

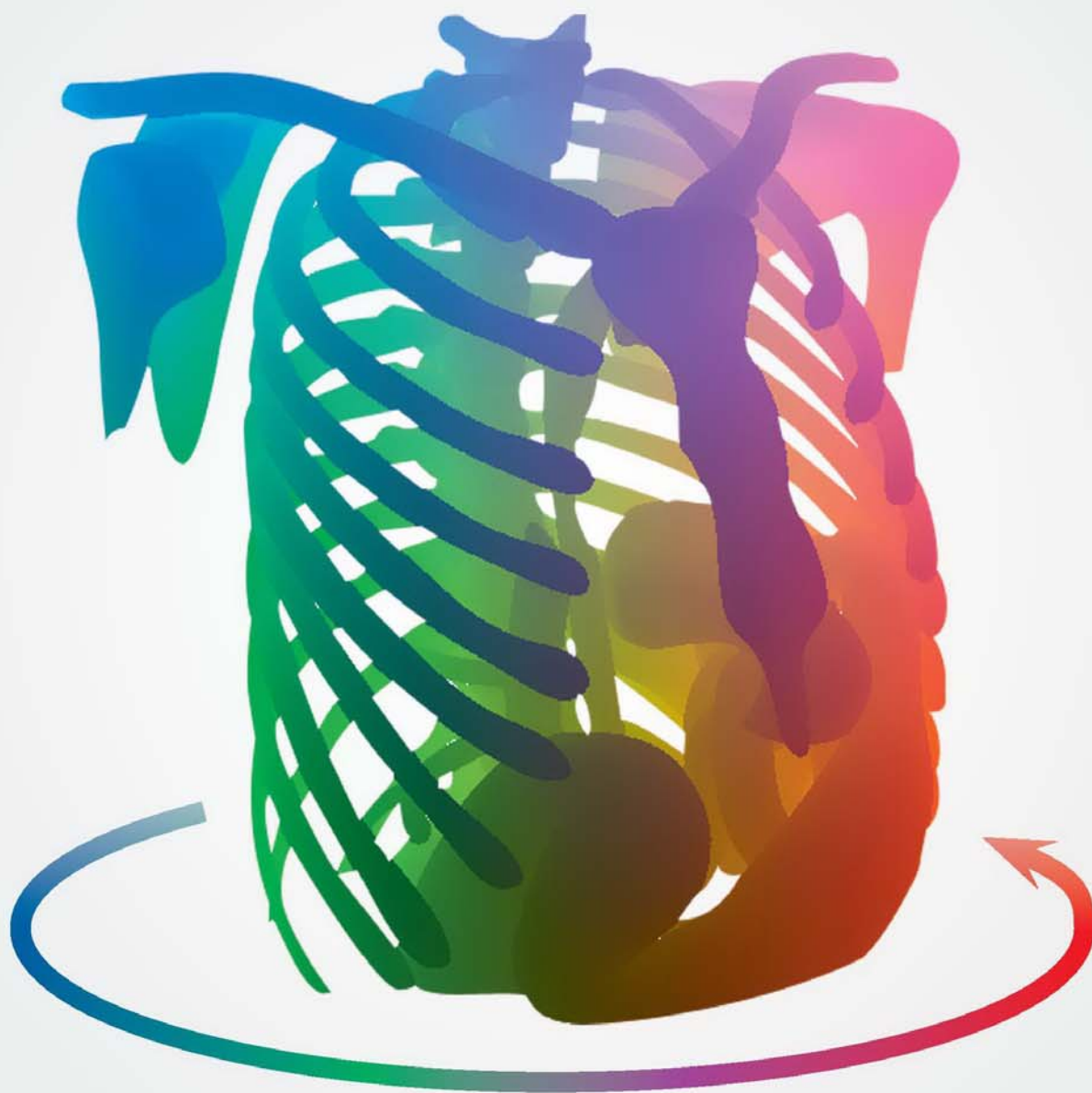
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

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

2015
02
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



等值面光线跟踪 P193



第20卷第2期（总第226期）

2015年2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

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 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361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 LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

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 50.00元



多尺度活动网格在云场景仿真中的应用(第0202页)



自然环境视频中基于显著鲁棒轨迹的行为识别(第0245页)



虚拟手抓持力觉生成算法真实性的评价(第0280页)

图像处理和编码

引入神经网络中间神经元的快速小波图像压缩

张海涛, 张永霖 0159

拟正态分布扩散的图像平滑

周先春, 汪美玲, 周林锋 0169

可选特征的快速分形图像编码

袁宗文, 鲁业频, 杨汉生 0177

图像分析和识别

融合多尺度码本的全局编码图像分类

董振宇, 赵杰煜, 祝军 0183

计算机图形学

结合K-D树和Shell的快速动态等值面光线跟踪法

罗月童, 石放放, 张伟, 朱会国 0193

多尺度活动网格在云场景仿真中的应用

范晓磊, 张立民, 张建廷, 徐涛 0202

第十届和谐人机环境联合会议专栏

低资源语言的无监督语音关键词检测技术综述

杨鹏, 谢磊, 张艳宁 0211

快速离散Curvelet变换域的图像融合

杨勇, 董松, 黄淑英 0219

高效视频编码中变换跳过模式的快速选择

王宁, 张永飞, 樊锐 0229

主动学习的多标签图像在线分类

徐美香, 孙福明, 李豪杰 0237

自然环境视频中基于显著鲁棒轨迹的行为识别

易云, 王瀚漓 0245

特征变换和数据集分块的行人比对

沈洋, 林巍晓, 殷惠清 0254

移动手持环境下触摸式目标选择技术对比

辛义忠, 李岩, 袁伟强, 郑谦 0264

虚拟环境的用户意图捕获

程成, 赵东坡, 卢保安 0271

虚拟手抓持力觉生成算法真实性的评价

杨文珍, 许艳, 颜传武, 吴新丽, 张昊, 孟闯 0280

交互式乐器演奏的六自由度力觉渲染方法

童号, 史有姣, 王党校, 张玉茹 0288

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Multi-scale moving grids and its application in clouds scene simulation(P0202)



Action recognition from unconstrained videos via salient and robust trajectory (P0245)



Validation the Authenticity of Virtual fingers Grasping Haptic Algorithm(P0280)

Image Processing and Coding

- Fast wavelet image compression introducing neural network of relay neuron
Zhang Haitao, Zhang Yonglin 0159
- Image smoothing algorithm based on matching normal distribution diffusion
Zhou Xianchun, Wang Meiling, Zhou Linfeng 0169
- Optional features fast fractal image coding algorithm
Yuan Zongwen, Lu Yepin, Yang Hansheng 0177

Image Analysis and Recognition

- Image classification based on global coding combined with multi-scale codebook
Dong Zhenyu, Zhao Jieyu, Zhu Jun 0183

Computer Graphics

- Fast isosurface ray tracing method by combining K-D tree and Shell
Luo Yuetong, Shi Fangfang, Zhang Wei, Zhu Huiguo 0193
- Multi-scale moving grids and its application in clouds scene simulation
Fan Xiaolei, Zhang Limin, Zhang Jianting, Xu Tao 0202

