

# 结合 NSCT 与引导滤波的图像融合方法

甘 玲<sup>1,2</sup>, 张倩雯<sup>1</sup>

(1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065)

**摘要:** 针对可见光和红外图像进行图像融合时, 红外图像细节信息丢失严重、边缘模糊和可见光图像对比度不足等问题, 提出一种结合非下采样轮廓波变换 (Non-subsampled contourlet transform, NSCT) 与引导滤波的图像融合方法。首先采用模糊逻辑算法对可见光图像进行增强提高其对比度, 突出图像的有效信息; 再对增强后的可见光和红外图像进行 NSCT 分解得到低频与高频子带; 然后对红外图像的高频子带采用改进后的引导滤波增强边缘等细节信息; 其次使用平均梯度策略和模糊逻辑策略对高、低频子带进行融合; 最后利用 NSCT 逆变换得到融合后的图像。通过在不同数据集上的实验结果表明, 该方法在信息熵、标准差和互信息等评价指标上均要优于其他几种方法, 验证了本文所提方法的有效性和优越性。

**关键词:** 非下采样轮廓波; 引导滤波; 模糊逻辑算法; 平均梯度

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2018)05-0444-05

## Image Fusion Method Combining Non-subsampled Contourlet Transform and Guide Filtering

GAN Ling<sup>1</sup>, ZHANG Qianwen<sup>2</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence,

Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** To mitigate the problems of serious image information loss, blurred edges, and insufficient contrast of visible images, a novel image fusion method based on non-subsampled contourlet transform and guided filtering is proposed for the image fusion of visible and infrared images. First, a fuzzy logic algorithm is used to enhance the contrast of the visible image to highlight the effective information of the image. Subsequently, the NSCT decomposition of the enhanced visible and infrared images is performed to obtain the low-frequency and high-frequency sub-bands. Further, the high-frequency sub-band of the infrared image is adopted to improved edge filtering and other information. Next, the average gradient strategy and fuzzy logic strategy are used to fuse the high- and low-frequency sub-bands. Finally, the NSCT inverse transform is used to obtain the fused image. The experimental results on different data sets demonstrate that the proposed method is superior to other methods in evaluating the entropy, standard deviation, and mutual information, all of which verify the effectiveness and superiority of the proposed method.

**Key words:** Non-subsampled contourlet transform, guide filtering, fuzzy logic algorithm, mean gradient

## 0 引言

图像融合技术能够把图像的特征信息有效地重组在一起, 并将其结合成高质量的图像。在军事<sup>[1]</sup>、遥感<sup>[2-3]</sup>以及医学科学<sup>[4]</sup>等领域有着较为广泛的应用。

图像融合的研究热点是基于变换域的融合方法, 主要分为: 小波变换、剪切波变换、轮廓波变换等。其中, 小波变换应用较为广泛, 其具有良好的时频局

收稿日期: 2017-10-27; 修订日期: 2018-04-17。

作者简介: 甘玲 (1966-), 女, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机图形图像、智能信息处理;

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61272195)。

部特性, 使图像得到了更为稀疏的表达, 但是小波变换也具有各向同性和方向局限性, 对高度奇异性边缘不能给出最优解。2003 年 Vetterli 等人提出了 Contourlet 变换<sup>[5]</sup>, 该方法不但拥有小波变换的特点还拥有多方向、多尺度和各向异性, 更适合描述图像的几何特征, 但是其存在平移变化和方向混叠等问题, 针对上述问题 Cunha 等人提出了具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换<sup>[6]</sup>, 但是其得到的融合图像在

边缘细节上仍有不足。李树涛<sup>[7]</sup>等人于2013年首次将引导滤波<sup>[8]</sup>应用到图像融合中,用于增强图像的边缘、清晰度和对比度,而原始的引导滤波也存在着一些问题,如会导致图像过平滑现象,在增强边缘特性上的效果不如锐化掩膜滤波器<sup>[9]</sup>等方法。

文献[10]中提出轮廓波与形态学 hat 变换结合的红外与可见光图像融合的方法,使用形态学 hat 变换对红外与可见光进行对比度增强,同时也增强了噪声,并且没有考虑到图像整体的清晰度和细节信息。因此本文提出一种 NSCT 与改进后的引导滤波相结合的图像融合方法,采用 Canny 边缘检测算子改进原始引导滤波,在增强图像对比度的同时又获得了更好的边缘特征和细节信息。

