

中国图形学象报

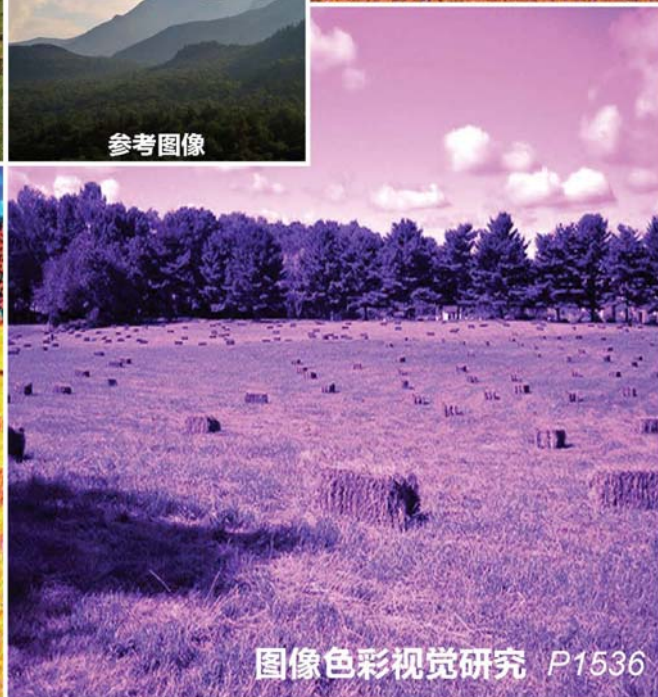
2013
11
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758 /TB



原始图像

参考图像



图像色彩视觉研究 P1536

中国图象图形学报

刊名题字：宋健 | 月刊（1996年创刊）



第18卷第11期（总第211期）

2013年11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

2013 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 010-82614429

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@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

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

综述

- 多媒体技术研究: 2012——多媒体数据索引与检索技术研究进展
中国计算机学会多媒体专业委员会 1383

图像处理和编码

- 热扩散和整体变分模型自适应调整的图像放大模型
王相海, 艾新南 1398
- 椒盐图像的方向加权均值滤波算法
李佐勇, 汤可宗, 胡锦涛, 林亚明 1407
- 3维自适应最小误差阈值分割法
刘金, 金炜东 1416
- 结构约束和样本稀疏表示的图像修复
康佳伦, 唐向宏, 任澍 1425
- 结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合
刘羽, 汪增福 1435

图像分析和识别

- 飞行时间3维相机的多视角散乱点云优化配准
张旭东, 吴国松, 胡良梅, 王竹萌, 邱维巍 1445
- 采用独立色素浓度分布分割皮损图像
徐舒畅 1452
- 基于CUDA的并行加速渲染算法
刘镇, 郝冬宁, 梅向东 1457
- 连续最大流图像分割模型及算法
杨晓艺, 王小欢, 宋锦萍 1462
- 词袋特征压缩算法比较研究
杨赛, 赵春霞 1468

图像理解和计算机视觉

- 融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D
袁红星, 吴少群, 朱仁祥, 安鹏 1478

计算机图形学

- 多风格融合的复杂森林场景自适应可视化
董天阳, 夏佳佳, 范菁 1486

遥感图像处理

- 保留结构细节的遥感海表温度图像的采样与重构
崔雪森, 杨胜龙, 伍玉梅, 戴阳, 范秀梅 1497
- 组合四相机拼接影像的颜色平衡
任超锋, 姚娜, 林宗坚 1504
- 复杂背景下多样水体遥感自动解译
夏列钢, 沈占锋, 李均力, 骆剑承 1513

“第十届全国智能CAD与数字娱乐会议”专栏

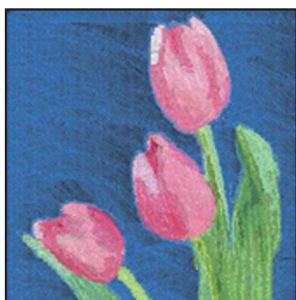
- 3D树木建模技术研究进展
谭云兰, 贾金原, 张晨, 李光耀 1520
- 网格分割的3维网格模型非盲水印算法
杜顺, 詹永照, 王新宇 1529
- 基于放缩系数和均值的多参数颜色迁移
王世亮, 徐岗, 储清林, 胡维华, 汪国昭 1536
- 基于参考图像的色粉画模拟
郑智斌, 张岩, 孙正兴, 杨克微 1542



融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D(第1478页)



网格分割的3维网格模型非盲水印算法(第1529页)



基于参考图像的色粉画模拟(第1542页)

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency(P1478)



Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation(P1529)



Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values(P1542)

Review

- Researches on multimedia technology, 2012
Multimedia data indexing and retrieval technology: a review
CCF Multimedia Technology Committee 1383

Image Processing and Coding

- Image magnification model based on adaptive adjustment of thermal diffusion and TV model
Wang Xianghai, Ai Xinnan 1398
Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise
Li Zuoyong, Tang Kezong, Hu Jinmei, Lin Yaming 1407
Three-dimensional adaptive minimum error thresholding segmentation algorithm
Liu Jin, Jin Weidong 1416
Image inpainting by structural constraints and sample sparse representation
Kang Jialun, Tang Xianghong, Ren Shu 1425
Multi-focus image fusion based on wavelet transform and adaptive block
Liu Yu, Wang Zengfu 1435

Image Analysis and Recognition

- Multi-view scattered point cloud optimization registration using a TOF camera
Zhang Xudong, Wu Guosong, Hu Liangmei, Wang Zhumeng, Di Weiwei 1445
Skin lesion segmentation by using independent pigment concentration distribution
Xu Shuchang 1452
Based on the parallel rendering algorithm in CUDA
Liu Zhen, Hao Dongning, Mei Xiangdong 1457
Image segmentation model and algorithm based on continuous max-flow approach
Yang Xiaoyi, Wang Xiaohuan, Song Jinping 1462
Comparative research on compression algorithms of bag-of-features
Yang Sai, Zhao Chunxia 1468

Image Understanding and Computer Vision

- Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency
Yuan Hongxing, Wu Shaoqun, Zhu Renxiang, An Peng 1478

Computer Graphics

- Adaptive visualization of multi-style composition for complex forest scene
Dong Tianyang, Xia Jiajia, Fan Jing 1486

