

基于 FDST 和双通道 PCNN 的红外与可见光图像融合

戴进墩¹, 刘亚东^{1*}, 毛先胤², 盛戈峰¹, 江秀臣¹

(1. 上海交通大学 电气工程系, 上海 200240;

2. 贵州电网电力科学研究院, 贵州 贵阳 550000)

摘要: 为提高融合图像的细节表现力和信息冗余度, 针对红外与可见光图像, 提出一种基于有限离散剪切波变换(FDST)和双通道脉冲耦合神经网络(PCNN)的图像融合方法。首先, 利用 FDST 分解红外与可见光图像得到各自的高低频子带系数; 再对高低频子带系数分别采用不同链接强度的改进的空间频率激励的双通道 PCNN 进行融合; 最后, 通过 FDST 反变换得到融合图像。实验结果表明该算法能够有效增强图像清晰度和整体视觉效果, 融合效果跟其他融合方法相比, 在互信息、边缘信息传递量、标准差多个客观评价指标上具有明显提高。

关键词: 图像融合; 红外与可见光; FDST 变换; 双通道 PCNN; 链接强度

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0204001

Infrared and visible image fusion based on FDST and dual-channel PCNN

Dai Jindun¹, Liu Yadong^{1*}, Mao Xianyin², Sheng Gehao¹, Jiang Xiuchen¹

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Electric Power Research Institute, Guizhou Power Grid Corp., Guiyang 550000, China)

Abstract: To enhance fusion effects of infrared and visible images in detail preservation and information redundancy, a novel fusion method based on Finite Discrete Shearlet Transform (FDST) and dual-channel Pulse Coupled Neuron Network (PCNN) was proposed. Firstly, the original images were decomposed into low-frequency and high-frequency subband images by FDST; Secondly, low-frequency and high-frequency subband images were fused by modified-spatial-frequency motivated dual-channel PCNN with different linking strengths; Finally, the final fused image was reconstructed from fused subband images by inverse FDST. Experimental results indicate that the proposed fusion method can improve the overall visual performance and the image quality. Compared with other fusion methods, the proposed fusion method gets significant improvement in objective evaluation criteria of mutual information, edge information preservation and standard deviation.

Key words: image fusion; infrared and visible image; FDST; dual-channel PCNN; linking strength

收稿日期: 2018-09-10; 修订日期: 2018-10-20

基金项目: 国家自然科学基金(51307109)

作者简介: 戴进墩(1993-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理与信息融合方面的研究。Email: jddai1993@qq.com

导师简介: 刘亚东(1982-), 男, 讲师, 博士, 主要从事输变电设备状态监测与智能化方面的研究。Email: lyd@sju.edu.cn

0 引言

图像融合是将多幅图像中的信息提取综合到一幅融合图像上的技术。由于融合后的图像具有信息丰富全面、适于视觉感知和计算机处理等优势,图像融合技术在计算机视觉、医疗成像、地质遥感等工业领域得到了广泛应用。

以红外与可见光传感器为代表的多传感器图像融合,是图像融合的一种。多传感器图像融合减少了对单一传感器的性能依赖,有助于提高系统可靠性和稳定性^[1]。由于成像原理的差异,红外传感器捕获的红外图像聚焦于场景中的发热物体,但包含的物体边缘等细节较少;可见光传感器能够准确反映场景的物理背景信息,但容易受到外界环境干扰。如何利用两传感器图像的互补信息,突出红外目标,增强场景理解,是红外与可见光图像融合的核心问题^[2-3]。

像素级的多传感器图像融合方法主要包括基于空间域和基于变换域两类。相比基于空间域的融合方法,基于变换域的融合方法融合效果较为理想,融合图像清晰度和对比度都更高。目前已有许多专家和学者针对红外与可见光图像融合提出了切实可行的变换域融合方法。多尺度变换工具的选择和子带融合规则的设计是影响变换域融合方法最终融合效果的两个关键因素。

