

基于 NSST 和 SLIC 的多聚焦图像融合算法

苗 娜, 杨 静

(太原理工大学 信息工程学院 山西 太原 030024)

摘 要: 为了解决多聚焦图像融合方法中局部图像细节不清晰的问题以及提高聚焦区域的准确性, 提出一种将非下采样剪切波变换(NSST)与超像素分割方法中的简单线性迭代法(SLIC)相结合的多聚焦图像融合算法. 该算法的主要思想是利用 NSST 对源图像做多尺度和多方向的分解, 然后用 SLIC 分割法以及区域梯度分别对高频和低频系数进行融合. 超像素可以保留图像的局部细节特征而且可以很好地保持目标边缘信息, 将 SLIC 用于高频系数的融合可以提升融合图像的清晰度. 实验表明该算法在主观视觉效果和客观评价指标上都取得了良好的效果.

关键词: 图像融合; 多聚焦图像; 超像素分割; 非下采样剪切波变换(NSST)

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)12-0156-05

Fusion Technique for Multi-Focus Images Based on Non-subsampled Shearlet Transform and Simple Linear Iterative Clustering

MIAO Na, YANG Jing

(Information Engineering School, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In order to avoid the local unclear image details of the multi-focus image fusion method, a novel multi-focus image fusion algorithm is proposed, which combines the non-subsampled shearlet transform (NSST) with the simple linear iterative method (SLIC) that belongs to super pixels segmentation method. The main idea of this algorithm is to use NSST decomposition to get the multi-scale and multi-direction image of the source image, then the high frequency and low frequency coefficients are fused by the SLIC segmentation method and the regional gradient. Super pixel can preserve the local details of the image and can effectively maintain the target edge information, the SLIC application in the high frequency coefficient of fusion can enhance the resolution of the image. Experimental results demonstrate that the fused image based on the proposed technique has much clearer visual performance, more reasonable objective metric results.

Key words: image fusion; multi-focus images; super-pixel segmentation; non-subsampled shearlet transform(NSST)

1 引言

图像融合目的是提高图像的清晰度和可理解性. 多聚焦图像是拍摄同一场景的不同聚焦点的图像, 由于聚焦点的不同, 多聚焦图像具有不同的清晰区域和模糊区域. 多聚焦图像融合就是将两幅或者多幅不同聚焦点的图像进行融合, 得到清晰的融合图像^[1]. 目前图像融合常用的算法有线性加权图像融合、PCA 算法、非负矩阵分解算法、IHS 算法、Brovey 变换、金字塔变换、小波变换 (Wavelet 变

换)、曲波变换 (curvelet 变换)、轮廓波变换 (contourlet 变换) 等^[2]. 这些传统的算法得到的融合结果并不理想, 后来提出了多种方法结合使用, 例如神经网络和变换域方法结合, 变换域方法和图像分割法结合等, 目前后者方法常用的是将非下采样轮廓波变换(NSCT)与超像素分割方法相结合进行图像融合, 但是 NSCT 在进行方向分解时使用的是方向滤波器, 方向滤波器对方向数有约束, 而且对旋转支集的大小也有限制, 所以 NSCT 不能很全面地将图像的方向信息分解出来. 对于多聚焦图像融合, 提取图

像的细节特征尤为重要,因此本文提出的算法为使用非下采样剪切波变换法(NSST)对图像做空间域到频域的变换,低频系数采用区域梯度法融合,高频系数用超像素分割法 SLIC 融合。

2 简单线性迭代(SLIC)

超像素是由 Ren 和 Malik^[3] 在 2003 年第一次提出,它是将具有相似颜色、亮度、纹理等特征的相邻像素组合而成。目前大多数算法都是基于像素的,这样会增大处理的复杂度。超像素生成主要有两种方法^[4-5]:基于图论的方法和基于梯度下降的方法。简单线性迭代法^[6]是基于梯度下降的,其实现原理如下。

(1) 初始化聚类中心:根据需求人为设定超像素个数,若图片总共有 N 个像素点,预分割为 K 个相同尺寸的超像素,则每个超像素的大小为 N/K 。图像中种子点的分配是均匀的,即初始状态下超像素块的大小是均匀的。

