

文章编号: 1674-8085(2019)01-0039-06

基于非下采样 Contourlet 变换耦合近似度规则的多聚焦图像融合算法

柏涛涛¹, 王茜娟², *谭云兰²

(1. 安徽广播电视大学滁州分校, 安徽, 滁州 239000; 2. 井冈山大学电子与信息工程学院, 江西, 吉安 343009)

摘要: 当前多聚焦图像融合算法主要通过单一的比值取大法来完成高频系数的融合, 忽略了不同高频系数间的近似度, 导致融合图像存在模糊效应与块效应等不足, 采用非下采样 Contourlet 变换耦合近似度规则对多聚焦图像进行融合, 来改善以上不足。利用非下采样 Contourlet 变换对图像进行多尺度、多方向的分解, 获取图像的高、低频分解系数。利用图像的区域能量对低频系数的信息量进行度量, 构造低频系数融合函数, 用于低频系数融合。利用图像的平均梯度差值对不同高频系数的差异度进行度量, 建立近似度规则, 根据不同高频系数的近似度采用不同的融合方法获取融合高频系数。将融合后系数通过非下采样 Contourlet 逆变换获取最后融合图像。仿真表明, 所提算法与当前多聚焦图像融合方法相比, 融合的图像具有较好的质量。

关键词: 图像融合; 非下采样 contourlet 变换; 区域能量; 平均梯度; 近似度规则

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI:10.3969/j.issn.1674-8085.2019.01.009

MULTI FOCUS IMAGE FUSION ALGORITHM BASED ON NONSUBSAMPLED CONTOURLET TRANSFORM COUPLING APPROXIMATION RULE

BAI Tao-tao¹, WANG Xi-juan²

(1. Anhui radio and Television University, Chuzhou branch, Chuzhou, Anhui, 239000, China; 2. Jinggangshan University, Ji'an Jiangxi, 343009, China)

Abstract: Currently, most of the focus image fusion algorithms mainly use a single ratio to maximize the fusion of high-frequency coefficients, which ignores the approximation among different high-frequency coefficients, resulting in fuzziness and blocking effects in the fusion image. In this paper, a multi-focus image fusion algorithm based on the coupling approximation rule of non-downward contourlet transform is proposed. The non-downsampling contourlet transform is used to decompose the image in multi-scale and multi-direction to obtain the high and low frequency decomposition coefficients. The information of low-frequency coefficients is measured by the region energy of the image, and the fusion function of low-frequency coefficients is constructed for the fusion of low-frequency coefficients. The difference of different high frequency coefficients is measured by the mean gradient difference of the image, and the approximation rule is established. Different fusion methods are used according to the approximation of different high frequency coefficients to complete the fusion of high frequency coefficients. The fusion coefficients are acquired by the non-downsampling inverse transform to get the final fused image. Experimental results show that the proposed method has better image quality than the current multi-focus image fusion method.

Key words: image fusion; nonsubsampled contourlet transform; region energy; average gradient; approximation rule

收稿日期: 2018-11-07; 修改日期: 2018-12-19

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ160750)

作者简介: 柏涛涛(1982-), 男, 安徽凤阳人, 讲师, 硕士, 主要从事图像处理、计算机应用技术、大数据技术等方面的研究(E-mail: AnhuiddBotao@126.com);

王茜娟(1976-), 女, 江西吉安人, 副教授, 硕士, 主要从事图像处理、模式识别等方面的研究(E-mail: wxj1976@sina.com);

*谭云兰(1972-), 女, 江西新干人, 副教授, 博士, 主要从事图像处理、模式识别等方面的研究(E-mail: tanyunlan@163.com).

