frac{(S_{\max}/S) - 1}{6}, \quad (7)$$

$$V_E = \exp(-\alpha_f) + 1 + 6\lambda, \quad (8)$$

$$\alpha_e = \ln \left[ \frac{\frac{V_E}{S'}}{1 - \exp(-\alpha_f) + 6\lambda \exp(-\alpha_f)} \right], \quad (9)$$

式中: $\sigma(S)$ 为图像  $S$  的标准差,取值范围为 $[0, 1]$ ;  $S'$ 和 $S_{\max}$ 分别为输入图像的归一化像素阈值和图

像的最大像素值。简易 PA-PCNN 模型的结构如图 2 所示,其中 $\otimes$ 和 $\oplus$ 分别表示点乘和求和函数, $W$ 表示突触权重矩阵。

PA-PCNN 融合模型与文献[21]运用的融合模型类似,相同点都是在模型的输入端采用像素强度绝对值的链接方式,相比于以拉普拉斯能量作为链接方式不仅提高了算法的运行时间,而且规避了 PCNN 中的参数设置问题。对于实际融合效果,第三部分对 PCNN 方法和 PA-PCNN 方法进行了对比分析。

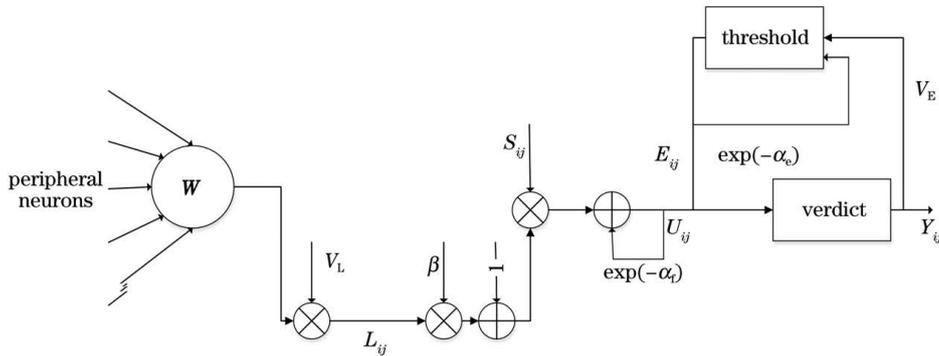


图 2 简易 PA-PCNN 模型的结构

Fig. 2 Structure of simple PA-PCNN model

### 2.3 高斯滤波器和双边滤波器的多尺度变换

高斯滤波器和双边滤波器是图像处理应用中最广泛的工具,其中高斯滤波器常常作为平滑滤波的首选,双边滤波器能捕获丰富的边缘信息,而联合重复使用高斯滤波器和双边滤波器是为了显著提高红外光谱信息的提取能力。对图像  $I$  中的某个像素  $p$  进行双边滤波,表达式为

$$I_b(p) = \frac{1}{W} \sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_s}(\|p - q\|_2) g_{\sigma_r} \times [ |I(p) - I(q)| ] I(q), \quad (10)$$

其中

$$W = \sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_s}(\|p - q\|_2) g_{\sigma_r} [ |I(p) - I(q)| ], \quad (11)$$

式中: $I_b$  为边缘信息图像; $g_{\sigma}(x) = \exp(-x^2/\sigma^2)$  为高斯函数, $\sigma = \{\sigma_s, \sigma_r\}$ ;  $\|\cdot\|_2$  为取二范数; $|\cdot|$  为取绝对值; $q$  为在空间和强度上对  $p$  像素有影响的临近像素; $\sigma_s$  和  $\sigma_r$  分别为在空间和距离上的高斯标准差,分别控制临近像素  $q$  的空间差异和强度差异; $\Omega$  为图像尺寸; $W$  为双边滤波器处理过程中的权重值。首先利用双边滤波器删除纹理特征占主导的细节信息,从而获取丰富的边缘信息图像  $I_b$ 。然后通