Column of HHME'2014

- Survey on unsupervised spoken term detection for low-resource languages
Yang Peng, Xie Lei, Zhang Yanning 0211
- Image fusion based on fast discrete Curvelet transform
Yang Yong, Tong Song, Huang Shuying 0219
- Fast transform skip mode decision for high efficiency video coding
Wang Ning, Zhang Yongfei, Fan Rui 0229
- Online multi-label image classification with active learning
Xu Meixiang, Sun Fuming, Li haojie 0237
- Action recognition from unconstrained videos via salient and robust trajectory
Yi Yun, Wang Hanli 0245
- Pedestrian re-identification based on feature transformation and dataset classification
Shen Yang, Lin Weiyao, Yin Huiqing 0254
- Comparison of target selection techniques in mobile handheld environment
Xin Yizhong, Li Yan, Yuan Weiqiang, Zheng Qian 0264
- Intent understanding for virtual environments
Cheng Cheng, Zhao Dongpo, Lu Baoan 0271
- Validation the authenticity of virtual fingers grasping haptic algorithm
Yang Wenzhen, Xu Yan, Yan Chuanwu, Wu Xinli, Zhang Hao, Meng Chuang 0280
- Interactive simulation of music instrument playing by a six degree-of-freedom haptic rendering approach
Tong Hao, Shi Youjiao, Wang Dangxiao, Zhang Yuru 0288

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)02-0219-10

论文引用格式: Yang Y, Tong S, Huang S Y. Image fusion based on fast discrete Curvelet transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(2): 0219-0228. [杨勇, 童松, 黄淑英. 快速离散 Curvelet 变换域的图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(2): 0219-0228.] [DOI:10.11834/jig.20150208]

快速离散 Curvelet 变换域的图像融合

杨勇^{1,2}, 童松^{1,2}, 黄淑英³

1. 江西财经大学信息管理学院, 南昌 330032; 2. 江西省数字媒体重点实验室, 南昌 330032;
3. 江西财经大学软件与通信工程学院, 南昌 330032

摘要: 目的 单一图像往往难以捕获一个场景下所有的细节信息, 针对这一问题, 可以通过多传感器或同一传感器的不同方式来获取多幅图像, 然后通过图像融合技术将获得的多幅图像进行融合。为了提高图像融合的质量, 提出一种基于快速离散 Curvelet 变换(FDCT)的图像融合新方法。方法 不同于以往的方法, 提出一组新的融合规则。分别采用基于局部能量和改进拉普拉斯能量和的方法, 通过对 FDCT 分解得到的低频和高频系数进行系数选择, 然后对得到的融合系数进行 FDCT 逆变换重构得到融合图像。结果 通过对大量的多模态医学图像、红外可见光图像以及多聚焦图像进行图像融合实验, 无论是运用视觉的主观评价, 还是均值、标准差、信息熵以及边缘信息保持度等客观评价标准, 本文方法都优于传统的基于像素平均、小波变换、FDCT 以及双边梯度等融合方法。结论 对比现有的方法, 本文方法对多模态和多聚焦等形式的图像融合都表现出优越的融合性能。

关键词: 图像融合; 快速离散 Curvelet 变换; 局部能量; 改进拉普拉斯能量和

Image fusion based on fast discrete Curvelet transform

Yang Yong^{1,2}, Tong Song^{1,2}, Huang Shuying³

1. School of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330032, China;
2. Jiangxi Key Laboratory of Digital Media, Nanchang 330032, China;
3. School of Software and Communication Engineering, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330032, China

Abstract: **Objective** A single-captured image of a real-world scene is frequently insufficient to reveal all details. To address this problem, images of the same scene captured by multiple sensors or by the same sensor but with different properties are typically combined into a single image by using image fusion techniques. A novel technique based on fast discrete curvelet transform (FDCT) for improving image fusion quality is presented in this study. **Method** Source images are initially decomposed via FDCT. A new fusion rule is subsequently proposed to fuse low-frequency and high-frequency coefficients; this rule is unlike those in previous image fusion methods. Low-frequency coefficients are fused by local energy, whereas high-frequency coefficients are fused by sum-modified-Laplacian. The most important feature information can be selected as the fused coefficients by applying the fusion rule. Finally, inverse FDCT is applied to reconstruct the resultant image using the fused coefficients. **Result** Several images, including multimodal medical, infrared-visible, and multifocus images, are used in the experiments. Experimental results demonstrate that the proposed technique is better than traditional methods, such as pixel averaging, wavelet transform, and other state-of-the-art methods, including FDCT and the method presented based on bilateral gradient, in

收稿日期: 2014-07-25; 修回日期: 2014-09-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61262034, 61462031); 教育部科学技术研究重点项目(211087); 江西省自然科学基金项目(20114BAB21102, 20132BAB201025); 江西省教育厅科技项目(GJJ14334); 江西省青年科学家培养对象资助项目(20122BCB23017)

第一作者简介: 杨勇(1976—), 男, 教授, 2005 年于西安交通大学获生物医学工程专业博士学位, 主要研究方向为图像处理、医学图像处理与分析、模式识别。E-mail: greatyang@126.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61262034, 61462031); Science Foundation of Ministry of Education of China (211087); Project supported by the Natural Science Foundation of Jiangxi Province, China (20114BAB21102, 20132BAB201025)

terms of both subjective and objective evaluations. **Conclusion** The proposed fusion algorithm can obtain the most important feature information and exhibits superior performance to other methods in terms of multimodal and multifocus image fusion.

Key words: image fusion; fast discrete curvelet transform; local energy; Sum-Modified-Laplacian

0 引言

不同图像传感器或同一传感器在不同方式得到多模态图像或多聚焦图像具有不同的属性^[1]。如何将这些包含互补冗余信息的多模态图像和多聚焦图像合成一幅满足某种需求或蕴含更多有价值信息的新图像是图像处理领域的一个重要问题。图像融合正是为解决这一问题发展起来的新的图像处理方法。融合图像能够解决单一图像所含信息不足和多元数据冗余等问题,使得对图像中目标或场景的描述更加准确和全面^[2]。目前,图像融合技术已被广泛应用于医学诊断、目标识别、计算机视觉等领域^[3-5]。如在医学诊断中,合成计算机断层扫描图像和磁共振图像能得到一幅包含软组织和骨骼等硬组织信息的新图像;在目标识别中,融合可见光和红外图像可提高目标识别的效率^[5]。

图像融合方法通常分为像素级、特征级、决策级融合^[6]。其中像素级融合分为基于空间域的图像融合方法和基于变换域的图像融合方法^[7]。基于空间域的图像融合方法就是直接在源图像的像素灰度或色彩空间上进行融合操作;基于变换域的图像融合方法是先将源图像经过某种特定的数学变换,然后对变换后的系数按照某种融合规则进行组合,得到融合图像的变换系数,最后进行数学反变换得到融合图像。基于空间域的图像融合算法主要有加权平均法、IHS变换法和主成分分析法(PCA)^[8],最常用的方法是加权平均法,即对源图像的各个对应像素的值进行加权平均处理。该方法对于图像清晰部分和边缘部分都无法完全或准确地提取,容易造成源图像中轮廓和细节等特征信息丢失,并且会降低融合图像的对比度^[9]。这种方法虽然计算简单,时间复杂度低,但效果较差^[10]。PCA方法先求出源图像协方差矩阵的特征向量,然后将最大特征值对应的特征向量挑选出来作为各源图像对应的权值^[11]。PCA方法会给某幅源图像赋予过大的权值,这样容易损失另一幅源图像中的有用信息。