Remote Sensing Image Processing

- Structural detail-reserving method of sampling and reconstruction of remote sensing SST image
Cui Xuesen, Yang Shenglong, Wu Yumei, Dai Yang, Fan Xiumei 1497
Color balancing of the stitched images of a combined four-head camera
Ren Chaofeng, Yao Na, Lin Zongjian 1504
Automatic interpretation of diverse water bodies from remotely sensed images in complex background
Xia Liegang, Shen Zhanfeng, Li Junli, Luo Jiancheng 1513

Issum of CIDE' 2013

- Survey on Virtual 3D Tree Modeling Technologies
Tan Yunlan, Jia Jinyuan, Zhang Chen, Li Guangyao 1520
Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation
Du Shun, Zhan Yongzhao, Wang Xinyu 1529
Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values
Wang Shiliang, Xu Gang, Chu Qinglin, Hu Weihua, Wang Guozhao 1536
Image-based pastel simulation
Zheng Zhibin, Zhang Yan, Sun Zhengxing, Yang Kewei 1542

中图法分类号: TP911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)11-1435-10

论文引用格式: 刘羽,汪增福. 结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(11): 1435-1444. [DOI: 10.11834/jig.20131106]

结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合

刘羽¹, 汪增福^{1,2}

1. 中国科学技术大学自动化系, 合肥 230027; 2. 中国科学院合肥智能机械研究所, 合肥 230031

摘要: 提出一种基于小波变换和自适应分块相结合的多聚焦图像快速融合算法。该算法以小波变换为框架, 对小波低频系数采用自适应尺寸分块的方法进行融合, 图像块的大小由差分进化算法优化求解, 然后对此低频融合结果进行精细化处理, 得到一幅能精确到每个系数来源的标签图, 再利用局部小波能量与该标签图相结合的方法对小波高频系数进行融合, 最后重构得到融合结果。实验结果表明, 该算法的融合结果在主观视觉效果和客观评价准则两方面均可以接近甚至达到图像融合领域的最好水平, 且在提高融合质量和降低运算代价间取得了较好的折衷。

关键词: 多聚焦图像融合; 小波变换; 差分进化算法; 聚焦程度测量

Multi-focus image fusion based on wavelet transform and adaptive block

Liu Yu¹, Wang Zengfu^{1,2}

1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China

Abstract: A new fast fusion algorithm for multi-focus images based on wavelet transform and adaptive block is proposed in this paper. The proposed algorithm is implemented under the framework of wavelet transformation. For the low frequency coefficients, an adaptive block-based fusion technique is applied, where the optimal block size can be calculated by using differential evolution algorithm. Moreover, a pixel-level label map, which can accurately indicate the origin information of each pixel, is obtained by refining the above low-frequency fusion-result. On the other hand, the high frequency fusion task is completed by combining the local wavelet energy based rule with the information offered by the label map. Finally, the fused image is obtained by performing the inverse wavelet transform. Experimental results demonstrate that the performance of the proposed method is comparable with the state-of-the-art methods on both subjective visual perception and objective evaluation criteria. Furthermore, the proposed algorithm can achieve a good balance between improving the fusion quality and reducing the computational cost.

Key words: multi-focus image fusion; wavelet transform; differential evolution algorithm; focus measure

0 引言

图像融合是一种综合利用同一场景不同来源的

多幅源图像的互补信息, 获取该场景更为准确、全面和细致描述的图像处理技术, 在地球科学、医学、航空航天以及计算机视觉等领域都有着广泛的应用。它可以有效地提高图像系统输入信号的质量, 从而

收稿日期: 2013-03-06; 修回日期: 2013-04-27

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(60875026); 中央高校基本科研业务费(WK2100100020); 安徽省科技专项(11010202192)

第一作者简介: 刘羽(1988—), 男, 中国科学技术大学自动化系在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、图像融合、计算机视觉。

E-mail: liuyul@mail.ustc.edu.cn

提高系统的性能,且成本较低,降低了对硬件的要求。

一台聚焦后的摄像机,一般只能获取其景深范围内目标的清晰成像,多聚焦图像融合是解决此问题的一个重要方法。它对两幅以上的局部聚焦图像进行处理,提取各自清晰区域的相关信息,并重构一幅全聚焦图像,它是图像融合研究工作的一个重要组成部分。多聚焦图像融合算法一般可以分为两大类:变换域法和空域法。

变换域法主要是指基于多分辨率分析(MR)的方法^[1],包括金字塔变换法、小波变换法,以及基于多尺度几何变换的方法等。由于人类视觉系统是以多分辨率的方式处理信息的,故MR方法的一大优点是符合人类的视觉特性。小波变换法在这类方法中最为经典,离散小波变换(DWT)具有良好的空域频域局部性,算法效率很高,但主要缺点是不具有平移不变性,在源图像没有严格配准的情况下融合结果显著变差。除DWT外,平稳小波^[2]、复小波^[3]、双树复小波^[4]等多分辨率分析理论也都被用于图像融合,取得了不错的效果。此外,近些年发展起来的一些多尺度几何分析理论也被用于图像融合的研究中,如Curvelet^[5]、Contourlet^[6]、NSCT^[7-8]等,多尺度几何变换相比于传统小波变换具有多方向性的优势,可以得到更好的融合结果,此类方法中NSCT最为成功,相比于Contourlet,它以冗余度换取平移不变性,融合结果的吉布斯现象弱,但这类方法的一个缺陷是分解和重构都很耗时,算法效率较低。值得提出的是,信号的稀疏表示理论近年来广泛地应用于各类图像处理问题中,取得了巨大成功,有学者也提出了基于稀疏表示的图像融合方法^[9],其结果超越了以往多种优秀方法,已经成为变换域方法中一个新的研究方向。

空域法是多聚焦图像融合的另一大类研究方法,又可以继续分为基于像素的方法和基于区域的方法。其中,基于区域的方法可以克服基于像素的方法对噪声、误配准敏感等诸多缺点,同时可以利用图像本身的内容信息指导融合,成为研究主流。它的一般框架是首先对图像进行分块或分割,得到多个区域,再对每个区域进行一定准则意义下的聚焦程度测量(focus measure),最后按照相应的策略实现融合。首先被提出的空域分块融合方法^[10]是将源图像直接进行固定尺寸分块,其融合结果往往优于传统小波变换法,但是分块的尺寸对融合结果影

