

# 基于改进 Tetrolet 变换的图像融合算法研究

高继森<sup>1</sup> 董亚楠<sup>1</sup> 沈 瑜<sup>1</sup> 张春兰<sup>2</sup>

(兰州交通大学电子信息工程学院 兰州 730070)<sup>1</sup> (沈阳大学信息工程学院 沈阳 110044)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对红外图像目标物体能量高以及可见光图像细节信息丰富的特点,提出一种基于改进的 Tetrolet 变换的红外与可见光图像融合算法。对红外和可见光图像进行多尺度、多方向分解,在低频融合规则上,对区域能量进行适当缩放,突出红外目标,保留可见光背景信息。实验结果表明,对 Tetrolet 变换模板的选择的改进,有助于获取更多高频信息;融合算法相对于传统的算法不仅增强了图像对比度,改善了主观视觉效果,而且在客观标准上有了提高。

**关键词** 图像融合, Tetrolet 变换, 红外图像, 可见光图像, 区域能量缩放

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.065

## Research of Image Fusion Algorithm Based on Improved Tetrolet Transform

GAO Ji-sen<sup>1</sup> DONG Ya-nan<sup>1</sup> SHEN Yu<sup>1</sup> ZHANG Chun-lan<sup>2</sup>

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)<sup>1</sup>

(College of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China)<sup>2</sup>

**Abstract** An improved tetrolet transform used in the fusion of infrared image and visible image was proposed according to high-energy of the target object of infrared image and the rich detail information of visible image. The images are decomposed at multi-scales and multi-directions, and in the fusion rule of low-frequency, appropriate scaling of regional energy is used to prominent infrared target and retain background information of visible image. The experimental results show that more high-frequency information is retained by the improved selection of tetrolet transform template. Compared to the traditional fusion algorithm, the proposed fusion algorithm enhances the image contrast, improves subjective visual effects, and also raises the objective criteria.

**Keywords** Image fusion, Tetrolet transform, Infrared image, Visible image, Zoom regional energy

所谓多传感器图像融合,是指通过一定的图像融合算法,对通过不同传感器获得的不同图像提取最感兴趣的信息,或者通过对不同的图像信息进行融合,获得更清晰、信息量更丰富的高质量图像<sup>[1]</sup>。红外图像根据物体的热红外辐射特性成像,红外线能穿透一般的掩体,常用于夜晚或检测隐藏目标<sup>[2]</sup>;可见光在视觉效果好的环境下能较好地表达场景信息,但受气候和能见度影响很大。目前,红外和可见光图像的融合技术广泛应用于军事、安全以及监控等领域<sup>[3]</sup>。

基于多尺度的图像融合方法,能够获得比较好的融合效果,因此一直是研究的热点。小波变换具有良好的方向性和局部化特征,可以较好地表示图像的细节信息,但小波变换在一维时的优良特性并不能简单地推广到二维或更高维<sup>[4]</sup>。Minh N Do 和 Martin Vellerli<sup>[5]</sup>提出的 Contourlet 变换同时出现下采样和上采样,不具备平移不变性。非下采样 Contourlet 变换(NSCT 变换)<sup>[6]</sup>对其优化后,有效抑制了因下采样所带来的融合图像中的伪轮廓,并且具有平移不变性,但其算法判别准则复杂,计算量较大,算法鲁棒性有待提高。

2009 年, Jens Krommweh 提出了 Tetrolet 变换,经过变换后的图像稀疏化程度非常高;李财莲等人<sup>[7]</sup>将 Tetrolet 算

法和偏微分方程相结合,对方块效应有了抑制和改善,进一步提高了去噪图像的主客观质量;陈原等人<sup>[8]</sup>根据 SAR 图像具有丰富的细节纹理信息的特点,提出一种 Tetrolet Packet 变换方法,稀疏性有了较大提高;2013 年,沈瑜等人<sup>[9]</sup>将 Tetrolet 变换应用到图像融合中,并提出一种观测值融合的算法,其很好地克制了伪吉布斯现象。Tetrolet 变换作为一种新的多尺度图像信息处理工具,有着非常小的支撑域,不受 Gibbs 震荡的影响<sup>[7]</sup>。这种变换起初是用于图像的稀疏表示以及去噪处理,由于能更好地保留图像的边缘信息、边缘的方向性和各项异性,因此被用到图像融合当中。若在算法上加以改进,会获得更好的融合效果。