## 1 理论分析

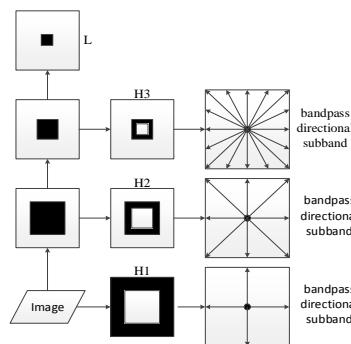
### 1.1 非下采样 Contourlet 变换

A. L Cunha 等人于 2006 年提出了一种在原有 Contourlet 变换基础上取消下采样而形成的具有平移不变性的尺度变换方法非下采样 Contourlet 变换。NSCT 是由非下采样塔式滤波器组 (Non-subsampled Pyramid Filter Banks, NSPFB) 和非下采样方向滤波器组 (Non-subsampled Direction Filter Banks, NSDFB) 组成。算法具体过程如下:

第一步: 使用 NSPFB 对图像进行三级尺度分解, 得到 1 个低频子带图像和 3 个高频子带图像;

第二步: 使用 NSDFB 对第一步中获得的高频子带图像进行八方向分解, 得到不同尺度、不同方向的 24 个子图像。

NSCT 变换原理, 二维频域上的频域划分如图 1 所示, 首先对原图像进行 NSPFB 分解, 若分解层数为  $J$ , 那么将获得一个低频子带和  $J$  个高频子带; 再通过 NSDFB 进行方向滤波获得在不同尺度上高频的



(a) NSCT 变换原理图

(a) NSCT transform schematic diagram

方向子带系数。如果  $l_j$  定义为 NSDFB 在第  $j$  层的方子带数, 那么经过 NSCT 后就有  $1 + \sum_{j=1}^J 2^{l_j}$  个子带数。

### 1.2 模糊逻辑增强算法

模糊逻辑增强是一种以模糊数学为基础的增强处理算法, 其算法过程如下:

首先, 使用隶属度函数提取图像的模糊特征, 如公式(1)所示:

$$\mu_{ij} = G(x_{ij}) = \left(1 + \frac{x_{\max} - x_{ij}}{F_d}\right)^{-F_c} \quad (1)$$

式中:  $F_c$  为指数模糊化因子;  $F_d$  为分母模糊化因子, 且  $F_c > 0$ ,  $F_d > 0$ ;  $\mu_{ij} \in [\alpha, 1]$ ,  $\alpha > 0$ ,  $\{\mu_{ij}\}$  为模糊特征平面。本文  $F_c = 0.8$ ,  $F_d = 128$ ,  $x_{\max} = 255$ 。

然后,  $\mu_{ij}$  以  $\mu$  为界增大或减小, 最终得到一个由  $\mu_{ij}$  组成的新的  $(\mu_{ij}')$ , 其中:

$$\mu_{ij}' = T^{(r)}(\mu_{ij}) = T(T^{-1}(\mu_{ij})) \quad r = 1, 2, 3, \dots \quad (2)$$

式中:  $T^{(r)}$  是函数  $T$  的  $r$  次迭代运算, 本文中选取  $r=1$ , 其中变换  $T$  如下式(3)所示:

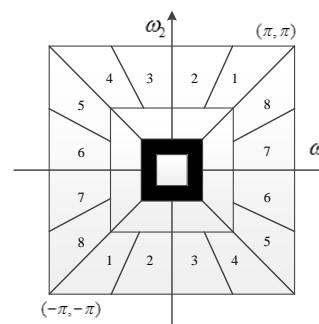
$$T(\mu_{ij}') = \begin{cases} 2(\mu_{ij})^2 & 0 \leq \mu_{ij} \leq 0.8 \\ 1 - 2(1 - \mu_{ij})^2 & 0.8 < \mu_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

当  $0.8 < \mu_{ij} \leq 1$  时,  $T(\mu_{ij})$  增大; 当  $0 \leq \mu_{ij} \leq 0.8$  时,  $T(\mu_{ij})$  减小, 以此使得图像对比度增强。

最后, 对变换后的  $\{\mu_{ij}'\}$  进行逆变换, 如公式(4)所示:

$$x_{ij}' = G^{-1}(\mu_{ij}') = x_{\max} - F_d \left[ \left( \mu_{ij}' \right)^{\frac{1}{F_c} - 1} \right] \quad \alpha \leq \mu_{ij}' \leq 1 \quad (4)$$