响很大,固定尺寸地分块没有利用图像的内容信息,容易产生较强的块效应现象。于是有学者提出了自适应尺寸的分块方法^[11-12],通过智能优化方法计算出一定准则意义下分块的最优尺寸,其优点是间接地利用了图像的内容信息,融合效果优于任意分块的算法,但是计算量大,算法效率低,块效应也仍然存在。基于图像分割的融合算法^[13]对区域的划分更加灵活,可以更充分地利用图像的内容信息,但是图像分割本身就是一个难题。需要指出的是,基于区域的融合方法对整块区域进行相同的处理,这是不够精细的,会在不同区域的边界处存在误差,导致较强的边界效应。

此外,基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的融合方法是近年来的另一研究热点^[14-16],PCNN是依据哺乳动物生理特性提出的新一代人工神经网络模型,已被广泛应用于图像处理领域。在图像融合中,PCNN可以直接作用于空域像素,也可以作用于变换域系数空间中,如NSCT-PCNN方法,它在图像融合研究中取得了不错的结果,但算法效率较低,难以实用。

在综合考虑融合效果和计算效率的情况下,提出了一种简单高效,且不牺牲融合结果质量的算法。算法将多分辨率分析和区域自适应分块这两类方法相结合,具有以下几个特点:

1)算法以小波变换为框架,对小波系数采用空域法中基于区域的方式进行处理,保持各自方法的优势,既符合人类视觉特性,块效应现象弱,又能一定程度上克服小波变换不具有平移不变性从而对不严格配准区域融合结果差的缺点;

2)算法只对小波低频系数使用自适应尺寸的分块方法进行融合,更为高效实用;

3)算法对低频系数的初始融合结果进行精细处理,克服了传统分块方法在清晰模糊边界处仍整块处理而过于粗糙的缺点,最终可以得到一幅能精确到每个像素的来源标签图,并且该来源标签图可以辅助高频系数的融合;

4)算法对于高频系数的融合采用局部小波能量与上述来源标签图相结合的决策方式,更加准确合理。

1 算法框架

为了方便且不失一般性,仅讨论两幅局部聚焦

图像的融合问题。算法流程图如下图1所示,主要包括以下5个步骤:

1) 小波分解 对两幅配准好的局部聚焦源图像进行离散小波分解。

2) 低频初始融合 对小波低频系数,利用文献[12]中的自适应尺寸的分块方法进行融合,差分进化算法用于求解块的最优尺寸。

3) 低频精确融合 根据低频初始融合结果中的每个图像块的来源,将每幅源图像的所有图像块分为A块、B块和边界块3类。通过对边界块的每个像素进行精细判断,得到一幅精确到像素的来源标签图,据此修正低频融合结果。

4) 高频融合 对小波高频系数,将步骤3)中得到的来源标签图与基于局部窗口小波能量的方法相结合,实现融合。

5) 小波重构 将步骤3)中的低频融合结果和步骤4)中的高频融合结果进行小波重构,得到融合图像。

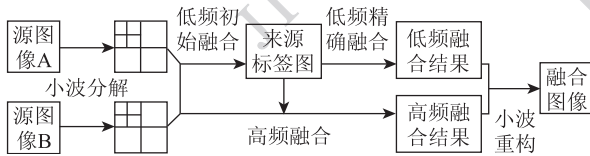


图1 算法框架图

Fig. 1 Schematic diagram of our algorithm

2 算法实现细节

2.1 低频初始融合

设两幅源图像A和B进行小波分解后得到各自的低频分量为 L_A 和 L_B ,高频分量为 H_A 、 H_B 。对低频系数 L_A 和 L_B 使用基于差分进化算法的自适应尺寸分块融合算法^[12],得到初始融合结果,下面简要介绍此过程涉及的相关内容。

2.1.1 差分进化算法

差分进化(DE)算法是一种类似于遗传算法的智能优化算法,可用于解决非线性不可微连续空间的函数最小化问题,具有易用、稳健、全局寻优能力强等优点^[17]。算法的几种基本操作包括种群初始化、变异、交叉、选择以及边界条件处理,基本流程如下:

1) 确定算法的各个参数,包括种群数量、变异算子、交叉算子、最大进化代数等;

2) 随机产生初始种群;

3) 进行变异操作,同时注意越界处理;

4) 进行交叉操作,得到试验种群;

5) 进行选择操作,得到下一代种群,判断终止条件是否满足,如果满足结束,返回最优解,否则转步骤3)。

作为一种智能优化算法,DE算法适于求解难以解析表达的离散优化问题,而图像块大小的寻优恰好属于此类问题,且本问题往往只需寻找到一个局部最优解即可获得较好的图像融合质量。这样,一个较小规模的种群经过较少代数的进化,即可收敛到一个令人满意的解,在牺牲微小图像质量的代价下保证了算法效率。同时,相对于粒子群算法和遗传算法等智能优化算法,DE算法具有简单、鲁棒、收敛速度快、需要设置参数较少等优点^[18],已成功应用于多个领域,因此将其作为块尺寸的寻优算法。

2.1.2 聚焦程度测量

在多聚焦图像的自适应分块融合算法中,需要选取两个聚焦程度测量函数,第1个用于两个对应图像块聚焦程度的比较,第2个用于评价一幅图像的整体聚焦程度,作为差分进化算法的适应度函数。设图像为 $f(i,j)$,则常用的聚焦程度测量函数有以下几种:

1) 方差

$$V = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (f(i,j) - \bar{f})^2 \quad (1)$$

式中, $\bar{f}$ 为均值。

2) 梯度能量

$$G = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f_x(i,j)^2 + f_y(i,j)^2] \quad (2)$$

式中, $f_x(i,j)$ 、 $f_y(i,j)$ 分别是水平和垂直方向梯度。

3) 空间频率

$$F = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (3)$$

式中, F_x 、 F_y 分别是水平和垂直方向空间频率,即

$$F_x = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [f(i,j) - f(i,j-1)]^2}$$

$$F_y = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - f(i-1,j)]^2}$$

4) 改进拉普拉斯能量和

$$L = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |2f(i,j) - f(i,j-1) - f(i,j+1)| + |2f(i,j) - f(i-1,j) - f(i+1,j)| \quad (4)$$

文献[19]指出,在同等条件下,式(4)用作评价

函数得到的结果较好,但其计算速度较慢,式(2)(3)的计算速度明显快于式(4),式(1)的效果不好,速度也最慢。综合考虑融合效果和计算效率,并经实验对比,对准则函数进行如下选择:低频系数块的聚焦程度测量选用式(2),图像整体聚焦程度测量选用式(4)。