## 1 基于 Tetrolet 变换的图像处理

### 1.1 Tetrolet 变换基本理论

Tetrolet 变换是一种自适应的 Haar 小波变换<sup>[9-11]</sup>,比 Haar 小波变换有更多、更优的方向选择,能够根据图像自身的几何结构特性进行稀疏处理。对于一幅源图像,首先将其分成若干  $4 \times 4$  的块,对每个块进行 Tetrolet 变换,得到  $2 \times 2$  个低频系数和  $12 \times 1$  个高频系数;然后对低频系数再次进行

到稿日期:2014-06-18 返修日期:2014-10-10

高继森(1957—),男,教授,主要研究方向为信号处理、电路与系统;董亚楠(1988—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理;沈瑜(1982—),女,博士生,副教授,主要研究方向为多尺度几何分析、数字图像处理;张春兰(1987—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

4×4 分块处理并进行下一层的 Tetrolet 变换,直到分解结束;分解结束后分别对低频和高频使用不同的融合规则进行融合,最后对新的低频系数和高频系数进行 Tetrolet 逆变换,得到最终的处理结果。

在 Tetrolet 变换中有 5 种基本的、独立的四格拼板,每一个 4×4 的块都由这 5 种中的几个无重叠、全覆盖地填充,如图 1 所示。



图 1 5 种独立的四格拼板(O-I-T-S-L)

使用四格拼板填充 4×4 块共有 117 种可能,如果不考虑翻转、旋转,有 22 种基本形式,如图 2 所示。

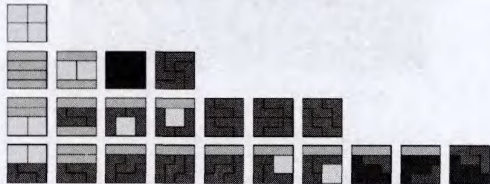


图 2 基本的 22 种模板

## 1.2 改进的 Tetrolet 变换

为了使经过 Tetrolet 变换后的图像高频信息保留在高频区,减少信息丢失,确保融合效果不失真,必须对 Tetrolet 变换进行改进。具体的实现步骤如下:

若源图像  $I=(a[i,j])_{i,j=0}^{N-1}$ ,其中  $N=2^J, J \in \mathbb{N}$ ,那么对源图像最多可以进行  $J-1$  级的 Tetrolet 变换。如果进行  $r(r=1,2,\dots,J-1)$  级 Tetrolet 变换,具体情况如下:

(1) 将低通系数  $a^{-1}$  分成若干个 4×4 的块  $Q_{i,j}, i,j=0,1,\dots,N/4^r-1$ ;

(2) 对每一个块进行 Tetrolet 变换,这里以 117 种模板进行实验,即  $c=1,\dots,117$ ,对每一种可能性进行 Haar 小波变换<sup>[12]</sup>,得到 4 个低频系数  $a^{r(c)}[s], s=0,1,2,3$  和 12 个高频系数  $\omega_l^{r(c)}[s], l=1,2,3, s=0,1,2,3$ , $S$  表示覆盖 4×4 的块对应的 4 个四格拼板。

$$a^{r(c)}[s] = \sum_{(m,n) \in I_c^s} \epsilon[0,L(m,n)] a^{-1}[m,n] \quad (1)$$

$$\omega_l^{r(c)}[s] = \sum_{(m,n) \in I_c^s} \epsilon[l,L(m,n)] a^{-1}[m,n] \quad (2)$$

$$\epsilon[l,L(m,n)] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$L$  是  $I_c^{(c)}$  的 4 个索引  $(m,n)$  对映射到集合  $\{0 \ 1 \ 2 \ 3\}$  上的双映射。

(3) 在模板的选择过程中,不是选择高频系数一阶范数的最小值,而是选择一阶范数的最大值作为选择模板的评判标准。通过这种算法上的改进,可使高频原始数据得以保留。模板  $c^*$  的选择公式如下:

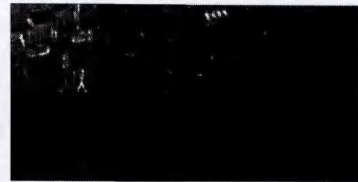
$$c^* = \arg \max_c \sum_l \|\omega_l^{r(c)}\|_1 = \arg \max_c \sum_{l=1}^3 \sum_{s=0}^3 |\omega_l^{r(c)}[s]| \quad (4)$$

选择最优模板后,将低频系数  $a^{r(c^*)}[s]$  重新按照  $2 \times 2$  形式进行排列,以此类推,对低频系数进行下一层的 Tetrolet

