

基于 NSST 与 IFCNN 的红外可见光图像融合算法

杨艳春*, 高晓宇, 党建武, 王阳萍

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对在图像融合中存在边缘细节保留不够理想的问题, 提出一种基于非下采样剪切波变换(NSST)与卷积神经网络图像融合框架(IFCNN)的红外可见光图像融合算法。首先将红外和可见光图像进行 NSST 分解。然后为了使低频子带图像更好地突出轮廓信息, 使用相似性匹配的融合规则对图像进行融合; 对高频子带图像使用 IFCNN 提取特征层, 特征层通过 L_2 正则化、卷积运算和最大选择策略处理可以得到最大权重图, 根据最大权重图来确定高频融合规则。最后使用 NSST 逆变换得到最终的融合图像。实验结果表明, 所提算法很好地保留图像的边缘及纹理等细节信息, 减少伪影和噪声, 具有良好的视觉效果。

关键词 图像处理; 非下采样剪切波变换; 红外与可见光图像; 卷积神经网络; 图像融合

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2010004

Infrared and Visible Images Fusion Algorithm Based on NSST and IFCNN

Yang Yanchun*, Gao Xiaoyu, Dang Jianwu, Wang Yangping

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Aiming at the problem of insufficient edge detail preservation in image fusion, infrared and visible images fusion algorithm based on non-subsampled shear-wave transform (NSST) and convolutional neural network image fusion framework (IFCNN) is proposed. First, infrared and visible images are decomposed by NSST. Then, in order to make the low-frequency sub-band image better highlight the contour information, the image is fused using similarity matching fusion rule; for the high-frequency sub-band images, the feature layers are extracted using IFCNN, and the maximum weight image of feature layer can be obtained through L_2 regularization, convolution operation, and maximum selection strategy processing, and the high frequency fusion rule can be determined according to the maximum weight image. Finally, the NSST inverse transform is used to obtain the final fusion image. The experimental results show that the proposed algorithm retains the details of image edges and textures, reduces artifacts and noises, and has good visual effects.

Key words image processing; non-subsampled shearlet transform; infrared and visible images; convolutional neural network; image fusion

OCIS codes 100.2960; 100.4994; 110.3080

1 引言

随着我国经济的快速发展, 红外与可见光传感器得到了广泛的应用。红外传感器反映的是景物温

度差或辐射差, 不易受到一些极端条件的影响, 因此在被遮挡和光线不足的情况下仍能捕获到目标, 但是细节信息表现不明显, 对比度低。可见光传感器只与目标场景的反射有关, 所以可见光图像具有较

收稿日期: 2020-12-07; 修回日期: 2020-12-18; 录用日期: 2021-01-02

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划资助(IRT_16R36)、国家自然科学基金(62067006, 61562057)、甘肃省科技计划(18JR3RA104)、甘肃省高等学校产业支撑计划(2020C-19)、兰州市科技计划(2019-4-49)、兰州交通大学天佑创新团队项目(TY202003)、兰州交通大学—天津大学联合创新基金(2021052)

通信作者: * yangyanchun102@sina.com

好的纹理和细节信息,能够反映真实环境目标的情况,但当有遮挡时,就无法观察到遮挡的目标。将红外与可见光图像进行融合,融合图像能够有效综合红外图像的目标指示特性和可见光图像丰富的场景细节信息,这可以增强图像质量,减少冗余信息,从而提高复杂环境下目标检测和识别的能力^[1-2]。

目前,国内外众多学者对红外与可见光图像融合算法进行研究。多尺度变换是一种被学者们认可的工具,使用多尺度变换将源图像转换至变换域,然后对特征进行融合,多尺度变换有拉普拉斯金字塔^[3]、小波变换^[4]、非下采样轮廓波变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)^[5]以及非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)^[6]等。小波变换不能从多个方向提取更为复杂的图像边缘信息,只能分解三个方向进行提取。NSCT可以在多个方向上分解图像,能够更好地保持图像边缘和纹理信息。NSST具有剪切波的优势,即平移不变性。与NSCT相比,NSST的运行时间更短。针对多尺度变换的图像融合,学者们进行了大量的研究。文献[7]提出了一种将小波变换与字典学习结合的方法,多尺度字典既能保持平稳小波的层次结构,又能捕捉图像的内在特征,使图像细节更加丰富。文献[8]使用NSST将源图像分解为低频子带图像和高频子带图像,并与脉冲耦合神经网络进行融合,能够有效保留源图像的细节信息。文献[9]使用NSST对源图像进行分解与重构,另外使用一种神经网络模型负责不同尺度和方向上子图像的融合,该方法在主观视觉性能和客观对比方面都有显著提高。文献[10]将图像分解成一个基础层和一个细节层,结合稀疏表示进行融合,可以有效保持图像细节。目前,随着深度学习技术的应用,学者们尝试使用卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)进行图像融合。文献[11]使用卷积编码器来提取特征,可以解决融合图像背景缺失的问题。文献[12]提出了一个完整的网络,以多尺度的方式进行重建,能够确保图像重建的精确度。文献[13]将融合问题看作分类问题,网络的输出为分类结果,在训练过程中联合生成活动级测量和融合规则,可以得到更清晰的聚焦图像。文献[14]提出了一种集成的卷积神经网络,其改善了初始分段决策图的质量,能够获得更好的最终决策图。

