

# 基于 Tetrolet 与柯西模糊函数的红外与微光图像融合

崔紫薇<sup>1</sup>, 詹伟达<sup>2\*</sup>, 付靖淇<sup>3</sup>, 魏然然<sup>4</sup>

长春理工大学电子信息工程学院, 吉林 长春 130022

**摘要** 提出一种红外与微光图像融合新算法,即在 Tetrolet 变换下基于柯西模糊函数的融合算法,用于改善融合图像对比度低、细节信息缺失、融合效果较差等问题。首先,源图像通过 Tetrolet 变换,分解出两组高低频系数;然后,针对低频系数,提出区域能量-柯西模糊函数规则,针对高频系数,采用区域拉普拉斯能量和进行处理;最后,利用 Tetrolet 逆变换将得到的新高低频系数转换为最终的融合结果。实验结果表明,本文方法在提高融合图像对比度、保留图像细节等方面具有一定的优势。

**关键词** 图像处理; Tetrolet 变换; 图像融合; 红外图像; 微光图像

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0610001

## Infrared and Low-Light Image Fusion Based on Tetrolet and Cauchy Fuzzy Function

Cui Ziwei<sup>1</sup>, Zhan Weida<sup>2\*</sup>, Fu Jingqi<sup>3</sup>, Wei Ranran<sup>4</sup>

School of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

**Abstract** In order to improve the problems of low contrast, lack of detailed information, and poor fusion effect of the fusion image, a new algorithm for infrared and low light image fusion, that is, a fusion algorithm based on Cauchy fuzzy function under Tetrolet transform, is proposed. First, the source image is decomposed into two sets of high-frequency and low-frequency coefficients by Tetrolet transform; then, a regional energy-Cauchy fuzzy function rule is proposed for the low-frequency coefficients and the regional Laplacian energy sum is used for high-frequency coefficients; finally, the inverse Tetrolet transform is used to transform the new high-frequency and low frequency coefficients into the final fusion results. Experimental results show that the proposed method has certain advantages in improving the contrast of fused images and preserving image details.

**Key words** image processing; Tetrolet transform; image fusion; infrared images; low-light images

**OCIS codes** 100.2000; 110.2960; 110.3000; 110.3080

## 1 引言

图像融合是指将多种传感器采集到的关于同一目标或场景的图像,经图像处理技术集成一幅图像,这样可以有效利用多种传感器的优点得到此目

标或场景更全面的特征信息,利于人眼观察以及后续的识别处理。红外与微光图像融合已经成为图像融合的一个研究重点,红外传感器根据目标的热辐射进行成像,不受恶劣的天气等影响并且可以全天候的工作,温度高的物体在红外图像中会出现高亮

收稿日期: 2020-06-17; 修回日期: 2020-07-13; 录用日期: 2020-08-03

基金项目: 吉林省教育厅课题(JJKH20200783KJ)

\* E-mail: zhanweida@cust.edu.cn

度,温度低则亮度较暗,所以红外图像通常视觉效果差,不清晰,微光传感器能够在微弱光下得到清晰度高、细节信息丰富的图像,但其抗干扰能力差,在恶劣的环境下,几乎难以得到清晰的微光图像。因此红外与微光图像融合可以很好地利用两种传感器的优势,便于对目标进行更加准确的刻画<sup>[1-5]</sup>。

目前,多尺度几何分析的方法已经被广泛应用于图像融合等的多个领域,Toet 等<sup>[6]</sup>提出一种多尺度图像融合方法,该方法在多尺度融合过程的分解阶段和重组阶段都通过引导滤波达到最佳的空间一致性,在多光谱夜视方面具有良好的融合效果。颜家亮<sup>[7]</sup>将小波变换应用于图像融合研究中,小波变换具有多方向性,但其分解方向有限,具有一定的局限性。蔡怀宇等<sup>[8]</sup>针对传统图像融合方法在融合图像过程中存在的对比度和清晰度低、边缘模糊等问题,提出基于非下采样轮廓波(NSCT)和直觉模糊集的图像融合算法。但是 NSCT<sup>[9-10]</sup>结构比较复杂,运算时间较长。江泽涛等<sup>[11]</sup>为了解决弱可见光可视性比较差、与红外图像融合效果不佳的问题,提出基于对比度增强与柯西模糊函数的融合算法。随着研究的发展,Krommweh<sup>[12]</sup>提出了 Tetrolet 变换,它能多尺度多方向地对图像进行分解且具有平移不变性。高继森等<sup>[13]</sup>提出了一种改进的 Tetrolet 变换,即利用一阶范数的最大值代替一阶范数的最小值,该方法相比于传统的 Tetrolet 变换可以获得更多的高频信息。Huang 等<sup>[14]</sup>提出一种基于平稳 Tetrolet 变换的融合方法,并将该方法用于减少 Tetrolet 变换产生的块效应。Shahdoosti 等<sup>[15]</sup>提出一种基于 Tetrolet 域下的图像融合方法。冯鑫<sup>[16]</sup>在 Tetrolet 框架下,采用改进的脉冲耦合神经网络,根据点火次数来选择融合图像的高频系数,其结果与传统方法相比具有一定的优势。沈瑜等<sup>[17]</sup>为了能够更多地体现场景的细节,提出了一种基于 Tetrolet 变换的融合算法,该算法在改善图像细节方面有所提升,能够让观察者更加了解场景。