基于变换域的图像融合算法中比较常用的是多

尺度分析方法,由于多尺度分解与人眼视觉多通道分解率的规律一致,可以得到比空间域方法更加接近人眼视觉特性的融合效果^[12]。常用的多尺度分析方法有拉普拉斯金字塔变换、梯度金字塔变换、小波变换^[13-15]等。其中,小波变换因其具有良好的时域和频域局部分析特性成为图像融合领域中最常用的一种多尺度分析方法^[16]。但是,由于2维小波基具有的方向有限,只能捕获到有限的方向信息,导致不能有效地描述图像的轮廓和方向纹理特征^[17]。Candès和Donoho^[18]于1999年提出的第1代Curvelet变换克服了小波变换的不足。第1代Curvelet变换以边缘为基本表示元素,并且具有各向异性和很强的方向性,非常有利于图像边缘的高效表示;减少了含奇异曲线的光滑函数的非线性逼近误差^[18]。第1代Curvelet变换是一种多分辨、带通、具有方向性多尺度分析方法,符合生理学研究指出的“最优”的图像表示方法应该具有的特征。之后,Candès等人于2002年提出第2代Curvelet变换^[19]并在2005年对第2代Curvelet变换进行了改进,提出2代Curvelet变换的快速离散实现方法即快速离散Curvelet变换(FDCT)^[20]。这一方法对于原离散实现方法来说更加简单、快速,并大大减少了冗余^[20]。

在基于多尺度变换的图像融合过程中,融合规则的选定是影响融合效果的另一重要因素。对于低频系数,最常用的方法是平均法,但是这种方法容易使源图像低频系数中的部分有用信息丢失,在一定程度上降低了融合图像的对比度。对于高频系数,一般认为绝对值越大的系数,拥有越明显的细节信息,由文献[21]可知,这种方式容易造成融合系数的误选。在文献[22]中,李晖晖等人提出的FDCT方法所使用的融合规则为低频使用平均法,高频使用绝对值取大的融合方案。但是这种方法由于融合规则的缺陷,导致无法最优地选取源图像中的有用信息。

为克服以上融合算法的缺陷,结合局部能量的思想,提出一种基于FDCT变换的图像融合新方法。该方法首先对源图像进行FDCT分解;然后通过构建的基于局部能量的低频系数融合规则和基于改进拉普拉斯能量和(SML)的高频系数融合规则进行系

数融合;最后,对得到的融合系数进行重构得到融合图像。实验结果表明,融合图像无论从主观和客观评价上都能得到很好的效果。

1 快速离散 Curvelet 变换

为解决第1代 Curvelet 变换实现过程中的复杂性和高冗余度等问题。Candès 和 Donoho 提出了第2代 Curvelet 变换理论,即快速 Curvelet 变换理论。第2代 Curvelet 是对第1代 Curvelet 的一种改进,但其构造思想与第1代 Curvelet 截然不同,第1代 Curvelet 的思想是通过足够小的分块将曲线近似为每个分块中的直线后利用 Ridgelet 理论分析其特性^[18],而第2代 Curvelet 无需运用 Ridgelet,是在频率域分解后利用局部傅里叶变换完成的。相对与第1代 Curvelet,第2代 Curvelet 变换具有概念简洁、运算速度快、冗余度小等优点^[19]。

第2代 Curvelet 有两种实现方法,分别是基于非均匀采样快速傅里叶变换(FDCT_USFFT)和基于特殊选择的傅里叶采样的卷绕(FDCT_Wrap)。本文使用的融合算法是在基于 FDCT_Wrap 的方法上实现的。FDCT_Wrap 的核心思想是围绕原点 Wrap,意思是在具体实现时对任意区域,通过周期化技术一一映射到原点的仿射区域。这一方法是在 FDCT_USFFT 的基础上增加 Wrap 步骤,实现过程如下:

对于给定图像进行2维快速傅里叶变换(FFT),得到傅里叶频率函数表示为

$$\hat{f}[n_1, n_2], \frac{-n}{2} \leq n_1, n_2 \leq \frac{n}{2} \quad (1)$$

式中, $\hat{f}[n_1, n_2]$ 为经过2维FFT得到的傅里叶频率函数, n 为方形图像的边长大小。在 $\hat{f}[n_1, n_2]$ 中对每一对尺度,角度 (j, l) 组合得到新的取样函数表示为

$$\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l], (n_1, n_2) \in P_j \quad (2)$$

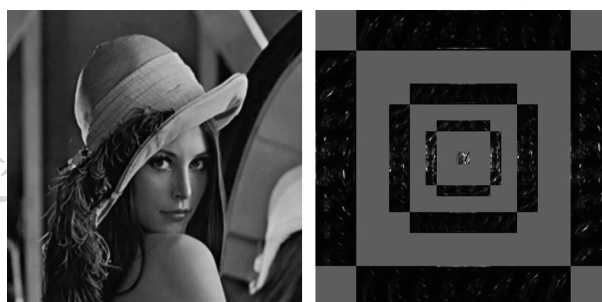
式中, $P_j = \{(n_1, n_2) : n_{1,0} \leq n_1 \leq n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 \leq n_{2,0} + L_{2,j}\}$ $(n_{1,0}, n_{2,0})$ 是矩形框的最左下角点的坐标, $L_{1,j}, L_{2,j}$ 分别是表示窗函数 $\hat{U}_j[n_1, n_2]$ 的支撑区间的长宽分量。

将取样函数 $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l]$ 与窗函数 $\hat{U}_j[n_1, n_2]$ 相乘便可得

$$\hat{f}[n_1, n_2] = \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \hat{U}_j[n_1, n_2] \quad (3)$$

围绕原点 Wrap 局部化 $\hat{f}[n_1, n_2]$ 。最后对 $\hat{f}_{j,l}$

进行2维FFT逆变换得到离散的FDCT系数集合 $\{C_{j_0}(x, y), C_{j,l}(x, y)\} (j \geq j_0)$ 。Lena 图像及其经5层FDCT分解后所有子代系数组成的图像如图1所示,在FDCT系数图像的中心存储的是低频(粗尺度)系数,而高频(细尺度)系数则存储在笛卡儿同心光环上,越外层的环对应的频率越高。



(a) 原始图像 (b) FDCT分解系数图

图1 原始图像及FDCT分解系数图

Fig. 1 The original image and FDCT decomposition coefficient graph

FDCT 只有在其逼近基和奇异性特征重叠时才有较大的系数。在图像中,明显的特征如曲线、边缘、轮廓和区域等,在FDCT域中则表现为变换子代系数值的大小,尤其是图像的纹理、边缘等细节特征在FDCT域中表现为少数较大值的高频系数,也就是说FDCT域中值较大的高频系数包含了更多的纹理、边缘等信息。相对于小波,FDCT有更好的稀疏表达能力,变换后能量也更集中。所以将FDCT用于图像融合能更好地提取各波段图像特征,获取更多的信息。

2 本文融合方法

在基于多尺度变换的图像融合过程中,融合规则的设计是决定融合效果的另一重要问题。结合基于局部能量和基于SML的低频和高频融合规则,构建了一个新的基于FDCT的图像融合算法。

2.1 低频子带的融合规则

图像经FDCT变换的低频系数,代表了源图像的近似信息,反映的是源图像的灰度信息,包含了源图像大部分能量^[22]。因此正确选择低频融合规则能够有效提高融合图像的质量,常用的方法是加权平均法,但这一方法在一定程度上降低了融合图像的对比度,造成源图像中部分有效信息丢失。由于人眼视觉系统对单个像素并不敏感,对局部邻域内

