

引用格式: WANG Manli, WANG Xiaolong, ZHANG Changsen. Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Dynamic Range Compression Enhancement and NSST[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(9):0910002  
王满利, 王晓龙, 张长森. 基于动态范围压缩增强和 NSST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 光子学报, 2022, 51(9):0910002

# 基于动态范围压缩增强和 NSST 的红外与可见光 图像融合算法

王满利, 王晓龙, 张长森

(河南理工大学 物理与电子信息学院, 河南 焦作 454000)

**摘要:**为实现红外与可见光图像的优势互补,提高机器视觉的环境适应性,提出一种基于动态范围压缩增强和非下采样剪切波变换的红外与可见光图像融合算法。首先,用动态范围压缩增强方法增强弱可见光图像。其次,利用非下采样剪切波变换提取红外与可见光图像的低频和低频系数。接着,对高频系数实施硬阈值收缩,抑制高频中的噪声。然后,分别采用视觉显著图加权的“平均”融合方法和绝对值取大融合方法对低频和高频系数进行融合。最后,通过非下采样剪切波变换逆变换得到最终融合图像。实验表明,该算法可以有效保留原图像的边缘特征和纹理细节,显著提高融合图像的清晰度和对比度。

**关键词:**图像处理;图像融合;机器视觉;动态范围压缩增强;非下采样剪切波变换;阈值收缩;视觉显著图

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20225109.0910002

## 0 引言

机器人巡检具有安全性高、可靠性高等优点,已被广泛应用于各种巡检场合,解决人工巡检存在的工作强度大、巡检效率低等问题<sup>[1]</sup>。巡检市场的发展,逐渐要求巡检机器人具有日夜全天候巡检能力,单一类型的视觉图像已无法满足日夜全天候巡检需求。图像融合能够实现红外与可见光图像优势互补,获得目标突出、纹理细节信息丰富、可视性良好的融合图像<sup>[2]</sup>,能够有效缓解日夜成像环境对巡检机器人视觉的影响。并且,红外与可见光图像融合技术在军事、医疗和安防等领域也具备较大的发展潜力<sup>[3]</sup>。

目前,红外与可见光图像融合技术的研究热点之一是基于多尺度变换的融合技术,常用的多尺度变换主要包括:金字塔变换<sup>[4-5]</sup>、小波变换<sup>[6-7]</sup>、轮廓波变换<sup>[8]</sup>、非下采样轮廓波变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[9]</sup>和非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)<sup>[10]</sup>等技术。其中,金字塔变换冗余性高,分层图像之间具有较大相关性,原图像中差异较大的区域,融合后易引起块效应。小波变换解决了金字塔变换的高冗余缺陷,小波分解获得的层图像相关性较小,但是小波变换方向选择性有限,其分解图像时,细节信息提取不充分。轮廓波变换利用方向滤波器组对图像进行多方向分解,能够获得更多方向的细节信息,但其不具备平移不变性,易引起伪吉布斯现象。NSCT避免了轮廓波的下采样过程,虽然具备了平移不变性,但是 NSCT 方向滤波器组仍有数目限制,其对图像复杂纹理细节的表示仍不完美。NSST 利用剪切滤波器实现图像的多方向分解,剪切滤波器的方向选择无限制,有效弥补了 NSCT 分解方向不足的问题,因此,NSST 逐渐成为了红外与可见光图像融合领域的新秀。XING X 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于非线性增强和 NSST 分解的融合算法,通过构建一个非线性变换函数来确定低频子带的融合权值,实

**基金项目:**国家自然科学基金(No. 52074305),河南省科技攻关项目(No. 212102210005),河南理工大学光电传感与智能测控河南省工程实验室开放基金(No. HELPSIMC-2020-00X),河南理工大学博士基金(No. B2021-64)

**第一作者:**王满利(1981—),男,副教授,博士,主要研究方向为图像处理。Email: wml920@163.com

**通讯作者:**王晓龙(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。Email: mayfly\_wxl@163.com

**收稿日期:**2022-04-06; **录用日期:**2022-05-27

<http://www.photon.ac.cn>

现了融合图像中红外目标的显著增强,但是融合图像细节损失较大,边缘模糊明显。ZHAO C等<sup>[12]</sup>提出了一种基于滚动引导滤波和NSST的融合算法,通过结合相位一致性和梯度引导滤波对图像细节层进行融合,实现了图像细节信息的有效保留,但是融合图像对比度和清晰度不足。

本文提出了一种基于动态范围压缩增强和NSST的红外与可见光图像融合算法,以克服现有融合算法存在的融合图像细节丢失、边缘模糊、对比度和清晰度不足的问题,在提高融合图像的对比度、清晰度情况下,充分保留红外与可见光图像的细节和边缘信息。

## 1 图像融合算法设计

提出的基于动态范围压缩增强和NSST的红外与可见光图像融合算法框架如图1所示。算法主要包括:动态范围压缩增强、NSST分解、阈值收缩、剪切波域的系数融合以及融合图像重构。首先,利用动态范围压缩增强方法增强弱可见光图像,得到亮度和对比度良好的可见光图像;其次,利用NSST提取红外与可见光图像低频和高频分解系数;接着,对高频分解系数进行阈值收缩,抑制高频系数噪声;然后,采取不同融合规则对低频和高频系数进行融合;最后,对融合的低频和高频系数实施NSST逆变换,得到最终融合图像。

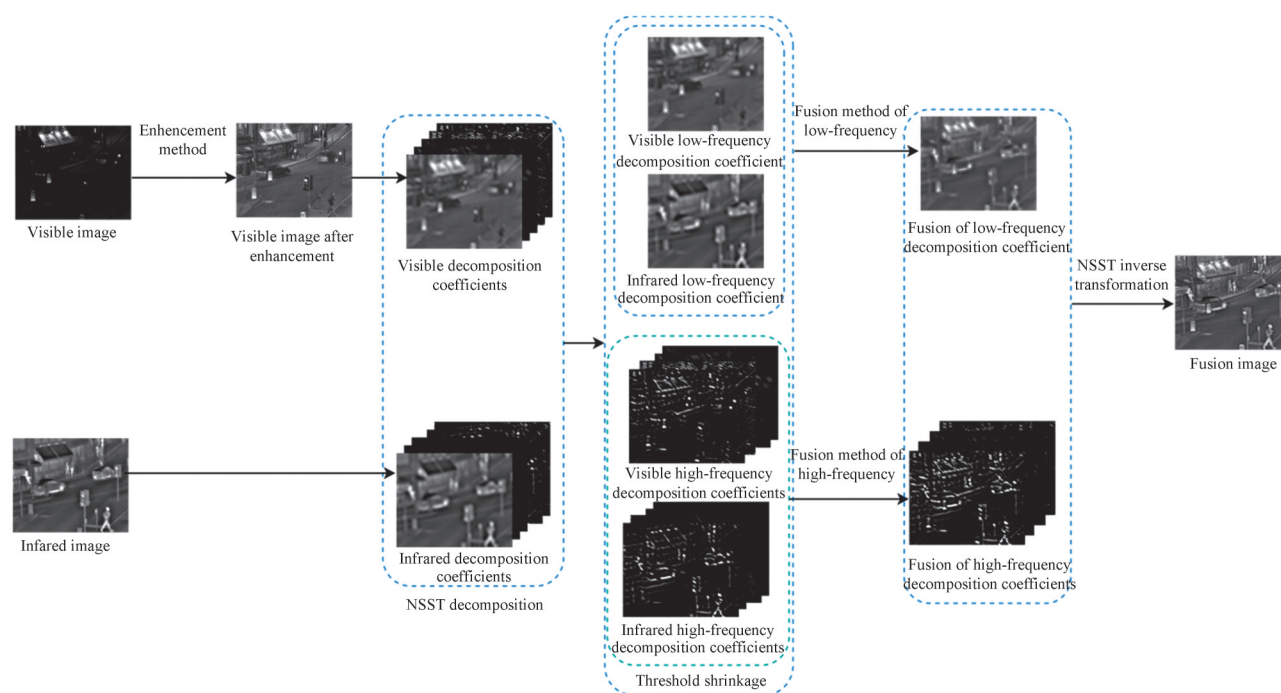


图1 红外和可见光图像融合框架  
Fig.1 Infrared and visible image fusion framework

### 1.1 动态范围压缩增强

由于弱可见光图像亮度较低,常常导致融合算法无法充分提取其细节信息,进而引起融合图像细节丢失问题,为丰富融合图像的细节信息,利用动态范围压缩增强算法对弱可见光图像进行增强,强化其细节信息。