0 引言

数字图像因具有易于获取、便于传输的特点,得到了广泛的应用^[1-2]。虽然数字图像获取变得简单,但是受制于成像设备的技术及环境的限制,不能一次性获取具有多个聚焦的图像^[3-4]。因此,为了获取具有良好视觉效果的多聚焦图像,就需要对不同聚焦的图像进行多聚焦图像融合。

近些年,随着人们对多聚焦图像融合方法的深入研究,出现了较多的多聚焦图像融合方法。例如:Tang 等人^[5]通过对 TV 方法进行研究,设计了一种利用 TV 方法对图像融合的方法,构造了一个融合算子用于对 $TV-L1$ 项与 $TV-L2$ 项进行自适应的选择,实现图像融合。这种方法可以完成图像的融合,但融合图像中存在块效应。又如:Zhang 等人^[6]对图像的成分进行分析,设计了一种基于卡通成分分解的图像融合方法,将图像分解成卡通与纹理成分,再将不同成分的显著特征与局部特征结合,获取融合图像。这种方法具有一定的融合性能,但融合图像中存在模糊现象。如:Qin 等人^[7]对二维 EMD 方法进行研究,提出了一种基于窗口经验模式分解(WEMD)的多聚焦图像融合算法,利用加窗原理对图像进行分解,并通过视觉特征对比度融合方法对二维本征模函数分量进行融合,设计了局部可见性方法对残差分量进行融合,获取融合图像。这种方法融合效果较好,但是融合结果中存在不连续效应。又如:王荣荣等人^[8]在 *Shearlet* 方法的基础上设计了复 *Shearlet* 变换方法,先对图像进行分解,通过引导滤波方法对低频子带进行融合,再通过拉普拉斯能量和对高频子带进行融合。这种方法融合的图像避免了伪吉布斯现象的出现,但融合结果中存在模糊效应。

对此,本文将非下采样 Contourlet 变换引入多聚焦图像融合,利用其对图像进行分解,获取图像系数信息。通过低频系数的区域能量特征,构造低频系数融合函数,获取融合低频系数。通过高频系数的平均梯度特征,构建近似度规则,获取融合高频系数。结果显示,所提算法融合的图像具有较好的空间特性,视觉效果较好。所提算法的主要贡献在于:1) 通过低频系数的区域能量特征,构造低

频系数融合函数,获取融合低频系数,避免了比值取大法带来的融合弊端;2) 利用高频系数的平均梯度,建立相似度规则,从平均梯度差值出发,设计不同的高频系数融合规则,获取融合高频系数,使得融合高频系数能够包含源图的更多细节信息。

1 本文图像融合算法设计

本文所提多聚焦图像融合算法的流程图如图 1 所示。从图 1 可见,所提算法首先通过非下采样 Contourlet 变换对源图像进行精细的分解,使得获取的高、低频系数中能够包含更多的源图信息,以助于改善融合图像的清晰度。通过低频系数的区域能量特征,建立低频系数融合函数,使得融合的低频系数能够包含更多的源图能量,以提高融合图像的质量。最后通过高频系数的平均梯度特征,建立近似度规则,对高频系数进行融合,使得融合高频系数具有丰富的源图边缘等信息,进一步提高了融合图像的质量。

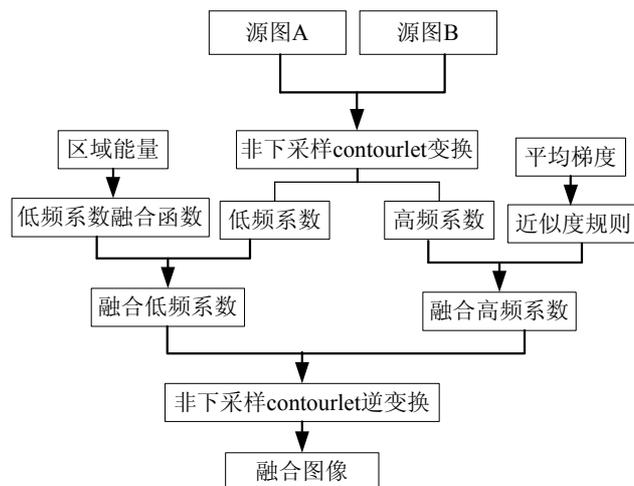


图 1 本文多聚焦图像融合算法的流程

Fig.1 The process of image fusion algorithm in this paper

1.1 非下采样 Contourlet 变换

小波变换是当下较为经典的图像分解方法,其能够将图像进行多尺度的分解。但小波变换不具备多方向性,不能将图像进行多方向分解,因此不能较好地对图像的方向信息进行挖掘^[9]。为了继承小波变换的多尺度性,同时包含多方向,Do 和 Vetterli 提出了 Contourlet 变换。其同时具备多方向性与多尺度性。虽然 Contourlet 变换克服了小波变换不具备多方向性的不足,但是由于其对图像分