现阶段,红外与可见光图像的融合存在如下问题:大部分多尺度变换比较复杂,方向数也会受到限

制,降低了融合效果;在融合过程中无法提取更深层次的信息,并且部分细节被消除,边缘细节保留不够充分。

图像融合的关键是如何从源图像中提取特征,与传统的滤波算法不同,CNN中的卷积滤波器能够提取更多的图像特征,可以通过学习卷积滤波器中适当的参数来模拟图像融合任务,将多尺度变换与CNN结合可以生成效果更好的融合图像。为了解决以上问题,本文提出一种基于非下采样剪切波变换和IFCNN(Image Fusion Framework Based on Convolution Neural Network)的红外与可见光图像融合算法。本文使用NSST的多个方向分解特性将图像分解成低频子带图像和高频子带图像。低频子带图像通过相似性匹配进行融合,可以突出图像的显著特征,符合人眼视觉观察的特点。高频子带图像通过一个端到端的IFCNN进行融合,使用网络的更深层来提取足够的特征细节,保存更多中间层的有用信息,对提取的图像特征进行 L_2 范数正则化处理,通过最大选择策略可以将得到的权值进行加权融合,最后对其进行NSST逆变换可以得到最终的融合结果。为了验证算法的有效性,与其他5种算法进行对比。

2 相关工作介绍

2.1 非下采样剪切波变换

NSST是非正交变换,是传统剪切波变换^[15]的改进,其由基于非下采样金字塔滤波(Not Sampling Pyramid, NSP)的多尺度分解和基于改进剪切波滤波(Shear Filtering, SF)的多方向分解两部分组成^[16]。NSST的分解过程如图1所示。使用NSP对输入图像进行多尺度分解,如果采用 L' 级分解,那么可以得到与输入图像尺寸相同的 $L'+1$ 个子

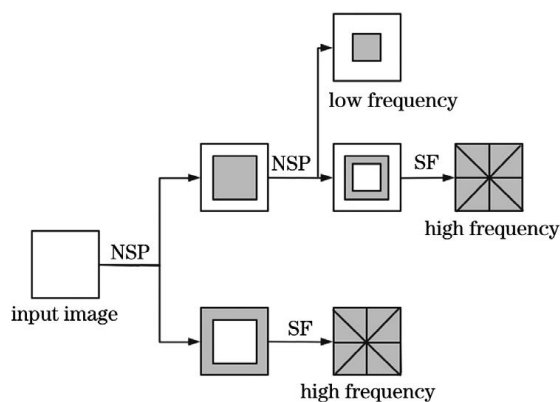


图1 NSST的分解过程

Fig. 1 Decomposition process of NSST

带,其中包括 L' 个高频子带和一个低频子带。对于每个分解层,使用 SF 来获得相应频带的多个方向表示。NSST 逆变换可以分两步精确地重建原始图像:第一步是生成非下采样金字塔,其中每个尺度是使用剪切滤波器组在各个方向上累积分解过滤结果得到的;第二步是使用所得到的非下采样金字塔对图像进行重构。由于 NSST 具有多尺