因此,为了改善红外与微光图像融合效果不理想的问题,本文提出一种基于 Tetrolet 变换与柯西模糊函数的红外图像与微光图像融合算法,将两幅图像经过 Tetrolet 分解成低频与高频系数,再采用不同的融合规则进行融合,最后经过 Tetrolet 逆变换得到最终的结果。相比于其他算法,本文算法结合 Tetrolet 变换和柯西模糊函数的优势,因 Tetrolet 变换的稀疏表示能力强,可以有效提取源图像中边缘、纹理等信息,故将 Tetrolet 变换应用到

红外图像与微光图像融合中,能够保留源图像中更多的高频信息,使细节纹理更清晰。在融合规则上,本文将区域能量与柯西模糊函数结合,采用双主导图像进行多次低频系数融合,能够获得更多的背景信息;采用区域拉普拉斯能量和相比取大来进行高频系数融合,可以有效保留细节纹理信息。

## 2 相关理论

### 2.1 Tetrolet 变换

Tetrolet 变换是一种自适应的四格拼板的 Haar 小波变换<sup>[12-17]</sup>,与 Haar 小波变换相比,Tetrolet 变换可以选择更多、更好的方向。Tetrolet 变换首先将源图像分成很多  $4 \times 4$  的块,分别对其变换,可以获得  $2 \times 2$  个低频系数和  $12 \times 1$  个高频系数;之后对低频系数重新分成  $4 \times 4$  的块,进行 Tetrolet 变换,以此类推,一直到分解结束。利用 Tetrolet 变换将源图像分解为不同的低频和高频系数,该方法具有灵活的方向性和局部特性,并且能够根据不同系数的特点来选择相对应的融合规则,因此可以更有效地提取到源图像中的细节信息,得到较好的融合图像。

四格拼板是由 4 个单位正方形组成的不同形式的拼板,在 Tetrolet 变换中有 5 种基础的四格拼板,如图 1 所示。

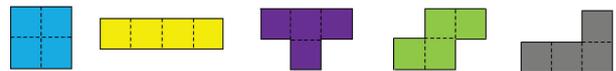


图 1 5 种基础的四格拼板

Fig. 1 Five basic four grid puzzles

每个  $4 \times 4$  的图像块都由这 5 种中的几个来进行无重叠的、全覆盖的填充,此时共有 117 种可能的形式,如果不考虑模板的旋转和翻转,此时共有 22 种形式,如图 2 所示。

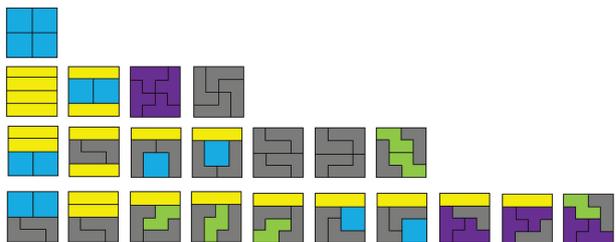


图 2 22 种四格拼板填充方式

Fig. 2 22 kinds of four grid puzzle filling methods

对一幅大小为  $K \times K$  的源图像  $a(0) = (a[i, j])_{i,j}^{K-1} = 0, (i, j)$  为像素坐标,  $K = 2^J, J$  为正整数,进行  $r(r = 1, 2, 3, \dots, J - 1)$  级 Tetrolet 变换,具体

步骤<sup>[13]</sup>如下。

1) 将低频系数  $a^{r-1}$  分成若干个  $4 \times 4$  的块  $B_{i,j}$ , 其中  $i, j = 0, 1, \dots, \frac{K}{4^r-1}$ 。