小波变换在时域和频域上对信号局部特征具有强大的表征能力,是最先受到重视的多尺度变换工具,但无法很好表示图像的线奇异性,基于张量积的小波生成方法限制了其多尺度分析性能。为此,曲波变换、轮廓波变换(CT)和剪切波变换(ST)被先后提出,它们具有多尺度性和方向各异性等优良特性,但基于下采样的分解过程产生了频谱混叠的伪吉布斯效应,使得融合图像容易引入虚假信号。非下采样轮廓波变换(NSCT)和非下采样剪切波变换(NSST)通过非下采样塔式分解和非下采样滤波器组克服了CT和ST局部失真的缺陷,但仍存在计算复杂度高及分解方向数有限等问题。作为多尺度变换的新工具,有限离散剪切波变换(FDST)^[4]集成了以往变换方法的优势,并且在计算效率上有了明显提升。目前,FDST在图像分割领域已经得到了较为深入的

研究,而在图像融合的应用仍处于探索阶段。

对于融合规则的设计,国内外的学者先后提出了基于图像分割、兴趣区识别、特征提取、稀疏表达、自相似和深度信息等融合规则。但,这些方法大多选择图像上的一些典型的显著的信息进行融合参数计算,对图像像素信息利用不充分,融合图像存在部分细节丢失以及像素缺陷放大等问题。一些研究者提出采用脉冲耦合神经网络(PCNN)进行高低频子带融合,取得了较好的融合效果。参考文献[5-13]在此基础上从简化PCNN模型、改进输入激励、优化参数初始化等方面做了许多创造性和探索性的工作。其中参考文献[5]所提出的双通道PCNN模型简化了PCNN模型,较好地提高了融合效果和计算效率。

目前,FDST在红外与可见光融合领域的应用尚未深入,与PCNN等工具的结合具有较高的学术和实用研究价值。FDST的优秀特性能够提高对源图像细节的解析能力,而双通道PCNN模型耦合的全局性和快速性能够进一步增强对源图像重要信息的选择和整合能力,最终提高融合图像的质量。文中结合FDST和双通道PCNN的特点,提出了一种红外与可见光图像融合方法。首先对红外与可见光源图像利用FDST进行多尺度变换,再对分解后得到的高低频子带系数分别采用不同链接强度的改进的空间频率激励的双通道PCNN进行子带融合,最后通过FDST反变换得到最终的融合图像。对低频子带融合的双通道PCNN,选取子带系数作为链接强度;对高频子带融合的双通道PCNN,选取源图像的清晰度指标作为链接强度。实验结果证明,文中方法融合效果较其他方法更优。

1 有限离散剪切波变换

将抛物线缩放矩阵和剪切矩阵分别定义为:

$$A_a = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix}, S_s = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, s \in R \quad (1)$$

对函数 $\psi \in L^2(R^2)$ 进行膨胀、剪切、平移变换的连续剪切波具有如下的形式:

$$\psi_{a,s,t}(x) = a^{-\frac{3}{4}} \psi(A_a^{-1} S_s^{-1})(x-t) \quad (2)$$

再对连续剪切波 $\psi_{a,s,t}(x)$ 进行二维傅里叶变换,

可得到任意函数 f 的连续剪切波变换及其对应的 Parseval 等式^[4,13]为:

$$\begin{cases} SH_{\psi}(f) = \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle = \langle \hat{f}, \hat{\psi}_{a,s,t} \rangle \\ \hat{f}(\omega) = \int_{\mathbb{R}} f(t) e^{-2\pi i \langle \omega, t \rangle} dt \\ \hat{\psi}_{a,s,t}(\omega) = a^{\frac{3}{4}} e^{-2\pi i \langle \omega, t \rangle} \hat{\psi}(a\omega_1, \sqrt{a}(s\omega_1 + \omega_2)) \end{cases} \quad (3)$$

为了增强方向选择性, 通过定义频域的小波函数和冲激函数, 将频域平面分成图 1 所示的水平锥面 C^h 、垂直锥面 C^v 、锥面交界处 C^* 和低频部分 C^0 多个不同区域。