变换,直到分解结束。高频细节的对比效果如图 3 所示,未改进的 Tetrolet 变换由于其较好的稀疏性能,很难得到图像融合中需要的高频分量;而改进后的 Tetrolet 变换,高频信息得到较好的保留,这在图像融合中能进一步增加图像对比度以及图像信息量。



(a) Tetrolet 变换分解



(b) 改进的 Tetrolet 变换分解

图 3 高频细节对比实验

## 2 图像的融合

### 2.1 低频系数融合规则——局部区域缩放能量自适应融合算法

对于数字图像,单独的像素点不能表达图像特征,必须由周围同性像素点共同表现。算术平均与简单加权平均法会使红外目标淡化,同时导致目标场景对比度下降。单纯地使用能量均衡法会使融合后的图像整体上显得模糊。针对红外图像的特点,应该突出目标<sup>[13]</sup>,才能改善融合效果。因此本文针对局部区域能量自适应加权平均法<sup>[14]</sup>的缺陷进行了改进,提出局部区域缩放能量自适应融合算法。具体融合规则如下所示:

$$C_f^j(x,y) = \omega_f^A \times C_f^A(x,y) + \omega_f^B \times C_f^B(x,y) \quad (5)$$

式中,  $C_f^j(x,y)$  为融合后的低频系数,  $\omega_f^A, \omega_f^B$  为权重系数。

$$E_j^l(x,y) = \sum_{m \in M, n \in N} \{ \alpha(m,n) * [C_j(x+m, y+n)]^2 \} \quad (6)$$

式中,  $E_j^A(x,y), E_j^B(x,y)$  分别表示红外图像和可见光图像的低频区域中以  $(x,y)$  为中心的区域大小为  $M \times N$  的能量, \*

表示卷积,  $\alpha(m,n) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \times \frac{1}{16}$  为选择低频区域对应的

权重系数。

$$eind = E_j^A(x,y) / E_j^B(x,y)$$

若  $eind > Th1$ , 则  $E_f^A(x,y) = \beta_1 \times E_j^A(x,y)$ ; 若  $eind < Th2$ , 则  $E_f^A(x,y) = \beta_2 \times E_j^A(x,y)$ 。

式中阈值  $Th1, Th2$  为经验值,可根据  $eind$  的均值以及红外和可见光图像的整体能量情况来确定。  $\beta_1, \beta_2$  分别为放大和缩小系数,  $\beta_1$  越大,红外目标越明显;  $\beta_2$  越小,融合图像中的细节信息越多。权重系数为:

$$\begin{cases} \omega_f^A = \frac{E_j^A(x,y)}{E_j^A(x,y) + E_j^B(x,y)} \\ \omega_f^B = 1 - \omega_f^A \end{cases} \quad (7)$$

改进的低频融合规则充分考虑了区域像素点相互之间的影响,并且将区域能量进行适当缩放,使得能量大的更大,从而突出红外图像的目标物体,增强可视性;缩小小于阈值的红外能量,减小红外对可见光的噪声影响,有效保护可见光图像的一些背景信息,使得融合后的图像整体上不会显得模糊,增强图像对比度。

## 2.2 高频系数融合规则

分解出的高频系数反映的是源图像的细节信息,系数越大,说明图像的变化越剧烈。考虑到运算时间及复杂度,本文在高频系数的融合中直接选取系数绝对值较大的作为融合后的高频系数。 $H_A(x,y)$ , $H_B(x,y)$ 分别表示红外图像和可见光图像经过分解后的高频图像在点 $(x,y)$ 处对应的值, $H(x,y)$ 表示融合后对应点的高频系数值。高频融合规则的算法为:若 $|H_A(x,y)| \geq |H_B(x,y)|$ ,则 $H(x,y) = H_A(x,y)$ ,反之 $H(x,y) = H_B(x,y)$ 。

一幅图像经过 Tetrolet 变换后,分解出 1 个低频图像和 3 个方向的高频图像,因此在高频系数的融合中,需要对这 3 个高频图像分别使用以上融合规则进行融合。