式中:  $G^{-1}$  是  $G$  的逆变换, 最终得到增强后图像的灰度值  $x_{ij}'$ 。



(b) 二维频域划分图

(b) Two-dimensional frequency domain division diagram

图 1 NSCT 变换原理图和二维频域划分图

Fig.1 NSCT transform principle and two-dimensional frequency domain division diagram

## 2 融合算法

### 2.1 算法概述

本文算法流程如图2所示。首先输入可见光图像、红外图像，采用模糊逻辑算法增强可见光图像对比度；其次使用NSCT分别对增强后的可见光以及红外图像进行三级尺度、八个方向的分解；再对分解后得到的不同尺度、不同方向的红外高频子带图像使用改进后的引导滤波进行增强；然后分别对可见光图像和红外图像的低频子带图像采取模糊逻辑算法、高频子带图像采取平均梯度算法分别进行融合；最后对得到的融合子带进行NSCT的逆变换得到最终的融合图像。

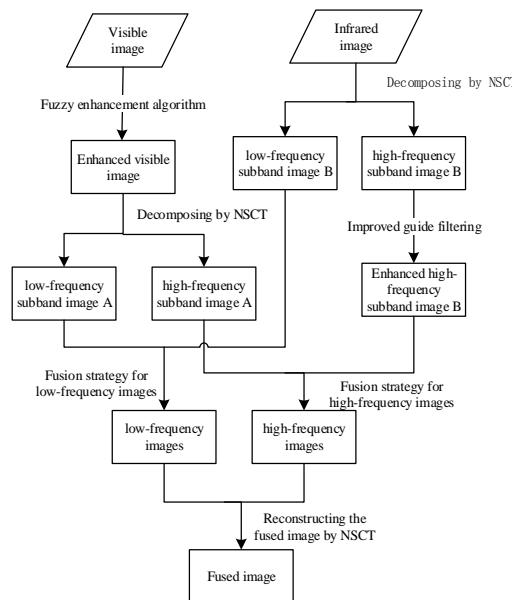


图2 算法流程图

Fig.2 The flow chart of algorithm

### 2.2 基于Canny边缘算子改进引导滤波的红外图像增强

引导滤波是一种具有局部线性特征的图像滤波器，该滤波器能够有效地提高图像的视觉效果、清晰度、对比度，较好地保留图像的边缘梯度信息。它是以一副图像作为指导图来指导输入图像，使得输出图像能够保留输入图像的整体特征信息，并且获取引导图像的细节信息。

本文选取的输入图像和引导图像为同一幅图像即通过NSCT分解后的红外高频子带图像，其局部线性模型如公式(5)所示：

$$q_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in \omega_k \quad (5)$$

式中：输入图像为  $P$ ；引导图像为  $I$ ；输出图像为  $q$ ； $\omega_k$  表示一个半径大小为  $k$ ，中心像素为  $i$  的方形窗口，在本文中  $k$  的值取 3， $a_k$ 、 $b_k$  通过计算最小成本函数

$E(a_k, b_k)$  获得，如公式(6)所示：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} \left( (a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2 \right) \quad (6)$$

式中： $\varepsilon$  是用来调节  $a_k$  的参数，根据线性回归分析，可以求得  $a_k$ 、 $b_k$  的最优解：

$$\alpha_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \tilde{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (7)$$

$$b_k = \tilde{p}_k - \alpha_k \mu_k \quad (8)$$

式中： $\mu_k$ 、 $\sigma_k$  是局部窗口  $\omega_k$  内引导图像  $I$  的灰度均值与方差， $|\omega|$  是  $\omega_k$  内像素总数且  $p_k$  是输入图像  $p$  在  $\omega_k$  内的灰度均值。

原始的引导滤波采用相同的  $\varepsilon$  调节滤波，因此对于纹理变化剧烈、边缘信息丰富的区域会出现过平滑现象，导致边缘细节信息不能够被很好地体现出来。因此考虑不同区域的差异信息对  $\varepsilon$  进行自适应调整将提高算法的鲁棒性。