度、多方向和平移不变性等特性,所以其可以解决伪吉布斯现象,被认为是一种非常有效的图像融合方法。

2.2 IFCNN 框架

卷积神经网络图像融合框架 IFCNN 由三个模块组成^[17],即特征提取模块、特征融合模块和特征重建模块,框架如图 2 所示。

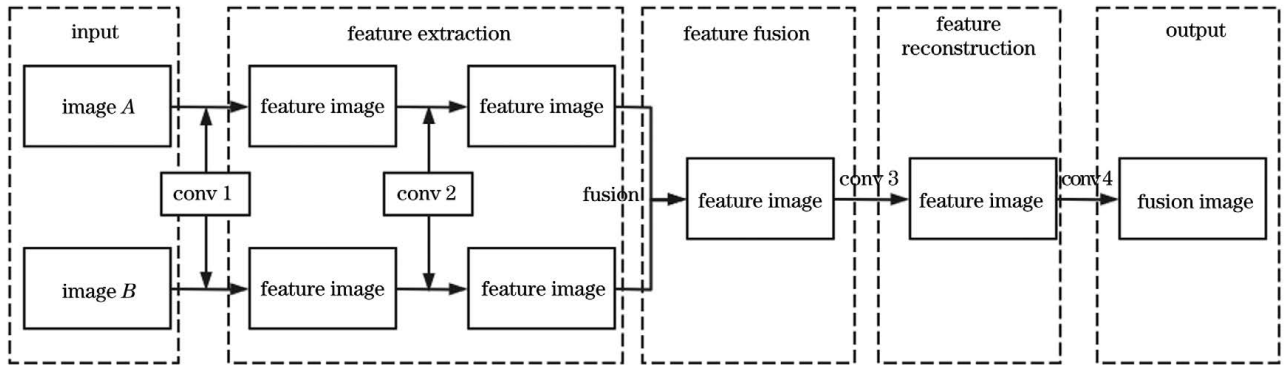


图 2 IFCNN 的框架

Fig. 2 Framework of IFCNN

通过一组红外可见光图像来展示特征提取模块和特征融合模块的性能,如图 3 所示。从图 3 可以看到,特征提取模块已经从红外和可见光图像中提取到广泛的特征映射,红外图像的边缘细节集中在被遮挡的特征上,可见光图像的边缘细节集中在可见光图像的背景上,而边缘细节则集中在两个图像中,红外和可见光图像已经被特征融合模块成功地集成到融合图像中。

3 所提算法

将红外图像和可见光图像输入到本文提出的非下采样剪切波(NSST)与 IFCNN 中,利用多尺度方法可以更好地得到多方向的信息,低频子带图像融合运用显著图检测可以更好地体现图像的轮廓信息,高频子带图像融合先通过 IFCNN 中的卷积层来提取特征,再利用 L_2 正则化,这更利于特征的选择,最后通过最大选择策略得到更好的融合效果。

本文算法的处理流程如图 4 所示,融合过程如下。

1) 将红外图像和可见光图像通过 NSST 分别分解为低频子带图像 V_A 和 V_B 以及高频子带图像 $H_A^{j,l}$ 和 $H_B^{j,l}$,其中 j 为分解层数, l 为第 j 层的通道数。

2) 低频子带图像利用相似性匹配规则为红外图像和可见光图像选择合适的融合规则,从而得到融合后的低频图像。

3) 将得到的多个高频子带图像输入到 IFCNN 中进行特征提取,将提取后的特征图进行 L_2 正则化,可以使图像更加平滑并用于特征选择,经过卷积运算和最大选择策略处理得到融合后的高频子带图像。

4) 对高频融合图像和低频融合图像进行 NSST 逆变换,得到融合后的图像。

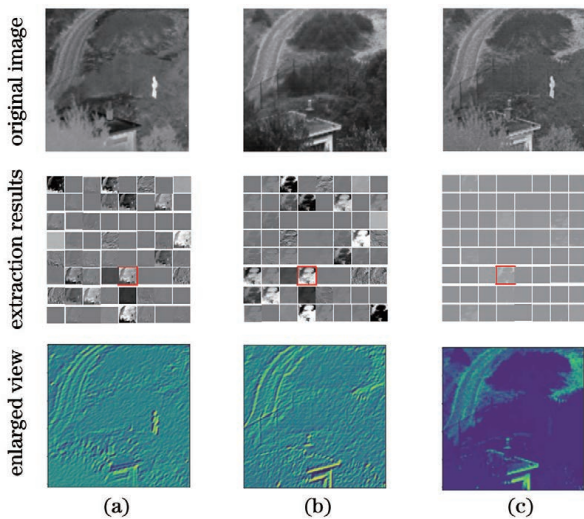


图 3 特征提取和特征融合的演示。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) 融合图像

Fig. 3 Demonstration of feature extraction and feature fusion. (a) Infrared images; (b) visible images; (c) fusion images

