

基于无下采样小波 - Contourlet 变换的图像融合算法

王连庆, 安锦文

(西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要:针对目前最新发展的无下采样 Contourlet 变换,同时具有方向性、各向异性和平移不变性的特点,并结合多孔小波变换的优点,提出了一种新的基于无下采样小波 - Contourlet 变换图像融合算法。通过对航空图像进行无下采样小波 - Contourlet 变换的多分辨率分解得到高频和低频系数,并根据不同分解面的系数特性,采用不同的加权融合规则进行融合。实验结果表明,此方法相对于传统的变换法,取得了更佳的融合结果。

关键词:图像融合;无下采样 Contourlet 变换;多孔小波变换

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

Image Fusion Based on Nonsampled Wavelet-contourlet Transform

WANG Lian-qing, AN Jin-wen

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A novel method of image fusion based on the nonsampled wavelet- contourlet transform is proposed, combined with the merit of à trous transform, based on the recently developed nonsampled contourlet transform, which can offer a trait of flexible multiscale and shift-invariant simultaneity. The high and low frequency-coefficients are obtained by decompose the aeronautic image with the nonsampled wavelet-contourlet transformation. Then, according to the different coefficient characters, these coefficients are syncretized by using different fusion algorithms of weighted average. The experimental results show that the new method makes a better fusion result compared with the traditional transform methods.

Key words: image fusion; nonsampled contourlet transform; à trous transform

1 引言

近年来,小波变换被广泛地应用于图像融合,这主要得益于其良好的时频分析特性,能够高效地处理和分析一维分段连续信号。但是在二维图像融合过程中,小波基的支撑区间在不同的分辨率下,为不同尺寸大小的正方形,不满足各向异性的尺度关系^[1],因此小波变换不能很好地增强空间细节信息。相对于小波变换,Contourlet 变换可以更好地描述图像中的曲线奇异性,但 Contourlet 变换不具有平移不变性,从而导致伪吉布斯现象,使图像失真。

无下采样 Contourlet 变换 NSCT (nonsam -

contourlet transform, NSCT) 有效地解决了这个问题。该算法利用无下采样的金字塔分解和无下采样的方向滤波器组分解构造了 NSCT^[2],得到了灵活的多尺度,多方向并且具有平移不变的图像分解模式。由于塔形分解结构中不同分辨率的细节信息彼此相关,算法具有不稳定性^[3],而基于多孔小波变换的图像融合技术能有效地克服这一点,也具有平移不变性。根据这一思想,本文结合多孔小波变换

作者简介:王连庆(1982 -),男,硕士研究生,主要从事图像融合的技术研究。E-mail:wlq2699@sina.com

收稿日期:2007-09-07

和无下采样 Contourlet 变换各自优点,提出了一种新的基于无下采样小波 - Contourlet 变换融合算法对航空图像进行融合。实验证明,此方法相对于传统的变换法,不论是视觉效果还是客观指标评价都取得更优的融合结果。

2 无下采样小波 - Contourlet 变换

2.1 无下采样 Contourlet 变换

2005年,Arthur L. Cunha 等人在 Contourlet 变换的基础上,提出了无下采样的 Contourlet 变换 NSCT。NSCT 基的支撑区间表现为长条形,而不再是小波变换二维量积的正方形支撑区间,满足各向异性的尺度关系。NSCT 可以分成两个部分,无下采样的金字塔 NSP(nonsampled pyramid)分解和无下采样的方向滤波器组 NSDFB(nonsampled directional filter bank)分解。与 Contourlet 变换不同的是,NSCT 并不对金字塔分解后的分量和方向滤波器组分解后的分量进行下采样,而是对滤波器进行上采样,以获得平移不变性。NSCT 分解流程如图 1 所示^[2]。

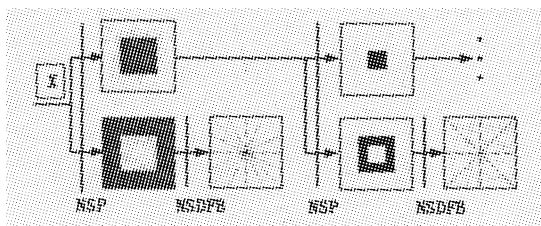


图 1 无下采样 Contourlet 变换

Fig. 1 nonsampled coutourlet transform

但是 NSCT 的多尺度分解采用无下采样的拉普拉斯金字塔分解,在进行方向滤波时很容易造成高频和低频的频带混叠,而且其分解算法也具有不稳定性。多孔小波变换在不同的分辨率、不同子空间下细节相关性减小,其算法相对稳定。因此,结合上述两种算法的优点,提出了一种无下采样小波 - Contourlet 变换。

