

基于非抽样 Contourlet 变换的多聚焦 图像融合算法

冯太平, 闫仁武

(江苏科技大学 计算机科学与工程学院, 江苏 镇江 212003)

摘 要:文中研究了非抽样 Contourlet 变换(NSCT)的原理,以及其多尺度、局部化、方向性和各向异性等优点。提出了一种基于 NSCT 的多聚焦图像融合新算法。本算法将多聚焦图像进行 NSCT 分解,不同子带采用不同的融合规则,低频子带采用新的基于灰度形态学梯度算子的融合算法,并做一致性检测,带通子带采用基于区域能量的融合算法。最后将融合得到的系数进行 NSCT 反变换得到融合图像。实验结果表明,与其他融合算法相比较,该算法可以更有效地保留源图像信息和细节特征。

关键词:图像融合;非抽样 Contourlet 变换;形态学;多聚焦图像

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)02-0057-04

Multi-Focus Image Fusion Algorithm Based on Nonsubsampled Contourlet Transform

FENG Tai-ping, YAN Ren-wu

(School of Computer Science & Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: The principle of nonsubsampled Contourlet transform and the advantage of multi-scale, localization directionality and anisotropy are studied in the paper. A new multi-focus image fusion algorithm based on NSCT is developed. Firstly, two different multi-focus source images are decomposed by NSCT. Secondly, different fusion rules are applied in the low and banpass subband coefficients. A new fusion algorithm based on the gray morphology grad operator is applied in lowpass subbands and the consistency check is proposed. The regional energy fusion rule is applied in highpass subbands. Finally, the fused image is reconstructed by the inverse NSCT. The experimental results show that, compared with other algorithms, this fusion method can retain the information and features of source more effectively.

Key words: image fusion; nonsubsampled Contourlet transform; morphology; multi-focus image

0 引 言

图像融合是将两个或两个以上的传感器在同一时间或不同时间获取的关于某个具体场景的图像或图像序列信息加以综合,以生成新的有关场景解释的信息处理过程^[1]。多聚焦图像是由同种传感器采用不同的成像方式(聚焦点的不同)获得的^[1]。目前,图像融合在目标检测、跟踪等军事领域以及对地观测、机场导航等民用领域都得到了广泛的应用。

融合方法大致分为两类:基于空间域的图像融合和基于变换域的图像融合。小波变换就是属于后者中常用的一种方法,因其具有优良的时频局部化性能,它用一组尺度不同的带通滤波器对信号进行滤波,将信

号分解为不同频带进行处理^[2]。结合相应的融合规则,在多聚焦图像融合中应用广泛。但是,小波分析不能充分利用数据本身的几何特征,不能最优地表示含线或者面奇异的二维图像。Do 和 Vetterli 提出了一种多尺度几何分析方法:Contourlet 变换^[3],也称做塔型方向滤波器组(PDFB)。Contourlet 变换是多分辨率、局域的、多方向的图像表示方法。它的基的支撑区间是具有随尺度变化长宽比的“长条形”结构^[4]。该变换将多尺度分析和方向分析分别进行,因此对于细小的带方向的轮廓和线段的表达有着独特的优势。但是 Contourlet 变换中存在上、下采样,缺乏平移不变性,会导致伪 Gibbs 效应。A. L. Cunha 等提出的非抽样 Contourlet 变换^[5]具有平移不变性,可以在一定程度上抑制这种失真。