首先,利用引导滤波器分解弱可见光图像 $I$ ,得到低频图像 $I_b$ 和高频图像 $I_d$ ,其分解为

$$I_b(i, j) = a(s, t)X(i, j) + b(s, t) \quad \forall (i, j) \in W \quad (1)$$

式中, $X$ 为引导图像, $W$ 为滤波窗口, $(s, t)$ 为 $W$ 内的中心像素, $a(s, t)$ 、 $b(s, t)$ 为线性系数,可通过最小化输出图像 $I_b$ 与输入图像 $I$ 之间的平方差求得,即

$$E[a(s, t), b(s, t)] = \sum_{(i, j) \in \omega} [a(s, t)X(s, t) + b(s, t) - I(i, j)]^2 + \delta a(i, j)^2 \quad (2)$$

式中, $\delta$ 为自定义正则化参数。

$\hat{I}_b$ 和 $\hat{I}_d$ 为对数域的低频和低频图像,有

$$\hat{I}_b(i, j) = \log[I_b(i, j) + \mu] \quad (3)$$

$$\hat{I}_d(i, j) = \log[I_d(i, j) + \mu] - \hat{I}_b(i, j) \quad (4)$$

式中, $\mu = 1$ 是为了防止对数为负值。之后,为保留高频图像的细节信息,利用权值系数 $\beta$ 对低频图像实施动态范围压缩,压缩其对比度,利用权值系数 $\gamma$ 修复图像整体对比度,其表达式分别为

$$\beta = \frac{\log(T)}{\max(\hat{I}_b) - \min(\hat{I}_b)} \quad (5)$$

$$\gamma = (1 - \beta) \max(\hat{I}_b) \quad (6)$$

式中, $T$ 为目标基础对比度, $\max(\hat{I}_b)$ 和 $\min(\hat{I}_b)$ 分别为 $\hat{I}_b$ 的最大和最小像素值。然后,将低频、高频图像和权重系数进行线性运算,得到增强图像 $\hat{I}_v$ ,其表达式为

$$\hat{I}_v(i, j) = \beta \hat{I}_b(i, j) + \hat{I}_d(i, j) + \gamma \quad (7)$$

最后,通过指数运算得到最终增强后的图像 $I_v$ ,其表达式为

$$I_v(i, j) = \exp[\hat{I}_v(i, j)] \quad (8)$$

动态范围压缩增强前后效果对比如图2所示,图2(a)为弱可见光图像,图2(b)为动态范围压缩增强结果。由图2可知,经过动态范围压缩增强后,弱可见光图像的亮度、对比度以及细节得到了显著增强。

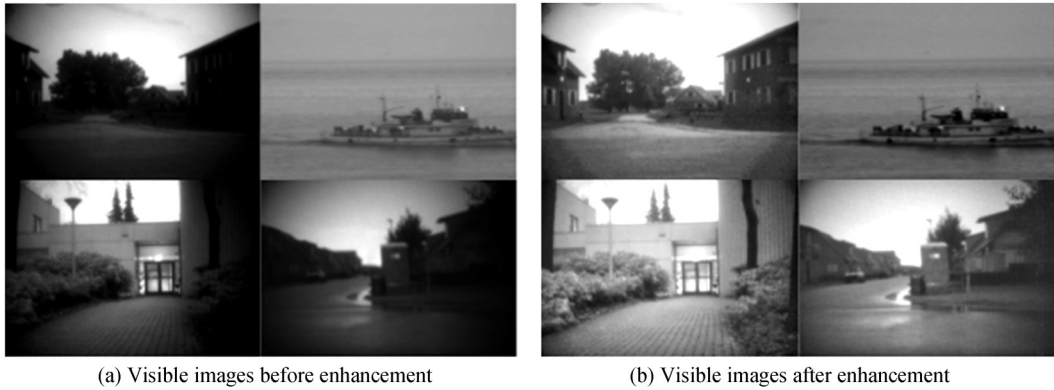


图2 增强前后的可见光图像对比  
Fig.2 Comparison of visible images before and after enhancement

## 1.2 NSST分解

为充分提取红外与可见光图像的细节信息,选用近似最优稀疏表达二维图像的剪切波变换作为融合算法的图像分解与细节信息提取工具,剪切波变换是依据多分辨率分析和仿射变换理论,提出的一种结合多尺度几何分析的方法<sup>[13-14]</sup>,具备良好的方向敏感性,可以多方向提取图像的细节信息,剪切波变换的表达式为<sup>[15]</sup>

$$M_{AB}(\psi) = \left\{ \psi_{j,l,k}(x) = |\det A|^{j/2} \psi(B^l A^j x - k), j, l \in Z, k \in Z^2 \right\} \quad (9)$$

式中, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ ;  $A^j$ 和 $B^l$ 分别为膨胀矩阵和剪切矩阵, $j$ 为分解尺度, $l$ 为分解方向, $k$ 为平移参数, $|\det A| = 1$ 。当 $M_{AB}(\psi)$ 达到紧Parseval框架要求时, $\psi_{j,l,k}(x)$ 就是合成小波。剪切波中,一般设置 $A = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ ,  $B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。

NSST是剪切波变换升级版,补齐了剪切波变换的短板,具备了平移不变性。为表述方便,定义 $T_{NSST}(\cdot)$ 为NSST分解函数,其分解表达式为

$$T_{NSST}(I_D) = \left\{ G_{D,b}, G_{D,h,j,s}, j = 1, 2, \dots, J; s = 1, 2, \dots, S_j \right\} D \in \{R, V\} \quad (10)$$

式中,  $I_D$  为红外与可见光图像,  $G_{D,b}$  和  $G_{D,h,j,s}$  分别为图像的低频和低频系数,  $j, s$  分别为分解尺度与方向,  $J, S_j$  分别为分解的最大尺度与其对应方向数,  $\{G_{D,b}, G_{D,h,j,s}, j = 1, 2, \dots, J; s = 1, 2, \dots, S_j\}$  为红外与可见光图像各尺度不同方向的分解系数集合。

NSST 分解结果如图 3 所示, 图 3(a) 和 (c) 分别为红外和可见光图像, 图 3(b) 和 (d) 分别为红外和可见光图像的分解系数。由图 3 可知, 经 NSST 分解后, 红外和可见光图像的细节信息得到了充分提取。

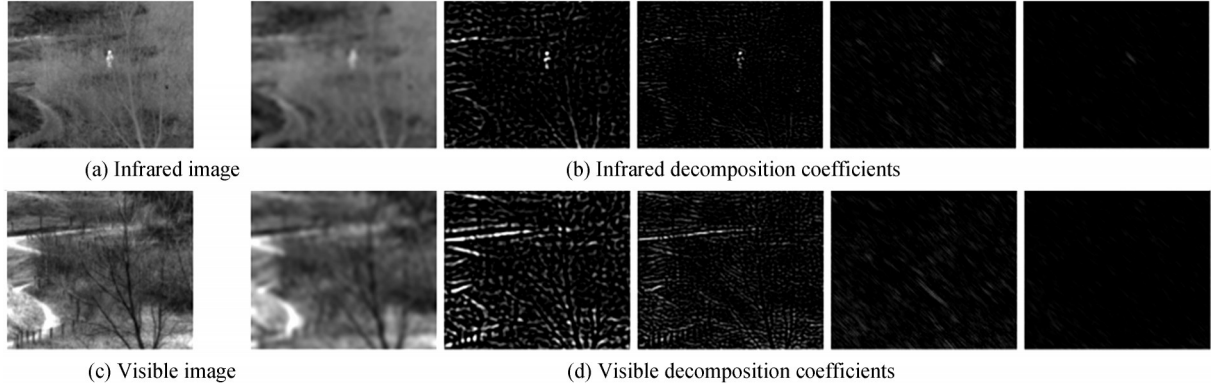


图 3 NSST 分解所提取的系数

Fig.3 Coefficients extracted by NSST decomposition

### 1.3 阈值收缩

弱可见光图像常包含噪声, 并且信息强化时, 也可能引起原图像噪声的放大, 腐蚀融合图像细节信息, 为抑制噪声干扰, 引入阈值收缩方法对红外与可见光图像的高频系数  $G_{D,h,j,s}$  进行阈值收缩, 在保持边缘的情况下抑制噪声, 采用的阈值收缩函数为

$$\tilde{G}_{D,h,j,s}(x, y) = \begin{cases} G_{D,h,j,s}(x, y) & |G_{D,h,j,s}(x, y)| > k_j \sigma \tilde{\sigma}_{j,s} \\ 0 & |G_{D,h,j,s}(x, y)| < k_j \sigma \tilde{\sigma}_{j,s} \end{cases}, (x, y) \in \Omega \quad (11)$$