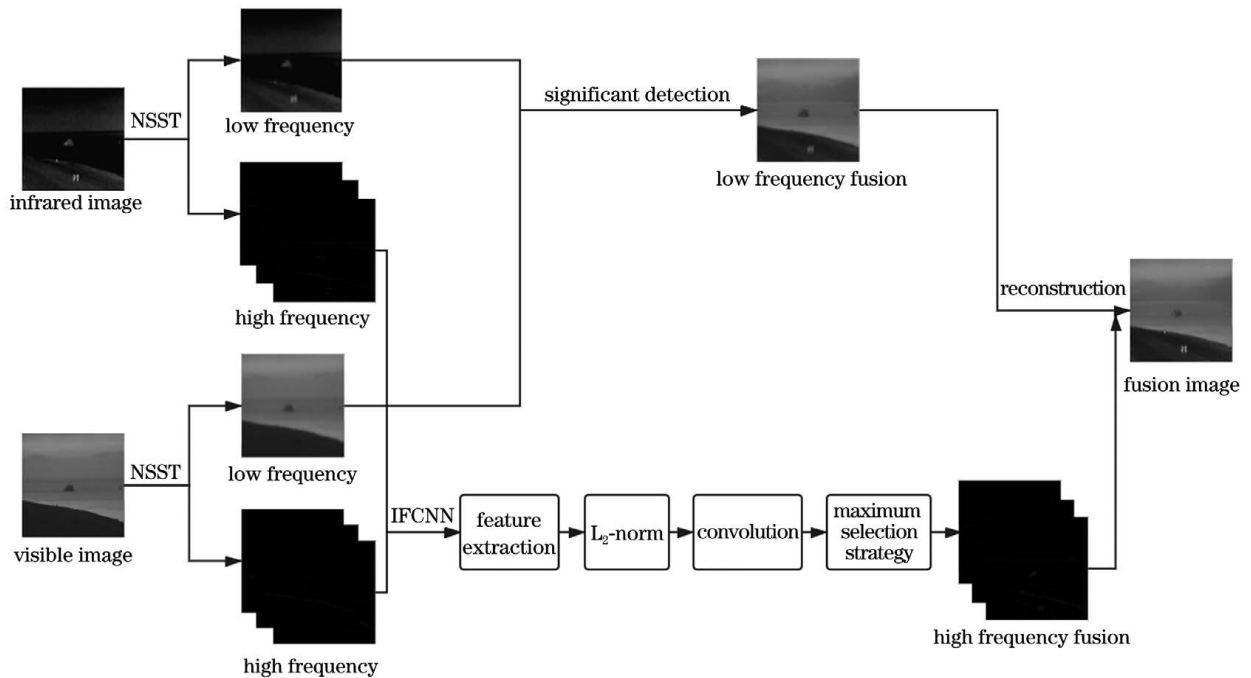


图 4 所提算法的处理流程

Fig. 4 Processing flow of proposed algorithm

3.1 低频融合部分

使用 NSST 分解红外图像 A 和可见光图像 B , 分别得到低频子带图像 V_A 和 V_B , 计算 V_A 和 V_B 的局部能量图(小窗口内的系数平方和), 表达式为

$$T_A(x, y) = \sum_i \sum_j V_A^2(x + i, y + j), \quad (1)$$

$$T_B(x, y) = \sum_i \sum_j V_B^2(x + i, y + j), \quad (2)$$

式中: $V_A(x, y)$ 表示在 (x, y) 处 V_A 的低频子带系数; $V_B(x, y)$ 表示在 (x, y) 处 V_B 的低频子带系数; i 表示特征层数。

通过计算局部能量特征可以更加突出图像中的纹理细节, 细节图和局部能量图如图 5 所示, 图 5(a) 为 Kayak 红外图像的原图, 图 5(b) 为图 5(a) 的普通梯度图, 图 5(c) 为计算能量特征后得到的能量图。

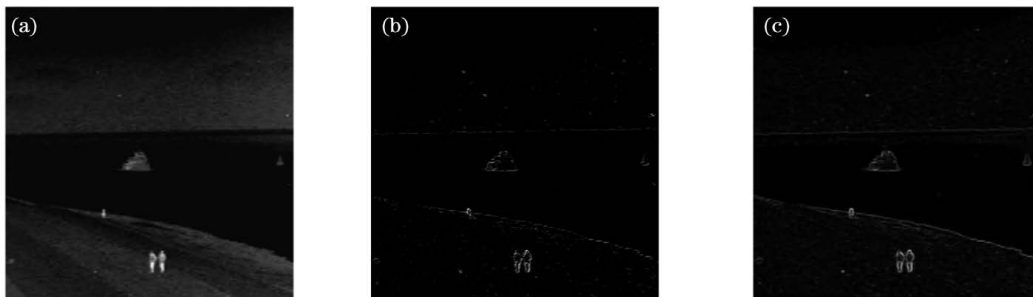


图 5 Kayak 的细节图和局部能量图。(a)原始图像;(b)图 5(a)的普通梯度图;(c)能量图

Fig. 5 Detailed image and local energy image of Kayak. (a) Original image; (b) ordinary gradient image of Fig. 5 (a); (c) energy image

由于红外图像与可见光图像在同一环境下有不同的成像特点, 因此需要通过区域相似性匹配规则来比较其异同。将区域相似性匹配规则应用在低频

子带图像的融合, 使最终的融合图像更好地体现轮廓和边缘信息。低频子带图像 A 和 B 的区域相似性可表示为

$$S(x, y) = \frac{2 \sum_i \sum_j V_A(x + i, y + j) V_B(x + i, y + j)}{T_A(x, y) + T_B(x, y)}, \quad (3)$$

式中: $S(x, y)$ 为对应像素点的相似性系数, 反映了红外图像与可见光图像中对应像素点的能量值的接近程度, 其值越大, 说明两幅图像所对应的两个区域的相似程度越高, 否则说明两个区域的差异程度越

大, 此度量范围为 $[-1, 1]$, 接近 1 值表示具有更高的相似性。设置阈值 k' 以确定需要使用的融合模式, $k'=0.6$ 效果最优。如果 $S(x, y) \geq k'$, 那么采用基于权重 G 的加权平均融合模式, 其中 G 可表示为

$$G(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \times \left[\frac{1 - S(x, y)}{1 - k'} \right], & T_A(x, y) \leq T_B(x, y) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \left[\frac{1 - S(x, y)}{1 - k'} \right], & T_A(x, y) > T_B(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