文献[11]利用局部窗口内的方差重新定义了一个加权因子，如公式(9)所示：

$$\Gamma_G(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'}^N \frac{\sigma_{G,1}^2(i) + \gamma_\sigma}{\sigma_{G,1}^2(i') + \gamma_\sigma} \quad (9)$$

式中： $G$  表示引导图像； $N$  为  $G$  内像素的总数； $i'$  为中心像素； $i$  为  $i'$  遍历  $G$  的所有像素， $\sigma_{G,1}^2(i)$  是  $G$  在中心像素  $3 \times 3$  领域内的方差； $\gamma_\sigma$  取  $(0.001 \times L)^2$ ， $L$  为灰度值范围，对于 8 位图像  $L=256$ 。

文献[11]中权重因子能够在一定程度上反映出图像的边缘信息，但是强边缘区域的方差不一定大，因此并不能很好的反映出图像的边缘细节部分。

本文基于边缘检测算法，采用经过非最大值抑制和双阈值处理后的局部算子的绝对梯度幅值代替局部方差，定义边缘权重因子如公式(10)所示：

$$\Psi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'}^N \frac{|\text{Canny}(i)| + \gamma}{|\text{Canny}(i')| + \gamma} \quad (10)$$

式(6)变为：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} \left( (a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\varepsilon}{\Psi(i)} a_k^2 \right) \quad (11)$$

式中： $\text{Canny}(i)$  是经过非最大值抑制和双阈值处理后的局部 Canny 边缘检测算子； $N$  和  $i'$  分别表示为像素总数和中心像素； $i$  为  $i'$  遍历图像所有像素； $\gamma$  取  $(0.001 \times L)^2$ 。

$\times L)^2$ ,  $L$  为灰度值范围, 对于 8 位图像  $L=256$ ;  $|\cdot|$  为绝对值操作。Canny 是一阶边缘检测算子, 不容易受到噪声的干扰并且不受尺度变换后的影响, 在边缘像素处, 具有较大的绝对幅值, 因此处于边缘区域时,  $\psi$  值大于 1; 处于平滑区域时,  $\psi$  值小于 1。本文 Canny 算子大小为  $5 \times 5$ , 方差为 1, 边缘提取如图 3 所示。

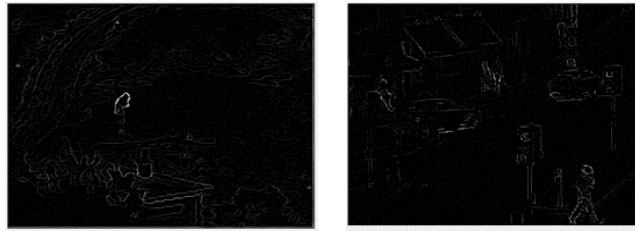


图 3 边缘提取 Fig.3 The edge extraction

引导滤波的增强方式可表示为如公式(12)所示:

$$EI = \theta(p - q) + q \quad (12)$$

式中:  $p$  为输入图像;  $q$  为滤波后的图像, 也就是平滑图像;  $p - q$  为图像的细节图像;  $\theta$  是增强参数, 其值越大图像细节部分会更清晰, 但会放大图像噪声, 因此  $\theta$  的取值很重要, 经大量实验测试, 本文  $\theta$  的值取 5。未经过 NSCT 变换的增强图像如图 4 所示。

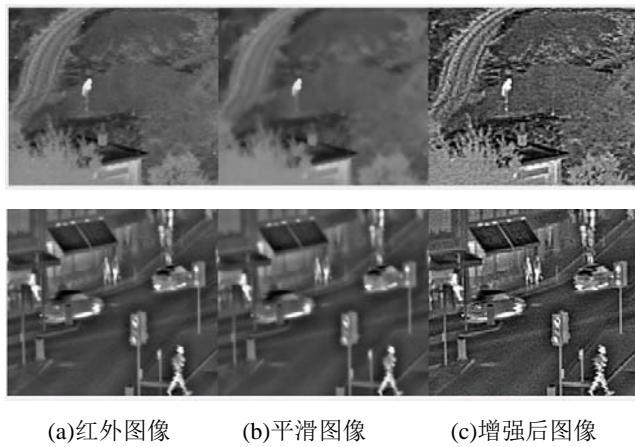


图 4 未经过 NSCT 变换的增强后图像

Fig.4 The enhanced image without the NSCT transform

### 2.3 高频融合策略

高频图像主要反映图像的纹理和轮廓, 目前流行的高频图像融合策略主要是加权平均。但是这并不能很好地表现图像的细节和纹理, 所以本文选取平均梯度用于高频子带的融合获得更多的细节和纹理信息。