式中,  $\tilde{G}_{D,h,j,s}$  为阈值收缩的高频系数,  $G_{D,h,j,s}$  为原高频系数,  $k_j$  为  $j$  尺度的阈值收缩系数,  $\sigma$  为高频图像的噪声标准差, 可由小波噪声估计公式得到,  $\tilde{\sigma}_{j,s}$  为各尺度不同方向上分解系数中的噪声比例估计值, 可由经典蒙特卡罗估计得到,  $\Omega$  为各分解系数作用域。首先, 使用“sym4”小波分解高频图像, 得到其对角高频系数  $W_{d1}$ , 然后, 根据式(12)小波噪声估计公式估计出  $\sigma$  的值。

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{d1}|)}{0.6745} \quad (12)$$

式中,  $|\cdot|$  为取绝对值运算,  $\text{median}(\cdot)$  为取中位数运算。

### 1.4 剪切波域的系数融合

#### 1.4.1 低频系数融合

图像低频部分反映了图像的轮廓信息, 包含了红外与可见光原图像的能量信息, 决定了融合图像的整体轮廓和对比度。对于人的视觉感官来说, 较为敏感的是图像整体对比度的变化, 而非像素本身灰度值的大小。因此, 采用基于视觉显著图(Visual Saliency Map, VSM)加权的“平均”融合规则对图像低频部分进行融合。计算图像某一像素  $p$  的灰度值  $I_p$  和其他像素灰度值的差值, 获得像素  $p$  的显著值  $V(p)$ , 其计算公式为

$$V(p) = \sum_{j=0}^{L-1} M_j |I_p - j| \quad (13)$$

式中,  $j$  为特定灰度值,  $M_j$  为灰度值为  $j$  的像素个数,  $L$  为灰度级(灰度图像为 256)。然后, 标准化图像整体显著性, 使其取值为  $[0, 1]$ 。

由式(13)得出红外图像和可见光图像的显著值, 分别为  $V_1$  和  $V_2$ , 则可以计算得到低频系数的融合权

重  $W_b$ ,即

$$W_b = 0.5 + \frac{V_1 - V_2}{2} \quad (14)$$

在融合权重已知的情况下,设计低频融合规则,即

$$G_b = W_b G_{R,b} + (1 - W_b) G_{V,b} \quad (15)$$

式中,  $G_b$  为融合的低频系数,  $G_{R,b}$  和  $G_{V,b}$  分别为红外和可见光图像的低频系数。

式(15)给出了基于VSM加权的低频“平均”融合规则,如果  $V_1$  等于  $V_2$ ,则权重  $W_b$  为共同的平均权重。如果  $V_1$  相对于  $V_2$  较大,则权重  $W_b$  大于 0.5,  $G_b$  将从红外图像低频系数  $G_{R,b}$  中融合更多的信息。否则,当  $V_1$  相对于  $V_2$  较小时,  $G_b$  将从可见光图像低频系数  $G_{V,b}$  中融合更多的信息。

#### 1.4.2 高频系数融合

图像高频部分主要包含了图像的边缘和纹理等细节信息,图像中梯度差异较大的区域,包含的细节信息也较为丰富。分解后的高频图像中,梯度变化大的区域,其系数绝对值也比较大。因此,为使融合图像最大程度保留细节信息,采用绝对值取大法对高频系数进行融合,即

$$W_{h,j,s}(x,y) = \begin{cases} 1 & |\tilde{G}_{R,h,j,s}(x,y)| > |\tilde{G}_{V,h,j,s}(x,y)| \\ 0 & \text{other} \end{cases}, j = 1, 2, 3, 4 \quad (16)$$

式中,  $W_{h,j,s}$  为绝对值取大融合方法的权重系数,  $\tilde{G}_{R,h,j,s}$  和  $\tilde{G}_{V,h,j,s}$  分别代表经阈值收缩后的红外与可见光图像的  $j$  尺度  $s$  方向高频系数。

然后,为降低噪声,采用高斯滤波器平衡该权重系数,得到平滑后的权重系数  $W_{h,j,s}^g$ 。之后,根据式(17)得到融合后第  $j$  层  $s$  方向的高频系数  $G_{h,j,s}$ ,即

$$G_{h,j,s} = W_{h,j,s}^g \tilde{G}_{R,h,j,s} + (1 - W_{h,j,s}^g) \tilde{G}_{V,h,j,s} \quad (17)$$

最后,对  $G_b$  和  $G_{h,j,s}$  实施NSST逆变换,即可获得融合图像  $F$ 。为方便表述,定义  $T_{NSST}^{-1}(\cdot)$  为NSST逆变换函数,表达式为

$$F = T_{NSST}^{-1}\{G_b, G_{h,j,s}\} \quad j = 1, 2, 3, 4; s = 1, 2, \dots, S_j \quad (18)$$

## 2 融合算法实现

根据图1所示算法框架和融合算法原理,本文算法按照实施步骤为:

### 1) 高动态范围压缩增强

用高动态压缩增强方法增强弱可见光图像,得到增强后的可见光图像  $I_v$ 。

### 2) NSST 分解

用NSST分解红外与可见光图像  $I_D$ ,  $D \in \{R, V\}$ , 得到红外与可见光图像的低频分解系数  $G_{D,b}$  和高频分解系数  $G_{D,h,j,s}$ 。

### 3) 阈值收缩

将红外与可见光图像的高频分解系数  $G_{D,h,j,s}$ , 根据式(11)的硬阈值收缩原理执行硬阈值收缩,得到高频系数  $\tilde{G}_{D,h,j,s}$ 。

### 4) 剪切波域的系数融合

根据式(13)、(14)计算出输入的红外图像和可见光图像的显著值  $V_1$  和  $V_2$ , 计算出低频系数融合权重  $W_b$ , 根据式(15)得到融合的低频系数  $G_b$ 。

根据式(16)计算出高频系数融合权重  $W_{h,j,s}$ , 用高斯滤波器平衡该权重,得到平滑后的权重为  $W_{h,j,s}^g$ , 根据式(17)得到融合的高频系数  $G_{h,j,s}$ 。

### 5) 重构融合图像

将融合的低频系数  $G_b$ 、高频  $G_{h,j,s}$  按照式(18)执行NSST逆变换,得到融合图像  $F$ 。

## 3 数值实验与分析

为综合评价本文算法的有效性,分别开展可行性验证实验、参数分析实验和性能对比实验。

### 3.1 实验指标和对比算法

分别采用空间频率(Spatial Frequency, SF)、信息熵(Information Entropy, IE)、边缘强度(Edge Intensity, EI)、平均梯度(Average Gradient, AG)、相关系数(Correlation Coefficient, CC)、噪声方差(Noise Variance, NV)以及自然图像质量评估指标(Natural Image Quality Evaluator, NIQE)作为融合图像的客观评价指标。空间频率用于评判融合图像的频率信息丰富性;信息熵用于评判融合图像信息量大小;边缘强度用于评判融合图像的边缘特征丰富性;平均梯度用于评判融合图像的清晰度;相关系数用于评判融合图像与原图像的相关程度;图像的噪声方差用于评判融合图像中噪声的大小;自然图像质量评估用于评判融合图像是否符合人眼视觉感官。SF、IE、EI、AG和CC值越大,表示融合图像成像效果越好;NV和NIQE值越小,表示融合图像成像效果越好。

空间频率SF的表达式为

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (19)$$

式中,RF和CF分别为行频率和列频率,表达式分别为

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (I(i, j) - I(i, j-1))^2} \quad (20)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I(i-1, j))^2} \quad (21)$$

式中, $M$ 、 $N$ 分别为图像的宽和高, $I$ 为图像在 $(i, j)$ 处的像素值。

边缘强度EI的表达式为

$$EI(F) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_x(i, j)^2 + S_y(i, j)^2}}{MN} \quad (22)$$

