



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2020
04
VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



海岛岸线自动分割 P768



第25卷第4期（总第288期）

2020年4月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

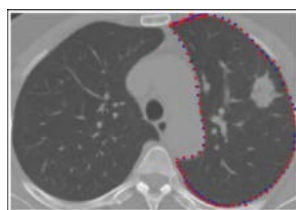
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



自适应在线判别外观学习的
分层关联多目标跟踪
(第0708页)



低秩和主动形状模型的肺区
分割(第0759页)



结合曲率滤波的HTM算法去
除遥感影像云雾(第0791页)

综述

深度学习目标检测方法综述

赵永强, 饶元, 董世鹏, 张君毅 0629

图像处理和编码

结合矩阵分解与差分隐私的人脸图像发布

张啸剑, 付聪聪, 孟小峰 0655

图像分析和识别

多尺度深度特征融合的变化检测

樊玮, 周末, 黄睿 0669

面向类内差距表情的深度学习识别

陈亮, 吴攀, 刘韵婷 0679

带后缀印刷体维吾尔文映射关系检索

伊克萨尼·普尔凯提, 阿布都萨拉木·达吾提, 艾斯卡尔·艾木都拉 0688

结合混沌鸟群算法的阴极铜板表面缺陷检测

王卓, 张长胜, 李伟, 钱俊兵, 唐都作, 蔡兵, 常以涛 0697

自适应在线判别外观学习的分层关联多目标跟踪

方岚, 于凤芹 0708

图像理解和计算机视觉

多方向Laplacian能量和与tetrolet变换的图像融合

沈瑜, 陈小鹏, 杨倩 0721

双重对偶生成对抗网络的跨年龄素描—照片转换

吴柳玮, 孙锐, 阚俊松, 高隽 0732

医学图像处理

残差密集相对平均CGAN的脑部图像配准

王丽芳, 张程程, 秦品乐, 蔺素珍, 高媛, 窦杰亮 0745

低秩和主动形状模型的肺区分割

孙申申, 田丹, 吴微, 康雁, 赵宏 0759

遥感图像处理

改进Deeplab网络的遥感影像海岸线分割

王振华, 钟元芾, 何婉雯, 曲念毅, 徐利智, 张文苹, 刘智翔 0768

卷积神经网络提取风云影像土壤湿度

韩颖娟, 周顺武, 王文文, 张学艺, 张承明, 栗佩琪 0779

结合曲率滤波的HTM算法去除遥感影像云雾

杨珂珂, 贾渊, 沈川 0791

ChinaMM 2019会议专栏

利用稳健非负矩阵分解实现无监督高光谱解混

宋晓瑞, 吴玲达, 孟祥利 0801

关键点深度特征驱动人脸表情识别

王善敏, 帅惠, 刘青山 0813

融合区域和边缘特征的水平集水下图像分割

孙杨, 陈哲, 王慧斌, 张振, 沈洁 0824

深度时空能量特征表示下的人体行为识别

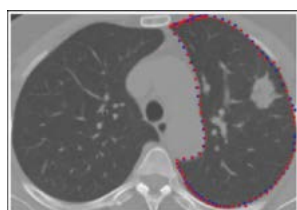
巢新, 侯振杰, 李兴, 梁久桢, 宦娟, 刘浩昱 0836

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Multi-object tracking based on adaptive online discriminative appearance learning and hierarchical association(P0708)



Lung segmentation by active shape model approach based on low rank theory(P0759)



Haze and cloud removal from remote sensing image using HTM algorithm based on curvature filtering(P0791)

Review

Survey on deep learning object detection

Zhao Yongqiang, Rao Yuan, Dong Shipeng, Zhang Junyi 0629

Image Processing and Coding

Private facial image publication through matrix decomposition

Zhang Xiaojian, Fu Congcong, Meng Xiaofeng 0655

Image Analysis and Recognition

Multiscale deep features fusion for change detection

Fan Wei, Zhou Mo, Huang Rui 0669

Depth learning recognition method for intra-class gap expression

Chen Liang, Wu Pan, Liu Yunting 0679

Mapping relationship retrieval of Uyghur-printed suffix word

Eksan Firkat, Abdusalam Dawut, Askar Hamdulla 0688

Cathodic copper plate surface defect detection based on bird swarm algorithm with chaotic theory

Wang Zhuo, Zhang Changsheng, Li Wei, Qian Junbing, Tang Duzuo, Cai Bing, Chang Yitao 0697

Multi-object tracking based on adaptive online discriminative appearance learning and hierarchical association

Fang Lan, Yu Fengqin 0708

Image Understanding and Computer Vision

Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and tetrolet transform

Shen Yu, Chen Xiaopeng, Yang Qian 0721

Double dual generative adversarial networks for cross-age sketch-to-photo translation

Wu Liuwei, Sun Rui, Kan Junsong, Gao Jun 0732

Medical Image Processing

Image registration method with residual dense relativistic average CGAN

Wang Lifang, Zhang Chengcheng, Qin Pinle, Lin Suzhen, Gao Yuan, Dou Jieliang 0745

Lung segmentation by active shape model approach based on low rank theory

Sun Shenshen, Tian Dan, Wu Wei, Kang Yan, Zhao Hong 0759

Remote Sensing Image Processing

Island shoreline segmentation in remote sensing image based on improved Deeplab network

Wang Zhenhua, Zhong Yuanfu, He Wanwen, Qu Nianyi, Xu Lizhi, Zhang Wenping, Liu Zhixiang 0768

Extracting soil moisture from Fengyun satellite images using a convolutional neural network

Han Yingjuan, Zhou Shunwu, Wang Wenwen, Zhang Xueyi, Zhang Chengming, Li Peiqi 0779

Haze and cloud removal from remote sensing image using HTM algorithm based on curvature filtering

Yang Keke, Jia Yuan, Shen Chuan 0791

Column of ChinaMM 2019

Unsupervised hyperspectral unmixing based on robust non-negative matrix factorization

Song Xiaorui, Wu Lingda, Meng Xiangli 0801

Facial expression recognition based on deep facial landmark features

Wang Shanmin, Shuai Hui, Liu Qingshan 0813

Level set method combining region and edge features for segmenting underwater images

Sun Yang, Chen Zhe, Wang Huibin, Zhang Zhen, Shen Jie 0824

Action recognition under depth spatial-temporal energy feature representation

Chao Xin, Hou Zhenjie, Li Xing, Liang Jiuzhen, Huan Juan, Liu Haoyu 0836

中图法分类号: TP391.41; TN219 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)04-0721-11

论文引用格式: Shen Y, Chen X P and Yang Q. 2020. Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and tetrolet transform. Journal of Image and Graphics, 25(04): 0721-0731 (沈瑜, 陈小朋, 杨倩. 2020. 多方向 Laplacian 能量和与 tetrolet 变换的图像融合. 中国图象图形学报, 25(04): 0721-0731) [DOI:10.11834/jig.190311]