2.1.3 具体实现

低频初始融合的输入为两幅源图像的低频分量 L_A 和 L_B 。首先对 DE 算法进行初始化,得到初始种群,用于后续迭代求解。基本 DE 算法的相关参数主要包括种群个体数、交叉算子、变异算子以及最高进化代数等。这些参数根据 DE 算法的推荐值以及实验得到的经验值进行设置,实验发现,对于本问题,在变异算子取 0.5,交叉算子取 0.2 的情况下,一个个体数量为 10 的种群进化 20 代左右一般即可获得较理想的结果。算法迭代主要包含如下 3 个步骤:

1) 融合过程 对当前种群中的每个个体,根据其代表的图像块大小对 L_A 和 L_B 进行分块融合。融合准则为比较 L_A 和 L_B 中对应块的 EOG 值,取 EOG 值大的那一块作为融合结果,所有图像块处理结束后可以得到整个融合结果。计算其 SML 值作为该个体的适应度函数值,这样可以根据所有个体的适应度函数值中的最小值确定最优个体,作为优化问题的当前最优解,而该最小值即为当前最优值。

2) 进化过程 通过 DE 算法中的变异、交叉和选择等操作进化得到下一代种群。需要指出的是,该问题的优化变量是图像块尺寸 $m \times n$,表示图像块的大小是 m 行 n 列,由于 m 和 n 是一定范围内的正整数,故所求的是一个 2 维有限离散空间的优化问题。具体实现时需要对基本 DE 算法进行一定的限制和修改,一方面通过取整操作保证整个计算过程中所有个体的两个分量都是正整数,另一方面还需要进行越界检查,图像块的尺寸需要有个范围限制,因为太小会导致包含的信息不可靠,而太大会造成位于源图像清晰部分和模糊部分边界的图像块出现的可能性增加,均对融合结果有不利影响,这个范围的具体设定需要考虑 L_A 和 L_B 的空间分辨率,如果个体的任一分量超过此范围,就舍弃该个体,重新随机产生一个新个体代替。DE 算法的基本流程见 2.1.1 节,详细细节见文献[17]。

3) 迭代终止判断 对进化后的种群进行步骤 1) 中融合过程的操作,求得此时的最优解和最优值。如果连续 5 代的最优解和最优值不变,或者种

群进化代数达到预先设定的上限值,则迭代过程结束。当前种群的最优解作为最优分块尺寸,利用该最优尺寸进行分块融合得到的结果作为低频初始融合结果 L_C 。否则,种群继续进行步骤 2) 中进化过程的操作,直至满足迭代终止条件为止。

小波低频系数是由原始图像经低通滤波及下采样得到,与源图像具有相似的内容结构,但数据量大减少,因此本文算法的效率相对于空域自适应分块方法将有显著提高。

2.2 低频精确融合

由于只通过比较聚焦程度测量函数得到的低频初始融合结果并不完全可靠,所以有必要对其进行精确化处理。低频精确融合的流程如图 2 所示。

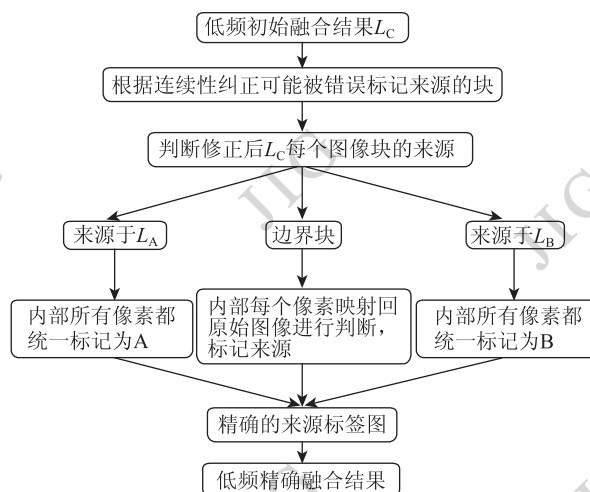


图 2 低频精确融合流程图

Fig. 2 Flow chart of low frequency accurate fusion

首先根据图像内容连续性纠正一些可能被错误标签的图像块,具体方法为:若低频初始融合结果 L_C 的一个块来源于 L_A ,而它的 4 个邻域块全部来源于 L_B ,那么认为此图像块也应该来源于 L_B ,故对其来源属性进行修改,反之亦然。进行连续性纠正后, L_C 中所有块的来源分布更加合理。

L_C 中的每一块不是来自 L_A ,就是来自 L_B 。但事实上, L_C 的所有图像块根据其空间位置应该分为以下 3 类:

1) 块内所有像素都对应属于 L_A 的清晰区域,即该块完全落在 L_A 的清晰区域内部;

2) 块内所有像素都对应属于 L_B 的清晰区域,即该块完全落在 L_B 的清晰区域内部;

3) 块内像素部分对应属于 L_A 的清晰区域,部分对应属于 L_B 的清晰区域,即块位于 L_A 和 L_B 的清

晰区域交界处。

为方便起见,将上述 3 类图像块分别称为 A 块、B 块和边界块。分类方法是:如果 L_c 中一个块的 4 个邻域块的来源不同,则将其认定为边界块,否则依据其来源判别为 A 块或 B 块,据此可以完成对 L_c 图像块的分类。

对于边界块,如果只是简单地为其确定一个整体来源显得过于粗糙,影响融合结果质量,为此,需要对边界块做精细处理,为边界块中的每个像素确定其来源。由于处理对象是低频系数,得到的最优块尺寸已经较小,如果仍在低频系数中做细分判断,就难以保证结果的可靠性。根据低频系数与原始图像像素的空间位置对应关系,将 L_A 和 L_B 中对应属于边界块位置的任意一对低频系数分别映射回其原始图像,各自得到其在原始图像中相应的一小块区域,再根据某种准则比较聚焦程度,进而判别出该低频系数的来源。

对于 A 块和 B 块,直接将其本身来源作为其内部所有像素的来源。这样就可以得到一幅精确到每个低频系数来源的标签图,这也就完成了低频系数的精确融合。该来源标签图还将对高频系数的融合起到辅助作用。

需要指出的是,按图 2 方法得到的来源标签图可能会存在较多的噪声点,通过进行 1~2 次的中值滤波作为后处理,使来源标签图更加准确合理。

2.3 高频融合

高频系数包含图像的细节信息,传统基于小波变换的融合算法主要注重的是高频系数的融合,常用的方法是通过比较一个系数的局部窗口内小波能量的大小来得到融合结果。小波能量的定义为

$$E = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W^2(i,j) / (M \times N) \quad (5)$$