式中, $F$ 为图像, $S_x$ 和 $S_y$ 分别为图像与 $x$ 和 $y$ 方向上的Sobel算子的卷积,其表达式为

$$\begin{cases} S_x = F * h_x \\ S_y = F * h_y \end{cases} \quad (23)$$

式中, $h_x$ 和 $h_y$ 分别为 $x$ 和 $y$ 方向上的Sobel算子,\*为卷积运算符。

本文在公开图像融合数据集TNO、NIR和FLIR<sup>[16]</sup>对提出算法进行验证和测试。实验硬件平台为宏碁SC-202104151633,处理器配置为Intel Core i5-4200,主频2.30GHz,内存4G;软件平台为Matlab R2016a。

性能对比实验中,从主观和客观两方面对比分析本文融合算法和其他7种对比算法的融合性能。7种对比算法包括基于双数复小波变换的算法(Dual-Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)<sup>[17]</sup>、基于NSST和形态梯度脉冲耦合神经网络的算法(Morphological Gradient Pulse Coupled Neural Network in NSST, NSST-MGPCNN)<sup>[18]</sup>、基于NSST和参数自适应脉冲耦合神经网络的算法(Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network in NSST, NSST-PAPCNN)<sup>[19]</sup>、基于加权最小二乘法和视觉显著图的算法(Weighted Least Square and Visual Saliency Map, WLS-VSM)<sup>[20]</sup>、基于目标增强和多尺度变换的算法(Target-Enhanced Multi-Scale Transform, TE-MST)<sup>[21]</sup>、基于深度学习的算法(Algorithm Unrolling Image Fusion, AUIF)<sup>[22]</sup>和(Deep Decomposition Image Fusion, DIDF)<sup>[23]</sup>。

### 3.2 实验结果和分析

#### 3.2.1 可行性验证

本文算法在三个公开数据集上进行实验验证,其融合效果良好,部分融合结果如图4所示。与图4(a)红外图像、图4(b)可见光图像对比,图4(c)的融合图像实现了红外图像和可见光图像的优势互补,融合图像同时具有两种图像的细节信息。

对四组测试图像 $T_1 \sim T_4$ 进行详细分析,融合结果如图5所示,其对应的指标数据对比如图6所示。

图5(a)为四组原红外图像,图5(b)为四组原可见光图像,图5(c)为图5(a)和(b)经本文算法处理后的融合图像。从视觉角度分析,图5(a)四组红外图像中的人物目标比较显著,但图像整体对比度较低,边缘细节信息缺失严重。融合前可见光图像中虽然存在比较丰富的细节和轮廓信息,但人物目标很不突出,人眼难

以发现。经本文算法融合后,图像对比度提高、人物目标突出、边缘细节信息保留完整,图像整体可视性较好。

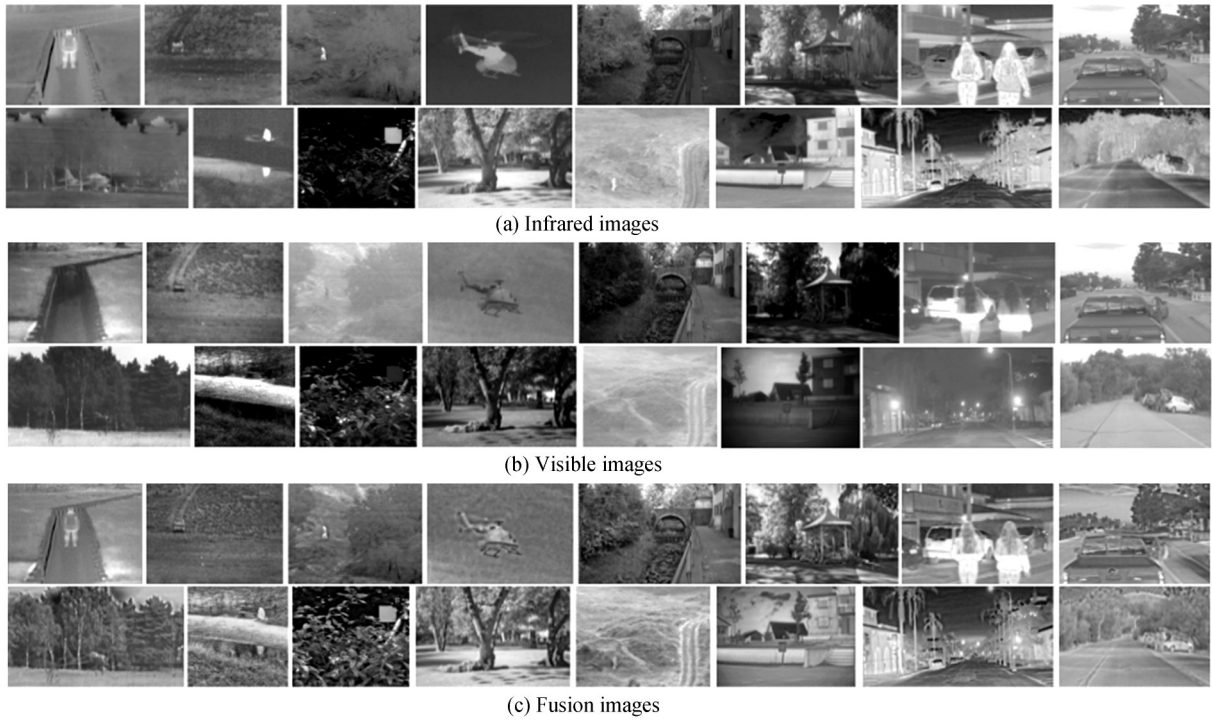


图4 红外与可见光算法融合结果  
Fig.4 Fusion results of infrared and visible algorithms

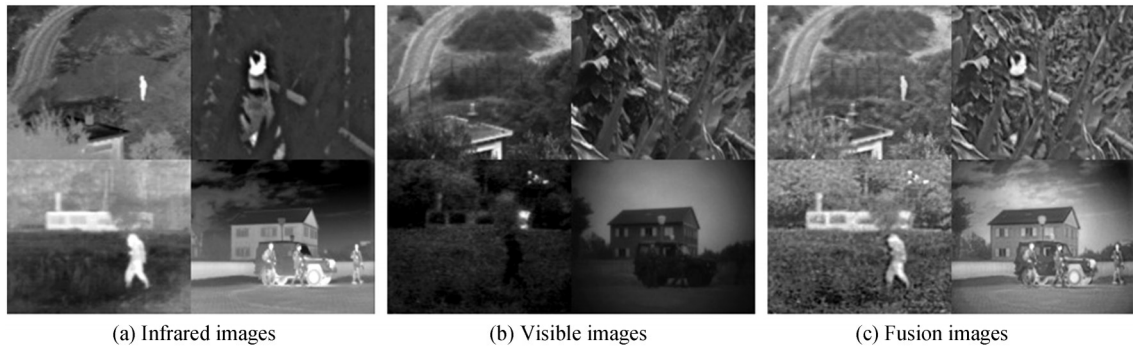
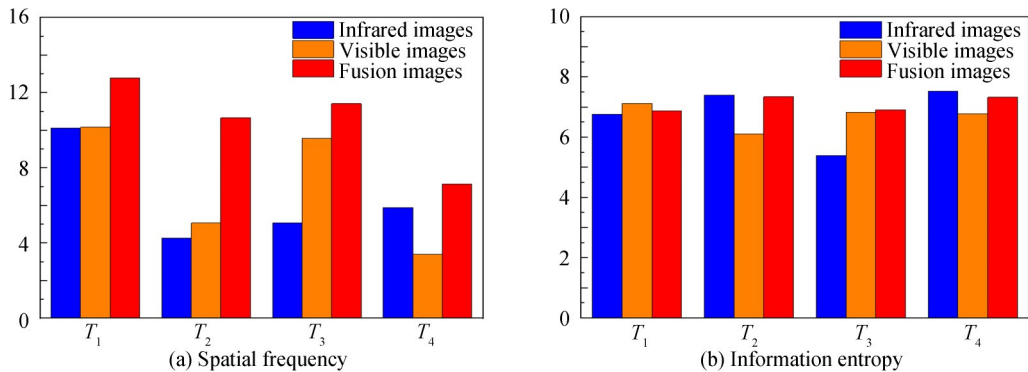