## 2.3 Tetrolet 逆变换模板的选择

Tetrolet 变换在变换过程中都涉及到模板的选择问题,由于低频系数和高频系数都发生了变化,如果直接选择原始模板 $c^*$ ,会减少信息量,存在方块效应,重融合后的图像就不能达到较好的效果。本文在模板的选择中考虑增强融合图像的峰值信噪比来减少失真,因此用峰值信噪比函数 PSNR 作为选择模板的参考量。选择规则如下:

$$c_A^* = \max[psnr(PH^c, Phi\_A)]$$

$$c_B^* = \max[psnr(PH^c, Phi\_B)]$$

其中 $c=1, \dots, 117$ 。

$$c^{**} = \max[c_A^*, c_B^*]$$

$PH^c$ 表示融合后的低频与高频系数在模板 $c$ 情况下的逆变换结果,是一个 $16 \times 1$ 的向量; $Phi\_A$ 、 $Phi\_B$ 分别表示图像 $A$ 、 $B$ 在对应的 $4 \times 4$ 块进行 Tetrolet 变换选择的模板进行逆变换的结果; $c^{**}$ 表示经过对比后对应的 PSNR 最大对应的模板。

## 3 实验结果与分析

为了验证本文算法的效能以及不同环境下的融合效果,本文选取两幅图像进行对比实验(图 4 中的图像为夜晚环境下的城市,图 5 中的图像为野外环境下的景物)。第一组图像大小为 $496 \times 632$ 的红外与可见光图像,第二组图像大小为 $272 \times 368$ 的红外与可见光图像,实验数据来自 OCTEC 公司实验数据库。实验平台的计算机操作系统为 Windows7, CPU 是 Intel Core i5-2430M CPU@2.40GHz,内存 4.00G,编程平台是 MATLAB 7.11。分别用 CL、DWT<sup>[14]</sup>、NSCT<sup>[15]</sup>以及 Tetrolet 变换等方法进行图像融合,并对实验结果进行比较分析,如图 4、图 5 所示。

由实验结果对比可知,首先经过 CL、CWT、NSCT 变换融合后的图像整体上显得模糊,没有突出目标;本文算法融合后的图像主观效果比较好,对比度也比较高,目标物体比较明显,一些可见光图像的细节信息得到保留,如图 4(f)中的“NERO”字样以及图 5(f)中的人物要比另外 3 种方法的清晰、明亮,更易于识别。



(a) 红外光图像 (b) 可见光图像



(c) CL 变换 (d) DWT 变换



(e) NSCT 变换 (f) 本文算法

图 4 不同融合算法性能比较



(a) 红外图像 (b) 可见光图像



(c) CL 变换 (d) DWT 变换



(e) NSCT 变换 (f) 本文算法

图 5 不同融合算法性能比较

为了更全面、更客观地表现融合后图像各方面的性质,本文选取了 4 个客观参数进行进一步的对比。平均梯度 AvG 是用来表征图像的清晰度,反映图像中的微小细节和纹理变换特征。平均梯度越大,说明图像的清晰度越高,微小细节及纹理反映得越好。本文正是由于在低频融合中适度地调整能量比,才很好地保留了可见光图像中的一些背景细节。信息熵 IE 是反映图像信息丰富程度的一个重要指标,表示包含的平均信息量,熵越大则说明信息越丰富。峰值信噪比 PSNR 反映图像之间的差异程度,值越大则说明融合图像与标准图像相关程度越高,融合质量也越好。互信息量 MI 表示图像相互之间的信息量,值越大说明融合图像从源图像提取的信息就越多,融合效果也就越好。具体的客观实验结果如表 1 所列。

从表 1 中可以看出,无论是在表示图像清晰度的平均梯度还是在表示信息量的信息熵以及峰值信噪比上,本文提出的融合算法都比其他 3 种方法有明显的提高,在表示从原图像中提取的信息量的互信息量上也要明显高于 DWT 和 CL

方法,与 NSCT 变换的方法差别非常小。因此本文提出的融合算法在红外与可见光图像融合中是有效果的。

表 1 客观评价实验结果

图像	实验方法	AvG	IE	PSNR	MI
第一组图像	DWT	3.5996	5.9178	38.8659	5.0796
	CL	4.2706	5.9277	38.8458	5.0796
	NSCT	5.3668	5.9351	42.7811	5.6661
	本文算法	5.4814	6.8965	47.8865	5.6658
第二组图像	DWT	5.2610	6.2469	29.7307	4.7849
	CL	5.4595	6.2471	29.7309	4.7849
	NSCT	6.4154	6.3779	33.7544	4.9398
	本文算法	6.5902	6.8489	38.3352	5.0299

