

一种基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法

梁 栋,李 瑶,沈 敏,高清维,鲍文霞

(安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室,安徽合肥 230039;安徽大学电子科学与技术学院,安徽合肥 230039)

摘 要: 利用小波-Contourlet 变换良好的多尺度性和多方向性特征,提出一种基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法,引入 Cycle Spinning 来有效地消除由于小波-Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真.实验结果表明,与其他基于多分辨率分析的多聚焦图像融合算法相比,该算法显著减小了融合图像的 RMSE 值,提高了融合图像的视觉效果.

关键词: 小波-Contourlet 变换; Cycle Spinning; 图像融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 02-0320-03

An Algorithm for Multi-Focus Image Fusion Using Wavelet Based Contourlet Transform

LIANG Dong, LI Yao, SHEN Min, GAO Qing-wei, BAO Wen-xia

(Education Ministry Key Laboratory of IC & SP, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China;
School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: An algorithm for multi-focus image fusion using wavelet based contourlet transform was proposed for the transform is of multi-scale and multi-direction, and cycle spinning was introduced to decrease the shift-variance of the transform. The results show that this algorithm improves the visual effect of the fused image and decreases the RMSE value.

Key words: wavelet based contourlet transform; cycle spinning; image fusion

1 引言

多聚焦图像融合是指因镜头聚焦不同而形成的多个图像通过一定处理得到目标聚焦都清晰的结果图像.目前多聚焦图像融合的方法主要有基于金字塔形分解的融合方法和基于小波变换的融合方法^[1].由于塔形分解结构中不同分辨率的细节信息彼此相关^[2],算法具有不稳定性.而经正交小波变换得到的各子带数据分别落在相互正交的子空间中,所以不同分辨率、不同子空间的细节信息相关性减小,因此基于小波变换的图像融合技术能克服金字塔形分解融合技术的不稳定性.

但是由一维小波张成的二维离散小波变换 (Separable Wavelet) 只具有有限个方向,不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像. Contourlet 变换、小波-Contourlet 变换^[3] (Wavelet Based Contourlet Transform) 的提出很好地解决了小波变换在这些方面的缺陷.

本文提出了一种基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法,利用小波-Contourlet 变换良好的多尺度性和多方向性特征进行图像融合,并引入 Cycle Spinning^[4]来消除由于小波-Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真.实验结果显示,该算法能显著减小融合图像的 RMSE 值,提高融合图像的视觉效果.

2 小波-Contourlet 变换

2.1 Contourlet 变换

2002 年 Do MN 和 Vetterli M 提出的 Contourlet 变换是小波

变换之外另一种多分辨率的、局域的、多方向的图像表示方法^[5].由一维小波张成的二维小波基具有正方形的支撑区间,只具有有限的方向,即水平、垂直、对角.方向性的缺乏使小波变换不能充分利用图像本身的几何正则性.而 Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构,因而能更好地捕获图像的边缘信息. Contourlet 变换分为两个阶段,首先用拉普拉斯金字塔 (LP) 对图像进行多尺度分解以捕获奇异点,接着用方向滤波器组 (DFB) 将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数. LP 分解和 DFB 都具有完全重构性,因此能由变换系数得到完整图像.

2.2 小波-Contourlet 变换

2004 年 Eslami R 和 Radha H 提出了一种新的非冗余的图像变换——小波-Contourlet 变换 (WBCT),变换示意图如图 1 所示. WBCT 和 Contourlet 变换类似,

分为两个滤波阶段.第一阶段为子带分解,在 WBCT 中用小波分解实现.第二阶段为方向变换.第一阶段的小波变换每一级都将上一级的低频分量再分解为低频和 LH、HL、HH 三个高频部分.在第二阶段,方向滤波器 (DFB) 将每个子带做 2^N 个方向的分解,将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数.因为小波变换比 LP 分解更具优越性,所以 WBCT 能比 Contourlet 变换更稀疏地表达图像,获得图像结构特征.