多方向 Laplacian 能量和与 tetrolet 变换的图像融合

沈瑜, 陈小朋, 杨倩

兰州交通大学电子与信息工程学院, 兰州 730070

摘要: 目的 红外与可见光图像融合算法大部分可以达到认知场景的目的, 但是无法对场景中的细节特征进行更加细致的刻画。为进一步提高场景辨识度, 提出一种基于 tetrolet 变换的多尺度几何变换图像融合算法。方法 首先, 将红外与可见光图像映射到 tetrolet 变换域, 并将二者分解为低频系数和高频系数。然后, 对低频系数, 将区域能量理论与传统的加权法相结合, 利用区域能量的多变性和区域像素的相关性, 自适应地选择加权系数进行融合; 对高频系数, 利用改进的多方向拉普拉斯算子方法计算拉普拉斯能量和, 再引入区域平滑度为阈值设定高频系数融合规则。最后, 将融合所得新的低频和高频系数进行图像重建得到融合结果。结果 在 kaptein、street 和 road 等 3 组红外与可见光图像上, 与轮廓波变换 (contourlet transformation, CL)、离散小波变换 (discrete wavelet transformation, DWT) 和非下采样轮廓波变换 (nonsubsampled contourlet transformation, NSCT) 等 3 种方法的融合结果进行比较, 主观评判上, 本文算法融合结果在背景、目标物以及细节体现方面均优于其他 3 种方法; 客观指标上, 本文算法相较于其他 3 种方法, 运行时间较 NSCT 方法提升了 0.37 s, 平均梯度 (average gradient, AvG) 值和空间频率 (spatial frequency, SF) 值均有大幅提高, 提高幅度最大为 5.42 和 2.75, 峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 值、信息熵 (information entropy, IE) 值和结构相似性 (structural similarity index, SSIM) 值分别提高 0.25、0.12 和 0.19。结论 本文提出的红外与可见光图像融合算法改善了融合图像的细节刻画, 使观察者对场景的理解能力有所提升。

关键词: 图像融合; tetrolet 变换; 区域能量自适应; 拉普拉斯算子; 拉普拉斯能量和

Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and tetrolet transform

Shen Yu, Chen Xiaopeng, Yang Qian

School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

Abstract: **Objective** Image fusion is an important form of information fusion, which is widely used in image understanding and computer vision. It combines multiple images that are described in the same scene in different forms to obtain accurate and comprehensive information processing. The fused image can provide effective information for subsequent image processing to some extent. Among them, infrared and visible image fusion is a hot issue in image fusion. By combining the background information in the visible light image with the target features in the infrared image, the information of the two images can be fully fused, which can describe comprehensively and accurately, improve the target features and background recog-

收稿日期: 2019-07-03; 修回日期: 2019-09-16; 预印本日期: 2019-09-23

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61861025, 61562057, 61761027, 51669010); 长江学者和创新团队发展计划项目 (IRT_16R36); 光电技术与智能控制教育部重点实验室 (兰州交通大学) 开放课题项目 (KFKT2018-9); 兰州市人才创新创业项目 (2018-RC-117); 甘肃省教育厅高等学校科研项目 (216130); 兰州交通大学青年基金项目 (2015005)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61861025, 61562057, 61761027, 51669010)

nitition in the scene, and enhance people's perception and understanding of the image. General infrared and visible image fusion algorithms can achieve the purpose of cognitive scenes but cannot reflect the detailed features of the scene in a detailed way to further improve the scene identification to provide effective information for subsequent image processing. Aiming at such problems, this study proposes a tetrolet-based multiscale geometric transformation fusion algorithm to improve the shortcomings of existing algorithms. The tetrolet transform divides the source image into several image blocks and transforms each image block to obtain low-frequency coefficients and high-frequency coefficients. The low frequency and high frequency coefficients of all image blocks are arranged and integrated into an image matrix to obtain the low frequency and high frequency coefficients of the source image. **Method** First, the infrared and visible light images are mapped to the tetrolet transform domain, and the two images are correspondingly subjected to tetrolet transformation. According to the four-lattice patchwork filling theory, the best filling method is selected based on the criterion of the maximum first-order norm among the 117 filling methods. In this way, the respective low-frequency coefficients and high-frequency coefficients of the infrared and visible images are calculated. Then, the low-frequency coefficients of the two are combined with the theory of regional energy and the traditional weighting method. By taking advantage of the variability of regional energy and the correlation of regional pixels, the weighting coefficients are adaptively selected for fusion to obtain the fused low-frequency coefficients according to the constant change of the central pixel. For the high-frequency coefficients of the two images, the traditional Laplace energy only according to the up, down, left, and right four Laplace operators of the direction is calculated. Considering that the pixel points in the diagonal direction also contribute to the calculation of the sum-modified-Laplacian, this study uses the improved eight-direction Laplace operator calculation method to calculate the Laplace energy and introduce the regional smoothness as the threshold value. If the sum-modified-Laplacian is above the threshold value, the weighted coefficient is calculated according to smoothness and threshold value to carry out weighted fusion. Otherwise, the fusion rule is set according to the maximum and minimum values of sum-modified-Laplacian of the two high-frequency components to obtain the high-frequency coefficient after fusion. Finally, the low-frequency and high-frequency coefficients obtained after the fusion are reconstructed to obtain the fused image. **Result** The fusion results of three sets of infrared and visible images are compared with the contourlet transformation (CL), discrete wavelet transformation (DWT), and nonsub-sampled contourlet transformation (NSCT) methods. From the perspective of visual effect, the fusion image of the algorithm in this study is superior to the other three methods in image background, scene object, and detail embodiment. In terms of objective indicators, the running time required by the algorithm in this study is 0.37 s shorter than that of the NSCT method compared with the other three methods. In addition, the average gradient (AvG) and spatial frequency (SF) values of the fused images are greatly improved, with the maximum increases of 5.42 and 2.75, respectively. In addition, the peak signal to noise ratio (PSNR), information entropy (IE), and structural similarity index (SSIM) values are slightly increased, with the improvement ranges of 0.25, 0.12, and 0.19, respectively. The experimental results show that the proposed algorithm in this study improves the fusion image of effect and quality to a certain extent. **Conclusion** This work proposes an infrared and visible image fusion method based on regional energy and improved multidirectional Laplace energy. The infrared image and visible light image are mapped into the transform domain by tetrolet transformation, which is decomposed into low frequency coefficient and high frequency. The fusion of the low-frequency coefficients is carried out based on the regional energy theory and the adaptive weighted fusion criterion. According to the improved Laplace energy and the regional smoothness, the high-frequency coefficients of the infrared and visible images are selected to achieve the fusion of the high-frequency coefficients. The fusion results of low frequency and high frequency coefficients are obtained by inverse transformation. Compared with the fusion results of the other three transform domain algorithms, the fused images not only enhance the background information but also remarkably improve the embodiment of the details in the scene. This condition has certain advantages in objective evaluation indexes, such as average gradient and peak signal-to-noise ratio. The observer's ability to understand the scene has been improving.