文中基于非抽样 Contourlet 变换提出一种新的图像融合方法,通过 NSCT 对源图像分解后的低频子带

收稿日期:2011-06-20;修回日期:2011-09-26

作者简介:冯太平(1985-),男,硕士研究生,研究方向为信息融合、图像融合;闫仁武,副教授,研究方向为智能信息处理、信息融合。

系数与带通方向子带系数分别采用不同的融合规则进行融合。实验结果表明,本算法可以更有效地保留源图像信息和特征。

1 基本理论

1.1 非抽样 Contourlet 变换

Contourlet 变换是一种“真正”的二维图像表示方法,是二维分段光滑信号的稀疏表示方法。能用不同尺度、不同频率的子带更准确地捕获图像中的分段二次连续曲线,具有方向性和各向异性,从而使表示图像边缘的 Contourlet 系数能量更加集中,对于曲线有“稀疏”的表示^[4]。其分解变换的实现可以看成是两个步骤:拉普拉斯金字塔(LP)分解和方向滤波器组(DFB)滤波。合成过程则正好相反。首先用 LP 分解图像,得到一个低通子带和一个带通子带,对低通子带再次应用 LP 分解,可得到下一层的低通子带和带通子带。然后由 DFB 将带通子带分解为 2^j ($j = 0, 1, \dots, n$) 个方向子带。而 NSCT 是一种改进后的 Contourlet 变换形式,它采用的是非抽样的金字塔结构和方向滤波器组。非抽样的金字塔结构主要是通过双通道的非抽样的二维的滤波器组实现的。DFB 是通过交换在 DFB 树结构每个双通道滤波器组的下采样和上采样并在相应的对滤波器上采样实现的^[4]。因而 NSCT 具有平移不变性并且比 Contourlet 变换能更好地采集频率且具有规律性^[4]。NSCT 的分解框架如图 1 所示。

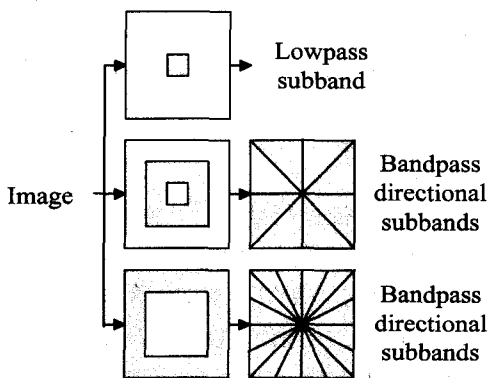


图 1 非抽样 Contourlet 变换的分解框架

1.2 灰度形态学

数学形态学是一门建立在集合论基础上的学科,是以形态结构元素为基础对图像进行分析的数学工具^[6]。它用具有一定形态的结构元素从图像中提取对于表达和描绘区域形状有用处的图像分量,比如边界、骨架,等等。数学形态学分为二值形态学和灰度形态学两种^[6],文中采用灰度形态学对图像进行处理,其中涉及到的基本运算有膨胀、腐蚀。

设 $f(x, y)$ 是灰度图像, $g(x, y)$ 是结构元素,膨胀、腐蚀、形态学梯度算子的公式如下:

(1) 膨胀。

$$f(i, j) \oplus b(i, j) = \max_{(x, y)} [f(i - x, j - y) + b(x, y)] \quad (1)$$

(2) 腐蚀。

$$f(i, j) \ominus b(i, j) = \max_{(x, y)} [f(i + x, j + y) - b(x, y)] \quad (2)$$

(3) 形态学梯度。

$$g = (f \oplus b) - (f \ominus b) \quad (3)$$

2 基于非抽样 Contourlet 变换的图像融合算法

同一场景聚焦区域不同的两幅图像用 A, B 表示,融合后得到的图像用 F 表示,由非抽样 Contourlet 变换对图像 A, B 分解得到相应的系数: $h_{m,k}^A, l_M^A; h_{m,k}^B, l_M^B$ 。其中 $h_{m,k}$ 是图像分解第 m 层第 k 方向的高频系数, l_M 是图像分解得到的低频系数。 $m = 1, 2, \dots, M$, M 为分解总层数, k 是每层分解的方向子带数。低频系数和高频系数分别采用下文提到的融合规则融合得到新的低频、高频系数,进行 NSCT 反变换即可得到融合图像 F 。