根据加权平均融合模式, 可得到加权平均融合后的子带系数 $V_F(x, y)$, 表达式为

$$V_F(x, y) = G(x, y) \cdot V_A(x, y) + [1 - G(x, y)] \cdot V_B(x, y) \quad (5)$$

如果 $S(x, y) < k'$, 通过比较(1)式和(2)式中的局部能量, 那么选择最大局部能量的低频子带系数作为融合结果, 则 $V_F(x, y)$ 可改写为

$$V_F(x, y) = \begin{cases} V_A(x, y), & \text{if } T_A(x, y) \geq T_B(x, y) \\ V_B(x, y), & \text{if } T_A(x, y) < T_B(x, y) \end{cases} \quad (6)$$

最终的融合规则为

$$V_F(x, y) = \begin{cases} G(x, y) \cdot V_A(x, y) + [1 - G(x, y)] \cdot V_B(x, y), & S(x, y) \geq k' \\ V_A(x, y), & S(x, y) < k' \& T_A(x, y) \geq T_B(x, y) \\ V_B(x, y), & S(x, y) < k' \& T_A(x, y) < T_B(x, y) \end{cases} \quad (7)$$

3.2 高频融合部分

对于高频子带图像 $H_A^{i,l}$ 和 $H_B^{i,l}$, 使用 IFCNN 来提取特征, 得到特征层后进行 L_2 正则化处理, 卷积操作后通过最大选择策略来得到最大权重, 之后作为 $H_A^{i,l}$ 和 $H_B^{i,l}$ 的权重系数, 最终得到高频子带融合图像 F_d^i , 高频融合的具体步骤如下。

1) 特征提取。本文使用 IFCNN 进行特征提取, conv 1、conv 2、conv 3 和 conv 4 作为特征提取层, 即全部的卷积层, 提取层定义为

$$U_j^{i,k} = L\{H^{i,l}\}, \quad (8)$$

式中: $L\{\cdot\}$ 表示 IFCNN 的特征提取层; $U_j^{i,k}$ 表示第 j 个高频部分通过 $L\{\cdot\}$ 提取特征后得到的 i 个特征层, 其中 $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, k 表示第 i 个特征层的通道数, $k=64$, 所以 $U_j^{i,k}$ 为一个 64 维的向量。

2) L_2 正则化。使用 L_2 正则化计算两个向量之间的不同以求局部最优解, 可以对图像进行简单的平滑处理, 第 j 个高频图像第 i 个特征层经 L_2 正则化处理后得到的结果 R_j^i 可表示为

$$R_j^i = \|U_j^{i,k}(x, y)\|_2, \quad (9)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 为 L_2 正则化操作。

3) 卷积运算。为了使图像纹理更加自然, 本文

使用的卷积核为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

该卷积核的步长为 1, 在 R_j^i 上运算得到 \hat{R}_j^i , 则得到的权重值为

$$W_j^i(x, y) = \frac{\hat{R}_j^i(x, y)}{\sum_{j=1}^n \hat{R}_j^i(x, y)}, \quad (11)$$

式中: $\hat{R}_j^i(x, y)$ 为第 j 个高频部分第 i 个特征层通过卷积运算后得到 (x, y) 处的值; $W_j^i(x, y)$ 为第 j 个高频部分第 i 个特征层在 (x, y) 处的权重值, 分别得到两个权重值 $W_A^{j,i}(x, y)$ 和 $W_B^{j,i}(x, y)$ 。

4) 最大选择策略。通过步骤 1)~3) 可以得到一个 4 维向量, 经过最大选择策略可以得到最后的权重, 表达式为

$$W_A^i(x, y) = [W_A^{j,1:4}(x, y)]_{\max}, \quad (12)$$

$$W_B^i(x, y) = [W_B^{j,1:4}(x, y)]_{\max}, \quad (13)$$

式中: $W_A^{j,1:4}(x, y)$ 和 $W_B^{j,1:4}(x, y)$ 表示一个 4 维向量; $[\cdot]_{\max}$ 为选择最大函数。通过最大选择策略可以得到 $W_A^i(x, y)$ 和 $W_B^i(x, y)$, 最终的融合图像可表示为

$$H_F^{j,l} = \sum_{j=1}^n (W_A^j H_A^{j,l} + W_B^j H_B^{j,l}), \quad (14)$$

式中: W_A^j 和 W_B^j 分别为通过最大选择策略得到红外图像和可见光图像的最终权重; $H_F^{j,l}$ 为最终的高频融合图像。最后将两个子带图像融合之后,通过 NSST 逆变换可以得到最终的融合图像。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的可行性与有效性,实验中选取 6 组经过配准的红外与可见光图像进行融合,其尺寸分别为 632 pixel × 496 pixel、640 pixel × 480 pixel、620 pixel × 450 pixel、360 pixel × 270 pixel、