式中, $W(i,j)$ 为小波系数。

在此基础上,结合利用前面得到的来源标签图,进行决策判别,可以实现高频系数的融合,融合规则为

$$H_c(i,j) = \begin{cases} H_A(i,j) & E(w_A(i,j)) > T \times E(w_B(i,j)) \text{ \& } l(i,j) = A \\ H_B(i,j) & E(w_B(i,j)) > T \times E(w_A(i,j)) \text{ \& } l(i,j) = B \\ [H_A(i,j) + H_B(i,j)]/2 & \\ \text{其他} & \end{cases} \quad (6)$$

式中, $w_A(i,j)$ 和 $w_B(i,j)$ 分别表示 H_A 和 H_B 中以像素 (i,j) 为中心的小窗口, $l(i,j)$ 表示来源标签图在 (i,j) 处的取值为 A 或 B。 T 是松弛因子,是 0 到 1 之间的常数,一般取 0.6 到 0.9 之间, T 越大表示选择条件越严格,满足准则中前两项的系数个数越少,反之同理。由融合规则可以看出, H_c 中一个高频系数的来源不仅取决于 H_A 和 H_B 对应系数邻域小波能量的大小,还取决于与来源标签图在该处的取值。

由于只存在最高分解层的像素来源标签图,在对更低层的高频系数的融合过程中,需对标签图进行插值放大。同时,不同分解层的高频系数在进行融合时,邻域窗口的大小应由所在层图像的空间分辨率决定。

3 实验与分析

本文算法在 MATLAB7.10 上实现,硬件环境为 Intel(R) Core(TM) 2, E2700, 2.53 GHz, 内存 2 GB。为了验证算法性能,实验中将多聚焦图像融合领域一些经典方法和近年来产生的一些优秀算法作为比较,其中包括 DWT 法、NSCT 法^[8]、NSCT-PCNN 法^[16]、基于差分进化算法的空域自适应分块法(以下简称为 DE-BLOCK)^[12]、基于稀疏表示的方法(以下简称为 SR)^[9]。同时,为了体现低频精确融合及来源标签图的作用,将本文算法又分成两种,第 1 种不进行低频精确融合,故无来源标签图辅助高频融合,以下称为 PROPOSED1,第 2 个进行低频精确融合,并用来源标签图辅助高频融合,以下称为 PROPOSED2。

实验中,与 DWT 相关的方法有本文算法的两种形式以及传统 DWT 法,它们均使用 Daubechies4 小波,小波分解层数根据图像空间分辨率而定,对于空间分辨率为 480×640 像素的源图像,分解层数取为 3。传统 DWT 法又分为两种方式,一是高频系数采用基于单个像素值比较的融合,二是高频系数采用基于局部窗口内小波能量比较的融合,分别称为 DWT-1 和 DWT-2,两种方式的低频系数都采用均值融合,DWT-2 算法的窗口大小为 5×5 。NSCT 法低频系数采用均值融合,高频系数采用最大值融合,NSCT 和 NSCT-PCNN 方法中 NSCT 的分解尺度均为 4 层,尺度由粗到细的方向分解个数为 4、4、8、16。为了便于比较,PCNN 的参数设置同文献[16]相同。SR 算法中图像块大小取 8×8 ,从 40 幅自然图像中随机选取 100 000 个图像块用 K-SVD 法训练得到字

典^[20],字典大小取为 256,融合规则为比较图像块稀疏系数 L_1 范数的大小。DE-BLOCK、PROPOSED1 和 PROPOSED2 这 3 种算法都使用到了 DE 算法,其基本参数设置为:变异算子为 0.5、交叉算子为 0.2、种群个数为 10、最大进化次数为 30。对于空间分辨率为 480×640 的源图像,DE-BLOCK 法中 DE 算法优化变量每个分量的限制范围均设为 $8 \sim 50$,PROPOSED1 和 PROPOSED2 法中 DE 算法优化变量每个分量的限制范围均设为 $4 \sim 14$ 。如果源图像的空间分辨率发生改变,需要对限制范围进行相应的调整。

3.1 实验数据与评价准则

首先采用两组通用的多聚焦图像 lab 集和 disk 集作为实验数据,网站^[21]中提供的全聚焦图像视觉效果较好,将其用作参考图像,图 3 所示为 lab 集和 disk 集的两幅源图像和参考图像,空间分辨率均为 480×640 。然而,一般在图像融合任务中是无法事先获得准确的参考图像的,为了更好地说明算法的有效性,还使用了更多没有参考图像的数据集作为测试数据。

对于不同算法融合结果的比较,除了主观视觉

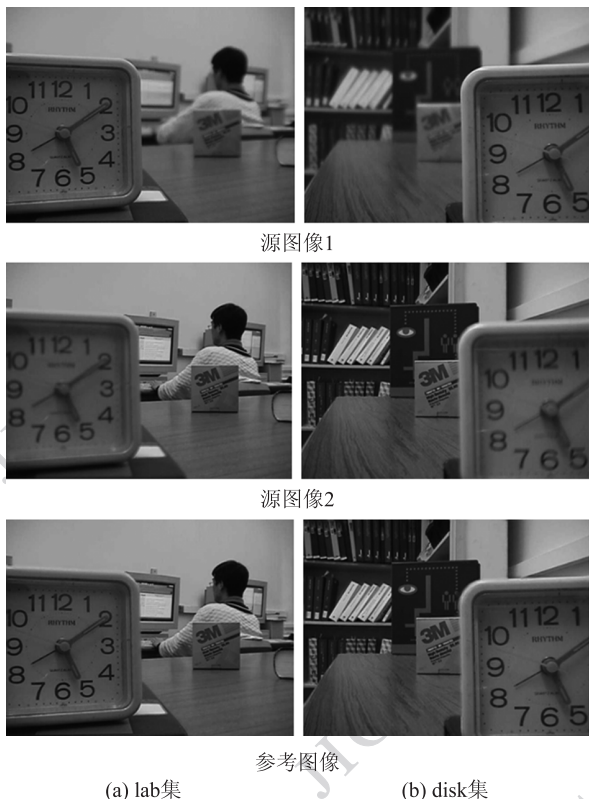


图 3 实验图像数据集

Fig. 3 Image databases for experiments

效果外,还需要借助一些客观评价准则。在没有参考图像的情况下,采用融合图像与源图像的互信息 $MI^{[22]}$ 和 Xydea 等人提出的评价指标 $Q^{AB/F[23]}$ 进行融合结果的评价。互信息用来衡量融合图像从源图像继承信息的多少,是一种基于信息论的评价方法,一般 MI 越大,融合效果越好; $Q^{AB/F}$ 是通过度量融合图像继承源图像中梯度信息的程度来评价融合结果,其取值范围是从 $0 \sim 1$,越接近 1 表示融合结果越好。在存在参考图像的情况下,除了 MI 和 $Q^{AB/F}$ 之外,还将融合图像与参考图像的峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM)^[24] 作为融合结果的评价指标。PSNR 用于衡量两幅图像所有像素的均方误差,其值越大表示两幅图像在高维欧氏空间中越接近;SSIM 用于衡量两幅图像在结构上的相似程度,由于其考虑了像素之间的相关性,是一种比 PSNR 更适于图像相似性评价的指标,取值范围是从 $0 \sim 1$,越接近 1 表示两幅图像越相似。