2) 对图像块  $B_{i,j}$  以 117 种模板进行填充, 即  $c = 1, 2, \dots, 117$ , 得到填充模板  $I_s^{(c)}$ 、4 个低频系数  $a^{r,(c)}[s]$  和 12 个高频系数  $h_l^{r,(c)}[s]$ , 其中:  $s = 0, 1, 2, 3$ , 表示填充  $4 \times 4$  图像块的四格拼板;  $l = 1, 2, 3$ , 分别表示高频系数的水平、垂直以及对角分量。低频系数的表达式为

$$a^{r,(c)}[s] = \sum_{(u,v) \in I_s^{(c)}} \boldsymbol{\varepsilon}[0, \mathbf{L}(u, v)] a^{r-1}[u, v], \quad (1)$$

高频系数的表达式为

$$h_l^{r,(c)}[s] = \sum_{(u,v) \in I_s^{(c)}} \boldsymbol{\varepsilon}[l, \mathbf{L}(u, v)] a^{r-1}[u, v], \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{L}(u, v)$  为  $I_s^{(c)}$  的 4 个索引  $(u, v)$  对映射到集合  $\{0, 1, 2, 3\}$  上的双映射;  $\boldsymbol{\varepsilon}[l, \mathbf{L}(u, v)]$  为 Haar 小波变换矩阵, 具体为

$$\boldsymbol{\varepsilon}[l, \mathbf{L}(u, v)] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

3) 利用一阶范数的最大值替换一阶范数的最小值作为选择模板的评判标准<sup>[13]</sup>。模板  $c^*$  的公式为

$$c^* = \operatorname{argmax}_c \sum_{l=1}^3 \sum_{s=0}^3 |h_l^{r,(c)}[s]|, \quad (4)$$

选择最优模板之后, 将低频系数  $a^{r,(c^*)}[s]$  再次按  $2 \times 2$  进行排列, 对其进行下一次的 Tetrolet 变换, 一直到分解结束。

### 2.2 柯西模糊函数

模糊理论用来解决不确定性问题, 其承认存在中间状态, 它的基本原理是将在集合论中原本只可以选择 0 和 1 这两个数值推广为从 0 到 1 的范围任意取值, 使得它可以灵活地处理不确定性问题, 其中直觉模糊集引入了一个称为犹豫度的参数, 利用此

参数可以合理地不确定因素进行处理。具体的直觉模糊集<sup>[18]</sup>定义如下。

设  $X$  是一个给定的论域, 则在  $X$  上的一个直觉模糊集  $A$  定义为

$$A = \{ \langle x, \varphi_A(x), \gamma_A(x) \rangle \mid x \in X \}, \quad (5)$$

式中:  $x$  为论域  $X$  的元素,  $X \rightarrow [0, 1]$ ;  $\varphi_A(x)$  表示  $A$  的隶属函数  $\varphi_A(x)$ ;  $\gamma_A(x)$  表示  $A$  的非隶属函数  $\gamma_A(x)$ 。在  $A$  上, 当  $x \in X$  时, 不等式  $0 \leq \varphi_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$  一定成立, 即  $\varphi_A(x)$  与  $\gamma_A(x)$  的和在  $0 \sim 1$  之间。

对于  $X$  上直觉模糊集, 犹豫度的概念, 具体为

$$\pi_A(x) = 1 - \varphi_A(x) - \gamma_A(x), \quad (6)$$

式中:  $\pi_A(x)$  表示  $x$  对  $A$  的犹豫程度, 它的值在  $0 \sim 1$  之间。

因此利用直觉模糊集构建柯西模糊函数<sup>[11]</sup>, 柯西分布的隶属度函数为

$$f(x) = \frac{1}{1 + a(x - \mu)^b}, \quad (7)$$

式中:  $\mu$  为均值;  $a, b$  为柯西函数调整参数。

### 3 本文融合算法

基于对图像融合算法中多尺度几何分析, 采用 Tetrolet 变换对两幅源图像进行分解, 获得两组高低频系数。针对江泽涛等<sup>[11]</sup>提出的用单一图像为主导图像进行低频系数融合时存在图像细节信息容易丢失的问题, 本文提出区域能量-柯西模糊函数规则, 即将柯西模糊函数与区域能量相结合, 采用双主导图像进行融合。首先分别使用红外图像与微光图像作为主导图像, 利用柯西模糊函数进行低频系数融合, 得到融合后的双低频系数, 再利用区域能量自适应地加权融合。然后采用区域拉普拉斯能量和相比之后取大作为高频系数的融合规则。最后将融合后的高低频系数经过 Tetrolet 逆变换, 得到融合结果。本文算法流程如图 3 所示。