Key words: image fusion; tetrolet transform; region energy adaptive; Laplacian operator; sum-modified-Laplacian

0 引言

红外图像与可见光图像在描述场景信息时具有互补性,将二者融合已成为计算机视觉领域的重要方法,其研究也成为图像处理的热门课题。可见光传感器通过场景的反射光谱成像,所成图像具有丰富的背景信息,能够较好地描述图像场景中的细节特征,但是易受外界光照条件影响,如果外界光照条件恶劣,所成图像包含的信息量会急剧下降;红外传感器通过场景的辐射差或温度差成像,受光线或环境因素影响较小,即使在恶劣天气下也能较好地描述场景中的目标特征(Wang 和 Du, 2014; Jin 等, 2017)。将可见光图像中的背景信息与红外图像中的目标特征进行有效结合,能够更加全面、精确地描述图像,进而提高场景中的目标特征和背景辨识度,增强人们对图像的认知和理解(He 等, 2017)。

目前,基于多尺度几何分析方法的图像融合技术已经在军事、农业、医学以及安全监控等多个领域开展了大量研究。Hou 等人(2019)将卷积神经网络和双通道尖峰皮层模型与非下采样剪切波变换(nonsampled shearlet transformation, NSST)域相结合,提出一种新的脑 CT(computed tomograph)和 MRI(magnetic resonance imaging)医学图像融合算法,完整地保留了医学图像的显著性特征,提高了临床诊断的准确性。Ding 等人(2018)提出一种 NSCT-PCNN(nonsampled contourlet transformation—pulse coupled neural network)图像融合算法,以改进的 PCNN 模型取代图像的灰度值方法,以图像梯度强度和局部相位相干性加权乘积作为模型的输入,克服了 NSCT 模型子带系数选择的难度。刘佳妮等人(2016)在亮度—色度彩色空间提出一种自适应图像构造方法,该方法基于色度通道的均值和标准差,不仅降低了算法运算量,而且提高了可见光与红外彩色图像融合的环境适应性。

随着对多尺度几何分析方法的研究,Krommweh(2010)提出了 tetrolet 变换。tetrolet 变换兼具有小波变换的优点并能较好地表示图像的几何特征,经过改进后可以很好地应用于图像处理。Hsia 等人(2018)为了解决医学超声波图像模糊问题,利用 tetrolet 变换能量集中的特性来保存医学超声波图像的纹理信息并结合 AHE(adaptive histogram equaliza-

tion)方法自动调整超声波图像对比度,从而降低超声波成像的复杂度。李财莲等人(2010)在 tetrolet 变换域中采用新的阈值函数,以最小均方误差对图像进行自适应去噪,去噪后的图像视觉效果良好,峰值信噪比也较高;同样,Zhang 等人(2016)为了降低图像中的噪声,在 tetrolet 变换域中以广义交叉验证(generalized cross-validation, GCV)理论确定最佳的去噪阈值,并用偏微分方程(partial differential equation, PDE)保持边缘信息,减小块效应,去噪效果较为理想。Liu 等人(2009)将区域分割用于图像中的重要区域和背景信息,提出一种新的红外与可见光图像融合方法,其融合图像兼具良好的红外目标特征和清晰的可见光背景。Zhang 等人(2014)将 tetrolet 变换应用到多通道卫星云图融合领域,以拉普拉斯金字塔算法顶层值的平均值和其他层的最大绝对值来分解 tetrolet 域中的低频部分,重建后的图像能够更好地表现卫星云图信息。沈瑜等人(2017)对彩色水下图像的亮度通道进行 tetrolet 变换,将高、低频分量经过滤波后再进行图像重建,使彩色水下图像更加清晰化。张兰花(2018)将 tetrolet 变换与数学形态学相结合,提出一种图像增强算法,解决了遥感图像对比度低与图像失真的问题。Huang 等人(2017)为了抑制 tetrolet 变换算法产生的块效应,用区域边缘信息检测因子和局部区域梯度信息选择融合系数,在保留边缘和纹理信息方面比一般的算法效果更好。高继森等人(2015)在 tetrolet 变换中提出用 1 阶范数的最大值取代最小值方法选择填充模板以获得更多的高频信息,融合后的图像不仅改善了主观视觉效果,而且一定程度上提高了客观指标。冯鑫(2019)在 tetrolet 框架下用改进后的脉冲耦合神经网络设定高频融合规则,以神经元点火次数选择高频系数,融合结果在多项指标上与传统方法相比均占优势。

红外与可见光图像的融合仍存在以下技术难点:1)高精度的配准图像是红外与可见光图像融合的前提,但是由于红外图像与可见光图像的成像原理不同,使得两幅图像的相关性较小,进行图像配准时比较复杂。虽然众多学者提出了多种不同的配准方法,但是配准后的图像仍然存在一定误差。2)传统的融合方法对图像的稀疏表示能力不强,无法最大限度地从红外与可见光图像中提取背景、目标、边缘轮廓以及纹理等线性细节,使得融合后的图像出

现细节丢失现象,导致图像特征不足。3)无法对图像的配准误差进行修正。

基于此,为了显著体现融合后的图像细节,提升融合效果,本文以 tetrolet 变换理论为基础,提出一种红外与可见光图像融合的新方法:对红外图像和可见光图像分别进行 tetrolet 变换,得到各自的低频系数和高频系数;对低频系数采用基于区

域能量的加权融合法,通过计算中心像素的区域能量自适应地选择融合权重系数;对高频系数的融合,提出以图像的局部平滑度设定阈值,结合改进的多方向拉普拉斯能量和,获得融合后的高频系数;经 tetrolet 逆变换进行图像重构,得到融合后的图像。本文算法的整体流程图如图 1 所示。

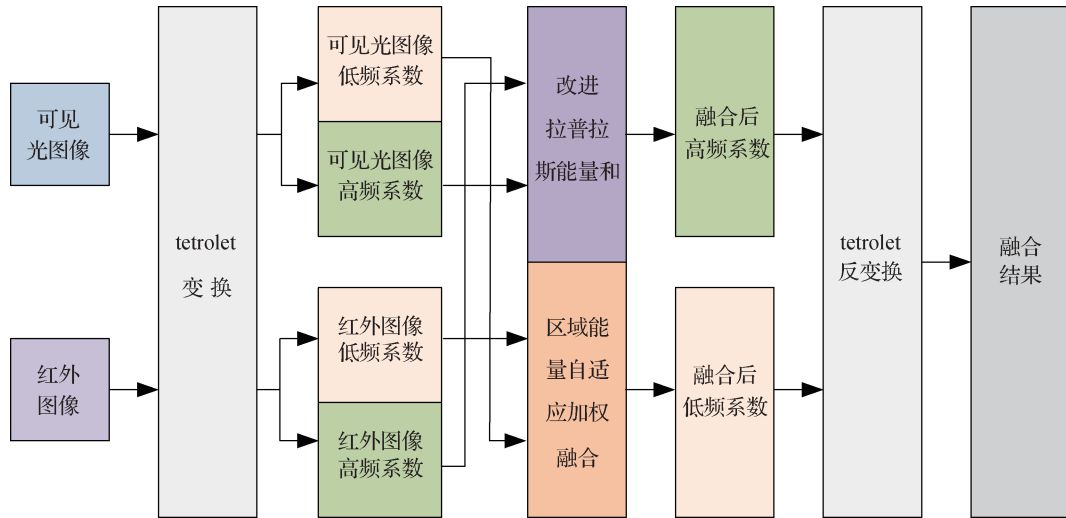


图 1 整体算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

1 tetrolet 变换理论

tetrolet 变换以 Haar 小波变换为理论基础。Harr 小波变换将源图像划分为若干个 2×2 且相互不重叠的图像块,对每一个图像块变换得到 1 个低频系数和 3 个高频系数,将所有图像块的低频系数与高频系数依次排列整合成图像矩阵,得到源图像的低频和高频系数;而 tetrolet 变换将源图像划分为 4×4 图像块, Krommweh (2010) 根据 1 阶范数最小化准则,选择最佳的四格拼板 (tetrominoes) 对图像块进行填充,而后对其变换、整合得到图像的低频和高频系数。本文以 1 阶范数最大化取代最小化,以保留更多的高频信息,以 Lena 为例,以最大准则和最小准则的 1 级分解和 2 级分解图像及灰度分布直方图对比如图 2 所示。可以看出,以 L_1 最大分解的高频分量包含更多的纹理信息,更有利于整体图像的融合。