图5  $T_1 \sim T_4$  图像融合效果对比  
Fig.5 Fusion results of  $T_1 \sim T_4$  images

由图6可知,融合后四组图像的SF、EI和AG相较于红外与可见光原图像显著提高,表明本文算法能够有效地提高图像对比度和清晰度,并且拥有很好的边缘保持能力。而融合前后图像的信息熵IE相差不大,表明本文算法能够很好地保护原图像的细节信息。



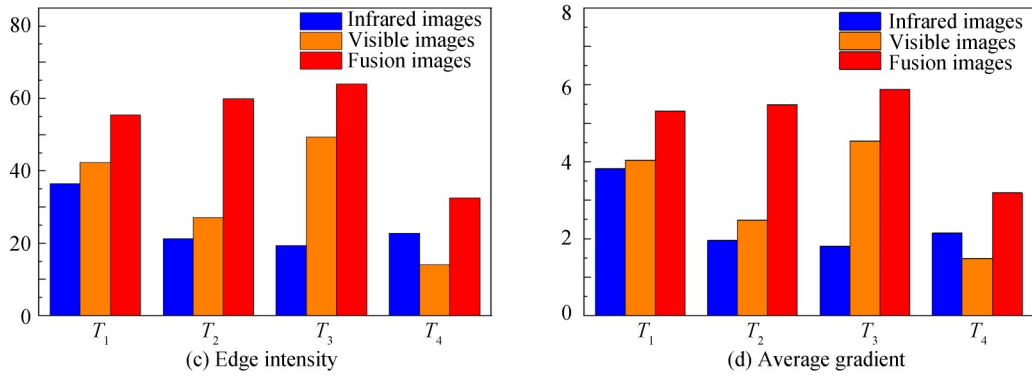


图6 融合前后图像的客观数据对比  
Fig.6 Comparison of objective data of images before and after fusion

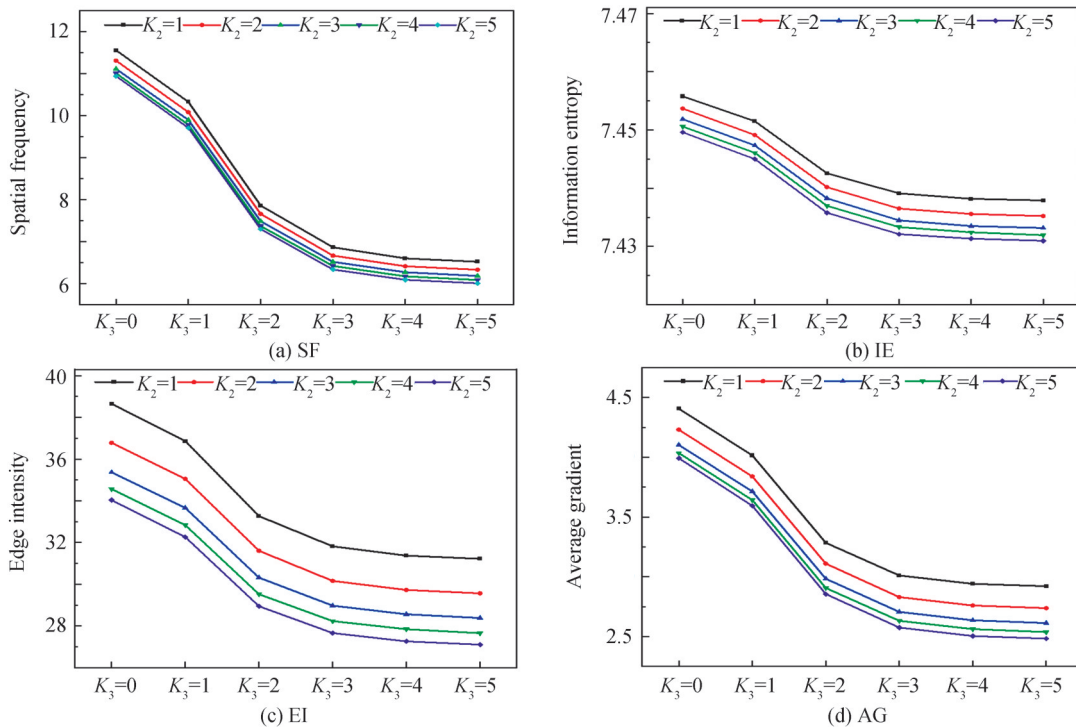
根据主观视觉和客观数据对比分析结果可知,本文算法在红外与可见光图像融合中具有较好的效果。

### 3.2.2 参数分析实验

由于噪声主要存在于高频系数中,因此,仅需对高频系数阈值收缩,所以将低通滤波器比例系数 $K_1$ 设置为0。实验主要分析带通滤波器的阈值比例系数 $K_2$ 和高通滤波器的阈值比例系数 $K_3$ 对融合图像质量的影响。为分析 $K_2$ 和 $K_3$ 对融合图像质量的影响,在不同参数组合下对测试结果进行主观视觉分析和客观数据分析。阈值收缩比例系数的选取对图像客观数据的影响如图7所示。

由图7(a)~(e)的客观数据可知,随着 $K_2$ 和 $K_3$ 增大,SF、IE、EI、AG和NV融合图像的数值均呈下降趋势,表明随着阈值收缩系数的增大,融合图像中噪声越来越小。由图7(f)可知,随着 $K_2$ 和 $K_3$ 增大,NIQE开始下降,当 $K_3=2$ 时,NIQE的值最小,当 $K_3$ 大于2时,NIQE的值又随之增大。

不同阈值系数的融合结果如图8所示,由图8的局部放大图可知,当 $K_3=0$ 时,随着 $K_2$ 增大,融合图像噪声越来越少,当 $K_2$ 增加至2时,再增加 $K_2$ ,图像噪声变化已不明显,且红框中车窗上的纹理细节越来越模糊。当 $K_2=2$ 时,随着 $K_3$ 增大,融合图像中含有的噪声越来越少,当 $K_3$ 增加至2时,再增加 $K_3$ ,图像中的噪声变化已不明显。因此,综合考虑图8融合图像的视觉效果和图7各项客观指标,将 $K_2$ 和 $K_3$ 均设置为2。





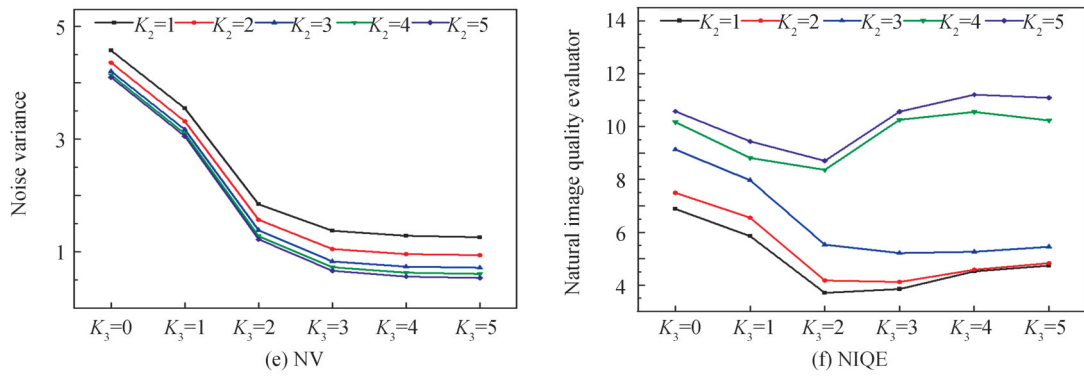


图7 阈值收缩系数的选取对客观数据的影响

Fig.7 The influence of the selection of threshold shrinkage coefficient on image objective data