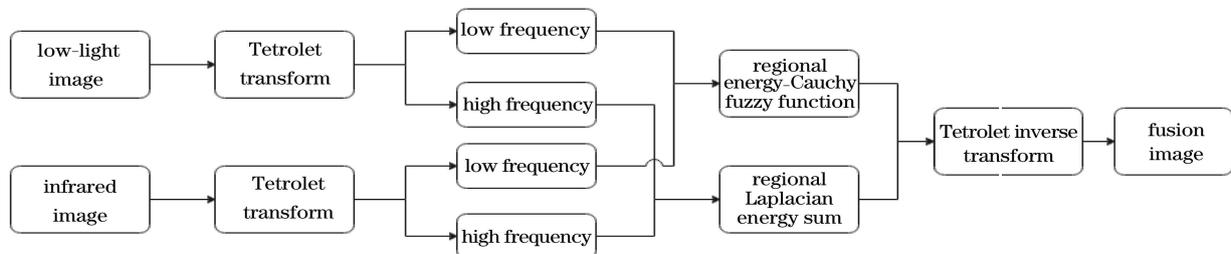


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flow chart

### 3.1 低频融合规则

图像的低频系数融合是为了保留图像中的目标信息。本文提出将柯西模糊函数与区域能量相结合,采用双主导图像对红外图像和微光图像的低频系数  $U_\theta$  ( $\theta$  为图片类型,  $\theta = \text{IR}, \text{II}$ , 其中 IR 指红外, II 指微光) 进行自适应加权融合。其中  $U_\theta(i, j)$  表示像素坐标为  $(i, j)$  的低频系数值, 即矩阵  $U_\theta$  的矩阵元。具体步骤如下:

1) 利用柯西函数  $f(x)$  分别构建红外图像与微光图像的隶属函数  $\varphi_\theta$  以及非隶属函数  $\gamma_\theta$ , 表达式为

$$\varphi_\theta(i, j) = \frac{1}{1 + a_1 [U_\theta(i, j) - \mu_\theta]^{b_1}}, \quad (8)$$

$$\gamma_\theta(i, j) = 1 - \frac{1}{1 + a_2 [U_\theta(i, j) - \mu_\theta]^{b_2}}, \quad (9)$$

式中:  $(i, j)$  为图像的像素坐标;  $\mu_\theta$  为图像低频子带的均值;  $a_1, b_1, a_2, b_2$  为柯西函数调整参数。

2) 根据(8)式和(9)式中的隶属函数、非隶属函数可以得出犹豫度  $\pi_\theta$  和隶属度  $Z_\theta$ , 表达式为

$$\pi_\theta(i, j) = 1 - \varphi_\theta(i, j) - \gamma_\theta(i, j), \quad (10)$$

$$Z_\theta(i, j) =$$

$$\varphi_\theta(i, j) + \frac{\varphi_\theta(i, j)}{\varphi_\theta(i, j) + \gamma_\theta(i, j)} \pi_\theta(i, j), \quad (11)$$

则以红外图像为主导图像的低频系数为

$$C_{\text{IR}}(i, j) = Z_{\text{IR}}(i, j)U_{\text{IR}}(i, j) + [1 - Z_{\text{IR}}(i, j)]U_{\text{II}}(i, j), \quad (12)$$

以微光图像为主导图像的低频系数为

$$C_{\text{II}}(i, j) = [1 - Z_{\text{II}}(i, j)]U_{\text{IR}}(i, j) + Z_{\text{II}}(i, j)U_{\text{II}}(i, j), \quad (13)$$

此时得到以不同图像为主导图像的低频系数矩阵  $C_{\text{IR}}$  和  $C_{\text{II}}$ , 最后利用区域能量进行自适应加权融合。

在红外图像低频系数  $C_{\text{IR}}$  下区域能量可表示为

$$E_{\text{IR}}(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p(m, n) [C_{\text{IR}}(i+m, j+n)]^2, \quad (14)$$

在微光图像低频系数  $C_{\text{II}}$  下区域能量可表示为

$$E_{\text{II}}(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p(m, n) [C_{\text{II}}(i+m, j+n)]^2, \quad (15)$$

$$p = [1, 2, 1; 2, 3, 2; 1, 2, 1] / 15, \quad (16)$$

式中:  $p$  为窗口遮罩, 区域大小为  $M \times N$ ,  $(m, n)$  为  $p$  的像素坐标。则权重因子定义为

$$G_{\text{IR}}(i, j) = \frac{E_{\text{IR}}(i, j)}{E_{\text{IR}}(i, j) + E_{\text{II}}(i, j)}, \quad (17)$$

$$G_{\text{II}}(i, j) = 1 - G_{\text{IR}}(i, j), \quad (18)$$

因此, 融合后的低频系数可表示为

$$U(i, j) = G_{\text{IR}}(i, j)C_{\text{IR}}(i, j) + G_{\text{II}}(i, j)C_{\text{II}}(i, j). \quad (19)$$