解过程中, 需要进行下采样操作, 使得其不具备平移不变性, 不能较多地对图像进行精细地分解^[10-11]。对此, A.L.Cunha 提出了非下采样 Contourlet 变换, 其在 Contourlet 变换的基础上避免了非下采样操作, 使得其具备多方向性与多尺度性的同时, 还具备平移不变性, 能够对图像进行更为精细的分解, 所获取的系数能够包含更多的源图内容。因此, 本文将采用非下采样 Contourlet 变换对图像进行分解。

非下采样 Contourlet 变换是依靠非下采样塔式分解(Nonsampled Pyramid, NSP)与非下采样滤波器组(Nonsampled Pyramid, Directional Filter Bank, NSDFB)对图像进行分解^[12]。非下采样 contourlet 变换对源图分解过程示意图如图 2 所示^[13], 依图可见, 源图经过 NSP 变换进行多尺度分解获取子图后, 再经过 NSDFB 对高频子图进行多方向分解, 获取分解系数。

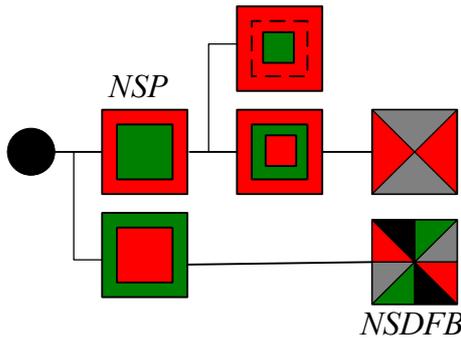


图 2 非下采样 Contourlet 变换的示意图
Fig.2 Schematic diagram of non-Sampling Contourlet Transform

1.2 低频系数融合

低频系数包含了源图的主要能量, 反应了源图的主要图像信息^[14]。图像的区域能量能够较好地表述不同低频系数所含图像信息的大小, 区域能量越大表示低频系数所含图像信息越多, 其越有优势。在此, 将借助低频系数的区域能量来完成低频系数的融合。

对于低频系数 $f_d(x, y)$, 以其中像素点 $p(i, j)$ 为中心的邻域 R , 对应的区域能量 P 为^[15]:

$$P = \sum_{x, y \in R} |f_d(i+x, j+y)|^2 \quad (1)$$

通过 (1) 式求取不同图像 a 、 b 对应的低频系数 $f_d^a(x, y)$ 与 $f_d^b(x, y)$ 的区域能量 P^a 与 P^b , 并通过

P^a 与 P^b 构造低频系数融合函数:

$$f_d^{ab} = \frac{P^a f_d^a + P^b f_d^b}{P^a + P^b} \quad (2)$$

其中, f_d^{ab} 表示融合低频系数。通过 (2) 式可见, 低频系数的融合过程中, 不同低频系数所占比重与其所包含区域能量有关, 区域能量越大的低频系数, 所占比重也就越大。从而保证了融合低频系数能够较好地保留源图的主要能量。

1.3 高频系数融合

高频系数不同于低频系数, 其主要包含了图像的纹理及边缘等细节信息。图像的平均梯度能够较好地反应出高频系数的边缘等细节信息^[16]。对于高频系数 $f_h(x, y)$, 以其中像素点 $q(i, j)$ 为中心的尺寸为 $M \times N$ 的邻域 E , 对应的平均梯度 G 为:

$$G = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta E_x^2 + \Delta E_y^2} / 2 \quad (3)$$