3.2 实验结果与分析

3.2.1 有参考图像数据集的实验结果

各类算法对于 lab 集和 disk 集的融合结果图 4 所示。整体上看,DWT-1 法和 DWT-2 法在 lab 图像中人的头部位置效果不理想,这是因为头部区域在两幅源图像中有轻微移动,没有完全配准,而小波变换不具有平移不变性。NSCT 法和 NSCT-PCNN 法的结果明显优于两种 DWT 方法,但仍然存在一定的边缘效应。DE-BLOCK 法的块效应非常明显,SR 法的结果已经比较令人满意,但也存在一定的吉布斯现象,本文两种算法在人的头部区域融合效果较好,没有明显错误。为便于观察,将 lab 图像中人的头部区域单独提取出来如图 5 所示,从中可以清楚看到各种融合方法结果的差别。

再单独比较本文两种算法,PROPOSED1 法的融合结果在图像的边界部分比较尖锐,明显不如 PROPOSED2 法的结果平滑自然。图 6 所示为 PROPOSED1 法与 PROPOSED2 法在 disk 图像中时钟边缘处的融合结果比较,可以清楚地看到这一点。

除了主观视觉效果,表 1 给出了图 4 中各种算法对 lab 集和 disk 集融合结果的客观评价指标及算法运行时间。由于其中 DE-BLOCK、PROPOSED1 和 PROPOSED2 都用到了随机优化算法,故对每组图像均运行 10 次,再求取各指标的平均值作为最终实验结果,其他 5 种算法分别运行 5 次,求取平均运行