过高斯滤波器处理后的图像  $I_g$ ,可以得到除去保留在图像  $I_b$  中的精细纹理细节的  $D^0$  图像和附加边缘信息的  $D^1$  图像,表达式为

$$D^0 = I - I_b, \quad (12)$$

$$D^1 = I_b - I_g. \quad (13)$$

最后联合重复使用高斯滤波器和双边滤波器对图像  $I$  进行迭代计算可以实现多尺度分解,表达式为

$$I_g^{n+1}(p) = \frac{1}{W} \sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_{s,n}}(\|p - q\|_2) I_g^n(q), \quad (14)$$

$$I_b^{n+1}(p) = \frac{1}{W} \sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_{s,n}}(\|p - q\|_2) g_{\sigma_{r,n}} \times [ |I_b^n(p) - I_b^n(q)| ] I_b^n(q), \quad (15)$$

$$W_g = \sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_{s,n}}(\|p - q\|_2), \quad (16)$$

$$D^{(n+1,0)} = I_g^n - I_b^{n+1}, \quad (17)$$

$$D^{(n+1,1)} = I_g^n - I_b^n, \quad (18)$$

$$D^{(n,1)} = I_b^n - I_g^n, \quad (19)$$

$$I = B_{BS} + \sum_{n=1}^N [D^{(n,0)} + D^{(n,1)}], \quad (20)$$

式中: $W_g$  为高斯滤波器的参数; $D^{(n+1,0)}$  和  $D^{(n,1)}$  分别为迭代  $n$  次与  $n+1$  次去除双边滤波器处理的细节特征图像和附加边缘特征图像; $B_{BS}$  为输入图像经过(14)~(20)式处理后残留的基础信息(BS)图

像。对红外低频图像进行两层分解,得到的像素对数子图如图 3 所示。从图 3 可以看到,低频方向的子带图像是源图像的近似表征,包含大部分源图像

的能量信息,而图像的局部能量能够表达出区域亮度,所以采用上述分解方法能在低频段捕获并且融合更多的红外光谱信息。

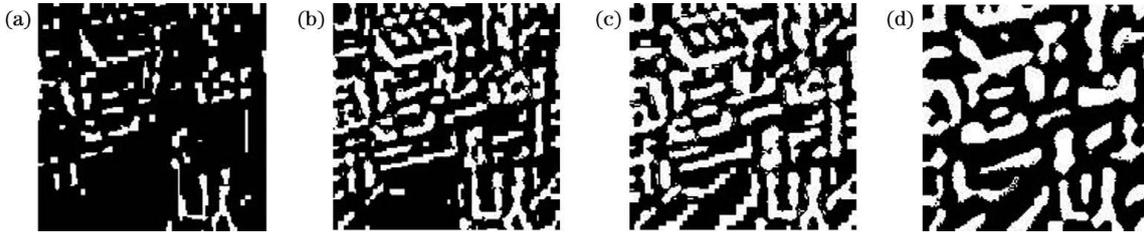


图 3 低频图像经过两层分解得到的像素对数子图。(a)  $D^{(1,0)}$ ; (b)  $D^{(1,1)}$ ; (c)  $D^{(2,0)}$ ; (d)  $D^{(2,1)}$

Fig. 3 Pixel logarithmic sub-image obtained by two-layer decomposition of low-frequency image. (a)  $D^{(1,0)}$ ; (b)  $D^{(1,1)}$ ; (c)  $D^{(2,0)}$ ; (d)  $D^{(2,1)}$

### 2.4 基于 NSST 域红外和可见光融合方法

图 4 为本文融合方法的基本框架,具体步骤如下,其中  $A$  为红外图像,  $B$  为可见光图像。

#### 1) 基于 NSST 的红外和可见光图像分解

利用 NSST 分别对红外图像  $A$  和可见光图像  $B$  进行分解,可以得到红外图像的高频分量  $A_H$  与低频分量  $A_L$  以及可见光图像的高频分量  $B_H$  与低频分量  $B_L$ 。

#### 2) 高频分量的变换融合

利用 PA-PCNN 模型对红外图像的高频分量  $A_H$  和可见光图像的高频分量  $B_H$  进行融合变换,可以得到高频分量  $F_H$ 。

#### 3) 低频分量的变换融合

联合重复使用高斯滤波器和双边滤波器多尺度变换对红外图像的低频分量  $A_L$  和可见光图像的低频分量  $B_L$  进行多尺度变换融合,可以得到融合的低频分量  $F_L$ 。

