

文章编号:1001-9081(2010)10-2805-03

基于区域分割和非下采样 Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法

刘涛,张登福,何宜宝

(空军工程大学 工程学院,西安 710038)

(liu_tao864@163.com)

摘要:针对基于神经网络分割算法计算复杂、运算量大等问题,提出一种根据单焦距图像聚焦区域和失焦区域局部相对清晰度的不同进行区域分割的多聚焦图像融合算法。该算法有效结合了非下采样 Contourlet 变换(NSCT)在图像分解中的多尺度、方向性、各向异性和平移不变性等特点,利用各方向高频分量的聚类来对低频分量进行分割、融合。实验表明该算法是一种有效的多聚焦图像融合方法。

关键词:非下采样 Contourlet 变换;多聚焦图像融合;清晰度;平移不变性;区域分割

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Multi-focus image fusion algorithm based on region segmentation and nonsubsampling Contourlet transform

LIU Tao, ZHANG Deng-fu, HE Yi-bao

(College of Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China)

Abstract: Segmentation algorithm based on neural networks has high computational complexity and computation load. To resolve this problem, a multi-focus image fusion algorithm was proposed based on the different definition between the focus region and non-focus region of single focal length image. It effectively combined the multiscale, multidirection, anisotropy and shift-invariant qualities of NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT) in image decomposition, as well as segmented and fused the low-frequency with clustering of high-frequency. The results show that this algorithm is an effective method in multi-focus image fusion.

Key words: NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT); multi-focus image fusion; definition; shift-invariant; region segmentation

0 引言

图像融合算法是将两幅包含不同信息的图像融合成一幅信息量最大化的图像,以满足决策者或机器获得更多信息,做出更可靠决策的需要。图像融合算法大致可以分为三类:像素级融合、特征级融合和决策级融合^[1]。目前,大多数融合算法都是基于像素级的融合算法。像素级融合算法主要有在空域对图像直接进行融合和在变换域对图像进行融合两种方法。像素级融合算法简单,实现也比较容易,但不能很好地体现图像的轮廓和纹理特征。特征级的融合算法虽在一定程度上解决了这一问题,但其算法大多以神经网络等复杂运算提取图像特征来进行融合,因此在工程上受到一定限制。

本文主要研究多聚焦图像融合,它主要用于解决电子成像设备由于焦距限制而不能同时获得清晰的远近景物这一问题。多聚焦图像的特点决定了采取区域分割的融合算法优于直接融合的算法^[2]。本文提出了一种新的基于清晰度区域分割和非下采样 Contourlet 变换(NonSubsampled Contourlet Transform, NSCT)的多聚焦图像融合算法,该算法根据可见光图像在焦距处和非焦距处的图像相对清晰度以及 NSCT 的平移不变性和方向特性,利用图像高频系数的局部平均梯度值来确定图像的相对清晰度;然后利用两幅原图像的相对清晰度来对图像进行有效分割、融合。

1 非下采样 Contourlet 变换

小波变换由于其良好的时-频特性,在图像处理领域获得了广泛应用。但随着多尺度图像分析和图像稀疏表示的发展,小波由于不具有各项异性和方向特性而不能满足某些算法对纹理特性和方向特性的需要。Contourlet 变换结合了 Laplacian 变换的多尺度特性、无频率混叠特性和方向滤波器组的方向特性^[3],对 Laplacian 变换得到的各频带分量进行方向滤波,能充分保留图像的轮廓信息和纹理的方向特性。但是由于 Contourlet 对图像进行了多次上下采样,因此该变换不具有平移不变特性,在不连续点的邻域处理过程中会出现伪吉布斯现象导致图像失真。为了解决这一问题,Arthur L da Cunha 等学者在 2006 提出了 NSCT。NSCT 与 Contourlet 变换不同的是:NSCT 通过非下采样的金字塔尺度分解和基于非下采样方向性滤波器组的方向分解来实现。在分解和重构时不进行采样,利用 á trous 算法实现并生成一种灵活的多尺度、多方向且平移不变的图像分解算法^[3]。

2 基于清晰度和 NSCT 的多聚焦图像融合算法

现在比较成熟的融合算法大多是对图像进行多尺度分解以后,在相应的频带进行融合,常见的多尺度分解有 Laplacian 变换、小波变换、Curvelet 变换、Contourlet 变换^[4]等。图像的