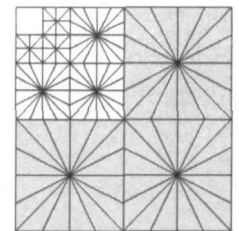


图 1 WBCT 变换示意图

收稿日期:2006-02-27;修回日期:2006-10-10

基金项目:国家自然科学基金(No. 60473102);安徽省高等学校自然科学基金项目(No. 2005KJ005ZD);安徽大学 211 工程学术创新团队资助

3 融合规则的选取

在图像融合过程中,融合规则的选取主要有两类,一类是以单个像素为考察对象,例如绝对值最大规则,比较各个方向高频子图中小波系数的绝对值大小,具有较大绝对值的变换系数对应于较强烈的亮度变化.另一类是以一个局域窗口为考察对象,计算局域内的统计特性,如方差.因为图像的像素之间存在很大的相关性,所以在一个区域内考察图像比以单个像素为考察对象更能反应图像的特征和趋势^[6].在一个局域窗口内,统计特性越明显,说明图像灰度级变化越大,细节越丰富.

4 Cycle Spinning

由于小波-Contourlet 变换缺乏平移不变性,信号中的不连续点的邻域在处理过程中会产生伪吉布斯现象,导致图像失真.但这种失真与不连续点的位置密切相关^[7],可以通过对信号进行平移来改变不连续点的位置以减弱这种失真.由于对一处不连续点的最佳平移可能会导致另一处不连续点伪吉布斯现象的加剧,为此本文利用 Coifman 等提出的 Cycle Spinning (CS) 算法来对数据进行循环平移,对平移后的数据做处理再反平移,将多次平移处理的结果平均,得到伪吉布斯现象明显抑制的结果.假设经 Cycle Spinning 处理的结果由 δ 表示,则

$$\delta = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=1, j=1}^{K_1, K_2} S_{-i, -j} (T^{-1} ((T(S_{i, j}(x)))))) \quad (1)$$

其中, K_1 、 K_2 分别表示行和列方向上的最大平移量, S 为循环平移算子,下标 $-i$ 、 $-j$, i 和 j 分别为行和列方向上的平移量, T 为变换算子, T^{-1} 为逆变换算子, δ 为融合算子.

5 基于小波-Contourlet 变换的图像融合算法

本文综合利用小波-Contourlet 变换和 Cycle Spinning 的优点,提出一种基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法.具体算法如下:

(1) 将待融合图像做循环平移.本算法中,我们对待融合图像做 3 级小波分解,即平移次数为 8 次,行和列分别做 8 次平移,得到共 64 组图像.

(2) 分别对每组的两幅图像做小波-Contourlet 变换,得到不同子带不同方向上的变换系数.

(3) 采用一定的融合规则对变换系数进行处理,得到目标图像的变换系数.本算法中,将基带图像对应位置上的系数值相加平均,子带的各个方向内采用局域方差最大的融合判定规则.

(4) 对融合系数做逐层反变换,最后反平移,得到 64 个结果图像.

(5) 取 64 个结果图像的平均值,得到最终的融合图像.

6 实验结果与分析

为了验证本文算法的正确性和普适性,我们对三组待融合图像(如图 2 所示,原图像大小均为 512×512) 分别采用小波变换 (DWT)、Contourlet 变换 (CT)、小波-Contourlet 变换 (WBCT)、Cycle Spinning + 小波-Contourlet 变换 (CS + WBCT) 进行融合实验.融合规则分别采用单个系数绝对值最大 (max. abs) 和局域方差最大 (max. var). 在实验结果中,我们采用“变换 + 融合规则”的记号表示不同的融合方法;以计算融合图像与参考图像的均方误差根 (RMSE) 作为效果评价. RMSE 的计算公式为:

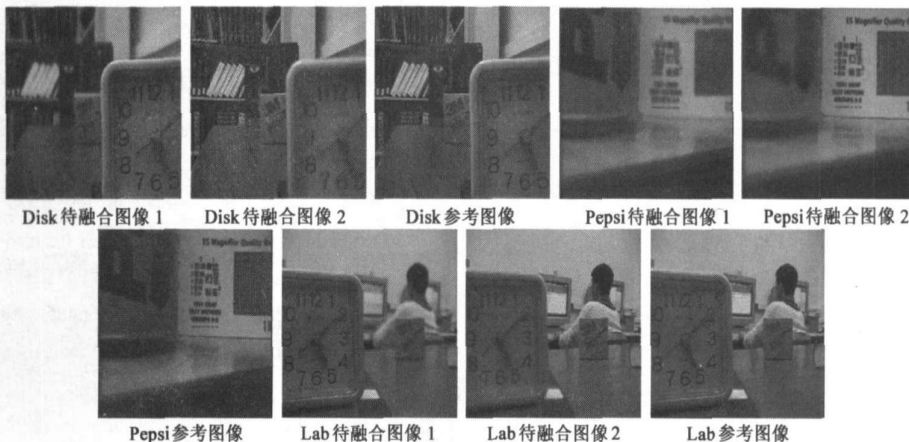


图 2 三组待融合图像

$$RMSE = \left[\frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (x_R(m, n) - x_F(m, n))^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

其中, (M, N) 为图像大小, x_R 为参考图像, x_F 为融合后的图像.

图 3 为 Disk 图像的融合实验结果,从结果可以看出本文算法获得了比较满意的效果.表 1 给出了利用不同算法得到的不同图像融合结果的 RMSE 值比较,表 2 给出了针对不同图像不同融合算法的执行时间比较.本文算法利用 matlab6.5 编程实现,运行环境 CPU P4 2.4G,操作系统 Windows XP.

由表 1 可以看出,采用四种不同的变换进行融合,不论使用何种融合规则,Cycle Spinning + 小波-Contourlet 变换的融合结果得到的 RMSE 值最小;在使用相同变换的条件下,采用局域方差最大的融合规则比采用单个系数绝对值最大的融合规则得到的 RMSE 值要小.

由表 2 可知,当不采用 Cycle Spinning 时,在相同的融合规则下,运用 DWT、CT、WBCT 三种变换进行融合所耗费的时间均在一个量级内,差别不太大.而运用 WBCT 显然要比运用其他两种变换得到更好的融合结果.在采用相同的变换时,运用

max. var 融合规则做融合处理要比运用 max. abs 规则耗费较长的时间,但可以得到更好的融合效果.当采用 Cycle Spinning

时,由于需要对 64 组图像分别做融合,再取平均,这就增加了程序的运算量,但是得到的融合效果最好.