#### 4) 高低频分量的融合

通过 NSST 逆变换 (I-NSST) 对融合的高频分量  $F_H$  与低频分量  $F_L$  进行再融合,可以得到融合图像  $F$ 。

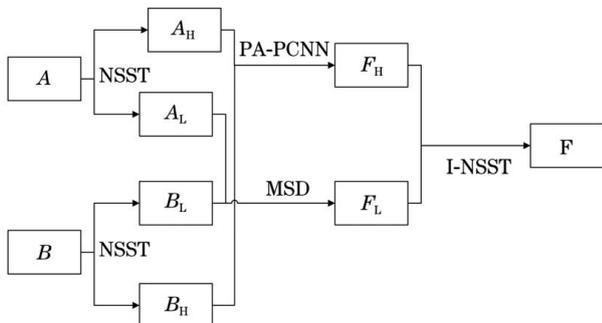


图 4 融合方法的基本框架

Fig. 4 Basic framework of fusion method

#### 2.4.1 高频分量的融合规则

通过 NSST 分解源图像可以得到高频分量,其包含大量的纹理和边缘等细节信息。一般融合高频分量的方法是最大绝对值法,但其对于细节信息的处理效果并不是很好,易受外界噪声的干扰,导致融合过程中高频分量的错误性选择,所以融合效果不佳。利用 PA-PCNN 模型强大的生物学背景,将高频分量中像素强度的绝对值作为输入神经元的激励,通过自适应迭代运算来提取较丰富的细节信息,从而完善整合融合图像,具体步骤如下。

1) 将红外图像  $A$  和可见光图像  $B$  经 NSST 分解后的高频分量以像素强度的绝对值作为激励并输入 PA-PCNN 模型中,得到每次自适应迭代的着火条件  $Y_{ij}(n)$ 。

2) 利用 PA-PCNN 模型迭代计算着火时间  $T_{ij}(n)$ 。

3) 将着火时间  $T_{ij}(n)$  作为选择条件,可以得到 PA-PCNN 模型处理后的高频分量,表达式为

$$H_{ij}^F(n) = \begin{cases} E_{ij}^A(n), & \text{if } T_{ij}^A(n) \geq T_{ij}^B(n) \\ E_{ij}^B(n), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (21)$$

式中:  $H_{ij}^F(n)$  为第  $n$  次迭代中  $(i, j)$  位置上融合后的高频分量  $F_H$ 。对参数进行初始化设置,即  $T_{ij}(n) = 0, Y_{ij}(n) = 0, L_{ij}(n) = 0, E_{ij}(n) = 0, W =$

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 1.0 & 0.5 \\ 1.0 & 0 & 1.0 \\ 0.5 & 1.0 & 0.5 \end{bmatrix}。$$

#### 2.4.2 低频分量的融合规则

由于低频分量的信息携带量大,若采用传统的加权平均法可能存在部分信息的丢失,所以不符合人体的视觉感知。联合重复使用高斯滤波器和双边滤波器多尺度变换对红外图像的热辐射差异进行多

尺度融合,可以捕获多尺度红外光谱特征,进而满足人体的视觉感知。对于多尺度融合,其分为边缘信息和细节信息  $D^{(n,m)}$  的融合以及残留 BS 的融合,其中  $m$  为 0 或 1。

对于边缘信息和细节信息  $D^{(n,m)}$  的融合,若多尺度分解层数为一层,低频分量则采取最大绝对值法进行融合;若多尺度分解层数大于 1,分解得到的  $D^{(n,1)}$  能充分体现低频分量下的红外光谱特征,利用权重参数  $C^n$  来处理以红外图像  $A$  为主的低频分量  $D_L^{(n,m)}$ ,可以捕获丰富的红外光谱信息,具体步骤如下。

1) 计算每个尺度方向上的显著红外光谱特征  $R^n$ ,表达式为

$$R^n = \begin{cases} |D_A^{(n,1)} - D_B^{(n,1)}|, & D_A^{(n,1)} > D_B^{(n,1)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

2) 将  $R^n$  进行归一化处理,表达式为

$$G^n = \frac{R^n}{\max_{l' \in \Omega} R^n}, \quad (23)$$

式中: $l'$ 为像素  $p$  所对应的位置; $G_n$  为  $R_n$  的归一化值。如果  $G^n(x) > 0$ ,那么在迭代次数为  $n$  并且位于  $l'$  点处有红外光谱信息注入到融合图像中。