595 pixel × 328 pixel 和 768 pixel × 576 pixel。NSST 的分解方向数为 [3, 3, 4, 4], 滤波器参数为 “maxflat”。网络模型运用 PyTorch 框架。实验的仿真平台使用配置为 Intel 酷睿 i5-4210H CPU, 运行内存为 8 GB, 操作系统为 Win 10, 编程环境为 MATLAB 2016a。将本文算法与其他 5 种算法进行对比, 结果如图 6 所示, 其中其他 5 种算法分别为基于像素和区域的复杂小波方法 (DTCWT)^[18]、非下采样剪切波变换方法^[6] (NSST)、拉普拉斯金字塔和 CNN 结合的方法 (Lap_cnn)^[19]、基于卷积稀疏性的形态学成分分析方法 (CSMCA)^[20] 和集成卷积神经网络方法 (ECNN)^[14]。

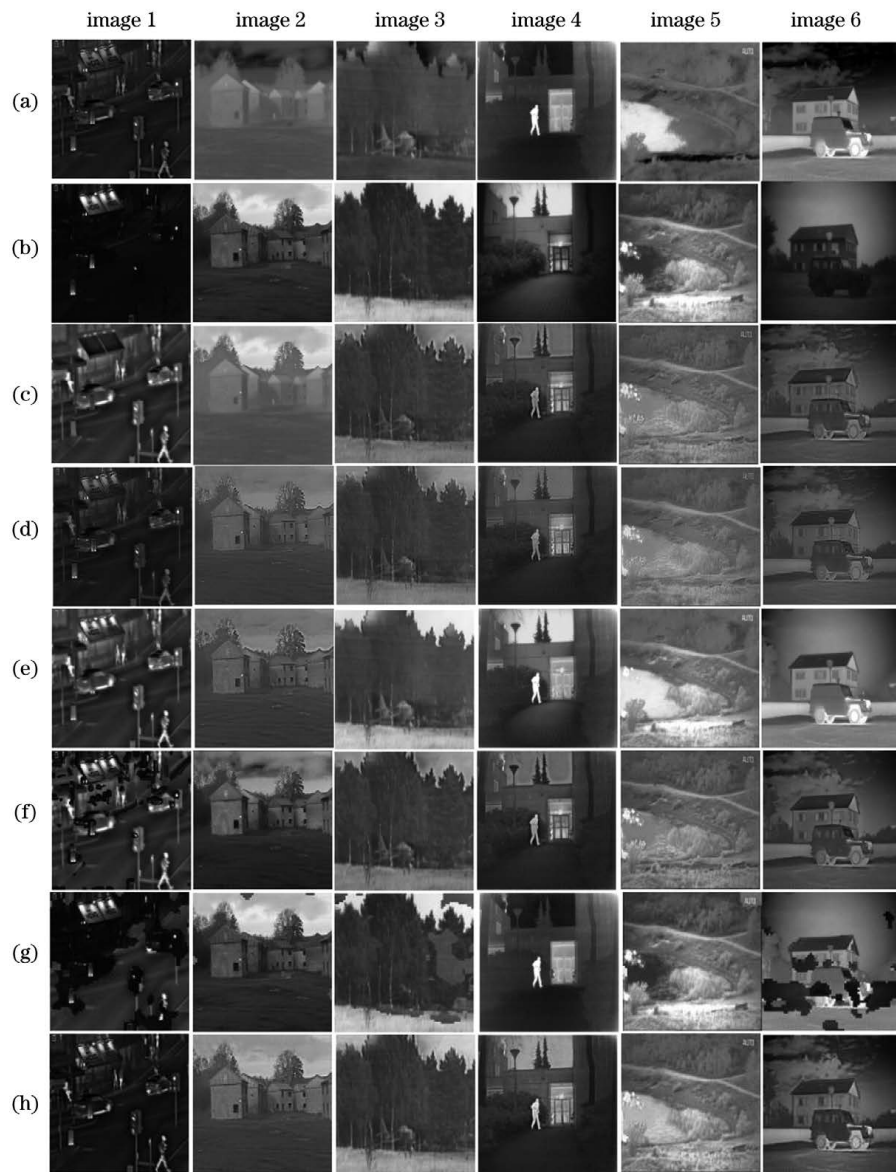


图 6 不同算法的实验结果。(a)红外图像;(b)可见光图像;(c)DTCWT 算法;(d)NSST 算法;(e)Lap_cnn 算法;(f)CSMCA 算法;(g)ECNN 算法;(h)所提算法

Fig. 6 Experimental results of different algorithms. (a) Infrared images; (b) visible images; (c) DTCWT algorithm; (d) NSST algorithm; (e) Lap_cnn algorithm; (f) CSMCA algorithm; (g) ECNN algorithm; (h) proposed algorithm