2.2 无下采样小波 - Contourlet 变换

无下采样小波 - Contourlet 变换与 NSCT 变换类似,分为两个滤波阶段。第一阶段为子带分解,与 NSCT 不同的是采用多孔小波变换而不是无下采样金字塔进行分解。第二阶段为方向滤波。第一阶段的多孔小波变换都将上一级低频分量(LL)再分解为低频 LL 和 LH、HL、HH 三个高频分量。第二阶段方向滤波器将每个高频分量再进行方向滤波,如图 2 所示。

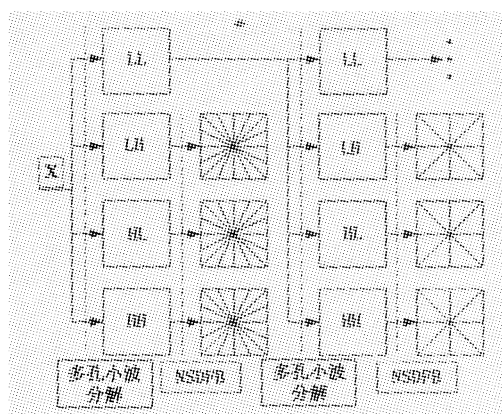


图 2 无下采样小波 - Contourlet 变换

Fig. 2 nonsampled wavelet-coutourlet transform

经无下采样小波 - Contourlet 变换分解后的频域分布如图 3^[4]所示。变换之后的系数同时具有平移不变性、稳定性以及方向性和各向异性的特点。

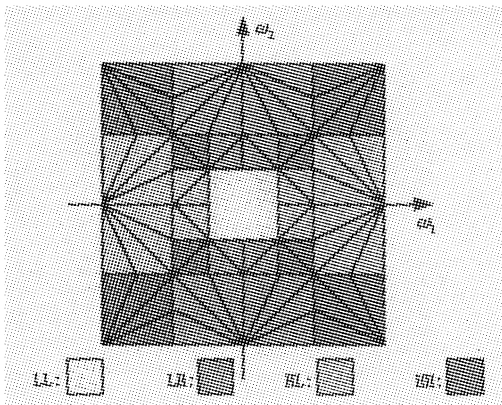


图 3 无下采样小波 - Contourlet 变换频域分布

Fig. 3 frequency portioning obtained with nonsampled wavelet-coutourlet transform

3 融合算法原理

3.1 融合步骤

基于无下采样小波 - Contourlet 变换图像融合步骤如下:

step1 对已配准的两幅待融合图像分别标记图像 A 和图像 B。

step2 对图像 A 和 B 分别进行无下采样的小波 - coutourlet 分解,并分别得到其变换系数 $f_A(x, y)$ 和 $f_B(x, y)$ 。记为 $f_F(x, y)$ 为融合后的变换系数,根据不同的分解面,采用不同的融合规则获得融合系数 $f_F(x, y)$ 。

step3 对已选取的融合系数 $f_F(x, y)$,进行无下采样的小波 - coutourlet 逆变换,得到融合图像。

融合规则的选择也是图像融合的关键,为了获得更好地细节信息和图片质量,我们采用一种以下算法规则进行融合。

3.2 算法原理

对于高频细节分量,由于方差反映的是像素分

散程度,方差越大则细节越丰富,因此直接选用方差较大的系数作为融合系数,即:

$$f_{j,F}^l(x,y) = \begin{cases} f_{j,A}^l(x,y), [\sigma_{j,A}^l(x,y)]^2 \geq [\sigma_{j,B}^l(x,y)]^2 \\ f_{j,B}^l(x,y), [\sigma_{j,A}^l(x,y)]^2 < [\sigma_{j,B}^l(x,y)]^2 \end{cases}$$

其中, $f_{j,F}^l(x,y)$, 表示融合图像第 j 层分解面的 l_j 方向的系数, 同样 $f_{j,A}^l(x,y)$ 和 $f_{j,B}^l(x,y)$ 分别为图像 A 和 B 第 j 层分解面的 l_j 方向的系数。 $[\sigma_{j,A}^l(x,y)]^2$ 和 $[\sigma_{j,B}^l(x,y)]^2$ 分别表示 A 和 B 第 j 层分解面的 l_j 方向的局域方差。