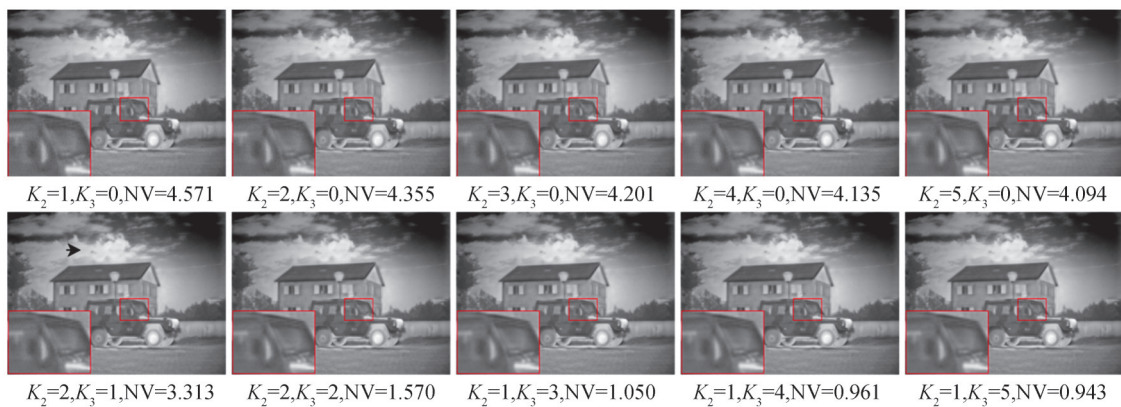


图8 不同阈值系数的融合结果

Fig.8 Fusion results of different threshold coefficients

### 3.2.3 算法性能验证

采用本文算法和7种对比算法在三个公开数据集上进行测试,其中两组测试图像Road和Tent的融合结果如图9和10所示,其对应的指标数据如表1~2所示。

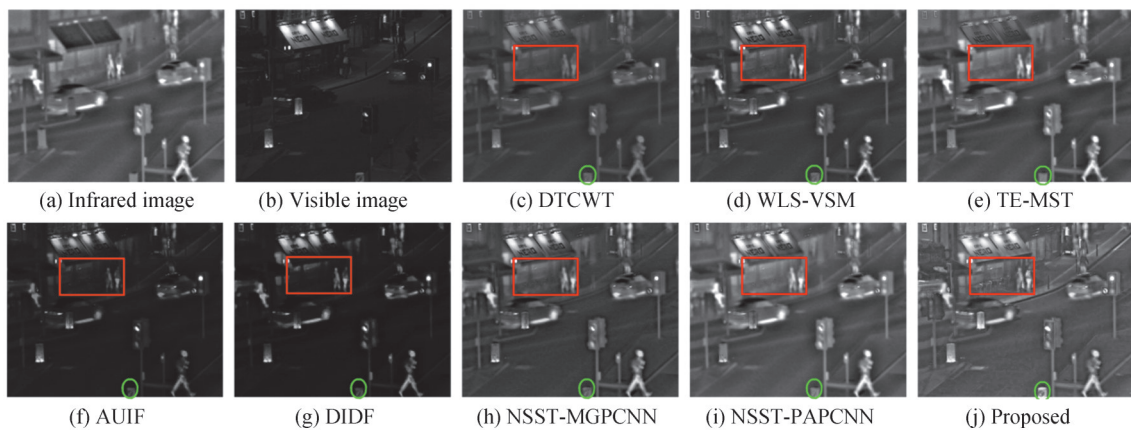


图9 “Road”图像融合结果

Fig.9 Fusion results of “Road” images

从Road图像的融合结果可以看出,图9(c)中,广告牌下和路口的人物目标突出性较弱,图像对比度较低,细节信息缺失严重;图9(d)、(e)、(h)和(i)中,缺失许多细节信息,红框中的椅子和绿圈中的箭头等细节信息丢失;图9(f)和(g)中,图像的背景较暗,细节信息难以被发现,整体观感较差;图9(j)中,本文算法融合图像的背景明亮,对比度较高,椅子和箭头等细节信息保留完整,图像的可视性比较好。

从 Tent 图像的融合结果可以看出,图 10(c)和(e)中,人物目标不够突出,且红框中的灌木模糊不清;图 10(d)、(h)、(i)中,整体图像比较模糊,周边的轮廓不够清晰;图 10(f)和(g)中,图像背景较暗,图片角落里的树木和红框中的灌木的细节信息丢失严重;图 10(j)中,本文方法的融合图像背景明亮,灌木和树枝等细节信息清晰可见,图像整体观感较好。

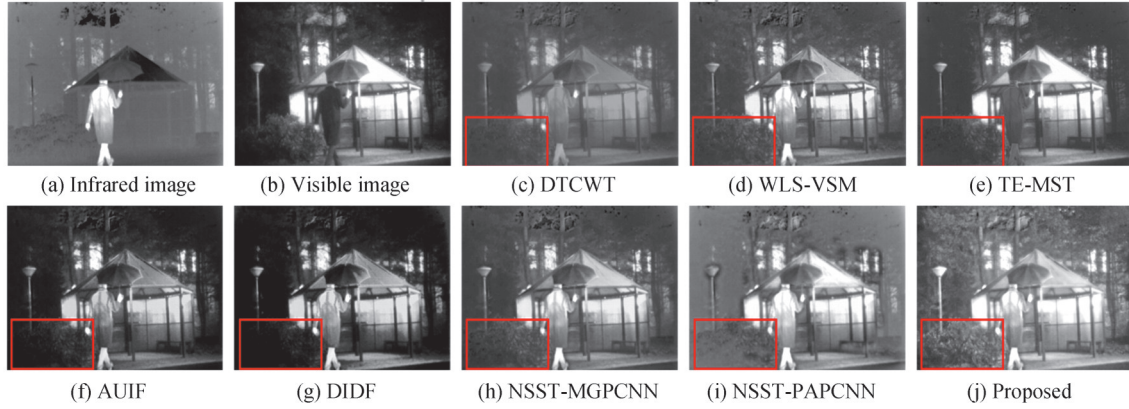


图 10 “Tent”图像融合结果  
Fig.10 Fusion results of “Tent” images

综合实验结果可知,本文算法相较于其他几种算法,细节信息保留较好,融合图像的可视性较为优秀。

由表 1 和表 2 可知,本文算法相较于其他 7 种算法,在 SF、IE、EI 和 AG 四项客观指标上均占有优势,其中,SF、EI 和 AG 的优势更为突出,表明本文算法在纹理细节信息表达、边缘细节特征保留和视觉清晰度方面具备较好的性能。本文算法 CC 指标略低于 DCTWT、WLS-VSM 和 NSST-MGPCNN 算法,究其原因动态压缩增强方法丰富了可见光图像细节信息,提高了融合图像亮度和对比度,导致融合图像和红外与可见光原图像之间的协方差加大,引起相关系数下降,虽然相关系数有所损失,但实际融合图像的细节更为丰富。

表 1 第一组融合图像的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of the first two groups of fusion images

Image	Methods	SF	IE	EI	AG	CC
Road	DCTWT	10.003	5.933	22.887	2.239	<b>0.677</b>
	WLS-VSM	13.339	6.138	35.307	3.397	0.649
	TE-MST	11.835	6.619	35.146	3.360	0.558
	AUIF	10.676	4.899	19.286	1.828	0.633
	DIDF	10.829	4.663	20.137	1.889	0.629
	NSST-MGPCNN	12.652	6.276	35.968	3.398	0.650
	NSST-PAPCNN	11.792	6.656	35.110	3.276	0.623
	Proposed	<b>17.173</b>	<b>6.693</b>	<b>52.558</b>	<b>5.061</b>	0.636

表 2 第二组融合图像的客观评价结果

Table 2 Objective evaluation results of the second two groups of fusion images

Image	Methods	SF	IE	EI	AG	CC
Tent	DCTWT	8.533	6.333	28.235	2.971	<b>0.521</b>
	WLS-VSM	11.312	6.607	41.272	4.245	0.515
	TE-MST	12.649	6.741	48.213	4.905	0.375
	AUIF	11.593	6.923	42.904	4.249	0.513
	DIDF	11.591	6.904	43.417	4.199	0.509
	NSST-MGPCNN	8.558	6.839	33.452	3.161	0.506
	NSST-PAPCNN	7.368	6.917	31.011	2.923	0.465
	Proposed	<b>14.549</b>	<b>7.316</b>	<b>58.244</b>	<b>5.880</b>	0.474

本文算法在矿井下实际场景的融合效果如图11所示,图11(a)和(b)为矿井下采集到的红外与可见光图像,图11(c)为本文算法融合结果,融合图像亮度和对比度得到了显著提高,边缘特征和纹理细节信息得到了有效加强。