其中, ΔE_x^2 与 ΔE_y^2 分别表示 E 在 x 、 y 轴上的一阶差分^[17]。

通过 (3) 式求取不同高频系数 $f_h^a(x, y)$ 与 $f_h^b(x, y)$ 的平均梯度 G^a 与 G^b 。通过 G^a 与 G^b 建立近似度规则, 用于融合高频系数。近似度规则的建立过程如下:

设定阈值 θ , 并求取不同高频系数的平均梯度差值 C :

$$C = \frac{G^a - G^b}{G^a + G^b} \quad (4)$$

将 C 与 θ 进行比较, 若 $\theta \geq C$, 说明不同高频系数的平均梯度值将接近, 其所包含的图像细节信息较为相似。此时, 可以通过比值法对高频系数进行融合:

$$f_h^{ab} = \begin{cases} f_h^a, G^a \geq G^b \\ f_h^b, G^b > G^a \end{cases} \quad (5)$$

式中, f_h^{ab} 为融合后高频系数。

若 $\theta < C$, 说明不同高频系数的平均梯度值相差较大, 不同高频系数都包含有各自独立的图像细节信息。此时, 需要将不同高频系数都用于高频系数的融合:

$$f_h^{ab} = \frac{G^a f_h^a + G^b f_h^b}{G^a + G^b} \quad (6)$$

通过近似度规则, 可利用 (5) 式和 (6) 完成高频系数的融合, 从而输出融合图像。

2 实验结果

在 AMD 双核处理器、2GB 内存的计算机上, 利用 *matlab7.10* 进行实验。实验中将文献[18]与文献[19]中的图像融合方法作为对照组。进行实验的关键参数: 阈值 $\theta = 0.3$ 。

不同算法融合图像的效果分别如图 3 和图 4、图 5 所示。从图 3 可见, 不同算法都能实现图像的融合。通过对比图 3 中不同算法的融合效果可见, 图 3(c) 中融合图像具有模糊与不连续效应, 图 3(d) 中融合图像具有模糊与块效应, 图 3(e) 中融合图像仅具有轻微模糊效应。从图 4 可见, 不同算法融合的图像效果都较好。但将图 4 中不同算法的融合效果进行对比可见, 图 4(c) 中融合图像具有振铃与伪吉布斯效应, 图 4(d) 中融合图像具有模糊与不连续效应, 图 4(e) 中融合图像仅具有一处具有些许振铃效应。图 5 为不同算法对亮度差异图像的融合效果, 从图 5 可见, 图 5(c) 中融合图像具有模糊与块效应, 图 5(d) 中融合图像具有振铃与不连续效应, 图 5(e) 中融合图像仅具有一处具有轻微模糊效应。说明本文算法融合图像具有较好的质量, 视觉效果较好。因为本文采用了具有多方向与多尺度以及平移不变性的非下采样 *Contourlet* 变换对源图进行分解, 使获得的系数中能够包含更多的源图内容。同时, 本文算法还通过区域能量特征, 构造了低频系数融合函数, 使得融合的低频系数能够包含更多的源图信息, 进而提高了融合图像的质量。