四格拼板是由 4 个相同大小的方格组成的不同形状的拼板,每个方格代表 1 个像素,所有的 4×4

图像块都可由 5 种基本形式拼板无重叠填充。基本的 5 种四格拼板如图 3 所示。

如果不考虑基本拼板的翻转和旋转,使用 5 种基本形式的四格拼板对 4×4 图像块进行填充,共有 22 种不同的填充方式 (如图 4 所示)。如果考虑翻转和旋转,则填充方式共有 117 种,相较于 Haar 变换唯一的填充方式,提高了对图像的稀疏表示能力。

对一幅 $M \times M$ 的图像 $\mathbf{a}^0 = (\mathbf{a}[i,j])_{i,j=0}^{M-1}$, 其中 $M = 2^J$ ($J \in \mathbf{N}$), 可进行 $J-1$ 层变换。第 r ($r < J-1$) 级变换的详细过程如下:

1) 将 $r-1$ 级的低频图像划分成 4×4 的图像块;

2) 对图像块基于 117 种填充模板进行 tetrolet 分解,模板为 $c \in [1, 117]$, 得到填充模板 $\mathbf{I}_s^{(c)}$ 、低频系数 $\mathbf{a}^{r,(c)}[s]$ 和高频系数 $\mathbf{w}_l^{r,(c)}[s]$, $s \in [0, 3]$ 是填充 4×4 图像块对应的四格拼板, $l \in [1, 3]$ 分别表示高频系数的水平、垂直以及对角方向的分量。

图像块低频系数的计算公式为

$$\mathbf{a}^{r,(c)} = \sum_{s=0}^3 \sum_{(m,n) \in \mathbf{I}_s^{(c)}} \epsilon[0, L(m,n)] \mathbf{a}^{r-1}[m,n] \quad (1)$$

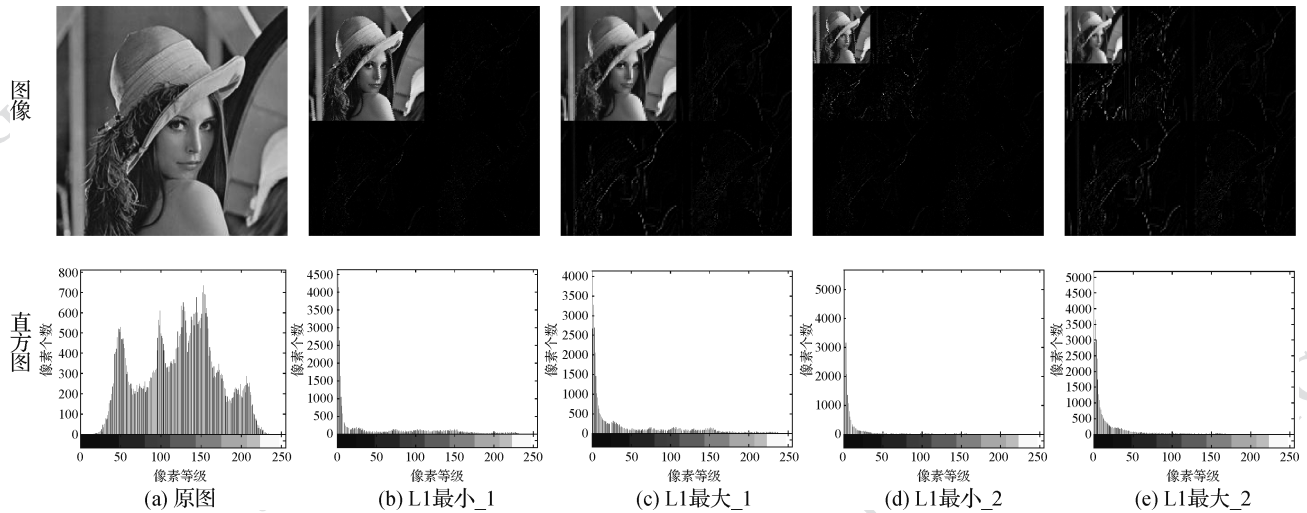


图2 原图与 tetrolet 两级分解图像与灰度直方图

Fig. 2 Original image and images of tetrolet two-level decomposition ((a) original image; (b) image 1 of L1 minimum decomposition; (c) image 1 of L1 maximum decomposition; (d) image 2 of L1 minimum decomposition; (e) image 2 of L1 maximum decomposition)

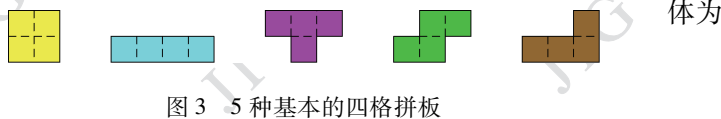


图3 5种基本的四格拼板

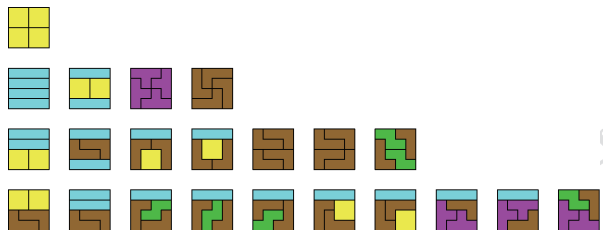


图4 22种四格拼板填充形式

Fig. 4 Twenty-two filling forms of tetriminoes

图像块高频系数的计算公式为

$$w_l^{r,(c)} = \sum_{s=0}^3 \sum_{(m,n) \in I_s^{(c)}} \varepsilon[l, L(m,n)] a^{r-1}[m,n] \quad (2)$$

式中, $\varepsilon[l, L(m,n)]$ 为 Haar 小波变换矩阵

$$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}, L \text{ 为模板子集的双映射,}$$

a^{r-1} 为第 $r-1$ 级分解的低频系数, 然后根据 1 阶范数最大化准则选择排列参数 c^* , 得到每个图像块的最优分解 $[a^{r,(c^*)}, w_1^{r,(c^*)}, w_2^{r,(c^*)}, w_3^{r,(c^*)}]$, 具

体为

$$c^* = \arg \max_c \sum_{l=1}^3 \sum_{s=0}^3 |w_l^{r,(c)}[s]| \quad (3)$$

3) 将向量 $a^{r,(c^*)}$ 重新排列成 2×2 的矩阵, 即

$$a^r = \text{Re}(a^{r,(c^*)}) = \begin{bmatrix} a^{r,(c^*)}[0] & a^{r,(c^*)}[2] \\ a^{r,(c^*)}[1] & a^{r,(c^*)}[3] \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, Re 为向量尺寸重整函数。

由此得到分解后的低频系数矩阵。同理, 对 $w_l^{r,(c^*)}$ 重新排列得到图像块本身的高频系数矩阵。

4) 对所有图像块进行分解后, 将低频和高频系

数按 $\begin{bmatrix} a^r & w_2^r \\ w_1^r & w_3^r \end{bmatrix}$ 排列, 得到第 r 级分解的图像; 同时

存储模板信息, 以便进行图像的重构。

tetrolet 的每一级分解都有上述 4 个步骤。

2 图像融合

2.1 低频系数融合规则

在图像融合中, 基于区域的融合方法大体分为 3 类: 基于区域能量、基于区域梯度和基于区域方差。基于区域梯度和方差的图像融合都未充分考虑相邻像素间的相关性, 无法体现图像的局部特征, 具有片面性; 基于区域能量的融合规则考虑到图像的局部特