2.1 低频子带融合规则

低频子带反映了源图像的整体特性,决定了图像的轮廓,低频子带中的图像边缘信息对融合效果有一定的作用。图像梯度大的地方存在纹理或边缘信息丰富,因此融合低频子带时优先选择形态学梯度值大的系数,能够更多地保留图像的区域边缘信息。并且对融合到的系数做一致性检测。一致性检测的思想:如果系数矩阵中的某一个元素来自于图像 A , 而它周围的大部分元素(文中取 5 个或 5 个以上)来自于图像 B , 则该元素融合后的子带数据也调整为由图像 A 确定,即取来自图像 A 对应点的元素值,否则保持源数据不变^[6]。

文中提出一种新的基于灰度形态学梯度算子的低频系数融合算法,具体步骤如下:

步骤一:选择长度为 5 的四个方向上的线性结构元素^[7](线条与水平轴成逆时针的角度分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$),依据式(4)计算各个方向的梯度信息。然后依据式(5)对各个方向的梯度求和得到图像总的形态学梯度值。

$$g_n(i, j) = l_M(i, j) \oplus b_n - l_M(i, j) \ominus b_n \quad (4)$$

$$S(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N g_n(i, j) \quad (5)$$

式中, b_n ($n = 1, 2, 3, 4$) 为四个方向上的线性结构元素, $N = 4$ 。 $g_n(i, j)$ 为第 n 种结构元素在 (i, j) 处的梯度值, $S(i, j)$ 为四个方向的结构元素的梯度值的和。

步骤二:融合低频子带时依据式(6)优先选择形态学梯度值大的系数。并依据式(7)构建一致性检测矩阵 $\text{Con}(i,j)$ 。

$$l_M^F(i,j) = \begin{cases} l_M^A(i,j), & (R^A(i,j) \geq R^B(i,j)) \\ l_M^B(i,j), & (R^A(i,j) < R^B(i,j)) \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{Con}(i,j) = \begin{cases} 0, & (R^A(i,j) \geq R^B(i,j)) \\ 1, & (R^A(i,j) < R^B(i,j)) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $l_M^F(i,j)$ 为融合后的低频系数。

$$R^A(i,j) = l_M^A(i,j) S^A(i,j);$$

$$R^B(i,j) = l_M^B(i,j) S^B(i,j)。$$

步骤三:基于 $\text{Con}(i,j)$ 矩阵进行一致性检测,一致性检测的窗口设为 3×3 。最终得到低频子带的融合系数矩阵。

2.2 带通子带融合规则

由光学成像系统的原理可知清晰图像的高频系数要大于模糊图像的高频系数^[8],而图像的单个像素不能表征图像的局部特征,局部特征一般是由某个区域的多个像素来表征和体现的^[9]。文中带通子带的高频系数融合采用基于区域能量的融合方法。计算高频系数的区域能量以及匹配度,然后比较匹配度与给定阈值,决定采用取大融合方法还是平均法。具体步骤如下:

步骤一:选取 3×3 的窗口区域,依据式(8)、(9)计算图像 A 、 B 的高频系数矩阵的加权区域能量 $E^A(i,j)$ 、 $E^B(i,j)$,以及区域能量的匹配度 $\text{Mat}(i,j)$ 。

$$E(i,j) = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 W \times [h_{m,k}(i+p,j+q)]^2 \quad (8)$$

$$\text{Mat} = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 \frac{2Wh_{m,k}^A(i+p,j+q)h_{m,k}^B(i+p,j+q)}{E^A(i,j) + E^B(i,j)} \quad (9)$$

$$\text{式中}, W = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 \end{bmatrix} \text{是加权矩阵。}$$

步骤二:选取带通子带图像匹配度阈值 Thr (一般取 $\text{Thr} \geq 0.5$),与匹配度相比较。若 $\text{Mat}(i,j) \leq \text{Thr}$,则融合后的高频系数为:

$$h_{m,k}^F(i,j) = \begin{cases} h_{m,k}^A(i,j), & (E^A(i,j) \geq E^B(i,j)) \\ h_{m,k}^B(i,j), & (E^A(i,j) < E^B(i,j)) \end{cases}$$