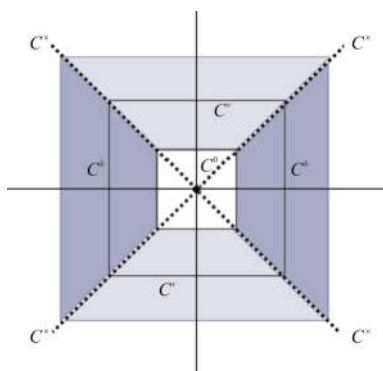


图 1 频域铺叠图

Fig.1 Frequency tiling

在连续剪切波 $\psi_{a,s,t}(x)$ 的基础上, 对公式(2)的参数进行离散化, 可得到 C^h 、 C^v 区域的离散剪切波变换 $\psi_{j,k,m}^h$ 、 $\psi_{j,k,m}^v$; 进一步地, 将锥面交界处 C^* 的离散剪切波变换定义为 $\psi_{j,k,m}^{h \times v}$ 。因此, 全频域不同区域的离散剪切波形式^[4,13]可表示为:

$$SH(f)(\kappa, j, k, m) = \begin{cases} \langle f, \phi_m \rangle, & \kappa=0 \\ \langle f, \psi_{j,k,m}^{\kappa} \rangle, & \kappa \in \{h, v\} \\ \langle f, \psi_{j,k,m}^{h \times v} \rangle, & \kappa=\times \end{cases} \quad (4)$$

由于公式(4)能够通过二维快速傅里叶变换来实现, FDST 的运算效率较之 ST 有明显的提高。利用 FDST, 源图像经过 L 层分解可以得到一个低频子带和一系列的高频方向子带。

2 双通道脉冲耦合神经网络

传统的 PCNN 模型中, 每个神经元只接受一个外部刺激, 且模型中包含大量的非线性的参数, 导致

传统的 PCNN 复杂笨重, 计算缓慢, 且融合时对图像中亮度较小的区域不敏感, 融合效果不尽如人意^[14]。双通道 PCNN 模型保持了 PCNN 脉冲同步和全局耦合的特性, 简化了参数设置。双通道 PCNN 的模型结构图如图 2 所示, 包含接收调制域、信息融合和点火脉冲生成三个部分。神经元在接收调制域内接收馈送输入和链接输入, 并对输入分通道进行调制, 然后在信息融合阶段对双通道信息取最大值, 产生相应的内部激活信号, 以触发电火脉冲生成的阈值条件。

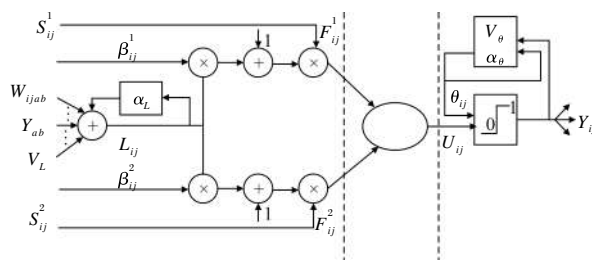


图 2 双通道 PCNN 模型结构图^[12]

Fig.2 Model of dual-channel PCNN^[12]

双通道 PCNN 的数学模型可以表示为:

$$\begin{cases} F_{ij}^1(n) = S_{ij}^1(n) \\ F_{ij}^2(n) = S_{ij}^2(n) \\ L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{a,b} W_{ijab} Y_{ab}(n-1) \\ U_{ij}(n) = \max \{ F_{ij}^k(n) (1 + \beta_{ij}^k L_{ij}^k(n)), k \in \{1, 2\} \} \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n-1) \end{cases} \\ \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_{\theta}} \theta_{ij}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $F_{ij}^k(n)$ 为神经元的双通道馈送输入; L_{ij} 为神经元的链接输入; β_{ij}^k 为 $F_{ij}^k(n)$ 对应的链接强度; U_{ij} 为神经元的内部状态项; Y_{ij} 为神经元的点火脉冲输出; α_L 和 α_{θ} 分别为神经元链接输入 L_{ij} 和 θ_{ij} 动态阈值的衰减系数。

双通道 PCNN 可实现源图像双通道输入, 融合图像直接输出, 其耦合调制特性能够捕获邻近神经元的相似性信息, 对于图像融合有极强的兼容性和

适用性。

3 融合方法

文中提出的红外与可见光图像融合方法的流程图如图 3 所示,具体步骤包括:将源图像经过 FDST 变换为相应的低频子带和高频子带;低频子带系数和高频子带系数分别通过各自的双通道 PCNN 计算融合后的子带系数;利用 FDST 反变换从融合后的子带系数中重建最后的融合图像。