征是由该区域内多个像素共同表征,并且同一区域内的像素具有较强的相关性,能够进一步体现图像的局部特征,所以选择以区域能量作为低频系数融合规则的基础(Srivastava 等,2016;Lyu 等,2010)。

设两幅图像为 f_I 和 f_V , 经过 r 层分解后分别得到低频系数 C_r^I 和 C_r^V 。在大部分以小波理论为基础的图像融合算法中,低频系数一般采用简单的加权融合,得到融合后的低频系数 C_r^{IV} , 即

$$C_r^{IV} = u_1 \times C_r^I + u_2 \times C_r^V \quad (5)$$

式中,权重系数 u_1 、 u_2 的和为 1,二者偏差在 ± 0.3 之间。虽然传统的加权平均融合能够得到低噪声且较为稳定的融合图像,但是图像的本身特征(如统计特征和幅度特征)对加权系数有直接影响。如果图像 f_I 的本身特征比图像 f_V 的本身特征更加显著,则 f_I 对应的加权系数 u_1 相对较大,反之 f_V 的加权系数 u_2 相对较大,而图像的本身特征是随机分布的,因而,简单的加权融合并不能完美地综合待融合图像的本身特征,进而充分保留显著的细节特征。

为弥补以上不足,本文提出一种新的基于区域能量自适应加权融合的方法,随着区域中心像素 (m, n) 的不断变化,相应的区域能量也随之改变,进而调整融合的加权系数自适应变化,具体步骤如下:

1) 对待融合图像 f_I 、 f_V 进行 r 层的 tetrolet 分解,对低频系数,分别求得以像素 (m, n) 为中心的区域能量 $E_r^I(m, n)$ 和 $E_r^V(m, n)$

$$E_r^I(m, n) = \sum_{m' \in X, n' \in Y} w \times [C_r^I(m + m', n + n')]^2 \quad (6)$$

$$E_r^V(m, n) = \sum_{m' \in X, n' \in Y} w \times [C_r^V(m + m', n + n')]^2 \quad (7)$$

式中, X 和 Y 表示局部区域窗口的最大行坐标和最大列坐标,局部区域窗口大小一般取 3×3 , m' 和 n' 表示局部区域窗口内像素点相对中心像素的位置偏移, $C_r^I(m, n)$ 和 $C_r^V(m, n)$ 分别为待融合图像对应的

的低频系数, w 为窗口系数,取 $w = \frac{1}{16} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。

2) 计算融合后的低频系数

$$C_r^{IV}(m, n) = u_1 \times C_r^I(m, n) + u_2 \times C_r^V(m, n) \quad (8)$$

式中, u_1 、 u_2 为自适应权重系数,计算公式为

$$\begin{cases} u_1 = E_r^I(m, n) / (E_r^I(m, n) + E_r^V(m, n)) \\ u_2 = E_r^V(m, n) / (E_r^I(m, n) + E_r^V(m, n)) \end{cases} \quad (9)$$

由式(9)可知,图像中某一区域能量越大,与之对应的加权系数也越大,在融合结果中占的比例就越高;反之较小的区域能量对应较小的加权系数,对融合结果的贡献也较小,符合图像本身特征对权重系数的影响。

为了验证自适应选取融合权重方法的可行性,在变换域内将自适应加权的方法与传统的加权方法进行比较,具体实验步骤如下:将 clock A 和 clock B 两幅图像分别进行变换操作,采用最大系数法与方差法相结合选取小波系数,低频系数采用 4 种不同的权重组合进行加权融合,权重系数 u_1 、 u_2 分别为 $u_1 = 0.5, u_2 = 0.5$ 、 $u_1 = 0.6, u_2 = 0.4$ 、 $u_1 = 0.7, u_2 = 0.3$ 与自适应加权融合的图像进行对比。不同的权重组合融合效果如图 5 所示。同时,采用平均梯度 (average gradient, AvG)、信息熵 (information entropy, IE)、标准差 (standard deviation, SD) 以及空间频率 (spatial frequency, SF) 等表征图像清晰度及衡量图像质量的指标对融合结果进行评价,如表 1 所示。

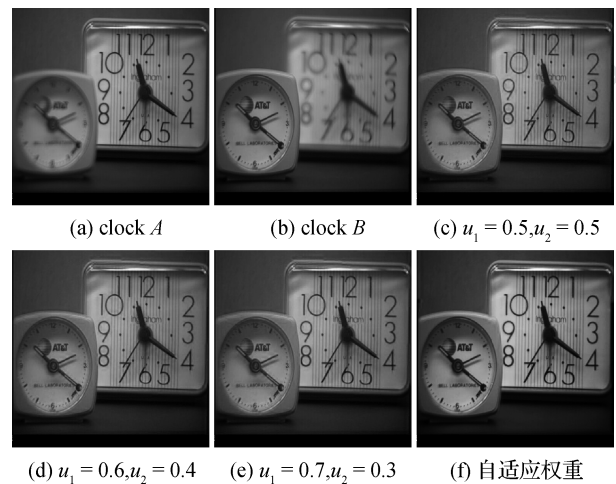


图 5 不同权重融合结果

Fig. 5 Fusion results of different weights

((a) clock A; (b) clock B; (c) $u_1 = 0.5, u_2 = 0.5$;
(d) $u_1 = 0.6, u_2 = 0.4$; (e) $u_1 = 0.7, u_2 = 0.3$;
(f) adaptive weight)

从表 1 可以看出,低频分量采用自适应加权融合的图像对细节特征的刻画比采用简单加权融合的

表1 图像融合指标

Table 1 Indicators of image fusion

权重	AvG	IE	SD	SF
$u_1 = 0.5, u_2 = 0.5$	5.752 8	7.377 8	51.573 5	10.344 7
$u_1 = 0.6, u_2 = 0.4$	5.760 6	7.362 2	51.536 9	10.375 1
$u_1 = 0.7, u_2 = 0.3$	5.787 4	7.344 7	51.489 3	10.415 2
自适应	5.900 6	7.389 0	51.599 0	10.522 6

图像更为显著,图像对比度有所提高,且各项数据指标整体均有所提升,说明能量自适应加权的融合方法切实可行。

2.2 高频系数融合规则

拉普拉斯能量和 (sum modified Laplacian, SML) 是一种表征图像边缘特征的参数,在一定程度上可以反映图像的清晰程度,而 SML 的计算依赖于变步长拉普拉斯算子 (modified Laplacian, ML) (Huang 和 Jing, 2007)。传统的 ML 计算只涉及中心像素的水平和竖直方向的 4 个像素点,考虑到对角线方向的像素点也对 ML 有一定贡献,本文提出一种新的多方向的 ML 计算方法,在局部窗口内,除了水平和垂直方向,再计算两对角线方向的 4 个像素点对 ML 的贡献值。在 8 个方向的像素点中,与中心像素点距离越近的像素点对 ML 的贡献度越大,反之贡献度越小 (屈小波 等, 2009; 孙晓龙 等, 2015)。因为水平与竖直方向的像素点和对角方向的像素点与中心像素距离之比为 $1 : \sqrt{2}$, 所以将水平和竖直方向 4 个点的贡献权值都设为 1, 将对角方向 4 个点的权值都设为 $1/\sqrt{2}$, 近似为 0.7, 如图 6 所示。