从图 6 可以看到,对于第一组实验,CSMCA 算法和 ECNN 算法均出现了明显的伪影,DTCWT 算法的融合图像背景较好,但是目标物体不明显,Lap_cnn 算法出现一些虚影模糊,融合效果不够理想,NSST 算法的融合图像更平滑,能够很好地突出目标信息,但背景信息比较模糊,所提算法的边缘轮廓更好,可见光背景信息得到更好的保留;对于第二组实验,DTCWT 算法的融合结果有一些泛白,图像中树叶也比较模糊,ECNN 算法出现部分伪影,其他算法在地面上都出现了不同的阴影,所提算法的天空和树叶都比较清晰,得到了更好的融合结果;对于第三组实验,NSST 算法和 ECNN 算法的轮廓比较模糊,Lap_cnn 算法有一些泛白,所提算法较好地保留了纹理和细节信息;对于第四组实验,图像中的树叶、门框和人物都能够较好地得到融合,细节、纹理、对比度和清晰度等信息都得到很好地保留,但是 CSMCA 算法、DTCWT 算法、Lap_cnn 算法、NSST 算法和 ECNN 算法的融合图像背景较为模糊,图像中的背景信息、地面

纹理和树叶较模糊,整幅图像的清晰度降低;对于第五组实验,其他算法在裂缝上未得到很好融合,所提算法在细节和对比度方面得到较好的效果;对于第六组实验,房子周围的树木模糊,部分区域出现失真现象,所提算法可以清晰地看到玻璃和树木的纹理信息,而且充分融合了可见光图像的背景信息,相比于其他算法具有明显优势。所提算法充分利用 NSST 对图像细节信息提取的优异性能,从而更好地获取图像的细节信息,而且端到端的网络有更好的泛化能力,可以在更深层上提取更多的纹理信息。

为了更好地评价图像的质量,本文采用 5 种客观评价指标对不同的图像进行客观评价,评价结果如表 1 所示。5 种评价指标分别为平均梯度(Average Gradient, AG)^[21]、边缘强度(Edge Intensity, EI)^[22]、熵值(Entropy, EN)^[23]、结构相似性(Structural Similarity, SSIM)^[24]和互信息(Mutual Information, MI)^[25]。5 个评价指标值越大,说明融合效果越好。

表 1 不同算法在不同图像上的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation index of different algorithms on different images

Image	Fusion algorithm	AG	EI	EN	SSIM	MI
Image 1	DTCWT	4.2300	17.8538	6.1586	0.7838	0.9272
	NSST	4.2679	15.2626	6.0185	0.7780	0.3912
	Lap_cnn	4.0651	23.4851	6.5412	0.7895	0.5694
	CSMCA	3.9687	18.7504	6.3224	0.7942	1.2043
	ECNN	4.5768	20.4857	6.4598	0.8457	1.1254
	Proposed algorithm	5.0843	47.5809	6.6441	0.9052	1.9132
Image 2	DTCWT	5.0739	18.9180	6.4820	0.7082	0.7149
	NSST	5.1939	16.8951	6.4313	0.7433	0.3880
	Lap_cnn	4.6515	20.7548	6.3254	0.7257	0.9657
	CSMCA	4.7680	19.4344	6.5191	0.7106	0.7099
	ECNN	4.7421	18.8675	6.4821	0.7124	1.3484
	Proposed algorithm	3.5169	22.9868	6.5661	0.7886	1.6530
Image 3	DTCWT	2.4603	16.3212	6.3430	0.7458	0.4523
	NSST	2.5771	16.5754	6.2964	0.8655	0.3398
	Lap_cnn	2.3458	20.6251	6.3215	0.8657	0.9548
	CSMCA	2.3521	15.8462	6.3883	0.8482	0.4407
	ECNN	2.1854	19.3578	6.2584	0.8546	0.7984
	Proposed algorithm	2.6986	24.6703	6.5731	0.8344	1.1105

表 1(续)

Image	Fusion algorithm	AG	EI	EN	SSIM	MI
Image 4	DTCWT	4.5768	18.5233	6.7054	0.7971	0.5582
	NSST	5.1491	19.0348	6.6822	0.7598	0.3389
	Lap_cnn	4.3654	20.3548	6.8978	0.7689	1.1235
	CSMCA	4.0318	17.7541	6.6862	0.6879	0.5963
	ECNN	2.3248	21.3865	6.9458	0.7248	0.8654
	Proposed algorithm	4.1595	30.7377	7.0677	0.7974	1.3358
Image 5	DTCWT	5.1535	18.6992	6.6581	0.6909	0.2750
	NSST	5.2093	18.7031	6.6320	0.7494	0.3009
	Lap_cnn	4.3548	20.6548	6.7548	0.7356	0.6548
	CSMCA	4.7075	18.2627	6.6902	0.6731	0.2751
	ECNN	3.5487	26.3547	6.7548	0.7154	0.5487
	Proposed algorithm	4.5018	32.8551	6.8865	0.7588	0.7221
Image 6	DTCWT	2.2415	19.8629	6.6433	0.7800	0.6958
	NSST	3.0875	19.9508	6.5656	0.7711	0.3101
	Lap_cnn	3.3268	20.9654	6.9854	0.7984	1.3548
	CSMCA	3.0949	19.2374	6.7373	0.7775	0.7727
	ECNN	3.2148	18.6578	6.9854	0.7546	0.8547
	Proposed algorithm	3.3796	27.9532	7.1295	0.7639	1.5024