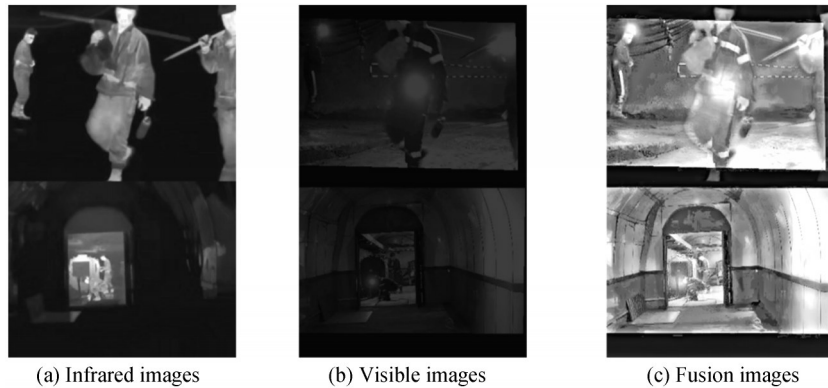


图11 矿井图像融合结果

Fig.11 Fusion results of mine images

为进一步验证算法运行效率,选取10组大小为 $270 \times 360$ 的红外与可见光图像,得到每组图像的平均耗时。其中,两种深度学习算法DIDF和AUIF在服务器(CPU: Intel(R) Xeon(R) Gold 6226R, 显卡: RTX3090)上进行测试,其余算法在PC电脑(CPU: Intel Core i5-4200)上进行测试,由于平台差异,深度学习算法不参与时间开销对比。8种融合算法的运行时间如表3所示。

表3 8种融合算法的运行时间  
Table 3 The running time of eight fusion algorithms

Methods	DCTWT	WLS-VSM	TE-MST	AUIF	DIDF	NSST-MGPCNN	NSST-PAPCNN	Proposed
Time/s	0.225	1.191	1.409	1.024	1.053	74.151	26.084	7.711

由表3可知,本文算法的运行效率优于另外两种基于NSST分解的对比算法,低于DTCWT、WLS-VSM和TE-MST运行效率,原因是NSST多分辨率分解的剪切滤波器引起的,并且算法引入了动态压缩增强和NSST域的阈值收缩,导致算法的时间开销加大,未来可以考虑利用GPU实现算法加速或并行计算技术提高算法运行效率。

为验证本文算法的降噪效果,对测试图像“Road”分别添加方差为5和10的高斯噪声,构成噪声测试图像,利用8种算法分别对两组噪声图像进行融合。实验中,本文算法阈值收缩系数 $K_1$ 、 $K_2$ 、 $K_3$ 分别设置为0、3、4,8种算法的融合结果如图12和13所示,融合图像对应的NV统计如表4所示。

由图12和13的局部放大图可知,AUIF、DIDF和本文算法的融合图像的噪声较少,表明AUIF、DIDF和本文算法均可以有效降低融合图像噪声,而其他5种对比算法的融合图像包含大量噪声,表明他们不具备噪声抑制能力。

由表4可知,DTCWT、WLS-VSM和NSST-PAPCNN的融合图像的NV值相较于融合前基本不变,AUIF、DIDF和本文算法的融合图像的NV值相较于融合前大幅降低,TE-MST和NSST-MGPCNN的融合图像的NV值相较于融合前升高,该结果与视觉结果对比相一致,表明AUIF、DIDF和本文算法均可以有效降低融合图像噪声。相比其他7种算法,本文算法获得的融合图像的NV值最小,表明其噪声抑制效果较好。

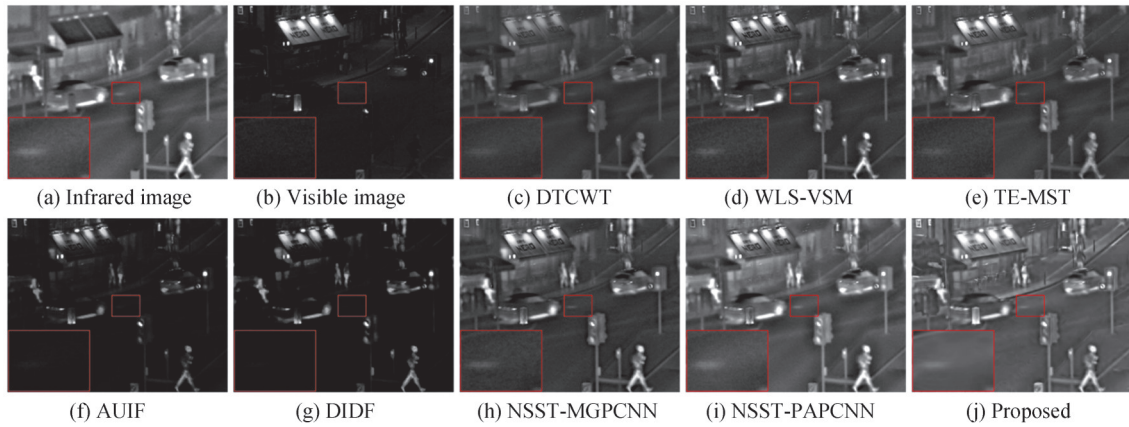


图 12 噪声方差为 5 的“Road”图像融合结果

Fig.12 Fusion results of “Road” images with noise variance of 5

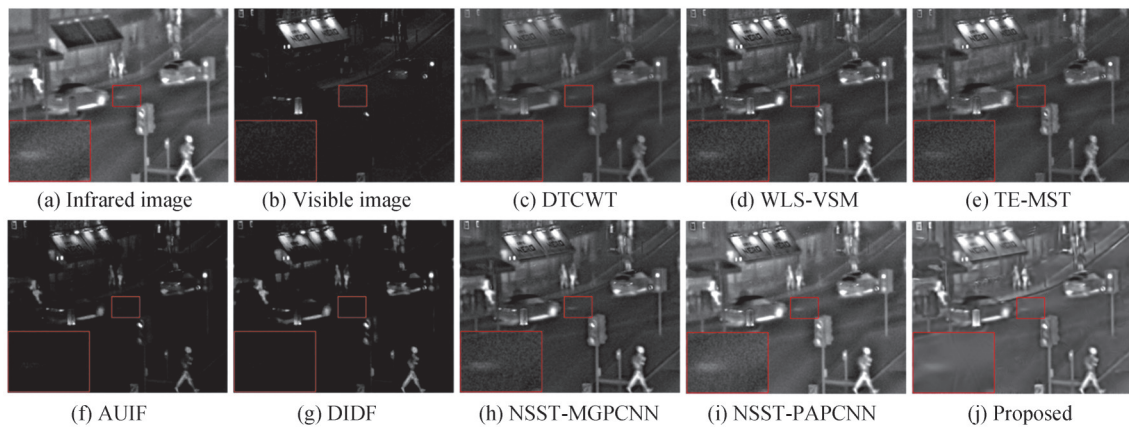


图 13 噪声方差为 10 的“Road”图像融合结果

Fig.13 Fusion results of “Road” images with noise variance of 10

表 4 8 种算法融合图像的 NV 统计

Table 4 NV statistics of fusion images based on eight algorithms

Noise variance	DCTWT	WLS-VSM	TE-MST	AUIF	DIDF	NSST-MGPCNN	NSST-PAPCNN	Proposed
5	4.810	6.885	6.715	2.026	1.405	5.212	5.184	0.694
10	9.495	10.413	13.107	4.045	2.698	13.393	10.696	1.090

## 4 结论

为实现红外与可见光图像的优势互补,提高机器视觉的环境适应性,提出了基于动态范围压缩增强和 NSST 的红外与可见光图像融合算法,算法综合利用了动态范围压缩增强和 NSST 的多方向分解优势,实现了融合图像的亮度、对比度提高以及细节强化丰富,实验表明该算法能够有效地融合红外与可见光图像,达到单一类型图像无法企及的优势,从而可靠地提高图像的可辨识度,相比现有融合算法,在细节信息保留、对比度提高以及边缘模糊抑制方面具有一定的优势。

### 参考文献

- [1] GE Shirong, HU Eryi, PEI Wenliang. Classification system and key technology of coal mine robot[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(1):455-463.  
葛世荣, 胡而已, 裴文良. 煤矿机器人体系及关键技术[J]. 煤炭学报, 2020, 45(1): 455-463.
- [2] TANG Lili, LIU Gang, XIAO Gang. Infrared and visible image fusion method based on dual-path cascade adversarial mechanism[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9): 0910004.  
唐丽丽, 刘刚, 肖刚. 基于双路级联对抗机制的红外与可见光图像融合方法[J]. 光子学报, 2021, 50(9): 0910004.