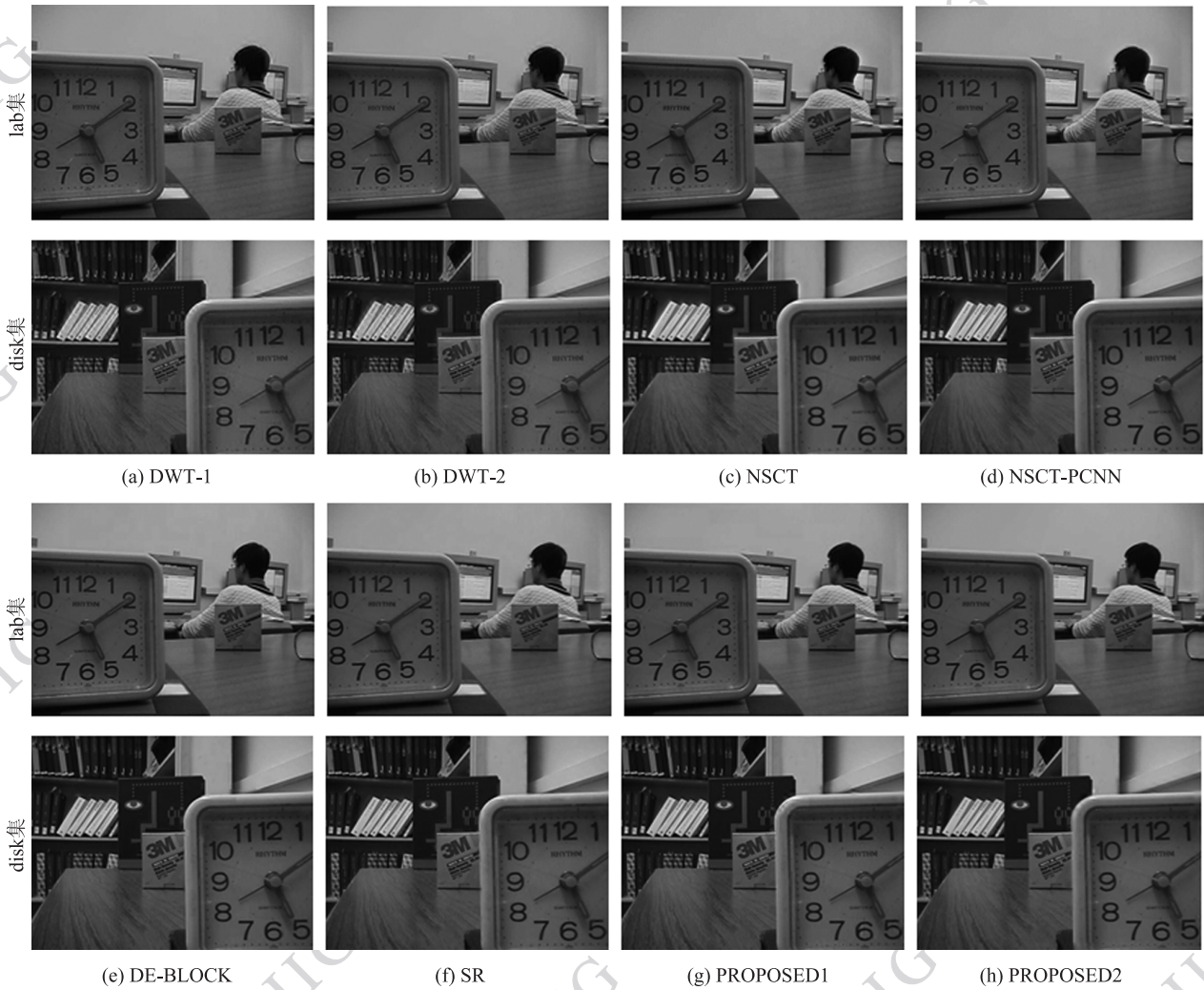


图 4 各种算法的融合结果

Fig. 4 Fusion results of above algorithm

时间。实验中发现差分进化算法用于分块尺寸的优化时,最终结果非常稳定,绝大多数情况下都能收敛到相同的最优解。

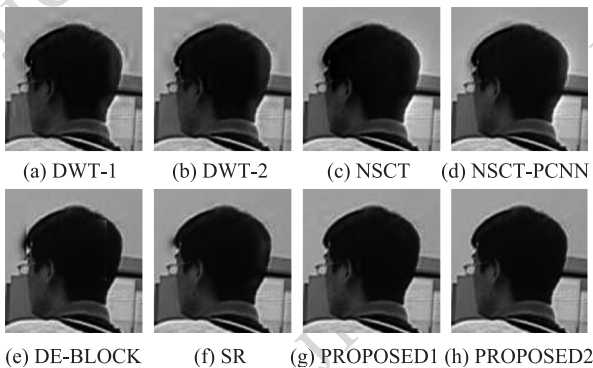


图 5 目标移动区域的融合效果

Fig. 5 Fusion results of object motion region

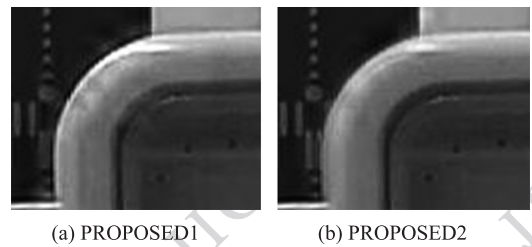


图 6 边缘处融合效果

Fig. 6 Fusion results of image edges

由表 1 可以看出,在客观评价指标方面,PROPOSED2 在 PSNR 和 SSIM 两项指标上均领先于其他各种算法,且优势比较明显;在互信息 MI 上,PROPOSED2 排在第二,落后于排在第一的 DE-BLOCK,这是因为 DE-BLOCK 直接在空域中从源图像里提取图像块,所以其 MI 与 $Q^{AB/F}$ 会明显高于其他方法,

表 1 lab disk 集的评价指标

Table 1 Evaluation criteria of the lab and disk dataset

算法	lab 集					disk 集				
	PSNR/dB	SSIM	MI	$Q^{AB/F}$	时间/s	PSNR/dB	SSIM	MI	$Q^{AB/F}$	时间/s
DWT-1	34.709 3	0.973 9	6.619 2	0.674 2	2.51	32.078 6	0.950 1	5.463 5	0.619 3	2.56
DWT-2	35.340 5	0.982 0	6.776 9	0.698 6	2.98	32.504 2	0.961 8	5.592 4	0.649 4	3.03
NSCT	35.422 8	0.984 6	6.901 1	0.715 1	1 267	32.821 0	0.962 8	5.630 8	0.665 9	1 293
NSCT-PCNN	35.722 9	0.983 7	6.962 6	0.717 0	1 314	32.981 9	0.971 0	6.031 5	0.676 7	1 356
DE-BLOCK	37.800 8	0.990 1	8.553 7	0.757 7	92.57	35.780 9	0.978 1	8.160 5	0.737 0	93.37
SR	39.752 8	0.988 6	7.871 7	0.741 8	405.1	36.273 8	0.977 6	7.089 7	0.705 3	468.3
PROPOSED1	39.863 8	0.989 1	7.644 3	0.727 6	12.42	35.320 1	0.975 3	7.009 6	0.692 4	13.43
PROPOSED2	40.413 8	0.991 8	8.215 3	0.736 2	14.14	37.267 8	0.983 2	7.366 0	0.703 6	15.20

但是前面已看出这种方法会不可避免地在融合图像中引入块效应现象,故即使其 MI 与 $Q^{AB/F}$ 较高也没有太大的实际意义,且该方法的效率明显低于 PROPOSED2;对于 $Q^{AB/F}$,在不考虑 DE-BLOCK 的情况下,PROPOSED2 仅稍微落后于 SR,差距在 0.006 以内,而明显高于其他方法,领先 NSCT-PCNN 法 0.02 左右。

在算法效率方面,基于 NSCT 的两种方法效率最低,这是因为 NSCT 分解和重构非常耗时,其次是 SR 和 DE-BLOCK,再次是本文算法,而基于 DWT 的方法效率最高。本文两种算法相比于 DE-BLOCK 在效率上提高了 6~7 倍,其中 PROPOSED2 仅比 PROPOSED1 多耗时 15% 左右,即低频精确融合过程的耗时,但结果却有了明显改善。本文算法如果使用高效的编程语言优化实现,或采用并行计算的方式,是有望达到实时水平的。

综合各项指标来看,本文算法足以和多聚焦图像融合领域的诸多优秀算法相媲美,甚至具有一定的优势,下面通过更多的实验来验证这一点。

3.2.2 更多实验结果

前已提及,图像融合任务一般事先无法获得准确的参考图像,因此下面实验的客观评价指标只使用 MI 和 $Q^{AB/F}$ 。对 10 组多聚焦图像进行实验,求取表 2 中的 4 种算法对 10 组图像的 MI、 $Q^{AB/F}$ 以及运行时间的平均值。限于篇幅,仅给出其中 8 组图像使用 PROPOSED2 法得到的融合图像,如图 7 所示。

表 2 10 组图像的评价指标均值

Table 2 Average evaluation results of 10 set of images

算法	MI	$Q^{AB/F}$	时间/s
DWT-2	5.907 6	0.667 5	1.19
NSCT-PCNN	6.443 6	0.705 8	226.2
SR	7.8515	0.740 3	79.61
PROPOSED2	7.650 6	0.724 1	6.05

由表 2 可以看出,在 MI 和 $Q^{AB/F}$ 上,本文算法对多聚焦图像的融合结果明显优于 DWT-2 法和 NSCT-PCNN 法,与可以代表当前多聚焦图像融合最高水平的 SR 法相比尚存在微小的差距,但本文算法的效率远高于 SR 法,更具有实际意义。

4 结 论

以小波变换为框架的多聚焦图像融合算法,将空域中自适应尺寸分块融合的思想用于小波低频系数融合,提高了算法效率,且尽可能地对低频融合结果进行纠正改进,减少块效应,并将低频系数来源标签图用以辅助高频系数融合。

大量对比实验结果表明,本文算法在主观视觉效果和客观评价准则两方面的水平均可以达到甚至超过当前多聚焦图像融合领域的许多优秀算法。特别是,与 NSCT-PCNN 法相比,本文算法在各方面均有较大的优势;与当前图像融合领域结果最好的 SR 法相比,差距并不明显,且效率要比其高出很多。