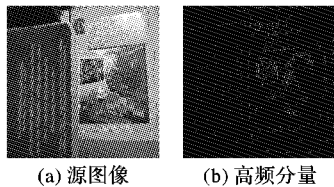
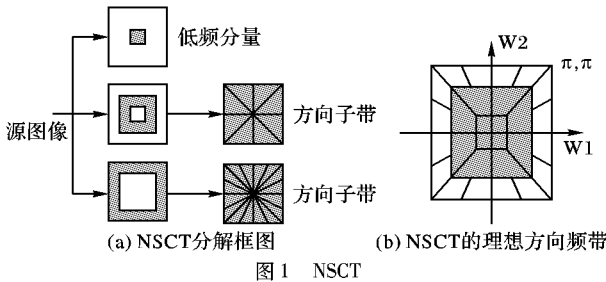
收稿日期:2010-04-06;修回日期:2010-06-06。 基金项目:国防科技重点实验室基金资助项目(9140C610301080C6106)。

作者简介:刘涛(1986-),男,四川南充人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、图像分析;张登福(1968-),男,四川资阳人,教授,博士,主要研究方向:智能信号处理、图像压缩、图像分析、人工智能;何宜宝(1985-),男,河南宜阳,博士研究生,主要研究方向:图像分析、图像压缩。

低频部分包含图像的大部分能量,因此在进行低频带融合时,其融合规则在很大程度上决定了算法的最终效果。

2.1 图像清晰度分析

图像进行多尺度分解后,在图像清晰度高的区域所产生高频分量的能量明显大于清晰度低的区域。在单聚焦图像中焦点区域处的高频分量能量大于失焦区域的能量。图2是对 ifsr_fusedbook1 图像进行三级 Laplacian 变换后的源图像和图像的高频分量。

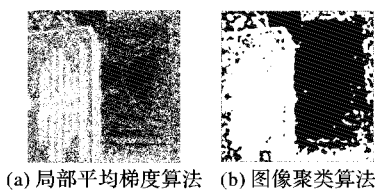


从图2中可以看出,聚焦区域的高频分量能量明显高于失焦区域,同时聚焦区域的图像纹理也比较清晰。单聚焦图像的这一特征正好对应聚焦处的清晰度远大于失焦处的现象,同时也给我们利用图像区域清晰度对聚焦区域和失焦区域进行分割提供了依据。

2.2 图像的区域分割

神经网络等人工智能算法在图像分割中已经相当成熟,但其训练的复杂过程和巨大的运算量^[2,5]使算法在具体工程实践中受到很大程度的限制。本文根据图像聚焦区域和失焦区域清晰度的差别在像素层面对图像进行分割,其算法简单,运算量小,效果也比较理想。

本文提出结合基于 NSCT 的不同方向高频分量和平均梯度算法来确定一个二值图像的融合算法。该算法对两幅源图像进行 NSCT 分解后,通过比较两幅源图像不同方向上的高频分量的局部平均梯度的相对大小(A 图像的局部平均梯度大的对应点为1,否则为0)获得一个二值图像;然后对该二值图像进行简单的聚类处理;最终利用该二值图像分别对两幅源图像的低频分量进行加权达到相应的分割效果。二值图分割、聚类效果如图3所示。



局部平均梯度算法如下:

$$grad_A(i,j) = \sum_{n=i-l}^{i+l} \sum_{m=j-l}^{j+l} abs(A(n,m) - A(i,j)) \quad (1)$$

$$grad_B(i,j) = \sum_{n=i-l}^{i+l} \sum_{m=j-l}^{j+l} abs(B(n,m) - B(i,j)) \quad (2)$$

$$C(i,j) =$$

$$(MAX(grad_A(i,j), grad_B(i,j)) = grad_A(i,j)) \quad (3)$$

其中 $grad_A(i,j)$ 和 $grad_B(i,j)$ 是两幅图像在 (i,j) 点的平均梯度值。

本文所用聚类方法主要是去除分割后孤立奇异点,扩大连通区域。该方法的主要思想是在二值图像中进行加窗估计。具体过程是以待估计点为窗口中心进行加窗能量估计,若能量大于阈值 im_val , 确定该点为1,否则为0。

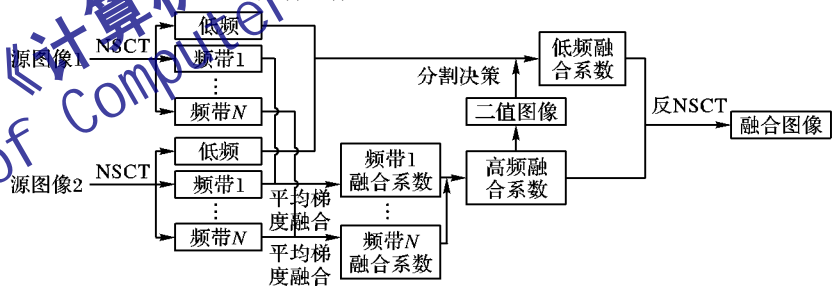
$$C(i,j) = ((\sum \sum (C(i,j) - 1/2)) > im_val) \quad (4)$$