改进后的 ML 计算式为

$$\begin{aligned}
 ML_{d,k} = & |2D_{d,k}(x,y) - D_{d,k}(x-b,y) - \\
 & D_{d,k}(x+b,y)| + |2D_{d,k}(x,y) - \\
 & D_{d,k}(x,y-b) - D_{d,k}(x,y+b)| + \\
 & |1.4 D_{d,k}(x,y) - 0.7 D_{d,k}(x-b,y-b) - \\
 & 0.7 D_{d,k}(x+b,y+b)| + \\
 & |1.4 D_{d,k}(x,y) - 0.7 D_{d,k}(x+b,y-b) - \\
 & 0.7 D_{d,k}(x-b,y+b)| \quad (10)
 \end{aligned}$$

式中, b 为变步长参数,基于图像噪声大小和亮度差异选取,噪声越小,亮度变化也越小,图像步长参数就越小,为了充分保留图像的细节信息,此处 b 取最小值 1; $D_{d,k}(x,y)$ 为原始图像第 d 尺度 k 方向位置

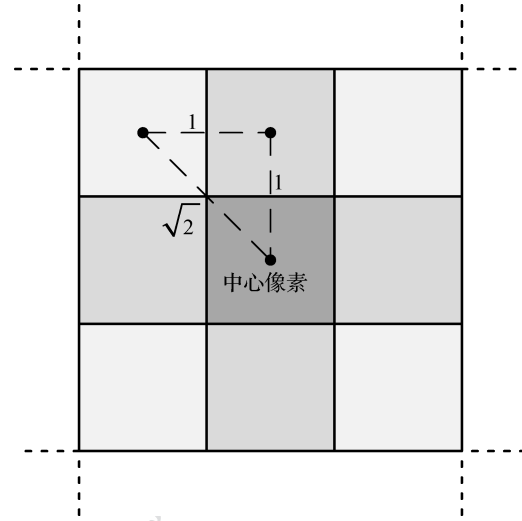


图6 局部窗口

Fig. 6 Partial window

(x,y) 处的高频系数; N 为局部窗口尺寸, ML 值累加窗口大小为 $(2Z+1) \times (2Z+1)$, 一般取 3×3 或 5×5 , 此处设定为 3×3 。

根据 $ML_{d,k}$ 计算 $SML_{d,k}$, 得

$$SML_{d,k}(i,j) = \sum_{x=i-Z}^{i+Z} \sum_{y=j-Z}^{j+Z} [ML_{d,k}(x,y)]^2 \quad (11)$$

图像平滑度用于表征图像灰度的均匀性,数值范围通常在 $0 \sim 1$ 之间。选择高频系数时,引入局部平滑度的概念进行阈值设定。与 $SML_{d,k}$ 相对应,局部平滑度的滑动窗口尺寸设为 3×3 。图像平滑度 $H(i,j)$ 的计算式为

$$H(i,j) = 1 - \frac{1}{1 + \delta^2(i,j)} \quad (12)$$

设定阈值 $T = \mu + \delta^2$, 进行高频系数选择:

1) 当 $H(i,j) \geq T$ 时

$$D_{d,k}^{IV}(i,j) = w_1 \times D_{d,k}^I(i,j) + w_2 \times D_{d,k}^V(i,j) \quad (13)$$

2) 当 $H(i,j) < T$ 时

$$D_{d,k}^{IV}(i,j) = SML_{d,k}^I \max(D_{d,k}^I(i,j), D_{d,k}^V(i,j)) + SML_{d,k}^V \min(D_{d,k}^I(i,j), D_{d,k}^V(i,j)) \quad (14)$$

式中, μ 为均值, δ^2 为方差, $D_{d,k}^I(i,j)$ 和 $D_{d,k}^V(i,j)$ 分别为红外图像与可见光图像第 d 尺度 k 方向位置 (i,j) 处的高频系数, $D_{d,k}^{IV}(i,j)$ 为融合后的高频系数, w_1, w_2 为权值系数,根据 $H(i,j)$ 和 T 进行调节,计算公式为

$$\begin{cases} w_1 = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \frac{1-H}{1-T} \\ w_2 = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \times \frac{1-H}{1-T} \end{cases} \quad (15)$$

通过对红外图像和可见光图像的低频和低频系数进行融合得到新的系数,以 tetrolet 变换过程中保存的模板信息为基础进行逆变换,完成融合图像的重构。

3 实验结果与分析

为了验证本文算法的可行性,对 3 组经过严格配准的红外与可见光图像进行融合,实验平台采用 Intel Core i7-5500U CPU,内存 4 GB,运行 Win 7 的 PC 机,编程软件为 MATLAB 2010b。由于本文算法是基于变换域的图像融合,所以选用轮廓波变换(contourlet transformation, CL)、离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)和非下采样轮廓波变换(nonsampled contourlet transformation, NSCT)等另外 3 种变换域算法与本文算法的融合结果进行对比。

3.1 主观评价

主观评价以人眼对融合图像呈现效果的优劣进行评判,虽然具有片面性,但是可以直观判断融合图像的效果。图 7—图 9 是 kaptein、street 和 road 图像采用不同算法的融合结果。

图 7 是经过精确配准的 kaptein 红外与可见光灰度图像。图 7(a)为可见光图像,主要用于捕捉场景中的树木、房屋和草丛等细节信息;图 7(b)为红外图像,用于捕捉场景中的热源物体。图 7(c)—(f)为对比方法和本文算法的融合结果。从图 7 可以看出,所有的融合方法都可以较为明显地观测到

场景中的热源物体,DWT 方法融合得到的结果较为模糊,融合效果略差,CL 和 NSCT 方法都可以从原图像中获取足够的细节信息来描述场景,但是通过仔细观察可知,本文算法的融合图像中热源物体辨识度更高,房屋后的树木和枝桠以及房屋内部的细节信息更加清晰,对比度较高,融合效果相对较好。

图 8 是图像 street 及融合结果。从图 8 可以看出,4 种方法基本上都能够保留场景中的背景信息和人物、车辆以及后方的建筑物轮廓等目标信息,但是相较而言,DWT 方法中人物的双腿和左下角小汽车的轮廓比较模糊,细节刻画不足;NSCT 方法中人物的轮廓模糊,辨识度极低;CL 方法比 NSCT 方法和 DWT 方法的融合结果相对较好;本文算法的融合结果无论是场景中的人还是后方的建筑物,背景清晰且细节明显,综合效果更好。

图 9 是图像 road 的实验结果,从融合结果来看,在视觉效果上,CL 方法的融合效果一般,融合后图像中的人物、汽车等物体边缘有锯齿波纹出现;NSCT 方法融合图像中的人物模糊不清,有轻微的重影;DWT 方法融合图像相对来说效果较好;本文算法的融合效果无论是图像整体的对比度还是对图像中的人物、汽车等物体信息以及画面中广告牌上的细节特征的刻画,都优于其他 3 种方法。

3.2 客观评价

主观评价具有一定局限性,所以需要综合多种客观指标对融合后的图像进行全面分析评价。本文选用算法运行时间、平均梯度(average gradient, AvG)、峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)、信息熵(information entropy, IE)、结构相似性(structural similarity index, SSIM)以及空间频率(spatial frequency, SF)6 项指标对融合图像进行对比评价。