首先计算平均梯度区域  $Q$ ,  $Q=M \times N$  ( $M$ 、 $N$  为奇数,  $N \geq 3$ ,  $M \geq 3$ ), 在  $Q$  区域内的平均梯度为:

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \sqrt{\left(\Delta I_x^2(x, y)\right) + \frac{\Delta I_y^2(x, y)}{2}} \quad (13)$$

式中:  $\Delta I_x$  和  $\Delta I_y$  分别是  $f(x, y)$  在  $x$ 、 $y$  方向上的一阶差

分:

$$\Delta I_x = f(x, y) - f(x-1, y) \quad (14)$$

$$\Delta I_y = f(x, y) - f(x, y-1) \quad (15)$$

然后根据平均梯度求取图像融合系数,  $G_A$  和  $G_B$  分别是指分解后的可见光高频子带图像和红外高频子带图像 2 个图像在相应区域内的平均梯度, 其融合系数如公式(16)所示:

$$\omega_A = G_A / (G_A + G_B), \quad \omega_B = G_B / (G_A + G_B) \quad (16)$$

那么融合图像如下:

$$R(x, y) = \omega_A f_A(x, y) + \omega_B f_B(x, y) \quad (17)$$

### 2.4 低频融合策略

低频图像主要反映图像的整体轮廓信息, 目前流行的低频系数融合策略主要是区域能量平均。但是这并不能很好的反映图像的边缘信息, 因此本文选取模糊逻辑算法用于低频子带系数融合获得更好的图像整体轮廓细节信息。

首先通过模糊逻辑算法计算区分出红外低频子带图像的目标区域和背景区域; 然后提取红外图像的目标区域信息和可见光低频子带图像的高频信息, 则加权融合准则为:

$$C_F(i, j) = \eta_0(i, j)C_{TV}(i, j) + \eta_1(i, j)C_{IR}(i, j) \quad (18)$$

式中:  $C(i, j)$  表示低频子带图像  $(i, j)$  位置的像素点,  $\eta_0$  和  $\eta_1$  分别表示红外低频子带图像中每一个像素点属于背景和目标的加权系数。本文采用高斯隶属函数来确定图像的融合系数:

$$\eta_0(i, j) = \exp \left[ -\frac{(C_{IR}(i, j) - \mu)^2}{2(k\sigma)^2} \right] \quad (19)$$

$$\eta_1(i, j) = 1 - \eta_0(i, j) \quad (20)$$

式中:  $\mu$  和  $\sigma$  分别表示红外低频子带图像像素均值和方差;  $k \in [1, 3]$  为调节系数, 经过大量实验选取最适合本文的值  $k=1.5$ 。

## 3 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 分别在“Quad”和“UNcamp”这两个数据集进行实验, 两组图像在预处理阶段均已精准匹配。实验在 CPU 主频为 2.40 GHz, 内存为 4 GB 的 PC 机上进行, 使用 Matlab 2014b 编程实现。

第一组实验中选取“Quad”数据集作为输入图像, 采用 6 种不同融合方法进行实验, 其实验效果如图 5(a)~图 5(f)所示。

第二组实验中选取“UNcamp”数据作为输入图像, 采用 6 种不同融合方法进行实验, 其实验效果如图 6(a)~图 6(f)所示。

本文主要与 LP 算法、DWT 算法、CT 算法、PCNN 算法以及文献[10]进行实验对比。由图 5 和图 6 可以看出本文算法与以上几种算法相比, 本文算法的图像清晰度得到了大大地提高, 边缘细节信息和轮廓信息也得到了提升。