未来工作在于设计更加合理的融合准则,如将

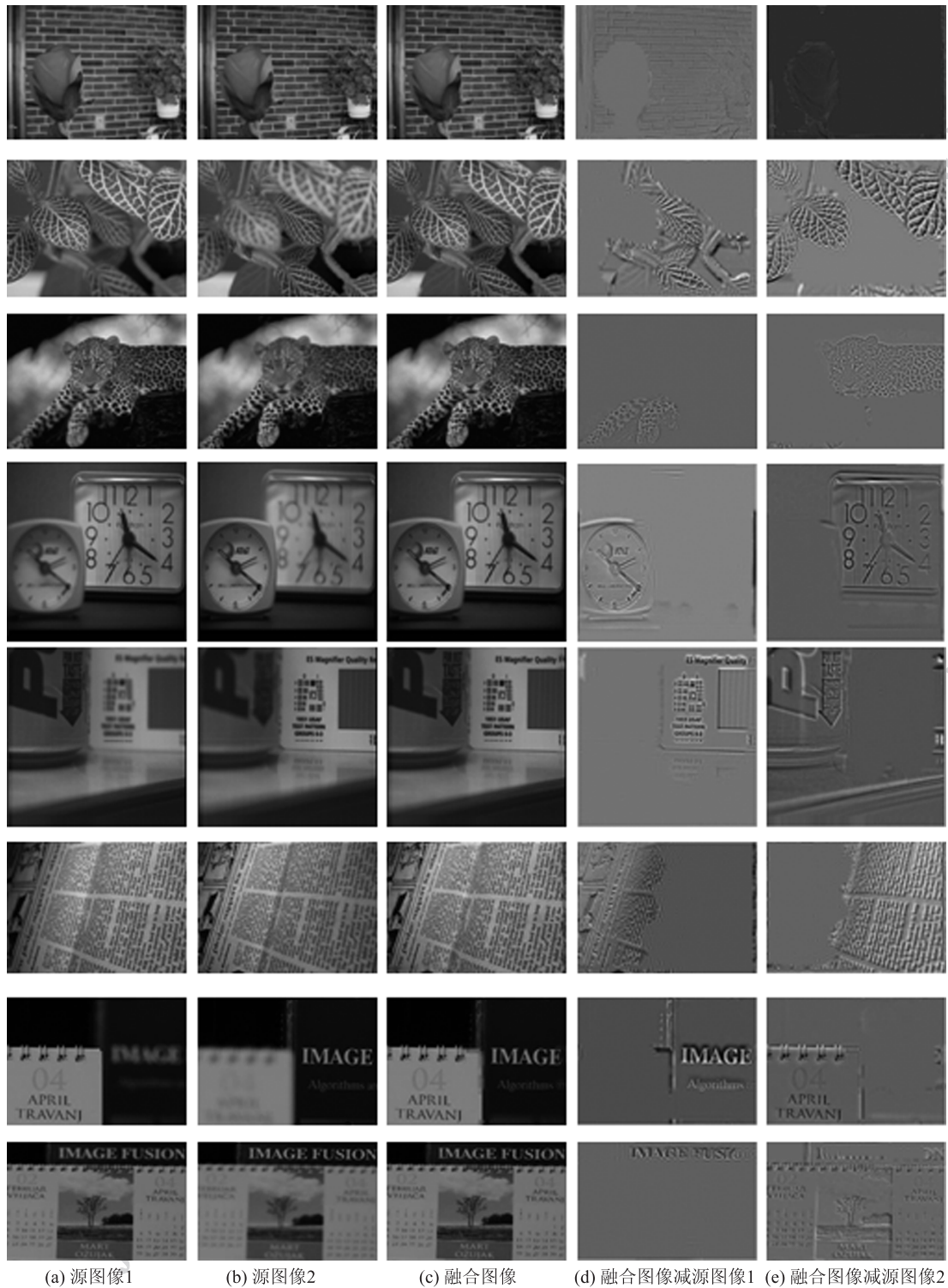


图7 本文算法的更多实验结果

Fig. 7 More experimental results of the proposed algorithm

PCNN 用于变换域系数的处理上,而不是直接利用图像块在统计意义下的聚焦程度作为判决标准。同时,更加高效地实现算法,使其可以用到实际系统当中,也是未来的目标之一。

参考文献 (References)

- [1] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion:

- from pixels to regions [J]. *Information Fusion*, 2003, 4(4): 259-280.
- [2] Rockinger O. Image sequence fusion using a shift-invariant wavelet transform [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1997: 288-291.
- [3] Ray L A, Adhami R R. Dual tree discrete wavelet transform with application to image fusion [C]//*Proceedings of the 38th South-eastern on System Theory*. Huntsville, Albania: IEEE Computer Society, 2006: 430-433.
- [4] Ioannidou S, Karathanassi V. Investigation of the dual-tree complex and shift-invariant discrete wavelet transforms on quickbird image fusion [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(1): 166-170.
- [5] Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform [J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 143-156.
- [6] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [7] Cunha L D, Zhou J P. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] Yang B, Li S T, Sun F M. Image fusion using nonsubsampled contourlet transform [C]//*Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphics*. Chengdu, China: IEEE Computer Society, 2007: 719-724.
- [9] Yang B, Li S T. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(4): 884-892.
- [10] Li S T, Kwok J T, Wang Y. Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency [J]. *Information Fusion*, 2001, 2(3): 169-176.
- [11] Kong J, Zheng K, Zhang J, et al. Multi-focus image fusion using spatial frequency and genetic algorithm [J]. *International Journal of Computing Science and Network Security*, 2008, 8(2): 220-224.
- [12] Aslantas V, Kurban R. Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(12): 8861-8870.
- [13] Li S T, Yang B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 971-979.
- [14] Huang W, Zhang L J. Multifocus image fusion using plus coupled neural network [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(9): 1123-1132.
- [15] Wang Z B, Ma Y D. Multifocus image fusion using PCNN [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 43(6): 2003-2016.
- [16] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated plus coupled neural network in nonsubsampled contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [17] Storn R, Price K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [18] Vesterstroem J, Thomsen R. A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems [C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Portland, OR, USA: IEEE Computer Society, 2004:1980-1987.
- [19] Huang W, Jing Z. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [20] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [21] Electrical Engineering and Computer Science Department. Lehigh University. Investigations of Image Fusion [EB/OL]. (2008-12-04) [2013-01-14]. http://www.ece.lehigh.edu/SPCRL/IF/image_fusion.htm.
- [22] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7): 313-315.
- [23] Xydeas C, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 306-309.
- [24] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R et al. Image quality assessment: From error measurement to structural similarity [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.