若 $\text{Mat}(i,j) > \text{Thr}$,则融合后的高频系数为

$$h_{m,k}^F(i,j) = \frac{h_{m,k}^A(i,j) + h_{m,k}^B(i,j)}{2}$$

3 融合质量评价指标

3.1 平均梯度

平均梯度 (\bar{G}) 用来表征图像的清晰度,平均梯度越大,则图像的清晰度越高,微小细节及纹理反映越

好^[9]。图像的平均梯度定义为

$$\bar{G} = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\nabla G_x^2 + \nabla G_y^2}{2}}$$

式中 M 、 N 为图像的尺寸。

$$\nabla G_x = G(i,j) - G(i+1,j)$$

$$\nabla G_y = G(i,j) - G(i,j+1)$$

3.2 熵

信息熵 (Entropy) 表示图像所包含的平均信息量的多少,融合图像的熵值越大,说明融合图像的信息越丰富^[9]。图像的熵定义如下:

$$EN = - \sum_{g=0}^{255} p(g) \times \log_2 p(g)$$

其中 $p(g)$ 是灰度等于 g 的像素数与图像总的像素数的比值,且 $\sum_{g=0}^{255} p(g) = 1$ 。

3.3 边缘信息保持度

边缘信息保持度^[10] ($Q^{AB/F}$) 是衡量融合后图像对输入图像中的边缘信息的保持程度^[11]。定义如下:

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M [Q^{AF} w^A(n,m) + Q^{BF} w^B(n,m)]}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [w^A(i,j) + w^B(i,j)]}$$

式中 Q^{AF} 、 Q^{BF} 是融合图像 F 相对于源图像 A 、 B 的边缘信息保留值。

$$w^A(n,m) = |g^A(n,m)|, w^B(n,m) = |g^B(n,m)|$$

其中 $g^A(n,m)$ 、 $g^B(n,m)$ 是图像 A 、 B 的梯度值^[12]。

4 实验结果与分析

为了验证融合算法的有效性,文中通过 Matlab 软件采用四种算法对常用的 Clock 图像进行仿真实验以及性能评价。图 2(a) 为左聚焦图像,图 2(b) 为右聚焦图像,两幅图大小是 512×512 ,256 级灰度图。算法一是离散小波变换 (DWT),图像分解层数为 3 层,低频系数和高频系数采用与文中相同的融合规则,融合效果如图 2(c) 所示。算法二是基于 Contourlet,图像分解层数为 3 层,每层划分的方向子带个数为 2、2、3,融合效果如图 2(d) 所示。算法三是应用 NSCT,图像分解层数为 3 层,每层划分的方向子带个数为 2、2、3,低频系数采用平均法,高频系数采用与文中相同的融合规则,融合效果如图 2(e) 所示。算法四即文中算法,融合效果如图 2(f) 所示。