(2) 在 $n \times n$ 邻域内 重新选择种子点。具体方法是:求出该邻域内所有像素点的梯度值,然后将种子点移到该邻域内梯度值最小处。这样做主要是避免种子点落在梯度较大的轮廓边界上,影响后续聚类效果。

(3) 为每个像素点分配类标签以便说明其属于哪个聚类中心。对于每个搜索到的像素点,分别计算它和该种子点的距离。包括颜色距离和空间距离。距离计算方法如下:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (3)$$

式中, d_c 代表颜色距离, d_s 代表空间距离, D' 表示最终的距离度量, N_s 是类内最大空间距离, 定义为 $N_s = S = \text{sqrt}(N/K)$, S 为相邻种子点的步长。最大的颜色距离 N_c 既随图片不同而不同, 也随类不同而不同, 所以我们取一个固定常数 m (取值范围[1, 40])。

(4) 迭代优化:上述步骤持续迭代直到误差收敛, 也就是每个像素点聚类中心不发生变化为止。

SLIC 超像素分割法可以有效地将图像高频部分提取出来, 图 1 所示为经 SLIC 分割后的图像, 本实验取分割簇 $K=30$, 由图可出其可以将图像分割为大小均匀且紧凑的超像素块, 能有效地将图像细

节信息提取出来。



(a)右聚焦图像 (b)左聚焦图像

图 1 SLIC 分解后的图像

3 shearlet 变换基本理论

近年来,在基于仿射系统的理论之上提出了一种新的多尺度几何分析方法^[7]。在二维情况下,合成仿射系统的形式为

$$\mathbf{A}_{AB}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^l \mathbf{A}^j x - k) \mid j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (4)$$

式中, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$, $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 是可逆矩阵, 并且 $|\det \mathbf{B}| = 1$ 。如果 $\mathbf{A}_{AB}(\psi)$ 具有如下形式的 Parseval 框架, 则这个系统的元素被称为合成小波, 即对任意的 $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 有

$$\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2 \quad (5)$$

式中, $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 。对 $a > 0, s \in \mathbb{R}$, 有

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

矩阵 $\mathbf{A}$ 控制了 shearlet 变换的尺度, 矩阵 $\mathbf{B}$ 控制了变换的方向。 a 和 s 取值不同的 shearlet 变换的频域支集如图 2 所示。通常取 $a=4, s=1$, 此时, 该合成小波即为剪切波。

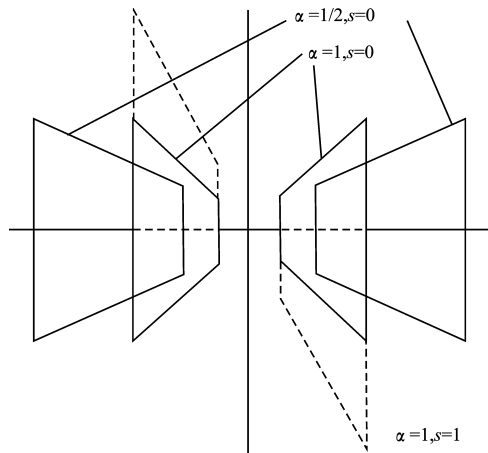


图 2 不同 a 和 s 的 shearlet 频域支集图

Shearlet 变换中在下采样部分使其不具有平移

不变性,所以提出非下采样剪切波变换(NSST). NSST是由非下采样金字塔和 shear 滤波器组成,没有进行下采样,使其具有平移不变性、多尺度性和多方向性. NSST 变换过程是:先利用非下采样金字塔做多尺度分解,得到低频部分和高频部分,再利用 shear 滤波器对高频部分做多方向分解. 最终得 $k+1$ 个子带,即 k 个高频子带和一个低频子带. 其中, k 为分解级数^[8].

与其他变换域方法相比,NSST 主要的优点有:(1)NSST 具有较好的局部特性,它在频域上是紧支集的,并且在空间域具有较快的衰减性;(2)具有多尺度性,多方向性,还具有稀疏特性;(3)方向分解采用的 Shear 滤波器对方向数是没有限制的. 将源图像进行 NSST 变换,得到图像的低频子带和一系列高频子带. 对不同的子带采用不同的融合方法分别进行融合.