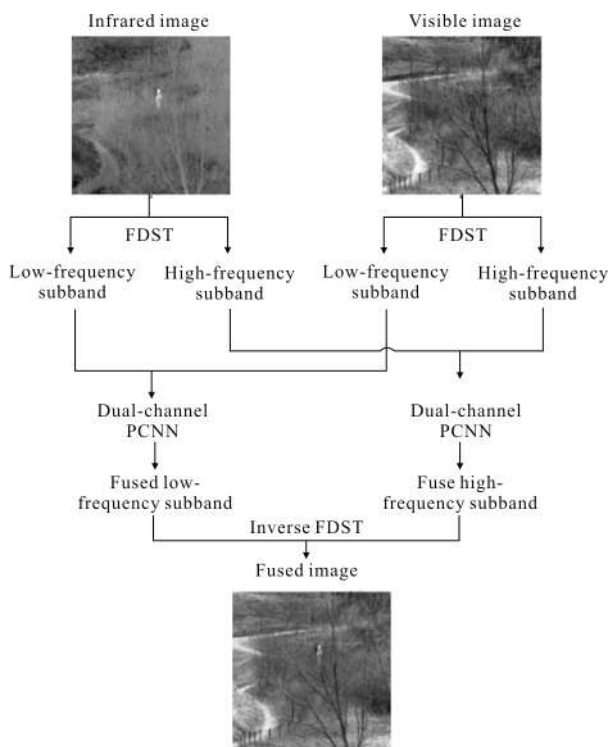


图 3 文中融合方法流程图

Fig.3 Flowchart of the proposed fusion method

多尺度变换得到的高低频子带通常具有不同的特征。低频子带主要包含源图像中的整体特征,如对比度级别和亮度分布等;高频子带则是图像的边缘以及轮廓等丰富的细节信息的表达。大量的实践证明,对高低频子带融合设计不同的融合规则往往能够提高融合图像的质量。文中在计算高低频子带融合系数时,提出改进双通道 PCNN 的链接强度选取方法,更好地保持图片的原有细节。

3.1 外部激励的选取

低频子带和高频子带融合双通道 PCNN,都采用改进的空间频率进行激励。在参考文献[7]中,屈

小波等人采用子带系数的空间频率来激励 PCNN,相比直接使用子带系数激励的 PCNN,融合效果明显改善。但空间频率只包含水平和垂直方向的梯度信息,为提高梯度信息表征能力,参考文献[10]引入对角方向上的梯度信息,对空间频率进行了改进。

对于 $M \times N$ 的矩阵,改进的空间频率 $MSF^{[10,14]}$ 可以定义为公式(6)所示的形式:

$$MSF^2 = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=2}^N (f_{m,n} - f_{m,n-1})^2 + \frac{1}{MN} \sum_{m=2}^M \sum_{n=1}^N (f_{m,n} - f_{m-1,n})^2 + \frac{1}{\sqrt{2} MN} \sum_{m=2}^M \sum_{n=2}^N (f_{m,n} - f_{m-1,n-1})^2 + \frac{1}{\sqrt{2} MN} \sum_{m=2}^M \sum_{n=2}^N (f_{m-1,n} - f_{m,n-1})^2 \quad (6)$$

3.2 链接强度的选取

链接强度 β 是调节神经元之间耦合关系的重要参数。在双通道 PCNN 中,每个神经元都有各自的链接强度,这与实际生物视觉皮层中不同神经元细胞耦合的差异性是一致的。每个神经元的链接强度会直接影响到源图像中对应的像素点信息在最终融合图像中所占的比例。

在人体视觉系统中,人眼对高灰度、高对比度等清晰度较高的点更为敏感,这些点往往对辨认物体有着重要意义。在传统的基于 PCNN 的融合算法中,链接强度通常设置为统一的数值,未考虑到不同像素点对图像整体视觉效果贡献差异,从而造成融合图像质量下降以及像素缺陷增多等情况。