3) 利用高斯函数与非线性函数  $N'_\mu(\alpha)$  卷积计算权重参数  $C^n$ ,从而实现低频分量的融合,表达式为

$$N'_\mu(\alpha) = \arctan(\mu\alpha) / \arctan(\mu), \quad (24)$$

$$C^n = g_{\sigma_c} * N'_\mu(G^n), \quad (25)$$

$$D_L^{(n,m)} = C^n D_A^{(n,m)} + (1 - C^n) D_B^{(n,m)}, \quad (26)$$

式中: $\alpha$  为函数的自变量,  $\alpha \in [0, 1]$ ;  $\mu$  为函数的常量,  $\mu > 0$ ;  $g_{\sigma_c}$  为低频分量的高斯标准差  $\sigma_c = 2$  的高斯函数;  $*$  为卷积运算符号。非线性函数  $N'_\mu(\alpha)$  在  $(0, 1)$  内为单调递增函数,如果将  $G^n$  作为输入自变量并代入(25)式,那么能将更多的红外光谱信息注入融合图像中,从而充分完备融合信息,最后得到细节信息和边缘信息。

对于 BS 的融合,多尺度分解后的残留基础信息包含原始图像较为粗糙的结构信息,通常多尺度分解得到的基础级图像理论上可以再度分解,但是会带来更多的计算量,而残留的基础信息又与多尺度分解的分解层数有一定的关联,考虑到这一点,采用了分解层数  $j > 1$  的方法和基础层的权重参数  $C_b$  进行融合,表达式为

$$C^N = g_{\sigma_c} * N'_\mu(G^N), \quad (27)$$

$$C_b = g_{\sigma_b} * C^N, \quad (28)$$

$$B_{BS} = C_b B_{BS,A} + (1 - C_b) B_{BS,B}, \quad (29)$$

式中: $\sigma_b$  为基础层的高斯标准差。最后由(20)式得到融合后的低频分量  $F_L$ 。初始化参数设置为  $I_g^0 = I^0, I_b^0 = I^0, \sigma_{s,j+1} = 2\sigma_{s,j}, \sigma_{r,j+1} = 2\sigma_{r,j}, \sigma_b = 4\sigma_c$ 。

为了验证非线性函数  $N'_\mu(\alpha)$  注入红外光谱信息的可靠性,分别对不同  $\mu$  值  $(0 \sim +\infty)$  下的信息进行仿真模拟,融合结果如图 5 所示。从图 5 可以看到,随着  $\mu$  值的增大,图像局部亮度变亮,细节效果较差,而在取值分别为 10、30 和 50 下显示的图像能够很好地整合 PA-PCNN 模型所处理的细节信息与红外光谱信息,说明这种融合方法是有效的。