4 SLIC 和 NSST 结合的融合算法

一幅图像看作是不同的细节特征的线性组合,不同的细节特征有着不同强度和不同的方向. 因此,将图像进行 NSST 分解得到低频子带和高频子带. 低频主要包含图像的近似信息,高频包含图像的细节信息和多个目标之间的边缘信息^[9]. 低频子带图像重点在于清晰轮廓框架信息的捕捉与提取,即最大限度地提取其中的清晰区域,故本文采用区域梯度法对低频进行融合. 而高频部分则需要求其边缘和细节信息,本文采用 SLIC 方法将高频系数进行超像素分割,空间频率反映图像的清晰度,通过计算每个超像素块中的高频系数的空间频率的方法处理高频子带. 最后采取 NSST 反变换得到融合图像. 算法的流程图如图 3 所示.

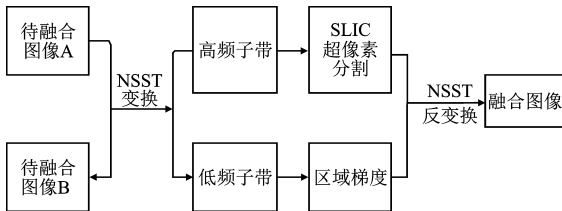


图3 算法基本流程

4.1 低频子带系数融合

由人眼视觉系统可知,人对单个像素的灰度值并不敏感,而是由某一块的整体像素共同体现图像的清晰程度. 基于区域的融合将构成某区域的多个像素作为一个整体参与到融合过程中,其融合图像的整体视觉效果更好,并可有效抑制融合痕迹. 故本

文低频部分采用区域梯度的融合准则. 图像的平均梯度反应了图像像素间的细节方差,表达了图像的清晰程度. 平均梯度的定义如下:

$$\nabla \bar{G} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[\frac{\Delta_x f(i,j)^2 + \Delta_y f(i,j)^2}{2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中, $\Delta_x f(i,j)$ 和 $\Delta_y f(i,j)$ 分别表示像素 (i,j) 在 x 和 y 方向的一阶差分, $M \times N$ 为局部区域块的大小. 一般情况下, $\nabla \bar{G}$ 越大,说明图像越清晰. 基于局部平均梯度的融合准则算法步骤如下:

(1) 将源图像 A 和源图像 B 的低频分量划分成若干个 $N \times N$ 的局部区域. 本文取 N 为 3.

(2) 根据式(7) 计算每个局部区域的平均梯度, 设对应 $f_1(i,j)$ 和 $f_2(i,j)$ 的局部区域平均梯度分别为 $\nabla \bar{G}_1$ 和 $\nabla \bar{G}_2$.

(3) 进行对应低频子带的系数融合:

$$f(i,j) = \begin{cases} f_1(i,j), \nabla \bar{G}_1 \geq \nabla \bar{G}_2 \\ f_2(i,j), \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

4.2 高频子带系数融合

高频融合主要是想提取源图像的细节信息. 源图像中的明显图像特征通常表现为灰度值及其变化,如边缘、轮廓、线段等处灰度值变换比较明显.

经过 NSST 变换分解后,高频子带图像与源图像有相同的尺寸大小. 故本文采用 SLIC 超像素分割法处理高频子带. 具体内容如下:先对源图像进行超像素分割,得到分割图像,对经 NSST 变换分解完的高频子带系数利用分割图像的结果引导高频系数进行分割. 空间频率可以反映图像的清晰程度,故对分割好的系数计算其空间频率,得超像素的清晰度. 清晰度越高的高频子带,对应源图像的信息量越丰富,故可根据高频子带清晰度指导高频系数的选取. 高频方向子带系数 (x,y) 处的空间频率计算方法如下:

$$SF(x,y) = \sqrt{RF(x,y)^2 + CF(x,y)^2} \quad (9)$$

式中,

$$RF(x,y) = \sqrt{\frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{m=-r}^r \sum_{n=1-r}^r [C_{j,l}^I(a,b) - C_{j,l}^I(a,b-1)]^2} \quad (10)$$

$$CF(x,y) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{n=-r}^r \sum_{m=1-r}^r [C_{j,l}^I(a,b) - C_{j,l}^I(a-1,b)]^2} \quad (11)$$

$RF(x,y)$ 和 $CF(x,y)$ 分别为图像 I 在第 j 分解层,方向 l 上点 (x,y) 处高频系数的行频率和列频率.式中, r 表示局部窗口半径, $a=x+m,b=y+n$.