在文中方法中,考虑到高低频子带特征的差异,在改进的空间频率激励的双通道 PCNN 框架下,对高低频子带融合选取不同的链接强度。由于低频子带系数本身能够大体表征源图像像素分布特点,低频子带融合时直接取子带系数作为其链接强度;而对于高频子带融合,分别取红外与可见光源图像的清晰度指标 C 作为其链接强度。

清晰度指标 C 由改进的拉普拉斯能量和 SML 和聚焦深度估计值 D 决定。

改进的拉普拉斯能量 ML 及改进的拉普拉斯能量和 $SML^{[15]}$ 的表达式如下所示:

$$ML(i, j) = |2I(i, j) - I(i, j) - I(i+1, j)| + |2I(i, j) - I(i, j) - I(i, j+1)| \quad (7)$$

$$SML = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 [ML(i+p, j+q)]^2 \quad (8)$$

其中,拉普拉斯算子步长设为 1, ML 值累加窗口的大小设为 3×3 。如公式(7)所示, ML 为每个像素点的变步长拉普拉斯算子值。当中心像素点与水平或垂直方向的邻近像素点灰度差越大时,该像素点在人眼视觉系统中更为醒目。在计算该点 SML 值时,该点 ML 数值较大, SML 数值一般较大。因此, SML 与人眼视觉对比度敏感门限特性相吻合,累加窗口的设置有利于捕捉相似像素区域的边界。参考文献[15]比较了 EOG 、 EOL 、 SF 等多个指标对图像清晰度的敏感程度及对融合性能的影响,其研究表明 SML 不仅能够表征像素点的清晰度,还能一定程度上反映梯度信息。

聚焦深度估计值 D 是通过参考文献[16]提出的方法得到的,基本思路是通过比较源图像和再模糊图像的梯度信息,得到边缘位置的离焦模糊量,进而构造聚焦深度图。当聚焦深度 D 越小时,表明物体和焦平面的距离越小,物体对应的像素区域通常聚焦良好,清晰显著。因此,聚焦深度估计值 D 可以作为判别像素点清晰度和显著度的依据。聚焦深度信息的引入能够有效剔除源图像中的模糊区域和减少前后景干扰。

文中所采用的清晰度指标 C 的计算公式如下:

$$C(i, j) = SML(i, j) \times D(i, j)^{-2} \quad (9)$$

在公式(9)中,假设清晰度指标 C 与聚焦深度的平方值成反比。综合改进的拉普拉斯能量和和聚焦深度信息,可以使得清晰度指标 C 能更准确地估计源图像的各个像素点信息的权重。

4 实验结果与分析

为验证文中融合方法的有效性,采用 MATLAB 2016b 软件作为编程工具,以 i3-7100 3.90GHz CPU 和 8.0GB 内存 PC 为实验硬件平台,对已配准多组图像进行融合实验。

在实验中,将 FDST 分解层数设为 4,各层方向分解阶数设为 [2,2,3,3]。双通道 PCNN 的相关参数设置如下: $\alpha_L = 0.25$, $\alpha_\theta = 0.25$, $V_L = 1.0$, $V_\theta = 0.25$,

$$W_{ijab} = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}, \text{最大迭代次数设为 } 200。$$

图 4 所示为使用文中方法的融合效果图。其中,图 4(a)~(d)的源图像为采用 DHV、FEL、LWIR 等不同摄像系统拍摄的包含不同场景的红外与可见光图像^[17],图 4(e)所示为多聚焦场景下的融合结果。

以图 4(a)为例,文中的融合方法得到的融合图像,保留了可见光图像的主要场景信息,沙路和树干均清晰可辨,沙路的边缘和树干的线条等细节丰富;红外图像中的行人目标在融合图像中得到了充分体现,人形轮廓完整,在整张图片上明亮显著,融合图像的主观视觉效果较好。图 4(b)~(d)的融合后图像均包含了红外与可见光源图像中的重要或显著信息,如红色框线内所示,有助于进行物体识别等后续处理。此外,文中方法在处理多聚焦图像融合时,也展现了优良的融合效果,图 4(e3)所示的融合结果图左右两个表盘的数字、指针、纹饰等商品信息均清晰可见。



(a1) 红外光图像 (a2) 可见光图像 (a3) 融合后图像
(a1) Infrared image (a2) Visible image (a3) Fused image