**结束语** 本文对 Tetrolet 变换进行了有效改进,使其更适用于图像融合。针对红外和可见光的特点,提出一种新的低频融合规则。相对于其他融合方法,本文算法的融合图像目标物体更明显,红外与可见光的优点都得到了体现;图像信息量增加,对比度也增强,可视效果更好;对于在不同背景环境下的源图像,取得了较好的融合效果。其不足之处在于运行时间稍长,如何优化程序、进一步改进算法是下一步的研究工作。

### 参 考 文 献

[1] Hu Qian, Du Jun-ping, Han Peng-cheng, et al. Multi-sensor Image fusion with SCDPT Transform[C]//IEEE International Conference on Communication Technology. 2013

[2] 何国栋,石建平,冯友宏,等. 一种新的红外与可见光图像融合算法[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(4): 139-141

[3] Liu Huan-xi, Zhu Tian-hong, Zhao Jia-jia. Infrared and Visible Image fusion Based on Region of Interest Detection and Nonsub-sampled Contourlet Transform[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University; Science, 2013, 18(5): 526-534

[4] 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

[5] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multi-resolution Image Representation [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2005, 14(12): 1-16

[6] Xu T Y, Fang Y. Remote sensing image interpolation via the Nonsubsampled Contourlet Transform[C]// The 2nd IEEE/IET International Conference on Image Analysis and Signal Processing. 2010: 695-698

[7] 李财莲,孙即祥,等. 利用偏微分方程的 Tetrolet 变换图像去噪[J]. 海南大学学报:自然科学版, 2011, 29(2): 165-170

[8] Chen Yuan, Zhang Rong, Yin Don. SAR Image Sparse Representation Based on Tetrolet Packet Transform[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 261-267

[9] 沈瑜,党建武,冯鑫,等. 基于 Tetrolet 变换的红外与可见光图像融合[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(6): 1506-1511

[10] Krommweh J. Tetrolet Transform: A New Adaptive Haar Wavelet Algorithm for Sparse Image Representation[J]. Vis. Commun. Image R., 2010, 21(4): 364-374

[11] 延翔,秦翰林,等. 基于 Tetrolet 变换的图像融合[J]. 光电子·激光, 2013, 24(8): 1629-1633

[12] 孙红进. Haar 小波在图像多尺度分解与重构中的应用[J]. 煤炭技术, 2010, 29(11): 157-159

[13] 王春华,马国超,马苗. 基于目标提取的红外与可见光图像融合算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(2): 197-200

[14] Ellmauthaler A, Pagliari C L. Multiscale Image Fusion Using the Undecimated Wavelet Transform With Spectral Factorization and Nonorthogonal Filter Banks[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1005-1017

[15] 童涛,杨桃,等. 基于 NSCT 变换的多传感器图像融合算法[J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(2): 22-25

(上接第 294 页)

[15] 王振宇,秦立龙,刁俊良. 基于 K-SVD 和稀疏表示的数字调制模式识别[J]. 计算机科学, 2013, 40(10): 65-67

[16] Wright J, Ma Y, Mairal J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1031-1044

[17] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227

[18] Shi Y, Dai D, Liu C, et al. Sparse discriminant analysis for breast cancer biomarker identification and classification [J]. Progress in Natural Science, 2009, 19(11): 1635-1641

[19] Elhamifar E, Vidal R. Sparse subspace clustering[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009: 2790-2797

[20] Zhang L, Yang M, Feng X, et al. Collaborative representation based classification for face recognition [J]. arXiv preprint arXiv:1204.2358, 2012

[21] 朱杰,杨万扣,唐振民. 基于字典学习的核稀疏表示人脸识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(5): 859-864

[22] Xu Y, Zhu X J, Li Z M. Using the original and symmetrical face training samples to perform representation based two-step face recognition [J]. Pattern Recognition, 2013, 46: 1151-1158

[23] 胡正平,宋淑芬. 基于全局和分离部件融合的双 L1 稀疏表示人脸图像识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(2): 78-83

[24] Fang X Z, Xu Y, Li X L, et al. Locality and similarity preserving embedding for feature selection [J]. Neurocomputing, 2014, 128: 304-315

[25] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1996: 267-288

[26] Efron B, Hastie T, Johnstone I, et al. Least angle regression [J]. The Annals of statistics, 2004, 32(2): 407-499

[27] Moghadam A E, Shirani S. Matching pursuit-based region-of-interest image coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(2): 406-415

[28] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 301-321

[29] ORL database[OL]. <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>

[30] FERET database [OL]. <http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret?master.html>

[31] AR database[OL]. <http://cobweb.ecn.purdue.edu/~aleix/al-eix?face?DB.html>