因此,超像素 P_i 的清晰度为

$$SP_i = \sum_{(x,y) \in P_k} SF(x,y) \tag{12}$$

通过比较高频子带对应超像素的清晰度可以构造源图像的高频系数的权重:

$$W_{j,l}^A(x,y)_{(x,y) \in P_k} = \begin{cases} 1, SP_k^A \geqslant SP_k^B \\ 0, \text{others} \end{cases} \tag{13}$$

$$W_{j,l}^B(x,y) = 1 - W_{j,l}^A(x,y) \tag{14}$$

最后,融合图像的高频系数为

$$C_{j,l}^F(x,y) = W_{j,l}^A C_{j,l}^A(x,y) + W_{j,l}^B C_{j,l}^B(x,y) \tag{15}$$

5 实验结果分析

为了验证本文方法的有效性,本文以 matlabR2013a 为工具,选择了三组聚焦不同的图片进行仿真实验和分析.第一组实验图像尺寸为 320×240 像素的左右聚焦图像,第二组实验图像尺寸为 320×240 像素的前后聚焦图像,第三组实验图像尺寸为 256×256 像素的多聚焦图像.

通过实验结果将本文算法与小波变换(DWT)、

脉冲耦合算法(PCNN)、拉普拉斯金字塔变换法(LPT),以及主成分分析法(PCA)进行比较.

从主观视觉角度分析实验结果,可以看出,虽然上述四种方法都可以将源图像中的互补信息表现出来,融合图像也都优于源图像,但四种方法各自都有不足:PCNN 融合算法以及 PCA 算法得到的融合图像与其他几种方法的融合结果相比亮度略暗,小波变换法会出现伪轮廓,边缘模糊的现象,这是由于小波变换只适用于各向同性的奇异性对象,LPT 融合效果也不太理想.本文算法的效果从视觉角度看,其融合效果比上述四种都理想,融合图像纹理都很清晰,边缘特征比较明显,没有出现伪轮廓现象,更符合人眼视觉系统.而且实验同时表明本文算法不受图片的尺寸大小影响.

客观评价方法有多种,本文采用平均梯度(Average Gradient, AG)、加权边缘保留值($Q^{AB/F}$)、互信息^[10](Mutual Information, MI)、交叉熵(Cross Entropy, CE)四种方法来评价融合后的结果图像. AG 反映了图像中的微小细节反差表达能力和纹理变化特征,一般来说其值越大,图像越清晰. MI 和 $Q^{AB/F}$ 越大,表示融合图像从源图像中获得的信息越丰富,融合结果越好^[11]. 而 CE 反映了俩幅图像对应像素的差异,CE 越小,融合图像与源图像的差异越小,融合效果越好.

表 1 三组实验客观评价结果

融合算法	第一组				第二组				第三组			
	AG	MI	CE	$Q^{AB/F}$	AG	MI	CE	$Q^{AB/F}$	AG	MI	CE	$Q^{AB/F}$
PCNN	5.537 1	4.383 7	1.400 2	0.256 3	5.156 3	3.756 7	1.636 2	0.200 3	10.178 1	3.514 1	0.714 0	0.121 2
DWT	8.957 7	4.217 4	0.163 4	0.641 0	10.75 3	3.673 3	0.062 1	0.618 9	21.673 2	6.802 8	0.032 3	0.920 8
PCA	5.455 2	4.629 0	0.860 8	0.497 3	6.333 6	4.075 6	0.873 9	0.463 4	17.587 3	7.332 3	0.254 1	0.824 5
LPT	8.334 5	4.836 7	0.260 9	0.781 6	10.465	4.143 5	0.074 9	0.758 7	21.593 1	7.801 0	0.082 7	0.988 3
OUR	8.966 7	5.538 3	0.094 5	0.738 2	10.84 9	5.359 2	0.044 1	0.737 8	21.431 4	8.341 5	0.073 5	0.980 6

三组实验的客观评价指标值如表 1 所示,由表可以看出,本文提出的算法的平均梯度以及边缘保留值比其他算法大,其交叉熵的值很小,所以本文算法无论是在主观方面还是客观评价方面都可以取得良好的效果.