对于低频近似分量的系数 $f_F(x,y)$, 考虑到其系数在局域内存在相关性, 选用基于窗口的加权融合规则。采用方差作为活性测度, 相关系数作为匹配度, 设定阈值 $\alpha^{[5]}$ 。其步骤如下:

step1 计算以 (x,y) 位置为中心 3×3 窗口系数的方差 $\sigma_i^2(x,y)$, $i = A, B$ 和相关系数 $\rho_{A,B}(x,y)$ 。

step2 相关系数 $\rho_{A,B}(x,y)$ 表示两幅待融合图像在位置 (x,y) 处的相关程度。当 $|\rho_{A,B}(x,y)| \geq \alpha$, 表明在位置 (x,y) 处两个分量相关程度较高。选用待融合系数的均值作为融合后的变换系数, 即:

$$f_F(x,y) = \frac{1}{2}(f_A(x,y) + f_B(x,y))$$

当 $|\rho_{A,B}(x,y)| < \alpha$ 时, 认为两幅图像的相关程度较低, 此时同高频系数一样直接选取方差较大的作为融合系数。

4 实验仿真及其性能分析

为了验证本文方法的有效性, 选取含有较多边缘为曲线的航空图像 westconcordorthophoto. png (如图 4 所示) 进行仿真实验。并将其与以下几种方法进行比较: 基于可分离的 DWT 法; 基于 SIDWT 法; 基于 Contourlet 变换法和基于 NSCT 法。在实验过程中, 每种变换对图像均进行三层分解, 仿真结果如图 5 所示。



(a) 待融合图像 A (b) 待融合图像 B

图 4 待融合图像

Fig. 4 preparatively fused image

(a) preparatively fused image A; (b) preparatively fused image B

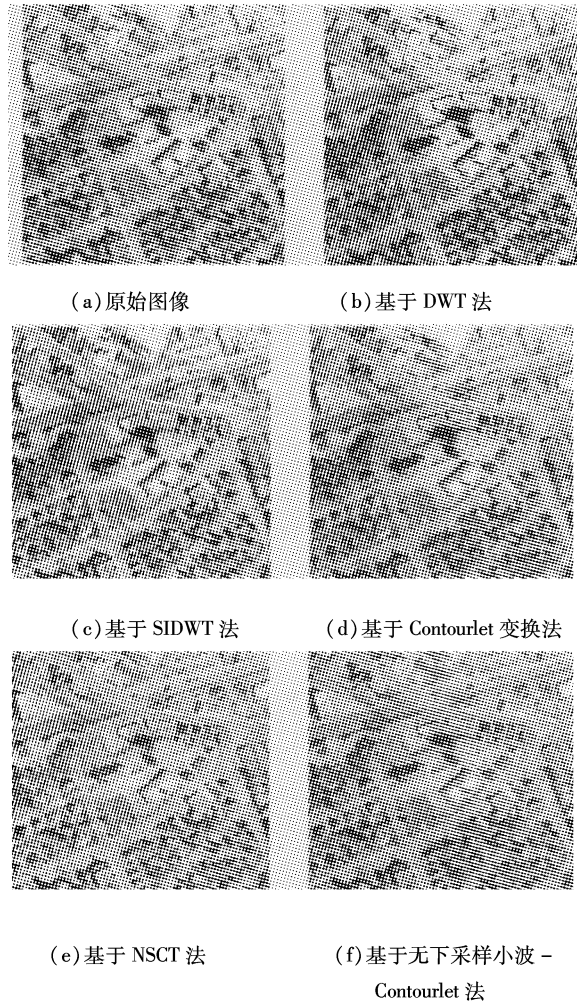


图 5 各种方法的融合结果
Fig. 5 fused image by various method

(a) primal image; (b) fused image by DWT method; (c) fused image by SIDWT method; (d) fused image by contourlet transform method; (e) fused image by NSCT method; (f) fused image by nonsubsampled wavelet-Contourlet transform method

为了客观地评价融合图像的质量, 本文选用信息熵、清晰度^[6]和相关系数作为评价指标, 对融合图像进行分析比较。

(1) 信息熵的大小反映了图像中所包含的平均信息量的大小, 熵值越大, 所含的信息越丰富, 其定义为:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i$$

其中, p_i 为灰度值等于 i 的像素数与图像总像素之比。

(2) 清晰度可敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力, 可用来评价图像的清晰程度, 其计算公式为:

$$P = \frac{1}{MN} \sum_{x,y} \sqrt{\frac{(f(x,y) - f(x,y-1))^2 + (f(x,y) - f(x-1,y))^2}{2}}$$