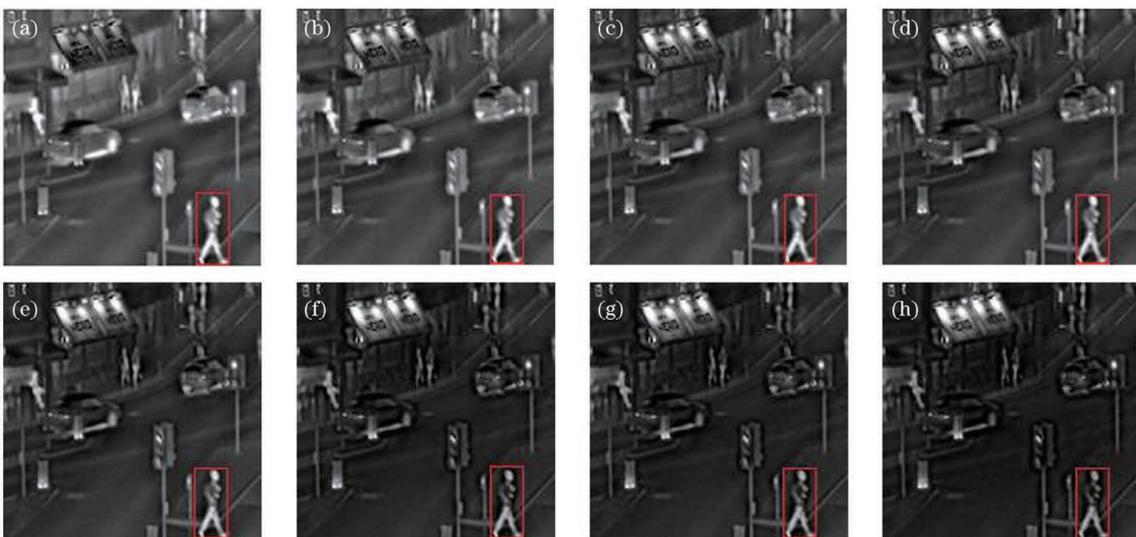


图 5 不同  $\mu$  值下的融合结果。(a)  $\mu \rightarrow 0$ ; (b)  $\mu = 10$ ; (c)  $\mu = 30$ ; (d)  $\mu = 50$ ; (e)  $\mu = 100$ ; (f)  $\mu = 300$ ; (g)  $\mu = 500$ ; (h)  $\mu \rightarrow +\infty$   
 Fig. 5 Fusion results under different  $\mu$  values. (a)  $\mu \rightarrow 0$ ; (b)  $\mu = 10$ ; (c)  $\mu = 30$ ; (d)  $\mu = 50$ ; (e)  $\mu = 100$ ; (f)  $\mu = 300$ ; (g)  $\mu = 500$ ; (h)  $\mu \rightarrow +\infty$

### 3 实验结果和分析

实验选取 TNO 图像数据集中的“Kayak”、“Road”和“Steamboard”三组配准后的源图像进行验证。所有实验均在 Window 7 操作系统中进行,其中 CPU 主频为 1.70 GHZ,内存为 4.00 GB,实验

使用版本为 R2015b 的 MATLAB 软件进行编译仿真。通过对比其他 5 种典型融合方法来验证所提方法的有效性,分别为基于主成分分析(PCA)、潜在低秩表示(LatLRR)、MSD、PCNN 和 PA-PCNN 的融合方法,结果如图 6~8 所示。

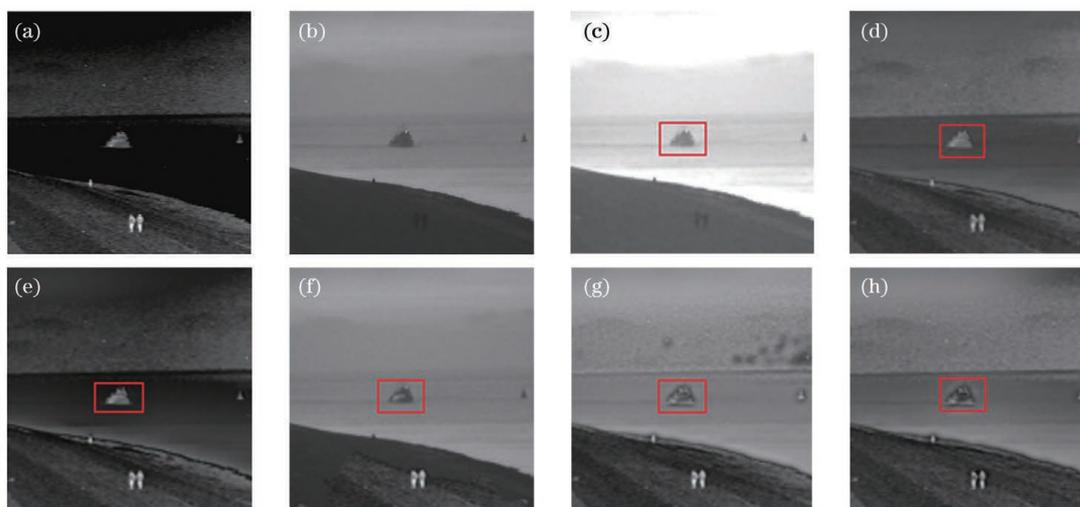


图 6 不同方法在“Kayak”图像下的融合结果。(a)IR 图像;(b)VIS 图像;(c)PCA 方法;(d)LatLRR 方法;(e)MSD 方法;(f)PCNN 方法;(g)PA-PCNN 方法;(h)所提方法