为了验证本文低频融合规则的可行性, 在变换域内将柯西模糊函数与本文算法进行比较, 如图 4 所示。

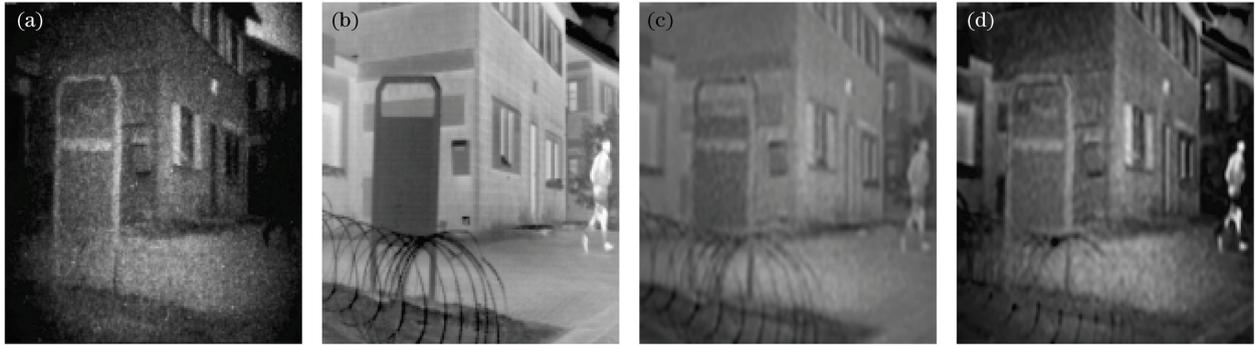


图 4 低频融合规则对比。(a)微光图像;(b)红外图像;(c)柯西模糊函数;(d)本文算法

Fig. 4 Comparison of low frequency fusion rules. (a) Low-light image; (b) infrared image; (c) Cauchy fuzzy function; (d) our method

由图 4 可知, 本文算法采用区域能量-柯西模糊函数规则对低频融合图像信息进行描述, 其比直接采用柯西模糊函数融合的低频图像更加清晰, 图像对比度有所改善, 这说明本文低频融合规则是可行的。

### 3.2 高频融合规则

传统的拉普拉斯能量和只考虑到某个像素的上

下左右 4 个方向的像素, 而区域特性是以一个整体来进行分析的, 这个整体包含了以某个像素为中心的周围 8 个方向的像素。利用区域拉普拉斯能量和可以很好地保留区域内的纹理细节等高频特征。

区域拉普拉斯能量和定义为

$$S_{\text{SML},\theta}^{y,k}(i,j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [M_{\text{ML},\theta}^{y,k}(i+m,j+n)]^2, \quad (20)$$

$$\begin{aligned} M_{\text{ML},\theta}^{y,k}(i,j) = & |2V_{\theta}^{y,k}(i,j) - V_{\theta}^{y,k}(i-t,j) - V_{\theta}^{y,k}(i+t,j)| + \\ & |2V_{\theta}^{y,k}(i,j) - V_{\theta}^{y,k}(i,j-t) - V_{\theta}^{y,k}(i,j+t)| + \\ & |1.4V_{\theta}^{y,k}(i,j) - 0.7V_{\theta}^{y,k}(i-t,j-t) - 0.7V_{\theta}^{y,k}(i+t,j+t)| + \\ & |1.4V_{\theta}^{y,k}(i,j) - 0.7V_{\theta}^{y,k}(i+t,j-t) - 0.7V_{\theta}^{y,k}(i-t,j+t)| \quad , \quad (21) \end{aligned}$$

式中: $y$  为尺度; $k$  为方向; $V_{\theta}^{y,k}$  为高频系数矩阵; $t$  为可变间距,通常取  $t=1$ ; $M_{\text{ML},\theta}^{y,k}$  为拉普拉斯能量。

本文采用区域拉普拉斯能量和相比取大作为高频系数融合规则,即

$$V^{y,k}(i,j) = \begin{cases} V_{\text{IR}}^{y,k}(i,j), & S_{\text{SML},\text{IR}}^{y,k} \geq S_{\text{SML},\text{II}}^{y,k} \\ V_{\text{II}}^{y,k}(i,j), & S_{\text{SML},\text{IR}}^{y,k} < S_{\text{SML},\text{II}}^{y,k} \end{cases} \quad (22)$$