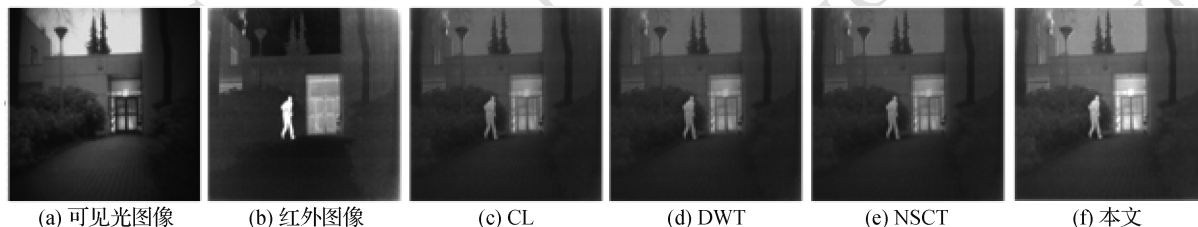


图 7 图像 kaptein 融合结果比较

Fig. 7 Comparison of fusion results of kaptein image

((a) visible light image; (b) infrared image; (c) CL; (d) DWT; (e) NSCT; (f) ours)

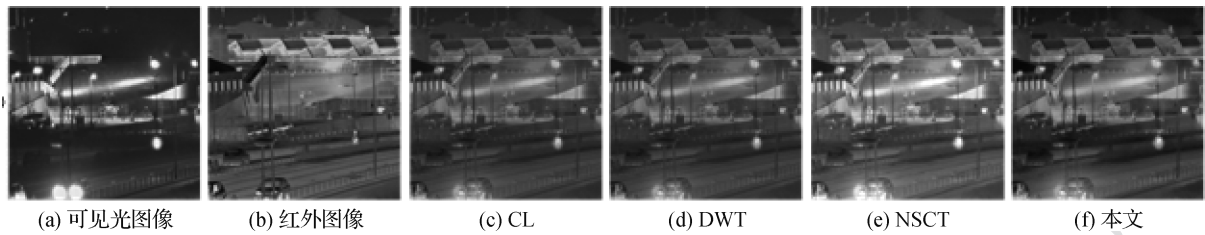


图 8 图像 street 融合结果比较

Fig. 8 Comparison of fusion results of street image

((a) visible light image; (b) infrared image; (c) CL; (d) DWT; (e) NSCT; (f) ours)

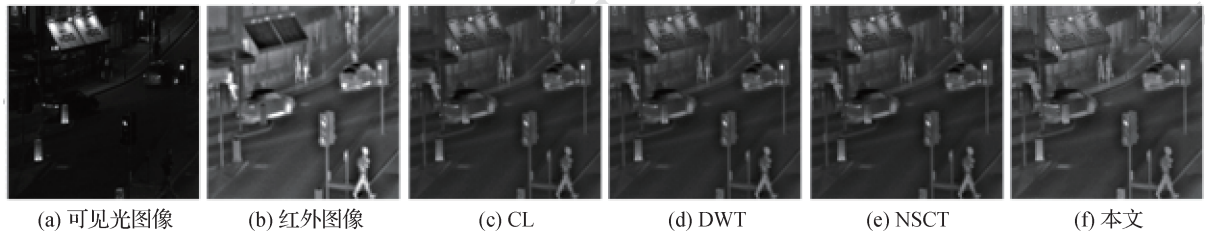


图 9 图像 road 融合结果比较

Fig. 9 Comparison of fusion results of road image

((a) visible light image; (b) infrared image; (c) CL; (d) DWT; (e) NSCT; (f) ours)

算法运行时间用以验证算法的效率及复杂度,运行时间越短越好;AvG 用以表示融合图像的清晰程度,值越大说明图像越清晰;PSNR 用来衡量重建图像的质量,值越大图像质量越高;IE 用以表示图像信息的丰富程度,值越大图像包含信息越丰富。SSIM 和 SF 与其他指标不同。一般的客观评价指标是基于误差敏感度来衡量图像质量,不涉及图像的相关性,而 SSIM 综合图像的亮度、对比度及图像自身结构 3 方面计算,向人类的真实感知看齐,符合人类直觉对图像的评价标准,取值范围为 $[0,1]$,值越大表示图像失真越小。空间频率 SF 也称为波数,该参数表征图像各个像素点对应的像素值在空间上的变化程度,即灰度变化率,基于图像水平与垂直方向上的梯度对图像质量进行评判,以梯度分布反映图

像的细节和纹理信息,并体现图像在空间中的活跃程度。图像的空间频率越大,人的视觉系统对该图像越敏感,其包含的边缘和纹理信息就越丰富。由于 SSIM 和 SF 对图像的衡量更贴合人的视觉系统,所以对图像的评价也更加贴切。图 7—图 9 中融合图像的各项评价指标如表 2—表 4 所示。

由表 2—表 4 可知,本文方法在平均梯度 AvG 和空间频率 SF 参数上优势比较明显,对于 PSNR 指标,图 7 和图 9 在数据上都有小幅度领先,而图 8 则有所下降,这是由于 PSNR 是由两幅图像对应像素点之间的误差决定,并未考虑到人眼的视觉特性,且人眼对误差的敏感度并不是绝对的,因而会出现评价结果与人的主观感觉不一致的情况;另外,评价结果在信息熵 IE 上小幅度占优,在结构相似性 SSIM

表 2 图像 kaptein 融合指标

Table 2 Fusion indicators of kaptein image

算法	时间/s	AvG	PSNR/dB	IE	SSIM	SF
CL	0.524 0	4.933 7	29.508 3	6.551 0	0.768 2	6.426 5
DWT	0.404 9	4.540 9	29.514 6	6.530 7	0.774 2	5.863 6
NSCT	2.444 4	5.907 6	29.490 6	6.570 1	0.770 7	7.301 2
本文	2.071 9	9.961 1	29.739 6	6.648 5	0.854 8	8.199 5

表 3 图像 street 融合指标

Table 3 Fusion indicators of street image

算法	时间/s	AvG	PSNR/dB	IE	SSIM	SF
CL	0.529 6	4.270 6	38.845 8	5.927 7	0.522 1	9.658 3
DWT	0.467 8	3.599 6	38.865 9	5.917 8	0.524 4	8.255 3
NSCT	2.477 2	5.366 8	38.781 1	5.935 1	0.522 3	10.263 2
本文	2.222 9	7.437 0	36.925 4	5.996 5	0.580 8	11.005 9

表 4 图像 road 融合指标

Table 4 Fusion indicators of road image

算法	时间/s	AvG	PSNR/dB	IE	SSIM	SF
CL	0.519 8	5.439 8	26.601 5	6.812 2	0.743 7	8.428 5
DWT	0.454 3	5.619 3	26.606 6	6.816 4	0.745 6	8.254 9
NSCT	2.394 1	8.035 8	26.621 0	6.843 1	0.741 8	9.039 2
本文	2.145 4	10.245 2	26.783 9	6.826 5	0.780 2	10.005 9

方面也均优于对比方法。而在运行时间上,由于 tetrolet 变换寻找最优模板需要一定的时间,运行时间相对较长,而 CL 方法和 DWT 方法采用的融合规则较为简单,所以融合时间相对较短,融合结果以及所得评价指标也较差;NSCT 方法虽然在运行时间上与本文算法相差不大,但是所得结果的评价指标与本文算法相比有较为明显的差距。