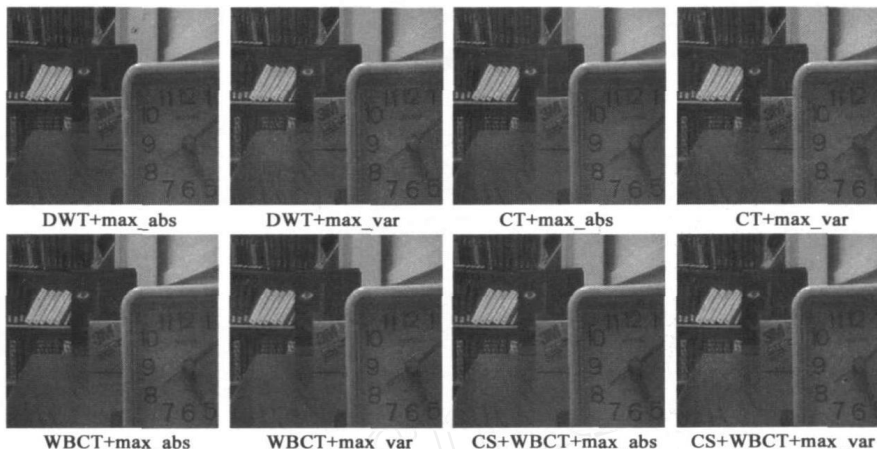


图 3 Disk 图像融合实验结果

表 1 利用不同算法得到的不同图像融合结果的 RMSE 值比较

	融合算法	RMSE	融合算法	RMSE
Disk	DWT + max. abs	5.9834	DWT + max. var	5.6297
	CT + max. abs	5.9235	CT + max. var	5.6034
	WBCT + max. abs	5.9025	WBCT + max. var	5.5629
	CS + WBCT + max. abs	5.2336	CS + WBCT + max. var	5.0678
Pepsi	DWT + max. abs	4.3479	DWT + max. var	4.2356
	CT + max. abs	4.3156	CT + max. var	4.2034
	WBCT + max. abs	4.2467	WBCT + max. var	4.1115
	CS + WBCT + max. abs	4.0637	CS + WBCT + max. var	3.9944
Lab	DWT + max. abs	4.7125	DWT + max. var	4.3298
	CT + max. abs	4.6130	CT + max. var	4.3427
	WBCT + max. abs	4.6220	WBCT + max. var	4.3092
	CS + WBCT + max. abs	4.1824	CS + WBCT + max. var	4.0696

表 2 针对不同图像不同融合算法的执行时间比较

	融合算法	耗时(s)	融合算法	耗时(s)
Disk	DWT + max. abs	2.6720	DWT + max. var	65.0630
	CT + max. abs	7.9380	CT + max. var	91.6720
	WBCT + max. abs	6.7030	WBCT + max. var	69.0630
	CS + WBCT + max. abs	394.4690	CS + WBCT + max. var	4307.9
Pepsi	DWT + max. abs	2.8290	DWT + max. var	56.1880
	CT + max. abs	7.5160	CT + max. var	78.5780
	WBCT + max. abs	6.3590	WBCT + max. var	59.6100
	CS + WBCT + max. abs	353.8130	CS + WBCT + max. var	3711.5
Lab	DWT + max. abs	2.8750	DWT + max. var	65.0930
	CT + max. abs	7.8910	CT + max. var	91.6720
	WBCT + max. abs	6.7030	WBCT + max. var	69.3130
	CS + WBCT + max. abs	394.8430	CS + WBCT + max. var	4317.5

7 结束语

小波-Contourlet 变换比小波变换和 Contourlet 变换具有更强的方向性和对图像的稀疏表达,能够更有效地捕获图像的结构特征和边缘信息.同时,Cycle Spinning 的引入消除了小波-Contourlet 变换由于缺乏平移不变性而导致的图像失真.本文提出的基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法获得了比其他方法更好的效果,显著减小了 RMSE 值,提高了融合

质量.本文算法同样可以应用于多幅多聚焦图像的融合.

参考文献:

- [1] Hill P, Canagarajah N, Bull D. Image fusion using complex wavelets[A]. British Machine Vision Conference[C]. Cardiff, 2002. 487 - 496.
- [2] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31 (4): 532 - 540.
- [3] Eslami R, Radha H. Wavelet based contourlet transform and it's application to image coding[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. Singapore, 2004. 3189 - 3192.
- [4] Eslami R, Radha H. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning[A]. Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers[C]. Pacific Grove, USA, 2003. 1982 - 1986.
- [5] Do M N, Vetterli M. Contourlet: A directional multiresolution image representation[A]. Proc of IEEE International Conference on Image Processing[C]. Rochester, NY, 2002. 357 - 360.
- [6] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 4 (4): 259 - 280.
- [7] Andrew P Bradley. Shift-invariance in the discrete wavelet transform[A]. Proc VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications[C]. Sydney, Australia, 2003. 29 - 38.

作者简介:



梁 栋 男,1963 年出生于安徽合肥,博士,教授,博士生导师,研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别.

E-mail: dliang@ahu.edu.cn