- [3] SUN Jiping, FAN Weiqiang. Mine dual-band image fusion in MS-ADoG domain combined with ReNLU and VGG-16[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(3):0310002.  
孙继平, 范伟强. MS-ADoG域结合ReNLU与VGG-16的矿井双波段图像融合算法[J]. *光子学报*, 2022, 51(3): 0310002.
- [4] LI S T, HAO Q B, KANG X D, et al. Gaussian pyramid based multiscale feature fusion for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2018, 11(9): 3312-3324.
- [5] WANG Z B, CUI Z J, ZHU Y. Multi-modal medical image fusion by Laplacian pyramid and adaptive sparse representation [J]. *Computers in Biology & Medicine*, 2020, 123: 103823.
- [6] WANG Xiaozhu, NIU Saisai, ZHANG Kai, et al. Image fusion of infrared weak-small target based on wavelet transform and feature extraction[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, 38(4): 723-732.  
王晓柱, 钮赛赛, 张凯, 等. 基于小波变换与特征提取的红外弱小目标图像融合[J]. *西北工业大学学报*, 2020, 38(4): 723-732.
- [7] SONG M H, LIU L, PENG Y X, et al. Infrared & visible images fusion based on redundant directional lifting-based wavelet and saliency detection[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, 101: 45-55.
- [8] ZHANG K, HUANG Y D, YUAN X, et al. Infrared and visible image fusion based on intuitionistic fuzzy sets[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 105: 103124.
- [9] ZHU Z Q, ZHENG M Y, QI G Q, et al. A phase congruency and local laplacian energy based multi-modality medical image fusion method in NSCT domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 20811-20824.
- [10] HOU R, NIE R, ZHOU D, et al. Infrared and visible images fusion using visual saliency and optimized spiking cortical model in non-subsampled shearlet transform domain[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78: 28609-28632.
- [11] XING X, LIU C, LUO C, et al. Infrared and visible image fusion based on nonlinear enhancement and NSST decomposition[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020, 20(1): 162-179.
- [12] ZHAO C, HUANG Y. Infrared and visible image fusion method based on rolling guidance filter and NSST [J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2019, 17(4): 1950045.
- [13] WANG Manli, TIAN Zijian, GUI Weifeng, et al. High density mixed noise removal algorithm based on gaussian curvature optimization and non-subsampled shearlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(9): 0910003.  
王满利, 田子建, 桂伟峰, 等. 基于高斯曲率优化和非下采样剪切波变换的高密度混合噪声去除算法[J]. *光子学报*, 2019, 48(9): 0910003.
- [14] DING Wenshan, BI Duyan, HE Linyuan. Fusion of infrared and visible image based on shearlet transform and neighborhood structure features[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1010002.  
丁文杉, 毕笃彦, 何林远. 基于剪切波变换和邻域结构特征的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1010002.
- [15] WAN W, YANG Y, LI H J. Practical remote sensing image fusion method based on guided filter and improved SML in the NSST domain[J]. *Signal Image and Video Processing*, 2018, 12(5): 959-966.
- [16] MA J Y. A new dataset of aligned infrared and visible images[DB/OL]. (2020-03-17)[2022-04-06]. <https://github.com/jiayi-ma/RoadScene>.
- [17] XIANG W G, LI Y, TAO S, et al. De-noising of digital image correlation based on stationary wavelet transform [J]. *Optics and Lasers in Engineering* 2017, 90: 161-172.
- [18] WEI T, TIWARI P, PANDEY H M, et al. Multi-modal medical image fusion algorithm in the era of big data[J]. *Neural Computing & Applications*, 2020, 3: 1-21.
- [19] YIN M, LIU X, LIU Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in non-subsampled shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49-64.
- [20] MA J, ZHOU Z, WANG B, 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.
- [21] JCA B, XI A, LI C, et al. Infrared and visible image fusion based on target-enhanced multiscale transform decomposition [J]. *Information Sciences*, 2020, 508: 64-78.
- [22] ZHAO Z, XU S, ZHANG C, et al. Efficient and model-based infrared and visible image fusion via algorithm unrolling[J/OL]. (2020-05-12)[2022-04-06]. <https://arxiv.org/abs/2005.05896>.
- [23] ZHAO Z, XU S, ZHANG C, et al. DIDFuse: deep image decomposition for infrared and visible image fusion [C]. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2020, 135: 970-976.

## Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Dynamic Range Compression Enhancement and NSST

WANG Manli, WANG Xiaolong, ZHANG Changsen

(School of Physics & Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)

**Abstract:** In order to overcome the problems of fusion image details loss, edge blur, lack of contrast and clarity existing in the existing fusion algorithms, an infrared and visible image fusion algorithm based on dynamic range compression enhancement and the non-subsampled shearlet transform is proposed. Fully retain details and edge information of infrared and visible images. Firstly, the weak visible image is enhanced by the high dynamic range compression enhancement method, and the visible image with good brightness and contrast is obtained. Secondly, the infrared and visible images are decomposed by the non-subsampled shearlet transform, and the corresponding low-frequency and high-frequency coefficients are obtained. Then, the high-frequency coefficients are reduced by the hard threshold shrinkage to suppress the noise in the high frequency coefficients. The average fusion method based on visual-saliency-map weighting and the fusion method based on large absolute value are used to fuse the low-frequency and high-frequency coefficients respectively. Finally, the fused image is reconstructed by the inverse non-subsampled shearlet transform. In order to evaluate the algorithm objectively, spatial frequency, information entropy, edge intensity, average gradient, noise variance and natural image quality evaluation are used as image quality evaluation indexes. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, feasibility verification experiment, parameter analysis experiment and performance comparison experiment were carried out respectively. The feasibility verification experimental results show that the spatial frequency, edge information and average gradient of the fused images are significantly improved compared with the original infrared and visible images, which shows that the proposed algorithm can effectively improve the contrast and clarity of the image, and has a good edge preservation ability. At the same time, the information entropy of the fused images and the original infrared and visible images have little difference, which indicates that the proposed algorithm can protect the details of the original image well. In the parameter analysis experiment, to analyze the influence of the selection of threshold shrinkage proportion coefficient on the quality of the fused image, subjective visual analysis and objective data analysis were carried out on the test results under different parameter combinations, and a group of better threshold shrinkage proportion coefficient was obtained. In the performance verification experiment, the fusion performance of the proposed fusion algorithm and other seven comparison algorithms is compared from subjective and objective aspects. Compared with the other seven algorithms, the proposed algorithm has bright background, high contrast, intact edge details, and better overall visibility of the fused image. It has advantages in spatial frequency, edge information, information entropy and average gradient, among which the advantages of spatial frequency, edge information and average gradient are more prominent, indicating that the proposed algorithm has better performance in texture detail expression, edge detail feature retention and visual clarity. To further verify the efficiency of the algorithm, 10 groups of infrared and visible images with the size of  $270 \times 360$  were selected, and the average time of each group of images was obtained. The operating efficiency of the proposed algorithm is better than that of the other two comparison algorithms based on the non-subsampled shearlet transform decomposition, but lower than that of DTCWT, WLS-VSM and TE-MST. In order to verify the noise reduction effect of the proposed algorithm, Gaussian noise with variance of 5 and 10 is added to the test image respectively to form the noise test image. Eight algorithms are used to fuse the two groups of noise images respectively. Compared with the other 7 algorithms, the noise variance index of the fused image obtained by the proposed algorithm is the smallest, which indicates that its noise suppression effect is better. Experimental results show that this algorithm can fuse infrared and visible images effectively, which cannot be achieved by a single type of image, and thus improve the image identification reliably. Compared with existing fusion algorithms, this algorithm has certain advantages in detail information retention, contrast enhancement and edge blur

suppression.

**Key words:** Image processing; Image fusion; Machine vision; Dynamic range compression enhancement; Non-subsampled shearlet transform; Threshold shrinkage; Visual-saliency-map

**OCIS Codes:** 100.2000; 100.2960; 110.2980; 110.3000; 110.3080

---

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (No. 52074305), Science and Technology Research in Henan Province (No. 212102210005), Henan Polytechnic University Photoelectric Sensing and Intelligent Measurement and Control Provincial Program Laboratory Open Fund (No. HELPSIMC-2020-00X), Henan Polytechnic University Doctoral Fund (No. B2021-64)