## 4 实验及分析

选取 3 组红外与微光图像进行融合实验,选用 Intel Core i5-7200U CPU,运行 Windows 10 的计算机作为实验平台,选用 MATLAB 2018b 作为编程软件。选用曲波变换(CVT)、双树复小波变换(DTCWT)和 Tetrolet 变换 3 种算法与本文算法的融合结果进行对比。本文算法的实验参数设置如下:Tetrolet 变换的层数为 4 层,低频融合规则中柯西模糊函数的参数设置为  $a_1 = a_2 = 0.001$ ,  $b_1 = b_2 = 2$ 。CVT 变换、DTCWT 变换、Tetrolet 变换分解层数都设置为 4 层, CVT、DTCWT 算法通过加权平均对低频系数进行融合,按绝对值取大对高频系数进行融合, Tetrolet 算法则采用柯西模糊函数融合低频系数,利用本文高频算法融合高频系数。本文分别从主观评价标准和客观评价标准两个方面来分析算法的优劣。

### 4.1 主观评价标准

实验结果如图 5~7 所示。图 5(a)为微光图像,主要捕获图像的空间细节;图 5(b)为红外图像,主要获取热源信息。图 5(c)~(f)分别为不同融合方法的结果。可以看出:图 5(c)方法的融合效果较差,图像中可以看到波纹;利用图 5(d)方法融合后的房屋、树木呈现细微重影;图 5(e)方法的融合效果相比于图 5(c)和图 5(d)来说较好,但其边缘效果不是很理想。在增强图像对比度方面和保留图像中建筑物细节信息方面,本文算法的融合结果均表现良好。

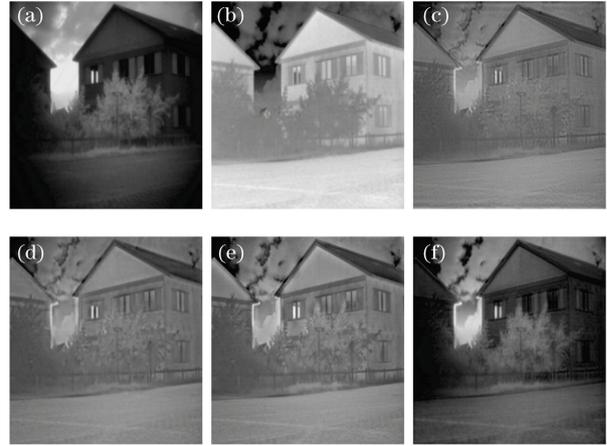


图 5 第一组图像融合结果。(a)微光图像;(b)红外图像;(c)CVT 方法;(d)DTCWT 方法;(e)Tetrolet 方法;(f)本文算法

Fig. 5 First set of image fusion results. (a) Low-light image; (b) infrared image; (c) CVT method; (d) DTCWT method; (e) Tetrolet method; (f) our method

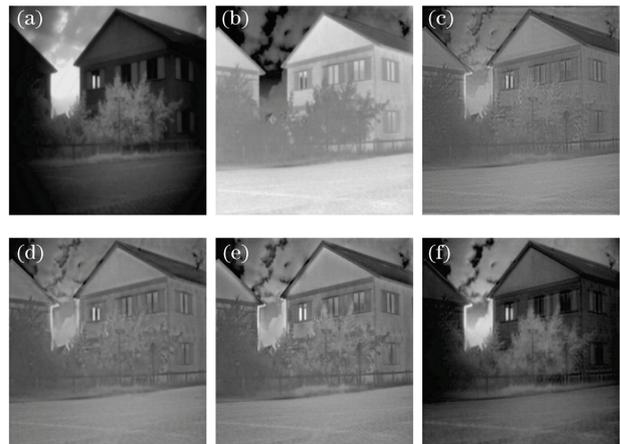


图 6 第二组图像融合结果。(a)微光图像;(b)红外图像;(c)CVT 方法;(d)DTCWT 方法;(e)Tetrolet 方法;(f)本文算法

Fig. 6 Second set of image fusion results. (a) Low-light image; (b) infrared image; (c) CVT method; (d) DTCWT method; (e) Tetrolet method; (f) our method

从图 6 中可以看出,图像中包括车辆、房屋、围墙等特征,4 种算法在各种程度上对图像进行融合:图 6(c)中出现了明显的虚影和波纹,融合效果不好;图 6(d)中出现了轮廓不清晰;图 6(e)中车辆花纹不够明显;本文算法无论是背景还是车辆等特征都比较清楚,且融合后的图像更自然,更加符合人的视觉感受。

从图 7 可以看出:微光图像对空间信息的捕捉效果更好;红外图像对热源信息更敏感,捕获效果更好。图 7(c)中图像细节较为模糊;图 7(d)中存在失真现象;图 7(e)中融合效果得到提升,但对比度仍然不理想;本文算法改善了图像的清晰度,直观感受更加真实。