像素变化比较敏感。为考虑像素邻域之间的相关性,提出基于局部能量的融合规则来选择源图像能量更强的信息。用系数在一个 3×3 的加权窗口^[23]中的局部能量来代替系数自身的能量。

局部能量定义为

$$LE(x, y) = \sum_{m, n=-1}^1 w(m, n) C_{j_0}^2(x + m, y + n) \quad (4)$$

式中, $C_{j_0}(x, y)$ 表示源图像 A 或 B 在 j_0 层的低频系数, $w(m, n)$ 为窗口加权矩阵, 表示为

$$w(m, n) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

本文提出的低频融合方案描述为

$$C_{j_0}^F(x, y) = \begin{cases} C_{j_0}^A(x, y) & LE_{j_0}^A(x, y) > LE_{j_0}^B(x, y) \\ C_{j_0}^B(x, y) & LE_{j_0}^A(x, y) < LE_{j_0}^B(x, y) \\ 0.5 \times (C_{j_0}^A(x, y) + C_{j_0}^B(x, y)) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $C_{j_0}^F(x, y)$ 、 $C_{j_0}^A(x, y)$ 和 $C_{j_0}^B(x, y)$ 分别表示融合图像 F、源图像 A 和 B 的低频子带系数。

2.2 高频子带的融合规则

图像经 FDCT 分解的高频子带主要包括图像的纹理和边缘等细节信息。这些信息通常表现为绝对值或模值较大的系数。所以最常用的高频融合规则是绝对值取大法。但这一方法忽略了像素邻域之间的相关性。而且这种方法对噪声比较敏感, 容易将噪声误认为是有用信息选入融合图像中。因此, 选择一个适当的高频融合规则, 可以保留更多细节纹

理信息。拉普拉斯能量和 (EOL) 可以用来分析图像的高频和图像边缘信息。然而, 由于 2 阶导数具有水平和垂直两个方向, 两个方向的值会相互影响^[24]。Nayar 等人^[24] 提出 SML 用二阶导数的绝对值代替实际值。由文献[17]可知, 相比 EOL, SML 具有更恰当表征图像的像素变化以及图像细节信息的含量的能力。因此, 本文采用基于 SML 取大的方法作为 FDCT 域的高频融合规则。SML 定义为

$$SML_{j,l}(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N ML_{j,l}(x + m, y + n) \quad (7)$$

式中, $(2M+1)(2N+1)$ 为窗口大小, $ML_{j,l}(i, j)$ 表示离散形式的拉普拉斯, 其定义为

$$ML_{j,l}(x, y) = |2C_{j,l}(x, y) - C_{j,l}(x - s, y) - C_{j,l}(x + s, y)| + |2C_{j,l}(x, y) - C_{j,l}(x, y - s) - C_{j,l}(x, y + s)| \quad (8)$$

式中, s 为系数或像素间的可变间距。 $C_{j,l}(x, y)$ 表示图像经过 FDCT 分解后的高频子带位于 (x, y) 的系数值。

本文基于 SML 的高频融合方案描述为

$$C_{j,l}^F(x, y) = \begin{cases} C_{j,l}^A(x, y) & SML_{j,l}^A(x, y) \geq SML_{j,l}^B(x, y) \\ C_{j,l}^B(x, y) & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $C_{j,l}^F(x, y)$ 、 $C_{j,l}^A(x, y)$ 和 $C_{j,l}^B(x, y)$ 分别表示融合图像 F、源图像 A 和 B 在尺度 j , 方向 l 下高频子带系数。

2.3 图像融合总体框架

设计出低频和高频系数融合规则后, 本文提出的基于 FDCT 的图像融合方法的框架如图 2 所示。具体融合步骤如下:

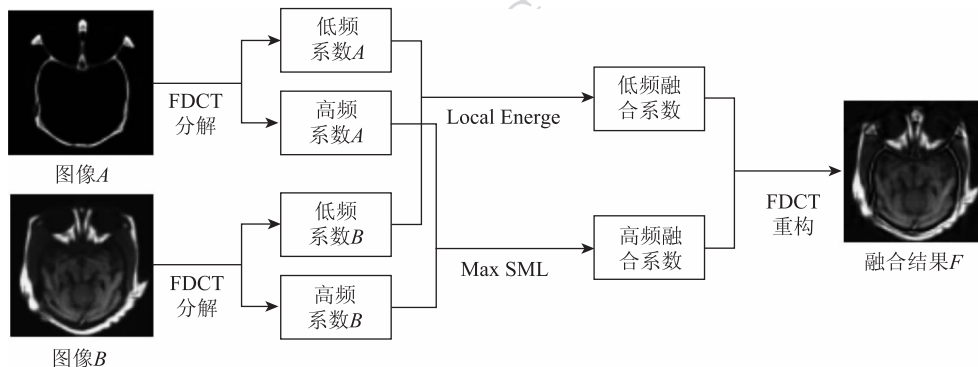


图2 提出的图像融合方法的框架

Fig. 2 The framework of the proposed image fusion technique

1) 对预处理后的源图像 A 和 B 分别进行 FDCT 分解。源图像 A 和 B 分解后得到的 FDCT 不同频带的分解系数分别为 $\{C_{j_0}^A(x, y), C_{j,l}^A(x, y)\}$ 和 $\{C_{j_0}^B(x, y), C_{j,l}^B(x, y)\}$ ($j \geq j_0$), 其中 $C_{j_0}^A(x, y)$ 、 $C_{j_0}^B(x, y)$ 为低频子带系数, $C_{j,l}^A(x, y)$ 、 $C_{j,l}^B(x, y)$ 为 j 尺度下第 l 个方向的高频子带系数。

2) 运用基于局部能量和基于 SML 的融合规则分别对分解后的低频子带和高频子带进行系数融合得到融合系数 $\{C_{j_0}^F(x, y), C_{j,l}^F(x, y)\}$ 。

3) 采用 FDCT 逆变换对步骤 2) 中得到的融合系数进行重构, 即可得到融合图像 F 。

3 实验结果及分析

3.1 融合质量评价

衡量融合图像质量的方式通常包含主观评价和客观评价两类。主观评价依赖于人的视觉特性以及观察者的专业知识, 所以不仅评价资源耗费大、缺乏通用性, 而且当算法性能提升不明显时, 主观评价很难达到满意的效果。客观评价通常由计算机自动完成, 比较容易操作且不同的评价指标从不同方面反映图像的质量。所以本文除了从视觉效果上评价融合结果外, 还引入了文献中广泛使用的 5 种客观评价指标来评估本文提出的图像融合算法的性能。

1) 均值。均值是图像的像素平均值, 可以反映图像的平均亮度。其值越大, 则说明融合图像的视觉效果更好。公式为

$$\hat{\mu} = \frac{1}{M_0 \times N_0} \sum_{x=1}^{M_0} \sum_{y=1}^{N_0} F(x, y) \quad (10)$$

式中, $F(x, y)$ 表示融合图像在 (x, y) 点的灰度值, $M_0 \times N_0$ 表示图像大小。

2) 标准差。标准差^[12]用来反映灰度相对于灰度均值的离散程度。其值越大, 表示融合图像的灰度级分布越分散, 则融合算法的性能越好。其公式为

$$\sigma = \left\{ \frac{1}{M_0 \times N_0} \sum_{x=1}^{M_0} \sum_{y=1}^{N_0} [F(x, y) - \hat{\mu}]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