4 结 论

本文提出一种基于区域能量和改进的多方向拉普拉斯能量和的红外与可见光图像融合方法,将红外图像与可见光图像以 tetrolet 变换映射到变换域内,分解为低频系数和高频系数,依据中心像素区域能量的变化不断调节红外与可见光图像低频系数在融合中的权重占比,自适应地选择权重系数对低频系数进行融合;同时根据图像的区域纹理平滑度设定阈值,以中心像素相邻的 8 个像素点的拉普拉斯能量和对红外与可见光图像的高频系数进行选择,实现高频系数的融合;将融合后的低频和高频系数经逆变换得到融合结果。融合后的图像与 CL、DWT 和 NSCT 等变换域算法的融合结果相比,不仅背景信息得到增强,场景中细节信息的体现也得到了显著提升,而且在平均梯度、峰值信噪比等多项客观评价指标上均有明显优势。今后将对含噪声的红外与可见光图像进行融合方面的工作展开进一步的

研究。

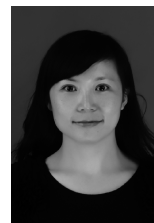
参考文献 (References)

- Ding S F, Zhao X Y, Xu H, Zhu Q B and Xue Y. 2018. NSCT-PCNN image fusion based on image gradient motivation. *IET Computer Vision*, 12(4): 377-383 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2017.0285]
- Feng X. 2019. Fusion of infrared and visible images based on Tetrolet framework. *Acta Photonica Sinica*, 48(2): 0210001 (冯鑫. 2019. Tetrolet 框架下红外与可见光图像融合. *光子学报*, 48(2): 0210001) [DOI: 10.3788/gzxb20194802.0210001]
- Gao J S, Dong Y N, Shen Y and Zhang C L. 2015. Research of image fusion algorithm based on improved Tetrolet transform. *Computer Science*, 42(5): 320-322 (高继森, 董亚楠, 沈瑜, 张春兰. 2015. 基于改进 Tetrolet 变换的图像融合算法研究. *计算机科学*, 42(5): 320-322) [DOI: 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.065]
- He K J, Zhou D M, Zhang X J, Nie R C, Wang Q and Jin X. 2017. Infrared and visible image fusion based on target extraction in the non-subsampled contourlet transform domain. *Journal of Applied Remote Sensing*, 11(1): 015011 [DOI: 10.1117/1.JRS.11.015011]
- Hou R C, Zhou D M, Nie R K, Liu D and Ruan X L. 2019. Brain CT and MRI medical image fusion using convolutional neural networks and a dual-channel spiking cortical model. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 57(4): 887-900 [DOI: 10.1007/s11517-018-1935-8]
- Hsia C H, Yang J H and Chiang J S. 2018. Complexity reduction method for ultrasound imaging enhancement in Tetrolet transform domain [EB/OL]. [2019-07-01]. [https://link.springer.com/10.1007%](https://link.springer.com/10.1007%2019-07-01)

2Fs11227-018-2240-x#article-info

- Huang W and Jing Z L. 2007. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion. *Pattern Recognition Letters*, 28(4): 493-500 [DOI: 10.1016/j.patrec.2006.09.005]
- Huang Y, Zhang D X, Yuan B H and Kang J Z. 2017. Fusion of visible and infrared image based on stationary Tetrolet transform//Proceedings of the 32nd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation. Hefei, China: IEEE: 854-859 [DOI: 10.1109/yac.2017.7967529]
- Jin X, Jiang Q, Yao S W, Zhou D M, Nie R C, Hai J J and He K J. 2017. A survey of infrared and visual image fusion methods. *Infrared Physics and Technology*, 85: 478-501 [DOI: 10.1016/j.infrared.2017.07.010]
- Krommweh J. 2010. Tetrolet transform: a new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 21(4): 364-374 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2010.02.011]
- Li C L, Sun J X and Kang Y H. 2010. Adaptive image thresholding denoising based on Tetrolet transform. *Natural Science Journal of Hainan University*, 28(4): 348-352, 357 (李财莲, 孙即祥, 康耀红. 2010. 基于 Tetrolet 变换的自适应阈值去噪. 海南大学学报(自然科学版), 28(4): 348-352, 357) [DOI: 10.15886/j.cnki.hdxzkb.2010.04.016]
- Liu J N, Jin W Q, Li L and Wang X. 2016. Visible and infrared thermal image fusion algorithm based on self-adaptive reference image. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(12): 3907-3914 (刘佳妮, 金伟其, 李力, 王霞. 2016. 自适应参考图像的可见光与热红外彩色图像融合算法. 光谱学与光谱分析, 36(12): 3907-3914) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2016)12-3907-08]
- Liu K, Guo L, Li H H and Chen J S. 2009. Fusion of infrared and visible light images based on region segmentation. *Chinese Journal of Aeronautics*, 22(1): 75-80 [DOI: 10.1016/S1000-9361(08)60071-0]
- Lyu L L, Zhao J and Sun H. 2010. Multi-focus image fusion based on shearlet and local energy//Proceedings of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems. Dalian, China: IEEE: 632-635 [DOI: 10.1109/icsps.2010.5555456]
- Qu X B, Yan J W and Yang G D. 2009. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian. *Optics and Precision Engineering*, 17(5): 1203-1212 (屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 2009. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法. 光学精密工程, 17(5): 1203-1212) [DOI: 10.3321/j.issn:1004-924X.2009.05.038]
- Shen Y, Dang J W, Wang Y P and Wang B W. 2017. A color underwater image clearness algorithm based on Tetrolet transform. *Acta Optica Sinica*, 37(9): 89-100 (沈瑜, 党建武, 王阳萍, 王博伟. 2017. 基于 Tetrolet 变换的彩色水下图像清晰化算法. 光学学报, 37(9): 89-100) [DOI: 10.3788/AOS201737.0910002]
- Srivastava R, Prakash O and Khare A. 2016. Local energy-based multi-modal medical image fusion in curvelet domain. *IET Computer Vision*, 10(6): 513-527 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2015.0251]
- Sun X L, Wang Z Y, Fu Y Q, Yi Y and He X H. 2015. Fast image fusion based on sum of modified Laplacian. *Computer Engineering and Applications*, 51(5): 193-197 (孙晓龙, 王正勇, 符耀庆, 易云, 何小海. 2015. 基于改进拉普拉斯能量和的快速图像融合. 计算机工程与应用, 51(5): 193-197) [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.1305-0017]
- Wang R and Du L F. 2014. Infrared and visible image fusion based on random projection and sparse representation. *International Journal of Remote Sensing*, 35(5): 1640-1652 [DOI: 10.1080/01431161.2014.880819]
- Zhang C J, Chen Y, Duanmu C J and Feng H J. 2014. Multi-channel satellite cloud image fusion in the tetrolet transform domain. *International Journal of Remote Sensing*, 35(24): 8138-8168 [DOI: 10.1080/01431161.2014.980918]
- Zhang C J, Chen Y, Duanmu C J and Yang Y H. 2016. Image denoising by using PDE and GCV in Tetrolet transform domain. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 48: 204-229 [DOI: 10.1016/j.engappai.2015.10.008]
- Zhang L H. 2018. The Research on Image Enhancement Algorithm Based on NSST and Tetrolet Transform. Urumqi: Xinjiang University (张兰花. 2018. 基于 NSST 和 Tetrolet 变换的图像增强算法的研究. 乌鲁木齐: 新疆大学)

作者简介



沈瑜, 1982 年生, 女, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: 18609311366@163.com



陈小朋, 通信作者, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 3064683191@qq.com

杨倩, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习。

E-mail: 13662175532@163.com