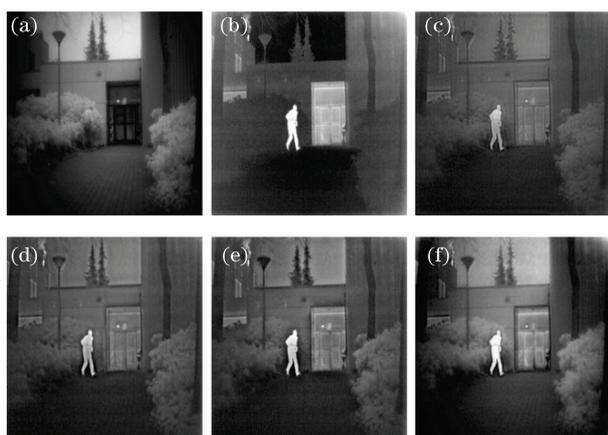


图 7 第三组图像融合结果。(a)微光图像;(b)红外图像;(c)CVT方法;(d)DTCWT方法;(e)Tetrolet方法;(f)本文算法

Fig. 7 Third set of image fusion results. (a) Low-light image; (b) infrared image; (c) CVT method; (d) DTCWT method; (e) Tetrolet method; (f) our method

## 4.2 客观评价标准

本文选择 5 个客观指标对算法性能进行客观评价,即标准差(SD)、空间频率(SF)、信息熵(EN)、互信息(MI)和边缘相似性( $Q^{ABF}$ )度量<sup>[18-21]</sup>。标准差反映了图像灰度值在平均值附近的波动水平,标准差越高,融合图像质量越好;图像的细节信息和质量随空间频率值的增大而提高;信息熵的值越大,提取的源图像信息量越多;互信息反映两幅图像信息之间的相关性,其值随着融合图像提取信息量的增加而增大; $Q^{ABF}$ 值反映融合图像中边缘信息的保留程度,值越大,包含的边缘信息越丰富,融合图像的质量越好。客观指标结果如表 1~3 所示。

表 1 第一组图像客观评价指标

Table 1 Objective evaluation indicators of first group of images

Fusion method	SD	SF	EN	MI	$Q^{ABF}$
CVT	23.2092	6.9674	6.5240	1.5563	0.3742
DTCWT	23.4798	6.9169	6.5349	1.5852	0.4255
Tetrolet	26.5103	7.4255	6.5850	1.6002	0.4322
Our method	35.3069	7.4845	7.0742	2.3813	0.4038

表 2 第二组图像客观评价指标

Table 2 Objective evaluation indicators of second group of images

Fusion method	SD	SF	EN	MI	$Q^{ABF}$
CVT	24.0277	6.8083	6.6177	1.3771	0.3912
DTCWT	24.8128	6.9543	6.6649	1.3886	0.4532
Tetrolet	28.1722	7.0954	6.8371	1.5063	0.4599
Our method	37.6067	7.1699	7.0642	2.2931	0.4411

表 3 第三组图像客观评价指标

Table 3 Objective evaluation indicators of third group of images

Fusion method	SD	SF	EN	MI	$Q^{ABF}$
CVT	25.9667	7.9612	6.6189	1.5948	0.4171
DTCWT	26.7546	8.0620	6.6335	1.5475	0.4604
Tetrolet	29.7755	8.4179	6.7236	1.5739	0.4796
Our method	45.1748	8.6621	7.3063	2.8159	0.4369

由表 1~3 可知,在三幅图像的客观指标中,本文算法在标准差、空间频率、信息熵和互信息等 4 个指标中均高于其他算法。这是因为本文算法同时有效地保留了红外图像和微光图像的背景信息,得到的融合图像亮暗分明,对比度更高。其中信息熵、互信息的提高说明本文算法得到的融合结果中包含更多的信息量,本文算法可以更加充分地保留源图像中的信息。但从表中可知本文算法的结构相似性值略低于其他算法,但是差距较小,这说明本文算法是可以有效保留图像边缘的。结合主客观两个方面分析可知,本文所提的融合算法是有效的。

## 5 结 论

为了改善红外与微光图像融合丢失细节信息等问题,本文提出一种基于 Tetrolet 变换与柯西模糊函数的红外与微光图像融合方法,将红外图像与微

光图像根据 Tetrolet 变换, 分解为低频系数和高频系数。针对红外图像和微光图像的特点, 提出一种新的低频融合规则——区域能量-柯西模糊函数规则, 本规则采用双主导图像, 利用柯西模糊函数进行融合, 得到两组新的低频系数, 然后再利用区域能量自适应地加权融合。采用区域拉普拉斯能量和相比取大规则对高频系数进行融合, 最后进行 Tetrolet 逆变换得到结果。实验结果表明, 相比于其他的融合方法, 本文算法在标准差、空间频率、信息熵和互信息等客观指标上存在一定优势, 并且主观上可以看出, 融合图像中目标更明显, 轮廓较清晰, 对比度更高, 可视效果更好。