3) 熵。熵^[25]的大小可以反映融合图像包含信息量的多少。其值越大则融合算法的性能越好。其定义为

$$E = - \sum_{g=0}^{255} P(g) \log_2 P(g) \quad (12)$$

式中, $P(g)$ 表示灰度值为 g 的像素数与图像像素总

数的比值。

4) 均方根误差。均方根误差^[12] (RMSE) 可以用来反映融合图像和理想图像的标准偏差, 其值越小, 表示融合图像与理想图像中的偏差越小, 即融合算法的性能越好。其表达式为

$$\text{RMSE} = \left\{ \frac{\sum_{x=1}^{M_0} \sum_{y=1}^{N_0} [R(x, y) - F(x, y)]^2}{M_0 \times N_0} \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

式中, $R(x, y)$ 为标准图像在 (x, y) 点的灰度值。

5) 边缘信息保持度。边缘信息保持度^[26] ($Q^{AB/F}$) 评价指标是由 Xydeas 和 Petrovic 提出的, 它较好地反映了待融合图像传递到融合图像边缘信息的多少。它的值越大, 说明转移的边缘信息越多, 则融合效果越好。其定义为

$$Q_F^{AB} = \frac{\sum_{x=1}^{M_0} \sum_{y=1}^{N_0} [Q^{AF}(x, y)w^A(x, y) + Q^{BF}(x, y)w^B(x, y)]}{\sum_{x=1}^{M_0} \sum_{y=1}^{N_0} [w^A(x, y) + w^B(x, y)]} \quad (14)$$

$$Q^{AF}(x, y) = Q_a^{AF}(x, y)Q_g^{AF}(x, y) \quad (15)$$

$$Q^{BF}(x, y) = Q_a^{BF}(x, y)Q_g^{BF}(x, y) \quad (16)$$

式中, $w^A(x, y)$ 和 $w^B(x, y)$ 分别表示源图像 A 和 B 的边缘强度, $Q_a^F(x, y)$ 和 $Q_g^F(x, y)$ 分别表示融合图像 F 相对于源图像 A 或 B 的边缘方向和强度的保留度。

3.2 图像融合实验

为验证本文提出的融合算法的准确性和鲁棒性, 对 4 类图像进行融合实验。所采用的图像数据集都是图像融合中被广泛运用的图像类型。其中, 第 1 类为人工多聚焦图像, 如图 3; 第 2 类为医学多模态图像, 一共 4 组, 如图 4(a); 第 3 类为红外与可见光图像, 一共 4 组, 如图 4(b); 第 4 类为多聚焦图像, 一共 4 组, 如图 4(c)。分别采用另外 5 种融合方



图3 人工多聚焦图像

Fig. 3 Artificial multi-focus images

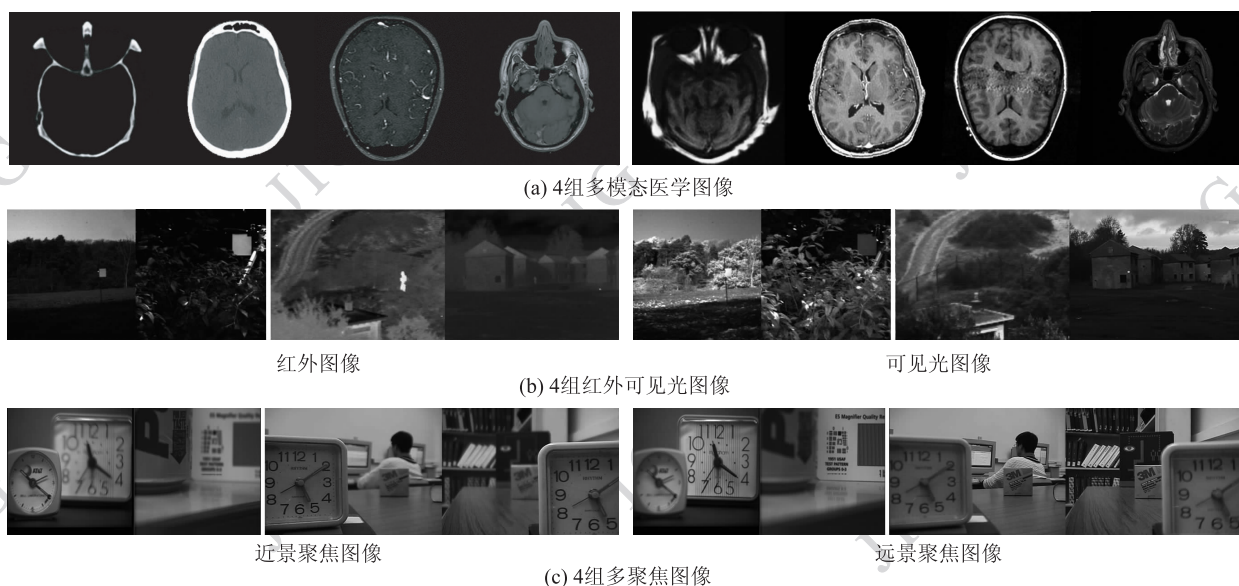


图4 图像融合实验数据

Fig. 4 Experimental data used for evaluation purposes

法与本文方法对上述图像进行融合对比实验。前4种融合算法分别为像素平均法、GP变换法、小波变换法和FDCT法,其中,GP变换法、小波变换法和FDCT法的融合规则均采用常用的高频取绝对值最大、低频取平均的方法,其中GP变换、小波变换为3层分解,小波变换的基为DB4,基于FDCT和本文融合方法的分解层数均为5层^[22]。第5种对比方法为文献[27]提出的一种基于双边滤波的图像融合方法。

第1组实验,选用人工多聚焦图像组Lena进行了融合实验来初步验证算法的有效性。图5给出了6种不同算法所获得的融合结果。其中,像素平均法所得的融合图像(图5(a))的对比度较低,视觉效果相比其他融合图像较差。其他方法得到的融合图像很难从视觉上直接判断出优劣。图6给出了不同的融合方法与标准图像的RMSE,由图6可以看出,本文方法所得的融合图像的RMSE最小,也就是说本文方法所获得的融合结果与标准图像最接近,相比其他方法,本文方法达到了更好的融合效果。

图7为不同融合方法所获得的融合结果的其他客观指标对比。由图7可以看出,本文方法所得的融合结果的指标都是最大的,即本文方法的效果最好。通过图6、图7还可以发现,综合比较5种评价指标

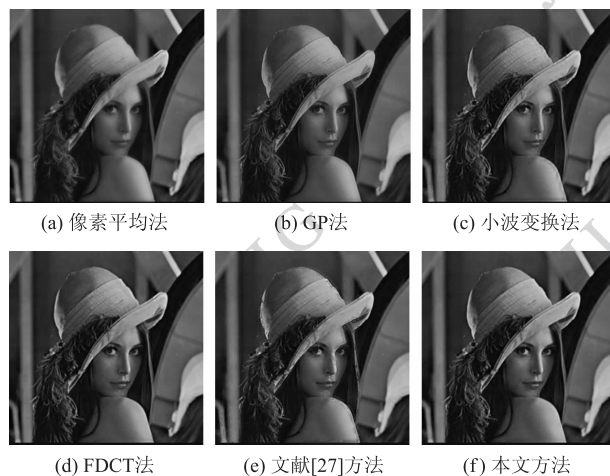


图5 不同方法所获得的图像对Lena的融合结果

Fig. 5 The artificial multi-focus images fusion results of different methods

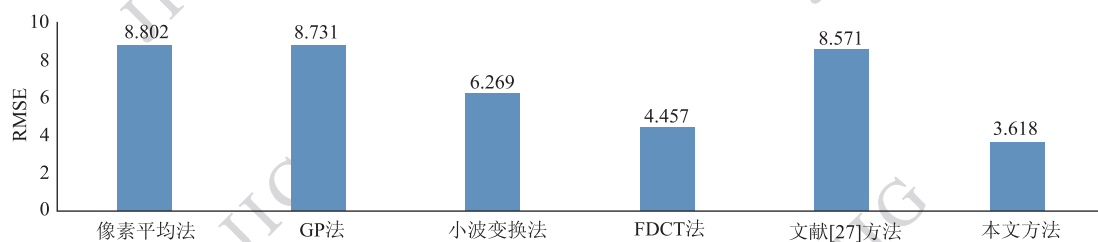


图6 不同融合方法获得的结果与标准图像的RMSE对比

Fig. 6 Comparison on the RMSE between the fusion results of different fusion methods and the standard image