(b1) 红外光图像 (b2) 可见光图像 (b3) 融合后图像
(b1) Infrared image (b2) Visible image (b3) Fused image



(c1) 红外光图像 (c2) 可见光图像 (c3) 融合后图像
(c1) Infrared image (c2) Visible image (c3) Fused image

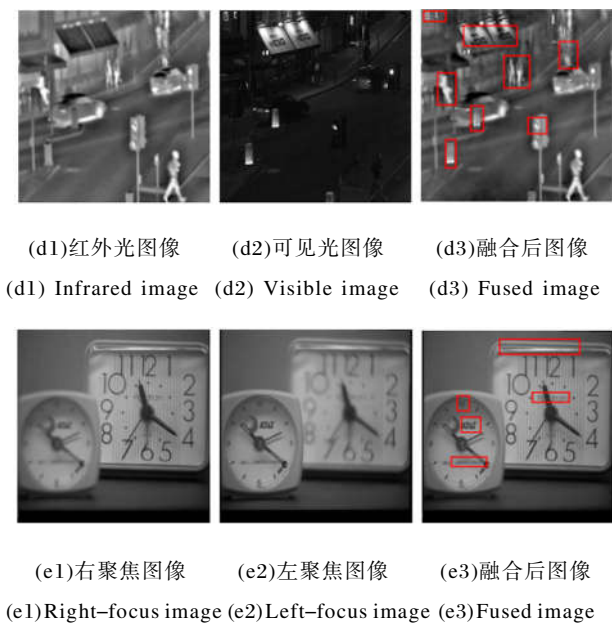


图 4 文中融合方法融合效果图

Fig.4 Fusion effects by the proposed fusion method

为了客观评价融合图像整体效果,进一步采用互信息 MI、边缘信息传递量 $Q^{AB/F}$ 、灰度标准差 STD 作为客观评价标准。MI 值表示融合图像从源图像中获得的信息量; $Q^{AB/F}$ 表示融合图像与源图像的边缘信息的相似程度;STD 表示图像中各个灰度相对于灰度平均值的分布集中情况,即灰度分辨率。对于这三个指标而言,值越大,表明融合图像质量越高,融合效果越好。

4.1 不同变换域下相同融合策略的结果分析

表 1 比较了采用不同变换域工具对图 4(a)中的 Sandpath 图像进行融合的客观评价数据。为了比较公平,对低频子带均采用子带系数平均、高频子带均

表 1 不同变换域工具的融合结果比较

Tab.1 Comparison of fusion effects by different transform tools

Transform domain	MI	$Q^{AB/F}$	STD	Running time/s
DTSWT	0.921 8	0.393 3	18.024 5	2.109 1
CT	0.951 0	0.366 4	27.735 3	1.214 4
NSCT	0.981 7	0.422 2	23.220 1	30.655 0
ST	0.983 5	0.426 2	23.189 8	5.593 4
NSST	0.973 3	0.418 5	23.180 0	6.890 9
FDST	1.359 2	0.413 8	35.938 9	4.804 2

采用子带系数绝对值取最大的方法进行融合。需要注意的是,文中所述的运行时间数据均为 MATLAB 程序运行 100 次的平均耗时。

FDST 变换的融合方法相比 ST 和 NSST,MI 指标分别提高了 38.20%和 39.65%,运行时间分别降低 14.11%和 30.28%,这也充分体现了 FDST 在图像融合的应用潜力。

在 $Q^{AB/F}$ 指标上,FDST 的 $Q^{AB/F}$ 略低于 ST,这并不意味着 FDST 的实际融合效果差于 ST,而是因为一些客观评价指标在其内在计算机制下存在一定的欺骗性。以 $Q^{AB/F}$ 为例,当融合图像与红外源图像完全一致(未进行图像融合)时,测算的 $Q^{AB/F}$ 为 0.636 9,明显高于表 1 进行图像融合后的数值。因此,在比较融合图像时,应结合融合图像的主观视觉效果,全面看待各个指标。

由表 1 可知,FDST 在各项客观评价指标上均较优或最优,运行速度较其他融合效果较好的变换方法也有明显提高。这是由于 FDST 频域划分的特性一方面有效提高了其局部化特性及方向敏感性,满足抛物线尺度化特性,一方面避免了下采样,增强了对图像边缘的刻画能力。