### 参 考 文 献

- [1] Ding W S, Bi D Y, He L Y, et al. Infrared and visible image fusion method based on sparse features [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 92: 372-380.
- [2] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey [J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.
- [3] Zhang B H, Min C B, Dou L, et al. Fusion algorithm of target enhancing infrared and low-level-light image [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7): 2349-2353.  
张宝辉, 闵超波, 窦亮, 等. 目标增强的红外与微光图像融合算法 [J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(7): 2349-2353.
- [4] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1110003.  
周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合 [J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1110003.
- [5] Zhao C, Huang Y D. Infrared and visible image fusion via rolling guidance filtering and hybrid multi-scale decomposition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141007.  
赵程, 黄永东. 基于滚动导向滤波和混合多尺度分解的红外与可见光图像融合方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141007.
- [6] Toet A, Hogervorst M A. Multiscale image fusion through guided filtering [J]. *Proceedings of SPIE*, 2016, 9997: 99970J.
- [7] Yan J L. Fusion of infrared and visible image based on wavelet transform [J]. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2017(16): 120.
- [8] Cai H Y, Zhuo L R, Zhu P, et al. Fusion of infrared and visible images based on non-subsampled contourlet transform and intuitionistic fuzzy set [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(6): 0610002.  
蔡怀宇, 卓励然, 朱攀, 等. 基于非下采样轮廓波变换和直觉模糊集的红外与可见光图像融合 [J]. *光子学报*, 2018, 47(6): 0610002.
- [9] Cai J J, Cheng Q M, Peng M J, et al. Fusion of infrared and visible images based on nonsubsampling contourlet transform and sparse K-SVD dictionary learning [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 85-95.
- [10] 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.
- [11] Jiang Z T, He Y T, Zhang S Q. Infrared and low-light-level visible image fusion algorithm based on contrast enhancement and cauchy fuzzy function [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(6): 0610001.  
江泽涛, 何玉婷, 张少钦. 一种基于对比度增强和柯西模糊函数的红外与弱可见光图像融合算法 [J]. *光子学报*, 2019, 48(6): 0610001.
- [12] Krommweh J. Tetrolet transform: a new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2010, 21(4): 364-374.
- [13] Gao J S, Dong Y N, Shen Y, et al. Research of image fusion algorithm based on improved tetrolet transform [J]. *Computer Science*, 2015, 42(5): 320-323.  
高继森, 董亚楠, 沈瑜, 等. 基于改进 Tetrolet 变换的图像融合算法研究 [J]. *计算机科学*, 2015, 42(5): 320-323.
- [14] Huang Y, Zhang D X, Yuan B H, et al. Fusion of visible and infrared image based on stationary tetrolet transform [C] // 2017 32nd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC), May 19-21, 2017, Hefei, China. New York: IEEE Press, 2017: 854-859.
- [15] Shahdoosti H R, Mehrabi A. Multimodal image fusion using sparse representation classification in

- tetrolet domain[J]. Digital Signal Processing, 2018, 79: 9-22.
- [16] Feng X. Fusion of infrared and visible images based on tetrolet framework [J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(2): 0210001.  
冯鑫. Tetrolet 框架下红外与可见光图像融合 [J]. 光子学报, 2019, 48(2): 0210001.
- [17] Shen Y, Chen X P, Yang Q. Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and tetrolet transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(4): 721-731.  
沈瑜, 陈小朋, 杨倩. 多方向 Laplacian 能量和与 tetrolet 变换的图像融合 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4): 721-731.
- [18] Hua J Q. Infrared and visible image fusion based on PCNN and intuitionistic fuzzy set [D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2020.  
花金奇. 基于 PCNN 与直觉模糊集的红外与可见光图像融合 [D]. 杭州: 浙江工商大学, 2020.
- [19] Zhao X. Image fusion of infrared and visible light based on NSST [J]. Electric Drive Automation, 2019, 41(5): 63-66.  
赵鑫. 基于 NSST 的红外与可见光图像融合 [J]. 电气传动自动化, 2019, 41(5): 63-66.
- [20] Lin Z H. Research on infrared and visible image fusion based on multi-scale transform [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2019.  
林子慧. 基于多尺度变换的红外与可见光图像融合技术研究 [D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院光电技术研究所), 2019.
- [21] Zhu Z Q, Yin H P, Chai Y, et al. A novel multi-modality image fusion method based on image decomposition and sparse representation [J]. Information Sciences, 2018, 432: 516-529.