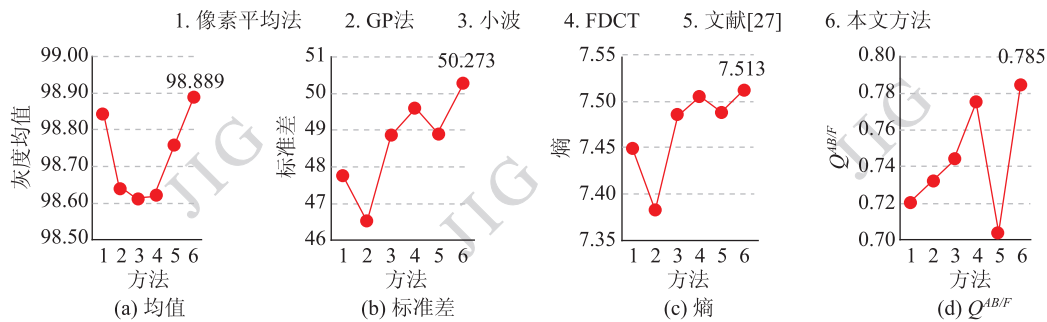


图7 不同融合方法获得的融合图像的客观指标对比

Fig. 7 Comparison on objective criteria of different methods in artificial multi-focus images

中基于 FDCT 融合算法的融合结果要明显好于基于小波变换法、GP 的融合算法的融合结果,这是因为 FDCT 相比小波变换法和 GP 变换等多尺度分析方法具有的各向异性和多方向性,可以对图像边缘的高效表示以及对奇异曲线更好的逼近效果。

第2组分别对多模态医学、红外可见光和多聚焦图像组进行实验。图8—图10为不同方法分别

对不同数据库所得到的融合图像。图11和表1表示不同图像数据库中不同融合方法所获得的融合图像和4种客观指标的对比(每个值为各图像数据库同一方法中4组融合图像的该评价指标的平均值)。观察这些融合图像,不难发现,在亮度方面,本文方法表现出了最好的效果,比如在多模态融合图像中,本文方法得到的所有4组融合图像相比其他