4.2 不同融合方法的结果分析

为了说明文中方法的有效性,与参考文献[11-13]提出的融合方法进行比较。在参考文献[11]中,刘帅奇等结合源图像的自相似信息及深度信息,在 NSST 域采用传统 PCNN 进行子带融合,提高了多聚焦图像的融合效果。参考文献[12]提出了一种基于 NSCT 变换和双通道 PCNN 的融合方法,分别采用改进的拉普拉斯能量和和改进的空间频率激励双通道 PCNN 中的神经元。陈清江等在参考文献[13]中对 FDST 分解后的子带系数分别采用全局特征和局部特征加权融合。

如表 2 所示,文中融合方法在 MI、 $Q^{AB/F}$ 和 STD 三个指标上相比其他算法均有明显提升。比较表 2 中图 4(a)~(d)的结果,可知,文中方法对不同摄像系统下取得的红外与可见光图像,均能保留源图像的丰富信息,MI 和 $Q^{AB/F}$ 最高,较高的 STD 保证了融合图像的对比度和可分辨性,验证了文中方法对图像细节的保持和描述能力。在融合多聚焦图像(图 4(e))时,文中方法客观指标也有部分提升,性能稳定,

亦具备较强的应用潜力。

表 2 不同融合方法的融合结果比较

Tab.2 Comparison of fusion effects by fusion methods

Source image	Fusion method	MI	$Q^{AB/F}$	STD	Running time/s
Fig.4(a)	Ref. [11]	1.422 7	0.390 8	32.848 4	110.01
	Ref. [12]	1.766 8	0.434 6	36.574 1	230.85
	Ref. [13]	1.411 2	0.414 9	35.494 2	28.89
	Proposed	2.141 3	0.449 7	34.389 9	81.86
Fig.4(b)	Ref. [11]	1.494 8	0.435 3	28.692 3	39.77
	Ref. [12]	1.537 8	0.424 0	28.920 5	81.99
	Ref. [13]	1.628 8	0.439 3	31.082 6	8.95
	Proposed	2.491 5	0.487 5	36.646 1	40.68
Fig.4(c)	Ref. [11]	2.395 4	0.486 6	65.571 7	68.11
	Ref. [12]	2.271 1	0.265 4	63.670 4	108.92
	Ref. [13]	2.172 4	0.389 9	64.665 5	20.47
	Proposed	2.936 6	0.491 2	73.139 0	59.03
Fig.4(d)	Ref. [11]	1.314 2	0.592 9	33.164 9	135.71
	Ref. [12]	1.866 8	0.518 8	30.068 5	225.12
	Ref. [13]	1.923 4	0.572 9	37.478 5	35.63
	Proposed	2.548 7	0.668 7	35.870 2	73.42
Fig.4(e)	Ref. [11]	7.628 8	0.701 3	40.206 6	167.06
	Ref. [12]	7.043 1	0.678 1	39.842 1	271.94
	Ref. [13]	6.578 8	0.646 2	41.627 2	20.88
	Proposed	7.709 0	0.700 7	42.011 0	140.00

表 3 进一步给出了使用文中方法相比表 2 的其他三种融合方法在客观指标获得的平均提升数值。总的来说，文中方法在客观指标上的提升应当归功于 FDST 的优越特性和双通道 PCNN 下高低频融合规则的优化。

表 3 客观指标的平均提升

Tab.3 Average improvement of objective criteria

Fusion method	MI	$Q^{AB/F}$	STD	Running time/s
Ref. [11]	46.95%	8.14%	11.32%	-19.75%
Ref. [12]	31.70%	27.15%	12.07%	-55.33%
Ref. [13]	37.91%	14.10%	4.90%	280.56%

从运行时间上看，参考文献[12]的方法在 NSCT 域进行子带分解，平均运行时间最长；基于 NSST 域的参考文献[11]次之；参考文献[13]利用了 FDST 的快速性，采用基于灰度特征的融合规则，因而运行效率最高，但融合图像质量则有明显下降；文中方法的高频子带融合链接强度计算的复杂性降低了部分计算效率，但整体运行效率仍显著优于参考文献[11,12]的方法。