从图3实验结果中可以看出,根据图像高频分量在某点处的平均梯度值(清晰度)可以有效地对图像的聚焦区域和失焦区域进行分割,其分割效果比较理想,同时算法实现简单,运算量比较小。

2.3 多聚焦图像融合算法

图像的主要能量集中在低频分量,而细节信息和纹理特征信息主要集中在高频分量。本文根据图像的这一特征,利用上述分割方法对图像低频分量进行有效分割,而高频部分直接用局部平均梯度分量最大原则进行融合。这样既确保了图像多尺度分析的特点,同时也有效利用了图像分割在多聚焦图像融合中的优越性。算法具体流程如图4所示。

该算法首先对两幅源图像分别进行 NSCT,然后依据 2.2 节所述的区域分割算法所得到的二值图像对两幅源图像进行分割融合。由于 NSCT 具有平移不变特性,所以将得到的不同尺度、不同方向的融合图像进行反 NSCT 可得到最终多聚焦融合图像。



在融合过程中,局部平均梯度中的 l 和聚类处理中阈值 im_val 的确定可根据图像分辨率和内容复杂程度确定,一般用图像的熵值来确定。

3 实验对比与分析

本文算法在 Jianping Zhou 所编的 NSCT TOOLBOX 上进行了有效验证,实验结果证明了该算法的有效性和实用性。在此将本文算法与 Laplacian 变换、Gradient 变换、Haar 小波变换和直接使用 NSCT 对 ifsr book 图像和 Clock 图像进行融合的参数作对比分析,并给出了 ifsr book 图像融合效果图。实验中 Laplacian 变换、小波变换、Gradient 变换和 NSCT 的融合规则采用在相应频带和尺度上分别采用平均梯度能量最大法进行融合。

本文选择图像的信息熵、标准差以及融合图像与参考图像的均方差这几个参数对本文算法与其他算法进行比较。

图像信息熵指图像所包含信息量的大小,在保证图像不失真和处理中没引入噪声的情况下,信息熵越大代表图像融合的效果越好^[6]。

$$H = - \sum_{i=0}^{N-1} p_i \times \log p_i \quad (5)$$

其中: H 为图像的熵; N 为图像的总的灰度级数; p_i 为灰度值为 i 的像素数 N_i 与图像总像素数 N 之比, 即 $p_i = N_i/N$ 。

图像的标准差反映图像灰度相对于灰度平均值的离散情况, 在某种程度上, 标准差可以用来评价图像反差的大小。若标准差大, 则图像灰度级分布分散, 图像的反差大, 信息量大; 标准差小, 图像反差小, 对比度不大, 色调单一均匀, 信息量小^[7]。

$$std = \sqrt{(\sum \sum (pic(i, j) - ave)^2) / (n \times m)} \quad (6)$$

其中: std 为图像标准差, pic 为融合图像, ave 为图像像素点均值, $n \times m$ 为图像大小。

图像与参考图像的均方差表示图像之间的差异, 均方差越小代表两幅图像的差异越小, 也表示融合效果越好^[6]。这是在具有参考图像的条件下最为有效的评估参数。

$$MSE = \sqrt{(\sum \sum (pic(i, j) - ref_pic(i, j))^2) / (n \times m)} \quad (7)$$

其中: MSE 为两幅图像的均方值, pic 为融合图像, ref_pic 为参考图像, $n \times m$ 为图像大小。

实验效果如图 5 所示。

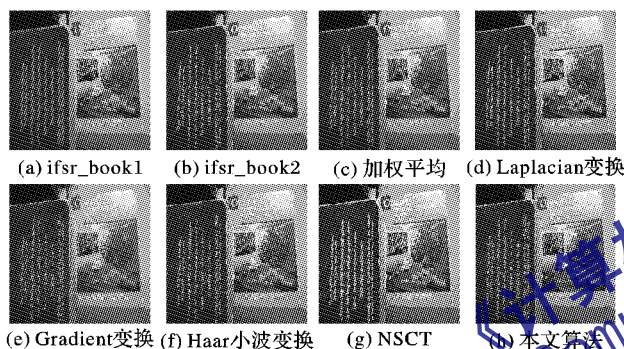


图 5 各种方法的融合结果

从主观视觉效果来看, 加权平均算法损失了图像的清晰度, 图像比较模糊; Laplacian 变换、Gradient 变换和 Haar 小波变换的清晰度也有一定损失, 但细节分量保留得比较完整; NSCT 图像比较清晰但与源图像比较稍有失真; 本文算法清晰度与源图像基本一致且无失真, 各项性能参数比较见表 1。