6 结束语

本文提出一种新的多聚焦图像融合算法,将 NSST 和超像素分割法 SLIC 相结合.一方面,基于变换域的图像融合算法中,NSST 分解得到的高频子带图像与源图像有相同的尺寸,这样可使后续处

理更加方便、精准. 另一方面,对于种超像素分割算法,SLIC 可将源图像分割为若干紧凑的、大小均匀、规则的超像素块.实验表明,与目前流行的图像融合算法相比,本文算法不仅可以降低算法处理复杂度,还可以提高图像融合效果.由于多模态图像的成像机理不同,目前本文提出的算法仅适用于多聚焦图像的融合,在其他模态的图像融合中效果并不是很理想,所以如何优化已有算法以及如何改进本文算法使其能更好地应用于多模态图像融合为接下来的研究重点.

参考文献:

[1] 朱炼,孙枫,夏芳莉,等. 图像融合研究综述. 传感器与微系统[J]. 2014,33(2): 1000-9787.

[2] 苗启广,叶传奇,汤磊,李伟生. 多传感器图像融合技术与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2014.

[3] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C]// IEEE International Conference on Computer Vistion, Nice, France:IEEE,2003: 10-17.

[4] Fachao Qin, Jiming Guo, Fengkai Lang. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2015,12(1):13-17.

[5] Bai X D, Cao Z G, Wang Y, et al. Image segmentation using modified SLIC and Nystr m based spectral clustering[J]. Optik,2014,125(16):4302-4307.

[6] Jinyu Cong, Benzheng Wei, Yilong Yin, et al. Performance evaluation of simple linear iterative clustering algorithm on medical image processing[J]. Bio-Medical Materials and Engineering,2014,24(6):3231-3238.

[7] Altan-Ulzii, Moonon Jianwen Hu. Multi-focus image fusion based on NSCT and NSST[J]. Sens Imaging, 2015,16(1):1-16.

[8] Yang Lei. Technique for image de-noising based on non-subsampled shearlettran sform and improved intuitionistic fuzzy entropy[J]. Optik, 2015,126:446-453.

[9] Zhang Baohua, Lu Xiaoqi, Pei Haiquan, et al. A fusion algorithm for infrared and visible images based on saliency analysis and non-subsampled Shearlet transform [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73 (1): 286-297.

[10] Qu Guihong, Zhang Dali, Yan Pingfan. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.

[11] Zhao Hengjun, Shang Zhaowei, Tang Yuanyan, et al. Multi-focus image fusion based on the neighbor distance [J]. Pattern Recognition, 2013, 46 (3): 1002-1011.

作者简介:

苗 娜 女,(1991-),硕士研究生. 研究方向为信息融合. E-mail:591447907@qq. com.

杨 静 男,(1970-),副教授. 研究方向为信息融合.

(上接第 155 页)

传感器半径不同的情况下依然实用.

参考文献:

[1] 宁剑平,王冰,李洪儒,等. 递减步长果蝇优化算法及应用[J]. 深圳大学学报:理工版, 2014, 31 (4): 367-373.

[2] 徐富强,陶有田,吕洪升. 一种改进的果蝇优化算法[J]. 苏州大学学报(自然科学版), 2014, 29 (1): 16-23.

[3] 韩俊英,刘成忠. 自适应调整参数的果蝇优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2014,50(7):50-55.

[4] 马超,董玲. 果蝇优化算法(FOA)步长改进及其多元函数最优化方法[J]. 数学学习与研究(教研版),

2013,13(1):90-92.

[5] 宋明智,杨乐. 基于改进自适应 PSO 算法的 WSN 覆盖优化方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (11): 3472-3475.

[6] 汪成亮,王强. 基于活动预测和能耗均衡的 WSN 路由算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(1):10-17.

作者简介:

吴良超 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为智能算法改进及应用. E-mail:wukantian@163. com.

郭 星 男,(1983-),博士,讲师. 研究方向为模式识别与信号处理.