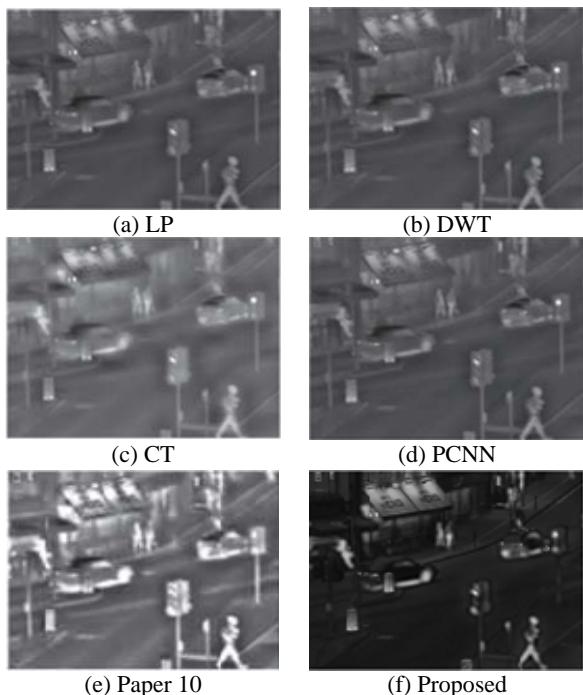


图 5 不同方法在“Quad”数据集中实验结果图

Fig.5 The experimental results of different methods in the "Quad" Database

为了进一步验证实验效果, 使用信息熵(IE)、标准差(SD)、平均梯度(MG)、峰值信噪比(PNSR)和互信息(MI)这5种图像融合评价因子分别在数据集“Quad”和“UNCamp”上来进行图像质量评价, 这5项评价指标的值越大说明融合后的效果越好, 实验结果如表1和表2所示。

从表1、表2中可以看出, 在5个图像评价指标

中, 本文算法分别在数据集“Quad”和“UNCamp”中, 算法性能在信息熵、标准差和互信息这3项都优于其他算法, 平均梯度和峰值信噪比也居于第二, 远高于其他4种融合方法。其中, 信息熵、标准差、互信息是用来衡量图像信息的丰富程度, 平均梯度反映图像的清晰度, 峰值信噪比则表示融合图像与原图像的相似度。通过对比试验可以说明本文算法得到的融合图像整体边缘纹理信息丰富、图像整体轮廓较清晰; 但是由于引导滤波对光线强烈的地方容易造成光晕现象, 导致融合得到的图像在光线强烈的地方充分地表现出原图像在强光线部分的边缘纹理信息, 因此平均梯度和峰值信噪比这两项居于第二。

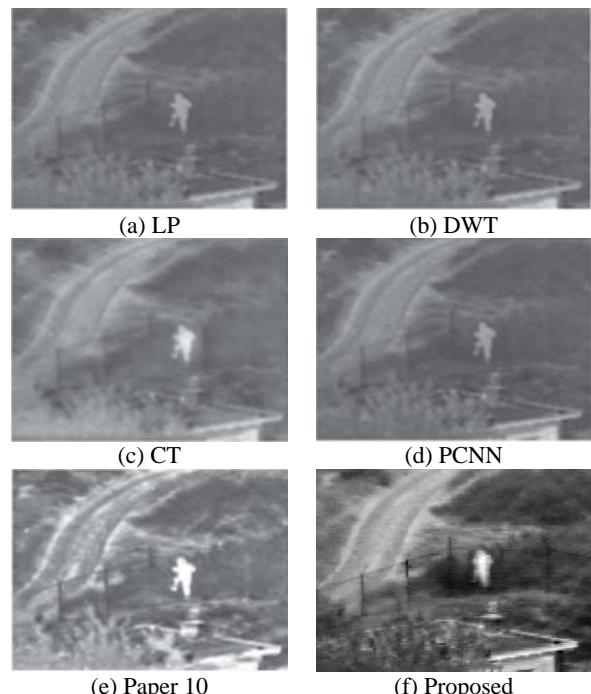


图 6 不同方法在“UNCamp”数据集中实验结果图

Fig.6 The experimental results of different methods in the "UNCamp" Database

表1 对比实验1性能分析 Table 1 The comparative test 1 performance analysis

	LP	DWT	CT	PCNN	Paper10	Proposed
IE	5.8784	5.8679	6.3489	6.0712	7.0745	7.5142
SD	20.8531	20.8511	26.9851	27.8452	50.8761	61.1531
MG	4.1587	4.1562	4.3451	6.0735	10.5741	9.4375
PNSR	35.8641	35.8620	35.9413	36.1762	39.6513	36.4172
MI	4.0758	4.0786	3.1581	3.4865	4.1079	4.3641