Fig. 6 Fusion results of different methods under “Kayak” image. (a) IR image; (b) VIS image; (c) PCA method; (d) LatLRR method; (e) MSD method; (f) PCNN method; (g) PA-PCNN method; (h) proposed method

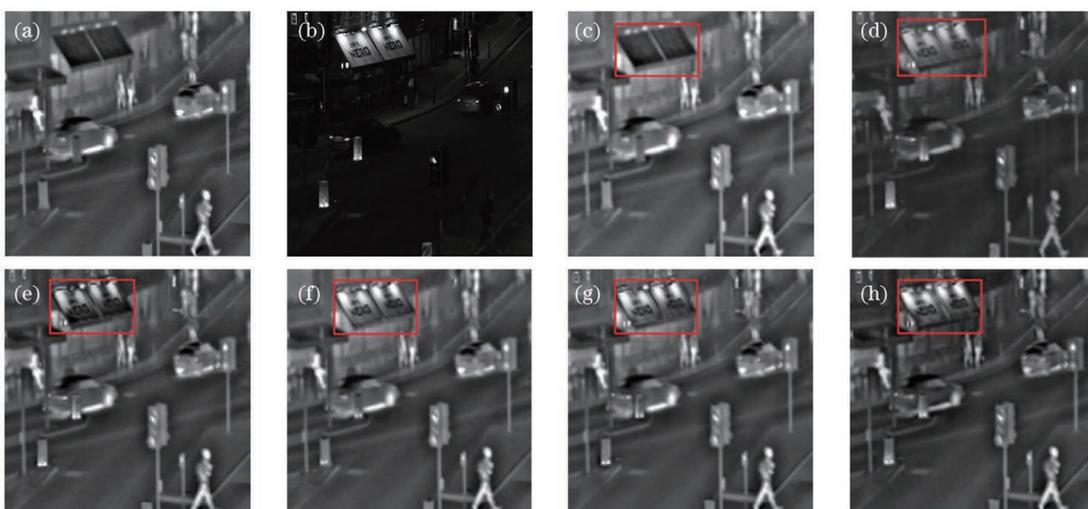


图 7 不同方法在“Road”图像下的融合结果。(a)IR 图像;(b)VIS 图像;(c)PCA 方法;(d)LatLRR 方法;(e)MSD 方法;(f)PCNN 方法;(g)PA-PCNN 方法;(h)所提方法

Fig. 7 Fusion results of different methods under “Road” image. (a) IR image; (b) VIS image; (c) PCA method; (d) LatLRR method; (e) MSD method; (f) PCNN method; (g) PA-PCNN method; (h) proposed method

从图 6 可以看到,PCA 方法虽然光谱信息融合很多,但是在细节方面体现不够好;LatLRR 方法的整体融合效果较好,但是在目标细节方面较差;MSD 方法虽然在背景方面表现很好,但是目标整体偏亮,细节方面不够好;PCNN 方法虽然可以突出

目标,但是在沙滩的纹理细节方面体现较差;PA-PCNN 方法的融合效果很好,但唯一不足是存在人造伪影;所提方法的融合效果既能在目标上体现较多的细节特点,在整体的效果上也得到了很好的体现。