其中取 $\text{Thr} = 0.7$ 作为基于区域能量的融合算法的匹配度阈值。

从四种方法获得的融合结果可以看出,融合图像的质量均有所改善。通过比较发现,文中提出的融合算法得到的融合图像目视效果最好,更好地保留了源

图像信息。文中还使用三种质量评价指标对文中的融合效果进行了客观评价。

表 1 给出了融合图像的平均梯度、熵、边缘融合质量指标数据。

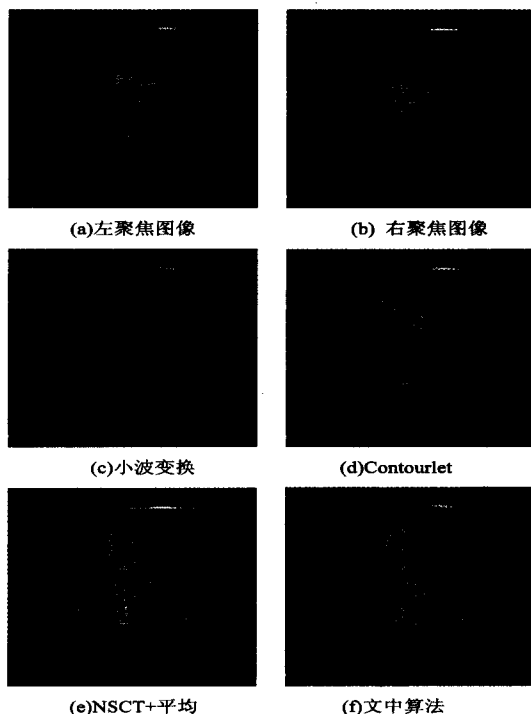


图 2 Clock 多聚焦图像的融合

表 1 各种融合算法的质量评价结果

融合算法	\bar{G}	Entropy	$Q^{AB/F}$
算法一	7.2184	7.1074	0.6657
算法二	7.2103	7.1268	0.6835
算法三	7.3297	7.2873	0.6014
文中算法	7.5060	7.3953	0.7220

从表 1 的统计数据可以看出,文中算法融合图像的 $Q^{AB/F}$ 大于算法三,可见基于灰度形态学的融合方法能够有效保留源图像的边缘信息。并且平均梯度最大,说明得到的融合图像清晰度更高,细节内容更加丰富。相比于其他的融合方法,文中方法的各项指标值均优于其他三种融合方法,并且与对融合结果视觉质量的评价是一致的。

5 结束语

文中将 NSCT 运用到多聚焦图像融合中,对低频子带系数采用基于灰度形态学的方法,能够有效地保留图像的边缘信息。对带通方向子带系数采用基于区域能量的方法,能够保留更多的细节信息,提高图像的清晰度。实验结果也表明,文中算法能够更好地保持源图像的有用信息,目视效果与主要性能指标均优于传统的小波方法和 Contourlet 方法。

参考文献:

- [1] 敬忠良,肖刚,李振华. 图像融合-理论与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2007:3-8.
- [2] 杨亚,王铮,张素兰,等. 基于小波变换的多聚焦图像融合[J]. 计算机技术与发展,2010,20(3):56-58.
- [3] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Trans on Image Proc, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [4] 闫敬文,屈小波. 超小波分析及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2008:159-174.
- [5] Cunha A L, Zhou Jianping, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design and applications [J]. IEEE Trans on Image, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] 白蕊,杨万海,张艳妮. 基于 Contourlet 变换的遥感图像融合[J]. 中国图象图形学报,2009,14(6):1173-1177.
- [7] 陈文永,范延滨. 基于形态学梯度的 DWT 域自适应水印算法[J]. 计算机仿真,2009,26(8):100-103.
- [8] 王亚杰,王晓岩,刘学平. 基于小波变换的多聚焦图像融合评述[J]. 沈阳航空工业学报,2005,22(4):65-67.
- [9] 闫敬文. 数字图像处理[M]. MATLAB 版. 北京:国防工业出版社,2007:182-190.
- [10] Xydeas C S, Petrovic V. Objective Image Fusion Performance Measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [11] Qu Xiaobo, Yan Jingwen, Xiao Hongzhi, et al. Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsampled Contourlet Transform Domain[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [12] 黄伟. 像素级图像融合研究[D]. 上海:上海交通大学,2008.

(上接第 56 页)

- [9] Liu Jian, Li Fangmin. An improvement of AODV protocol based on reliable delivery in mobile Ad hoc networks[C] // Proc of the 5th International Conference on Information Assurance and Security. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 507-510.
- [10] Akyildiz I F, Wang X, Wang W. Wireless Mesh Networks: A Survey[J]. Computer Networks Journal (Elsevier), 2005, 47(4): 445-487.
- [11] Jones E P C, Karsten M, Ward P A S. Multipath load balancing

in multi-hop wireless networks[C] // IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob 2005). Canada: [s. n.], 2005.

- [12] Xue Q, Ganz A. Ad hoc QoS on-demand routing (AQOR) in mobile ad hoc networks[J]. J Parallel Distrib Comput, 2003, 63(2): 154-165.
- [13] Sun Y, Belding-Royer E M, Perkins C E. Internet Connectivity for Ad Hoc Mobile Networks [J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2002, 9(2): 75-88.