(a) 源图 A

(b) 源图 B



(c) 文献[18]方法融合效果

(d) 文献[19]方法融合效果



(e) 本文方法融合效果

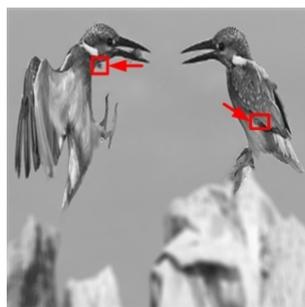
图 3 不同方法的融合结果

Fig.3 Fusion results of different methods

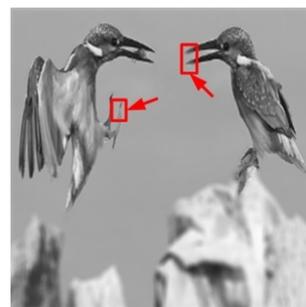


(a) 源图 A

(b) 源图 B



(c) 文献[18]方法融合效果



(d) 文献[19]方法融合效果



(e) 本文方法融合效果

图 4 不同方法的融合结果

Fig.4 Fusion results of different methods



图5 不同方法对亮度差异图像的融合结果

Fig.5 Fusion results of different methods on brightness difference image

均方根误差 (*Root Mean Square Error, RMSE*) 能够对融合图像与源图像的差异度进行度量, 对于 $M \times N$ 大小的源图像 $S(x, y)$ 与融合图像 $R(x, y)$, *RMSE* 值的计算过程如下^[20]:

$$RMSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{|R(x, y) - S(x, y)|} \quad (7)$$

从 (7) 式可见, *RMSE* 值越小, 表示融合图像质量越好。

信息熵 (*Entropy, EY*) 能够对融合图像所包含信息量的丰富度进行度量。对于灰度级为 T 的图像的 *EY* 值计算过程如下:

$$EY = - \sum_{i=0}^{T-1} p_i \log_2 p_i \quad (8)$$

(8) 式中, p_i 表示灰度级为 i 的像素点所占的几率^[21]。

对图 3 和图 4 中不同方法融合图像的 *RMSE* 值以及 *EY* 值进行测量, 通过测量结果对不同方法的融合性能进行分析。

图 3 中不同方法融合图像的 *RMSE* 值以及 *EY* 值如表 1 所示。从表 1 可见, 本文方法融合图像的 *EY* 值最大, 为 7.5142。 *RMSE* 值最小, 为 5.2517。图 4 中不同方法融合图像的 *RMSE* 值以及 *EY* 值如表 2 所示。从表 2 可见, 本文方法融合图像的 *EY* 值最大, 为 7.2718。 *RMSE* 值最小, 为 5.4162。由此可见, 本文方法融合图像所包含的信息量最大, 而且与源图的差异度最小, 说明本文方法较对照组方法具有更好的融合性能。因为本文方法通过区域能量特征获取低频融合系数, 使其包含了丰富的源图信息量。同时本文方法还利用平均梯度建立了近似度规则, 对高频系数进行融合, 使得融合高频系数能够包含更多源图的细节信息。从而提高了本文方法的融合性能。文献[18]方法通过二维四通道不可分小波对图像进行分解, 通过区域方差以及区域能量取大法来完成低频以及高频系数的融合。由于小波变换不具备多方向性, 使得分解系数会丢失图像的细节信息, 而且取大法忽略了图像的差异性, 导致文献[18]方法融合性能不佳。文献[19]方法通过引导滤波对图像进行处理后, 再利用 PCNN 方法实现融合映射, 进而完成图像融合。由于 PCNN 方法不能较好地考虑像素间的相关性, 导致文献[19]方法融合性能有所降低。

表 1 图 3 中不同方法融合图像的量化测试结果
Table 1 The quantitative test results of different methods for image fusion in Figure 3

	EY	RMSE
本文方法	7.5142	5.2517
文献[18]	6.8437	6.3631
文献[19]	7.1739	5.4163

表 2 图 4 中不同方法融合图像的量化测试结果
Table 2 The quantitative test results of different methods for image fusion in Figure 4

	EY	RMSE
本文方法	7.2718	5.4162
文献[18]	6.5926	6.5173
文献[19]	6.8159	5.6825

3 结论

本文将非下采样 Contourlet 变换引入多聚焦图像的融合, 设计了非下采样 Contourlet 变换耦合近似度规则的多聚焦图像融合算法。利用具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换, 对源图进行多尺度、多方向的精细分解, 获取包含丰富源图信息的高、低频系数, 提高了融合图像所包含源图信息的丰富度。通过区域能量特征获取低频融合系数, 使得融合低频系数能够包含更多的源图能量。利用高频系数的平均梯度, 建立相似度规则, 从平均梯度差值出发, 设计不同的高频系数融合规则, 获取融合高频系数, 使得融合高频系数能够包含源图的更多细节信息, 提高了融合图像的视觉效果。