其中, $f(x, y)$ 表示在 (x, y) 点的灰度值。 P 值越大表明图像越清晰。

(3) 相关系数反映融合图像与原图像的相关程度, 其计算公式如下:

$$C = \frac{\sum_{x,y} [(f(x,y) - e_f) \times (g(x,y) - e_g)]}{\sqrt{\sum_{x,y} [(f(x,y) - e_f)^2] \sum_{x,y} [(g(x,y) - e_g)^2]}}$$

其中, $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 分别为融合前后图像在 (x, y) 点的灰度值, e_f 和 e_g 表示两幅图像的均值。 C 值越大表明从原图像中获得的信息越多。

下面给出了本文实验的各种方法性能指标评价, 如表 1 所示, 本文方法中相关阈值 $\alpha = 0.95$ 。

表 1 性能指标比较

	信息熵	清晰度	相关系数
待融合图像 A	7.6414	12.5350	0.9501
待融合图像 B	7.6440	12.8490	0.9542
基于 DWT 法	7.6472	18.7905	0.9958
基于 SIDWT 变换法	7.7080	18.9060	0.9969
基于 Contoulet 变换法	7.6485	18.7374	0.9938
基于 NSCT 法	7.7081	19.1342	0.9976
基于无下采样小波 - Contourlet 法	7.7140	19.1850	0.9978

从仿真结果图 5 及表 1 可以看出:

(1) 融合后图像的信息熵、清晰度和相关系数均得到提高。

(2) SIDWT 变换较 DWT 变换具有平移不变性, 因此, 基于 SIDWT 变换法图 5(c) 无论从视觉上还是从客观的性能指标上, 较基于 DWT 变换都有很大改善。但 SIDWT 变换不具有方向性和各向异性, 其融合性能并不是十分理想。

(3) Contourlet 变换虽然具有方向性和各向异性, 但由于其并不具有平移不变性, 而且第一阶段的分解是采用金字塔分解, 因此基于 Contourlet 变换的图 5(d) 较基于 DWT 法变换图 5(b) 其结果几乎没有任何改善。

(4) 基于 NSCT 变换法相对于前面三种 (DWT、SIDWT、Contoulet) 方法, 由于其同时兼具方向性、各向异性和平移不变性, 清晰度和相关系数均得到很大的提高。但其信息熵相对 SIDWT 变换法并没有明显的改善, 这主要是由于其第一阶段的分解和

Contourlet 变换一样, 采用无下采样的金字塔分解。

(5) 基于无下采样小波 - Contourlet 变换法, 结合了多孔小波变换和 NSCT 变换的各自优点, 无论从视觉上还是从客观的评价指标上, 相对于前面几种变换法, 都获得了更好地融合结果。

5 结束语

无下采样 Contourlet 变换是一种具有平移不变性的多尺度几何变换, 满足各向异性的尺度关系, 具有较好的方向选择性, 而且可以消除伪吉布斯现象。由于多孔小波变换比无下采样的金字塔分解更具优越性, 本文结合了无下采样 Contourlet 变换和多孔小波变换各自优点, 提出了一种基于无下采样小波 - Contourlet 变换的图像多分辨分解。通过多种方法对航空图像 westconcordorthophoto.png 进行分解, 并根据不同分解面的特性, 采用不同的融合方法进行融合。实验仿真结果表明, 本文所采用的融合方法, 较 DWT 法、SIDWT 法、Contourlet 变换法以及 NSCT 变换法取得了更佳的融合效果。

参考文献:

- [1] Jiao Licheng, Tan Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31 (Z1): 1975 - 1981 (in Chinese).
- [2] A L Cunha, J Zhou, Minh N Do. The nonsubsampled contourlet: theory, design and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (10): 1779 - 1793.
- [3] Liang Dong, Li Yao, Shen Min, et al. An algorithm for multi-focus image fusion using wavelet based contourlet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35 (2): 320 - 322. (in Chinese)
- [4] Eslami R, Radha H. A new family of nonredundant transforms using hybrid wavelets and directional filter banks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (4): 1152 - 1167.
- [5] Luo Li, Yuan Zhen, Wang Ke. A remote sensing image fusion algorithm based on à trous-Contourlet transformation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20 (2): 248 - 253. (in Chinese)
- [6] Li Huihui, Guo Lei, Lui Hang. A region-based remote sensing image fusion method [J]. Acta Photonica Sinica, 2005, 34 (12): 1901 - 1905. (in Chinese)