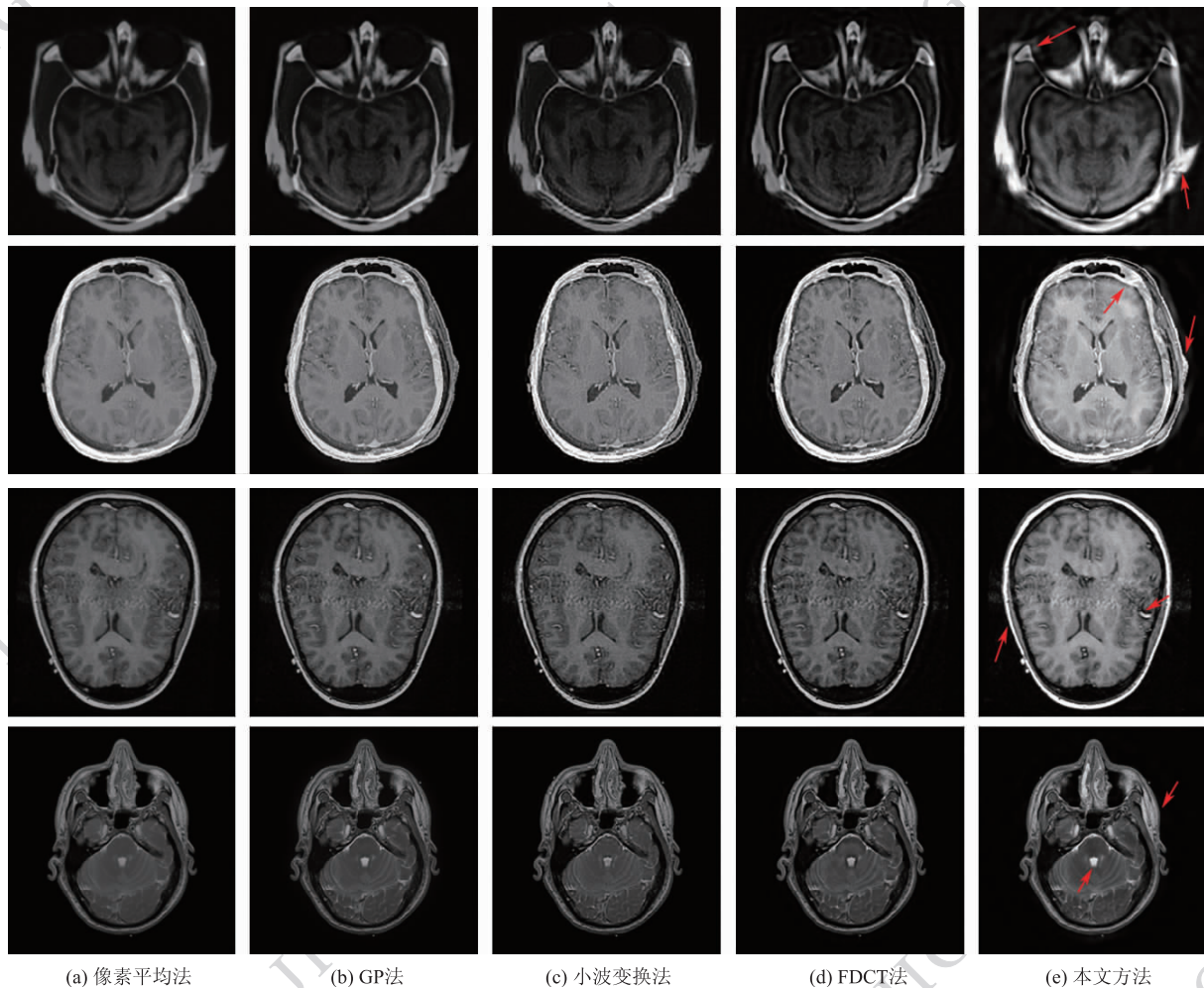


图8 不同方法所获得的4对多模态医学图像的融合结果

Fig. 8 Fusion results for multimodal medical image pairs of different methods

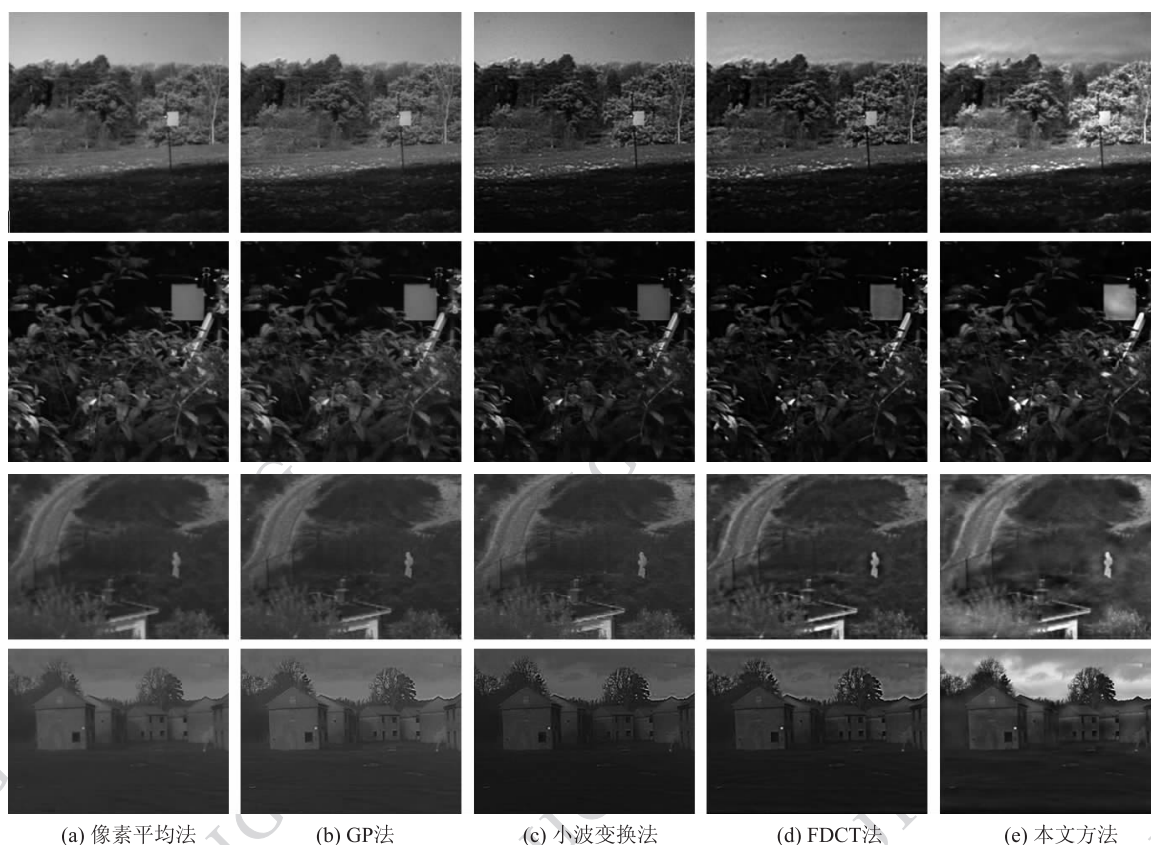


图9 不同方法所获得的4对红外与可见光图像的融合结果

Fig. 9 Fusion results for infrared-visible image pairs of different methods

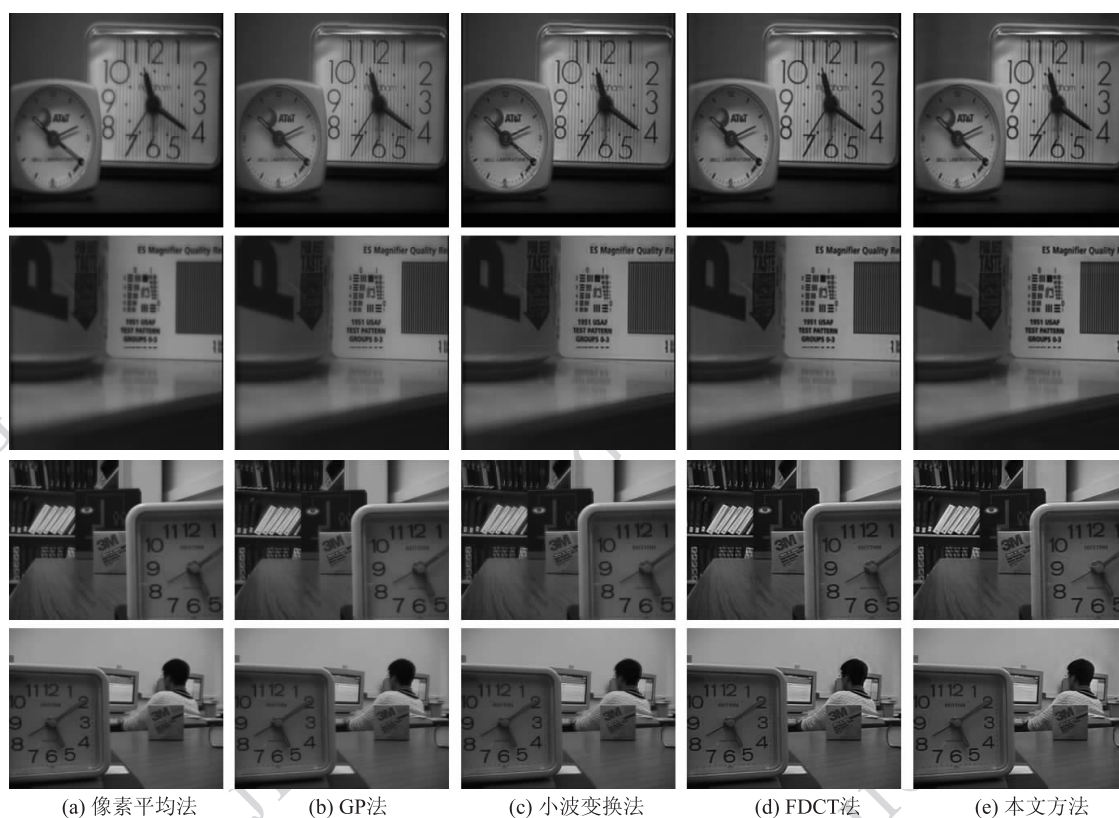


图10 不同方法所获得的4对多聚焦图像的融合结果

Fig. 10 Fusion results for multi-focus image pairs of different methods

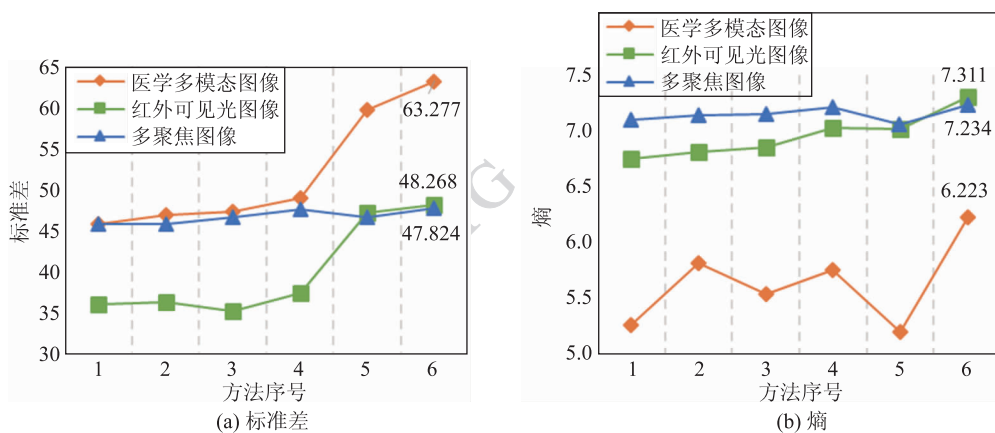


图 11 不同图像数据库用不同融合方法获得的融合图像的标准差和熵的对比

Fig. 11 Comparison on standard deviation and entropy of different fusion methods in different image pairs