参考文献:

- [1] Zhao J F, Cui G M, Gong X L. Fusion of Visible and Infrared Images Using Global Entropy and Gradient Constrained Regularization[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2017, 81(3) :201-209.
- [2] Chen Z Y, Muramatsu S. Multi-Focus Image Fusion Based on Multiple Directional LOTs[J]. *ieice transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2015, E98-A(11): 2360-2365.
- [3] 古丽米热·米吉提, 吐尔洪江·阿布都克力木. 基于二进小波变换的遥感图像融合方法[J]. *新疆师范大学学报: 自然科学版*, 2017, 36(4):83-85.
- [4] 孔祥阳. 分块噪声自适应高光图像去噪算法研究[J]. *井冈山大学学报: 自然科学版*, 2016, 8(1): 69-74.
- [5] Tang S Z, Shen C M, Zhang G X. Adaptive Regularized Scheme for Remote Sensing Image Fusion[J]. *Frontiers of Earth Science*, 2016, 10(2):236-244.
- [6] Zhang Y X, Chen L, Zhao Z H. Multi-Focus Image Fusion Based on Cartoon-texture Image Decomposition[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(3): 1291-1296.
- [7] Qin X Q, Zheng J Y, Gang H. Multi-Focus Image Fusion Based on Window Empirical Mode Decomposition[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2017, 85(1): 251-260.
- [8] 王荣荣, 杨亚东. 基于复 Shearlet 变换耦合改进引导滤波的图像融合算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(5): 126-133.
- [9] Vikrant B, Aisha M, Anuja S. Multispectral Medical Image Fusion in Contourlet Domain for Computer Based Diagnosis of Alzheimer's disease[J]. *Rev Sci Instrum*, 2016, 87(7):1-8.
- [10] Adu J H, Xie S H, Gan J H. Image Fusion Based on Visual Saliency Features and the Cross-Contrast[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 40(A):218-224.
- [11] 程钢, 李玮琳, 李丽. 基于非下采样 Contourlet 变换的多模态医学图像融合[J]. *长春工业大学学报*, 2018, 39(3): 248-252.
- [12] Yan T, Liu F X, Chen B. Microscopy Image Fusion Algorithm Based on Saliency Analysis and Adaptive M-Pulse-Coupled Neural Network in Non-Subsampled Contourlet Transform Domain[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2017, 13(6):1-8.
- [13] Shailesh P, Rajesh A T. Contourlet Transform with Sparse Representation-Based Integrated Approach for Image Pansharpening[J]. *IETE Journal of Research*, 2017, 63(6): 823-833.
- [14] Liu S Q, Shi M Z, Zhu Z H. Image Fusion Based on Complex-Shearlet Domain with Guided Filtering[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2017, 28(1):207-224.
- [15] 赵丹, 戴文战, 李俊峰. 基于 NSST 和改进 PCNN 的医学图像融合[J]. *光电子·激光*, 2018, 29(1): 95-104.
- [16] Sonam M K. Discrete Wavelet Transform and Cross Bilateral Filter based Image Fusion[J]. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 2017, 9(1):37-45.
- [17] Wang M, He L X, Cheng Y F. Panchromatic and Multi-spectral Fusion Method Combined with Adaptive Gaussian Filter and SFIM Model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(1):82-90.
- [18] 刘斌, 付忠旺. 基于四通道不可分提升小波的多聚焦图像融合[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(2): 463-471.
- [19] Wang Z B, Wang S, Zhu Y. Multi-Focus Image Fusion Based on the Improved PCNN and Guided Filter[J]. *Neural Processing Letters*, 2017, 45(1):75-94.
- [20] Li X F, Wang L L, Wang J. Multi-Focus Image Fusion Algorithm Based on Multilevel Morphological Component Analysis and Support Vector Machine[J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(10): 919-926.
- [21] 李艳玮, 郑伟勇. 基于目标提取和信息逼真度的图像融合[J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(4):965-969+988.