综合客观评价指标与运行时间来看，文中方法在获得较高的客观评价指标的同时，保持了较高的运算效率，在融合效果和计算复杂度之间取得了较好的平衡。

5 结 论

文中提出了一种基于 FDST 和双通道 PCNN 的红外与可见光图像融合方法。对源图像进行 FDST 变换得到的高低频子带，使用不同链接强度的、以改进的空间频率为激励的双通道 PCNN 模型进行融合。对低频子带融合提出以子带系数作为链接强度；对高频子带提出用优化的源图像清晰度指标作为链接强度，实现对源图像的整体信息和细节信息的有效融合。通过比较不同融合方法，验证了文中融合方法的有效性。相比基于 NSCT 和双通道 PCNN 的融合方法，文中提出的融合方法的客观评价指标中的互信息和边缘信息传递量得到了显著的提升。

参考文献：

[1] Guo Quanmin, Dong Liang, Li Daiti. Vehicles anti-halation system based on infrared and visible images fusion [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(8): 0818005. (in Chinese)
郭全民, 董亮, 李代娣. 红外与可见光图像融合的汽车抗晕光系统[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(8): 0818005.

[2] Wang Xin, Ji Tongbai, Liu Fu. Fusion of infrared and visible images based on target segmentation and compressed sensing [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(7): 1743-1753. (in Chinese)
王昕, 吉桐伯, 刘富. 结合目标提取和压缩感知的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1743-1753.

- [3] Peng Yiyue, He Weiji, Gu Guohua, et al. Visible and infrared image fusion based on multi-level method and image contrast improvement [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(4): 1095-1099. (in Chinese)
彭逸月, 何伟基, 顾国华, 等. 多层次及对比度提升的红外和可见光图像融合 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42(4): 1095-1099.
- [4] Hauser S, Steidl G. Convex multiclass segmentation with shearlet regularization [J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2013, 90(1): 62-81.
- [5] El-taweel G S, Helmy A K. Image fusion scheme based on modified dual pulse coupled neural network [J]. *IET Image Processing*, 2013, 7(5): 407-414.
- [6] Liu Shengpeng, Fang Yong. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2007, 26(3): 217-221. (in Chinese)
刘盛鹏, 方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用 [J]. 红外与毫米波学报, 2007, 26(3): 217-221.
- [7] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, 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.
- [8] Geng P, Wang Z Y, Zhang Z G, et al. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 067005.
- [9] 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.
- [10] Jiang Ping, Zhang Qiang, Li Jing, et al. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN [J]. *Laser & Infrared*, 2014, 44(1): 108-113. (in Chinese)
江平, 张强, 李静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法 [J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
- [11] Liu S Q, Shi M Z, Zhao J, et al. Multi-focus image fusion based on nonsubsampling shearlet transform and pulse coupled neural network with self-similarity and depth information [J]. *International Journal of Applied Mathematics and Machine Learning*, 2015, 1(2): 47-65.
- [12] 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.
- [13] Chen Qingjiang, Zhang Yanbo, Chai Yuzhou, et al. Fusion of infrared and visible images based on finite discrete shearlet domain [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(5): 523-531. (in Chinese)
陈清江, 张彦博, 柴昱洲, 等. 有限离散剪切波域的红外可见光图像融合 [J]. 中国光学, 2016, 9(5): 523-531.
- [14] Shi Xueping, Han Xiaojun, Zhang Nan, et al. Multi-focus image fusion method based on NSCT and dual PCNN [J]. *Microelectronics and Computer*, 2016, 33(8): 29-33. (in Chinese)
石学萍, 韩晓军, 张南, 等. 基于 NSCT 与双通道 PCNN 的多聚焦图像融合 [J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(8): 29-33.
- [15] Qu Xiaobo, Yan Jingwen, Yang Guide. Multi-focus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(5): 1203-1212. (in Chinese)
屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法 [J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.
- [16] Zhou S J, Sim T. Defocus map estimation from a single image [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 1852-1858.
- [17] Toet A. The TNO multiband image data collection [J]. *Data in Brief*, 2017, 15: 249-251.