表2 对比实验2性能分析 Table 2 The comparative test 2 performance analysis

	LP	DWT	CT	PCNN	Paper10	Proposed
IE	6.2567	6.2751	6.4651	6.3898	7.1216	7.5889
SD	23.2584	23.2593	28.6787	24.1674	41.1756	56.2231
MG	3.8457	3.8367	3.8641	3.8426	9.3786	8.6426
PNSR	32.6541	32.5683	34.7534	32.8649	38.8649	34.8724
MI	4.4358	4.5124	4.2341	4.4893	4.6217	4.8981

(下转第 454 页)

- [3] CUI GM, FENG HJ, Xu ZH, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. *Optics Communications*, 2015, **341**: 199-209.
- [4] XIANG TZ, YAN L, GAO RR. 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.
- [5] LU Y, WANG FX, LUO XY, et al. Novel infrared and visible image fusion method based on independent component analysis[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2014, **8**(2): 243-254.
- [6] SHEN Y, DANG JW, FENG X, et al. Infrared and Visible Images Fusion Based on Tetrolet Transform[J]. *Spectroscopy & Spectral Analysis*, 2013, **33**(6): 1506-1511.
- [7] WANG J, PENG JY, FENG XY, et al. method for infrared and visible images by using non-negative sparse representation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, **67**: 477-489.
- [8] YAN X, QIN HL, LI J, et al. Infrared and visible image fusion using multiscale directional nonlocal means filter[J]. *Applied Optics*, 2015, **54**(13): 4299-4308.
- [9] CUI GM, FENG HJ, XU ZH, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. *Optics Communications*, 2015, **341**: 199-209.
- [10] 袁修贵, 龚正, 孟正中. 基于边缘方向性的小波边缘检测算法[J]. 计(上接第 448 页)

综上, 本文算法得到最终的融合图像整体细节信息丰富, 清晰度较高, 无论从主观质量评价还是客观质量评价, 均可验证算法的有效性。

## 4 结论

为了解决红外图像场景细节信息丢失、边缘模糊和可见光图像对比度不足等问题, 本文根据边缘检测 Canny 算子不易受噪声和尺度变换而产生变化的特性对引导滤波进行改进, 使得引导滤波能有效地提取图像边缘细节信息, 而后把改进后的引导滤波与 NSCT 变换结合, 采用适当的融合策略对图像进行融合, 最终通过 NSCT 逆变换得到融合后的图像。在数据集“Quad”和“UNCamp”上实验结果表明, 本文算法与 LP、DWT、CT、PCNN 以及文献[10]方法相比, 采用本文算法可使融合后的图像在细节, 轮廓信息都有所提高。然而该算法在光照对比较大的区域容易产生光晕现象的问题, 未来可以考虑结合颜色特征对图像进行颜色特征提取从而对该问题进行解决, 以此得到更好的融合效果。

## 参考文献:

- [1] MENG L, LIAO C, WANG Z, et al. Development and military applications of multi-source image fusion technology[J]. *Aerospace Electronic Warfare*, 2011, **3**(17): 19-27
- [2] DUAN C, WANG XG, WANG S, et al. Remote image fusion based on dual tree compactly supported shearlet transform[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2015, **44**(1): 43-49.
- [3] XIN Yanan. An Improved Remote Sensing Image Fusion Method Based on Wavelet Transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, **15**(2): 133-138.
- [4] 陈珊, 郑琴, 秦绪佳. 基于二维经验模式分解的医学图像融合方法[J]. 计算机系统应用, 2014, **23**(6): 105-110.
- CHEN Shan, ZHENG Qin, QIN Xu-Jia. Medical Images Fusion Algorithm Based on BEMD[J]. *Application of Computer System*, 2014, **23**(6): 105-110.
- [5] DO M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation International Congress on Image and Signal Processing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091-2106
- [6] DA Cunha A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design and application[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [7] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2013, **22**(7): 2864-75.
- [8] HE K, SUN J, TANG X. Guided Image Filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2013, **35**(6): 1397-1409.
- [9] YIN M, LIU W, ZHAO X, et al. A novel image fusion algorithm based on nonsubsampled shearlet transform[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, **125**(10): 2274-2282.
- [10] LI H, LIU L, HUANG W, et al. An improved fusion algorithm for infrared and visible images based on multi-scale transform[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **74**(1): 28-37.
- [11] LI Z, ZHENG J, ZHU Z, et al. Weighted guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(1): 120.