表 1 不同图像数据库中不同融合方法获得的融合图像的客观指标的对比

Table 1 Comparison on other objective criteria of different fusion methods in different image pairs

图像组	评价指标	像素平均法	GP	Wavelet	FDCT	文献[27]	本文方法
医学多模态图像组	均值	42.495	43.137	42.472	42.769	51.497	59.230
	$Q^{AB/F}$	0.490	0.617	0.526	0.589	5.197	0.587
红外与可见光图像组	均值	89.948	89.763	82.743	82.774	76.803	106.058
	$Q^{AB/F}$	0.447	0.524	0.515	0.555	0.404	0.577
多聚焦图像组	均值	105.314	105.119	104.612	104.624	104.389	105.737
	$Q^{AB/F}$	0.607	0.679	0.639	0.693	0.583	0.696

方法得到的融合图像要好。这从表 1 中的均值也可以明显看出,本文方法的均值为 59.23,其他方法分别为 42.495(像素平均法)、43.137(GP)、42.472(小波变换法)、42.769(FDCT)和 51.497^[27]。尤其是在图 8 中红色箭头指向的地方,这些地方是大脑容易病变的组织,本文方法的融合效果有助于观察和判断病变的组织,对医学诊断的具有重要作用。

从图 11 和表 1 容易发现 FDCT 方法得到的融合图像的 4 种客观指标都比基于小波的融合算法的融合图像大,这是因为 FDCT 成功克服了小波变换的不足,可以更加准确地描述图像的轮廓和方向纹理特征。本文方法在这 3 组图像数据库中的融合图像均值和熵的值都是最大的,这是因为本文使用的低频融合规则可以很好的保留了源图像中能量更大的信息。另外,本文方法在 3 组图像数据库中的融合图像的 $Q^{AB/F}$ 有两组为最大,另一组也非常接近最大,这也可以说明本文算法对源图像细节和纹理特征信息的选取上比其他方法更优,这是因为本文的高频融合规则保留了更多高频系数的有效信息。此

外,本文方法在这 3 组图像数据库中的融合图像标准差的值都是最大的,这也进一步说明了本文方法整体效果较好。综上所述,无论是运用视觉的主观评价,还是客观评价标准,本文方法都优于传统的基于像素平均法、Wavelet 变换、FDCT 法及文献[27]提出的图像融合算法。

4 结 论

针对图像融合存在的主要问题,提出一种基于 FDCT 的图像融合新方法。首先,构建了源图像经 FDCT 分解后的融合规则选取方案,提出了基于局部能量的低频融合规则和基于 SML 的高频融合规则。最后,在此基础上给出了一个新的 FDCT 域图像融合方法。本文对人工多聚焦图像、4 组医学多模态图像、4 组红外图像和 4 组多聚焦图像进行实验。结果表明,本文方法对多聚焦和多模态等形式的图像融合都表现出优越的融合性能,具有很好的通用性。下一步工作将尝试把本文方法应用于彩色图像的融合。

参考文献 (References)

- [1] Bai X, Zhou F, Xue B. Edge preserved image fusion based on multiscale toggle contrast operator [J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(12): 829-839.
- [2] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [3] Miles B, Ayed I B, Law M W K, et al. Spine image fusion via graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(7): 1841-1850.
- [4] Liang J, He Y, Liu D, et al. Image fusion using higher order singular value decomposition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5): 2898-2909.
- [5] Yu N, Qiu T, Bi F, et al. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(5): 1074-1082.
- [6] Ellmauthaler A, Pagliari C L, Da Silva E A B. 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.
- [7] Liu Y, Jin J, Wang Q. Region level based multi-focus image fusion using quaternion wavelet and normalized cut [J]. *Signal Processing*, 2014, 97(4): 9-30.
- [8] Pradhan P S, King R L, Younan N H, et al. Estimation of the number of decomposition levels for a wavelet-based multiresolution multisensor image fusion [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(12): 3674-3686.
- [9] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. *Proceeding of the IEEE*, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [10] Li S T, Wang Y N, Zhang C F. Feature of human vision system based multi-focus image fusion [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(12): 1699-1701. [李树涛, 王耀南, 张昌凡. 基于视觉特性的多聚焦图像融合[J]. *电子学报*, 2001, 29(12): 1699-1701.]
- [11] Elbanby G, El Madbouly E, Abdalla A. Fuzzy principal component analysis for sensor fusion [C]// *Proceedings of the IEEE 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications*. Montreal, Canada: IEEE, 2012: 442-447.
- [12] Wang L, Lu D, Lv J F. Multi-focus image fusion scheme based on wavelet contrast [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(1): 145-150. [王丽, 卢迪, 吕剑飞. 一种基于小波方向对比度的多聚焦图像融合方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(1): 145-150.] [DOI:10.11834/jig.20080126]
- [13] Aiazzi B, Alparone L, Barducci A, et al. Multispectral fusion of multisensor image data by the generalized Laplacian pyramid [C]// *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Hamburg: BRD, 1999: 1183-1185.
- [14] Petrovic V S, Xydeas C S. Gradient-based multiresolution image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(2): 228-237.
- [15] Chipman L J, Orr T M, Graham L N. Wavelets and image fusion [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. Washington D C, America: IEEE, 1995: 248-251.
- [16] Yang Y, Park D S, Huang S, et al. Medical image fusion via an effective wavelet based approach [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, 2010, 44: 1-13.
- [17] Qu X B, Yan J W, Yang G D. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized contourlet transform domain based on sum-modified-laplacian [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(5): 1203-1211. [屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 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[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(5): 1203-1211.]
- [18] Candès E J, Donoho D L. Curvelets: a surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges [R]. California: Stanford university department of Statistics, 2000.
- [19] Candès E J, Donoho D L. Recovering edges in ill-posed inverse problems; optimality of curvelet frames [J]. *The Annals of Statistics*, 2002, 30(3): 784-842.
- [20] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast discrete curvelet transforms [J]. *Muticale Modeling and Simulation*, 2006, 5(3): 861-899.
- [21] Li H F, Chai Y, Zhang X Y. Multifocus image fusion algorithm based on multiscale products and property of human visual system [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 355-361. [李华锋, 柴毅, 张晓阳. 基于多尺度积视觉特性的多聚焦图像融合算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(3): 355-361.]
- [22] Li H, Guo L, Liu H. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, 26(5): 657-662. [李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 curvelet 变换的图像融合研究[J]. *光学学报*, 2006, 26(5): 657-662.]
- [23] Guo M, Fu Z, Xi X L. Novel fusion algorithm for infrared and visible images based on local energy in NSCT domain [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(8): 2229-2235. [郭明, 符拯, 奚晓梁. 基于局部能量的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(8): 2229-2235.]
- [24] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(8): 824-831.
- [25] Zhang X, Li X, Feng Y. A new image fusion performance measure using Riesz transforms [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(3): 1427-1433.
- [26] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure [J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309.
- [27] Tian J, Chen L, Ma L, et al. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion [J]. *Optics Communications*, 2011, 284(1): 80-87.