从表 1 中可以看出本文算法在信息熵和图像标准差上都是最大的, 说明本文算法最大限度地融合了两幅源图像的信息; 同时融合图像与参考图像的均方差值比较中, 本文算法与参考图像最为接近。

4 结语

本文算法充分结合了 NSCT 的方向特性、平移不变性及

各项异性和图像清晰度特点。文中分析了图像的清晰度特征, 采用基于图像局部清晰度的分割方法, 利用高频分量特征对低频分量进行分割进而有效地实现了多聚焦图像的融合。本文实验以及文献[2]中实验都很好地验证了区域分割的融合算法更优于直接融合的算法, 但本文算法较文献[2]中算法在实现上更为简单有效。通过仿真结果可以看出, 本文算法能够很好地将不同聚焦区域分割出来, 同时较 Laplacian 变换、Gradient 变换和 Haar 小波变换具有更好的融合效果, 说明本文算法在多聚焦图像融合中是一种较优的选择。

表 1 各项性能参数比较

算法	Book			Clock		
	H	std	MSE	H	std	MSE
加权平均	8.28	27 303	15.92	7.12	20 478	13.49
Laplacian 变换	8.49	29 286	15.18	7.23	25 912	13.08
Gradient 变换	8.32	27 459	15.95	7.18	25 692	13.54
Haar 小波变换	8.51	29 048	15.10	7.31	26 376	13.66
NSCT	8.56	30 384	11.36	7.36	26 976	12.54
本文算法	8.62	30 902	9.75	7.43	27 241	8.64

参考文献:

- [1] 吴艳, 刘重阳, 廖桂生. 一种新的像素级多聚焦图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 2800-2804.
- [2] 苗凤美. 基于 NSCT 和区域分割相结合的图像融合算法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [3] CHEN A L, ZHOU JIANPING, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [4] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望[J]. 电子学报, 2003, 31(12A): 1975-1981.
- [5] HUANG WEI, JING ZHONGLIANG. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [6] 狄红卫, 韩耀东, 陈木生. 一种自适应的多聚焦图像融合方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(3): 353-356.
- [7] 张素兰, 王铮. 基于区域锐度的多聚焦图像融合[J]. 计算机工程, 2009, 35(4): 221-225.
- [8] DE I, CHANDA B. A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets[J]. Signal Processing, 2006, 86(5): 924-936.
- [9] 李美丽, 李言俊, 王红梅. 多聚焦图像融合的 Contourlet 变换方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(10): 20-22.
- [10] DO M N. Directional multiresolution image representations[D]. Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001.

(上接第 2770 页)

- [5] 彭小娟, 刘世安, 熊春如, 等. 复杂事件处理在大规模 RFID 数据通信中的应用研究[J]. 化工自动化及仪表, 2009, 36(4): 76-79.
- [6] PALMER M. Seven principles of effective RFID data management[EB/OL]. [2010-03-06]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.119.5952&rep=rep1&type=pdf>.
- [7] WANG FUSHENG, LIU PEIYA. Temporal management of RFID data[C]// Proceedings of the 31st VLDB Conference. Trondheim, Norway: VLDB Endowment, 2005: 1128-1139.
- [8] 臧传真, 范玉顺. 基于智能物件的实时企业复杂事件处理机制[J]. 机械工程学报, 2007, 43(2): 22-32.
- [9] BAI YIJIAN, WANG FUSHENG, LIU PEIYA. Efficiently filtering

- RFID data streams[C]// Proceedings of the First International VLDB Workshop on Clean Databases. Trondheim, Norway: VLDB Endowment, 2006: 50-57.
- [10] KHOUSSAINOVA N, BALAZINSKA M, SUCIU D. Probabilistic event extraction from RFID data[C]// ICDE: Proceedings of IEEE 24th International Conference on Data Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1480-1482.
- [11] DONG LIANG, WANG DONG, SHENG HUANYE. Design of RFID middleware based on complex event processing[C]// IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Washington, DC: IEEE, 2006: 1-6.
- [12] 丁振华, 李锦涛, 冯波, 等. RFID 中间件研究进展[J]. 计算机工程, 2006, 32(21): 9-11.