从图 7 可以看到,“Road”是一个十字路口的内

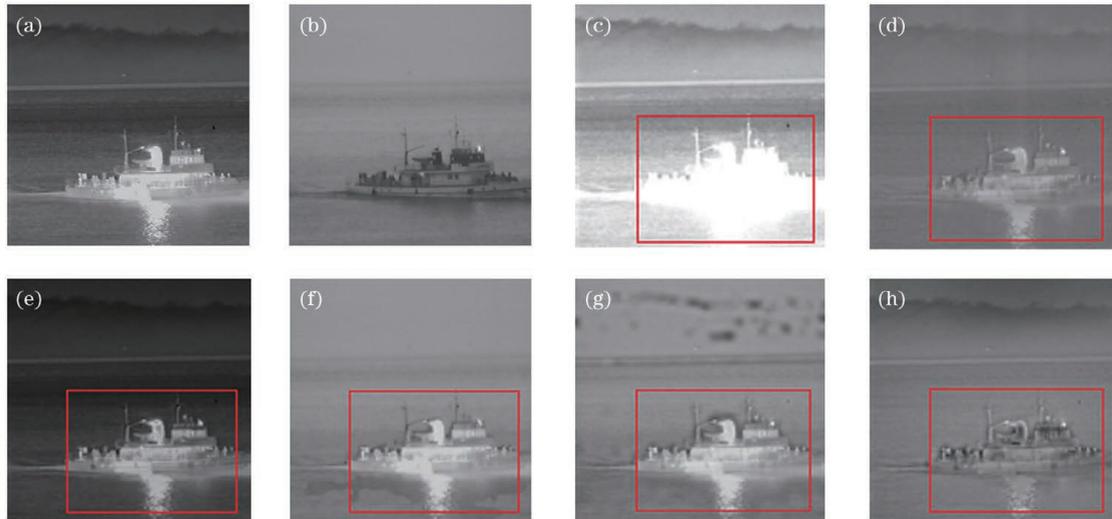


图 8 不同方法在“Steamboard”图像下的融合结果。(a)IR 图像;(b)VIS 图像;(c)PCA 方法;(d)LatLRR 方法;(e)MSD 方法;(f)PCNN 方法;(g)PA-PCNN 方法;(h)所提方法

Fig. 8 Fusion results of different methods under “Steamboard” image. (a) IR image; (b) VIS image; (c) PCA method; (d) LatLRR method; (e) MSD method; (f) PCNN method; (g) PA-PCNN method; (h) proposed method

容,PCA 方法和 LatLRR 方法的融合效果在框内表现出来的一个偏暗和一个偏亮,在细节和局部对比度方面效果略差;MSD 方法的亮度对比度很好,唯一不足是框底部边框偏黑,细节方面没有体现;PCNN 方法和 PA-PCNN 方法在细节方面表现很好,美中不足是对比度存在缺陷,略微偏灰;所提方法的融合效果在细节和对比度方面有良好的整体表现。

从图 8 可以看到,所提方法在目标细节、水面波纹细节以及整体效果方面均优于上述 5 种融合方法。

为了更加全面地评价方法的融合结果,采用了相关图像统计特性指标,如互信息量 (Mutual Information, MI)、相关系数 (Correlation Coefficient, Corr)、标准差 (Standard Deviation, SD)、信息熵 (Information Entropy, EN)、空间频率 (Spatial Frequency, SF)、对比度 (Contrast Gradient, CG) 和平均梯度 (Average Gradient, AG) 7 项指标

表 1 不同方法的客观评价指标均值

Table 1 Mean values of objective evaluation index by different methods

Method	MI /bit	Corr	SD	EN /bit	SF	CG	AG
PCA	<b>5.2456</b>	0.3361	<b>31.5418</b>	6.1277	7.2886	46.8579	4.7974
LatLRR	1.9874	0.4678	19.3703	5.7352	6.4097	18.8049	3.6455
MSD	2.3205	0.2716	28.3158	6.1073	8.3273	<b>26.7331</b>	4.2563
PCNN	3.7298	0.4946	30.9832	6.3025	7.3837	30.1458	4.0942
PA-PCNN	1.6560	0.5223	25.0029	6.3100	8.4576	30.1842	5.0801
Proposed method	2.6873	<b>0.5885</b>	31.2197	<b>6.5271</b>	<b>8.7031</b>	<b>23.8266</b>	<b>4.9239</b>

进行客观评价。其中空间频率包含水平梯度( $f_r$ )和垂直梯度( $f_c$ ),计算公式为

$$F_{SF} = \sqrt{f_r^2 + f_c^2}, \quad (30)$$

$$f_r = \sqrt{\frac{1}{kl} \sum_i^k \sum_j^l [F(i, j) - F(i, j-1)]^2}, \quad (31)$$

$$f_c = \sqrt{\frac{1}{kl} \sum_i^k \sum_j^l [F(i, j) - F(i-1, j)]^2}. \quad (32)$$

三组实验的客观评价指标均值如表 1 所示。从表 1 可以看到,所提方法在互信息量和标准差上略小于 PCA 方法,这也与 PCA 方法的背景偏亮吻合,在相关系数、信息熵和空间频率方面明显高于其余 5 种融合方法,其次在对比度方面与 MSD 方法相近,不会因图像的对比如过高而导致图像反差过大,也不会因过低而导致图像细节丢失,