从表 1 可以看到,为了对融合图像更加客观公正地进行评价,通过 5 种客观评价指标进行评价,所提算法的效果优于其余 5 种融合算法,说明所提算法能够较好地突出图像的目标信息,较好地保留源图像的轮廓、细节及纹理等信息,并且还可以提高融合图像的对比度和清晰度。

5 结 论

本文提出一种基于 NSST 与 IFCNN 相结合的红外与可见光图像融合算法,该算法能够有效地保持边缘和纹理等细节信息。NSST 对分解后的方向数没有限制,能够更好地对图像进行稀疏表示并降低复杂度,而且 NSST 对细节提取有着优异的性能,再通过 IFCNN 对整体细节的提取能够达到保持边缘细节信息的目的。IFCNN 是一个端到端的网络,具有更好的泛化能力,能够保留更多的图像细节。经过 L_2 正则化处理可以使所得图像更加平滑,卷积后可以使纹理更加自然。与其他算法相比,所提算法能够更加丰富图像中的纹理和细节,避免边缘产生伪影,这是一种有效的融合算法。为了丰富

融合图像的纹理和细节,在今后的研究中继续研究具有更好提取能力的网络。

参 考 文 献

- [1] Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel spiking cortical model[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210002.
江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和双通道脉冲发放皮层模型的红外与可见光图像融合算法[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210002.
- [2] Xu L, Cui G M, Zheng C P, et al. Fusion method of visible and infrared images based on multi-scale decomposition and saliency region extraction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111003.
许磊, 崔光茫, 郑晨浦, 等. 基于多尺度分解和显著性区域提取的可见光红外图像融合方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111003.
- [3] Bao G X, Sun L J, Yu H J. Digital security technology of watermark based on Laplacian pyramid [J]. Packaging Engineering, 2016, 37(1): 130-133.
包观笑, 孙刘杰, 于海娇. 基于拉普拉斯金字塔的数

- 字水印防伪技术[J]. 包装工程, 2016, 37(1): 130-133.
- [4] Liang L Z. The application of wavelet transform in the face image fusion [J]. Software Engineering, 2016, 19(10): 34-36.
梁立哲. 小波变换在人脸图像融合中的应用[J]. 软件工程, 2016, 19(10): 34-36.
- [5] Su J F, Zhang G C, Wang K. Compressed fusion of infrared and visible images combining robust principal component analysis and non-subsampled contour transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041005.
苏金凤, 张贵仓, 汪凯. 结合鲁棒主成分分析和非下采样轮廓波变换的红外与可见光图像的压缩融合[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041005.
- [6] Kong W W. Technique for image fusion based on NSST domain INMF [J]. Optik, 2014, 125(11): 2716-2722.
- [7] Yin H T. Sparse representation with learned multiscale dictionary for image fusion [J]. Neurocomputing, 2015, 148: 600-610.
- [8] 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.
- [9] Kong W W, Wang B H, Lei Y. Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampled shearlet transform and spiking cortical model [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 71: 87-98.
- [10] Liu Y, Chen X, Ward R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [11] Jiang Z T, He Y T. Infrared and visible image fusion method based on convolutional auto-encoder and residual block [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1015001.
江泽涛, 何玉婷. 基于卷积自编码器和残差块的红外与可见光图像融合方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1015001.
- [12] Mustafa H T, Yang J, Zareapoor M. Multi-scale convolutional neural network for multi-focus image fusion [J]. Image and Vision Computing, 2019, 85: 26-35.
- [13] 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.
- [14] Amin-Naji M, Aghagolzadeh A, Ezoji M. Ensemble of CNN for multi-focus image fusion [J]. Information Fusion, 2019, 51: 201-214.
- [15] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25-46.
- [16] Kong W W, Wang B, Li B B. Image fusion technology: based on the theory and method of multi-resolution non-subsampling [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2015: 238-241.
孔韦韦, 王炳和, 李斌兵, 等. 图像融合技术: 基于多分辨率非下采样理论与方法 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2015: 238-241.
- [17] Zhang Y, Liu Y, Sun P, et al. IFCNN: a general image fusion framework based on convolutional neural network [J]. Information Fusion, 2020, 54: 99-118.
- [18] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 119-130.
- [19] Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks [J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(3): 1850018.
- [20] Liu Y, Chen X, Ward R K, et al. Medical image fusion via convolutional sparsity based morphological component analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(3): 485-489.
- [21] Shen Y, Wu Z D, Wang X P, et al. Tetrolet transform images fusion algorithm based on fuzzy operator [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2015, 9(9): 1132-1138.
- [22] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [23] Yan L P, Liu B S, Zhou D H. Novel image fusion algorithm with novel performance evaluation method [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(4): 509-513.
闫莉萍, 刘宝生, 周东华. 一种新的图像融合及性能评价方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(4): 509-513.
- [24] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey [J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [25] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.