最后在平均梯度方面,虽然略低于 PA-PCNN 方法,但规避了复杂神经算法所形成的人造伪影现象。这表明所提方法在可靠性和综合性能上都有所提高,能够契合主观视觉的观感效果。

## 4 结 论

本文提出的红外和可见光图像感知融合方法能够有效整合单幅图像融合的优势信息,满足人体的视觉感知。在 NSST 域内利用所提方法的平移不变性等性质可以精准分解源图像,高频部分采用 PA-PCNN 模型可以自适应提高成像细节的质量,低频部分采用多尺度变换可以捕获红外光谱信息,最后利用 NSST 逆变换可以得到融合图像。实验结果表明,所提方法在主观视觉和客观评价指标上均优于 PCA、LatLRR、MSD、PCNN 和 PA-PCNN 融合方法,其能充分整合源图像的细节信息,而且背景和 target 信息更加丰富,这是一种行之有效的红外和可见光图像融合方法。

## 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] Toet A. Natural colour mapping for multiband night vision imagery[J]. *Information Fusion*, 2003, 4(3): 155-166.
- [3] Chen M S, Cai Z S. Study on fusion of visual and infrared images based on NSCT [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(6): 061002.  
陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(6): 061002.
- [4] Peng G, Wang Z Y, Zhang Z G, et al. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 067005.
- [5] Toet A, van Ruyven L J, Valeton J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(7): 789-792.
- [6] Zhao W D, Lu H C. Medical image fusion and denoising with alternating sequential filter and adaptive fractional order total variation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(9): 2283-2294.
- [7] Bhatnagar G, Wu Q M J, Liu Z. A new contrast based multimodal medical image fusion framework [J]. *Neurocomputing*, 2015, 157: 143-152.
- [8] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [9] Hao W C, Jia N. Fusion algorithm of infrared and visible images based on adaptive PCNN in NSCT domain [J]. *Journal of Xihua University (Natural Science Edition)*, 2014, 33(3): 11-15.  
郝文超, 贾年. NSCT 域内基于自适应 PCNN 的红外与可见光图像融合方法[J]. *西华大学学报(自然科学版)*, 2014, 33(3): 11-15.
- [10] Broussard R P, Rogers S K, Oxley M E, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 554-563.
- [11] Yin M, Liu X N, Liu Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49-64.
- [12] Lindeberg T. *Scale-space theory in computer vision* [M]. Boston: Springer, 1994.
- [13] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271), January 7, 1998, Bombay, India. New York: IEEE Press, 1998: 839-846.
- [14] Zhou Z Q, Wang B, Li S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters [J]. *Information Fusion*, 2016, 30(30): 15-26.
- [15] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images [J]. *Applied Optics*, 1994, 33(26): 6239-6253.
- [16] Zhan K, Shi J H, Wang H B, et al. Computational mechanisms of pulse-coupled neural networks: a comprehensive review [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2017, 24(3): 573-588.
- [17] Chen Y L, Park S K, Ma Y D, et al. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(6): 880-892.
- [18] Yang D, He J N. A novel image fusion method based on NSCT and PCNN [J]. *Microcomputer & Its Applications*, 2016, 35(23): 46-48, 55.  
杨丹, 何建农. 一种新的结合 NSCT 和 PCNN 的图像融合方法 [J]. *微型机与应用*, 2016, 35(23): 46-48, 55.
- [19] Li Q L, Yin D Y, Yu J T, et al. Ultraviolet-visible polarimetric imaging and image fusion technology with high resolution and large field-of-view [J]. *Acta*

Optica Sinica, 2019, 39(6): 0611007.

李清灵, 尹达一, 庾金涛, 等. 高分辨大视场紫外-可见光偏振成像融合处理技术 [J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0611007.

- [20] Shen Y, Chen X P, Yuan Y B, et al. Infrared and visible image fusion based on significant matrix and neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201007.

沈瑜, 陈小朋, 苑玉彬, 等. 基于显著矩阵与神经网络

的红外与可见光图像融合 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201007.

- [21] Li H, Zhang L M, Jiang M R, et al. An infrared and visible image fusion algorithm based on ResNet152 [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081013.

李恒, 张黎明, 蒋美容, 等. 一种基于 ResNet152 的红外与可见光图像融合算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081013.