

# 多聚焦图像融合的 Contourlet 变换方法

李美丽,李言俊,王红梅

LI Mei-li, LI Yan-jun, WANG Hong-mei

西北工业大学 航天学院,西安 710072

College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072 China

E-mail:limeili2007@yahoo.com.cn

**LI Mei-li, LI Yan-jun, WANG Hong-mei.** Multi-focus image fusion method based on Contourlet transform. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(10):20–22.

**Abstract:** Contourlet Transform(CT) is a new multi-resolution transform, which can give an asymptotic representation of edges and contours in image by virtue of its characteristics of multidirection, flexible multiscale. A image fusion algorithm is proposed based on CT, and cycle spinning is introduced to decrease the shift-variance of the transform. The experimental results show that the fusion scheme is effective and the fused images are better than that of using the laplacian pyramid transform and the Wavelet transform.

**Key words:** image fusion; Contourlet Transform(CT); Cycle Spinning; wavelet transform

**摘要:** Contourlet 变换(Contourlet Transform, CT)是一种新的多尺度变换,具有良好的多尺度性和多方向性。提出了一种基于 Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法,同时引入 Cycle Spinning 来有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真。实验结果表明该算法可获得较理想的融合图像,取得了优于 laplacian 塔型方法和小波变换方法的融合效果。

**关键词:** 图像融合;Contourlet 变换;循环平移;小波变换

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.10.007 文章编号:1002-8331(2009)10-0020-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391.41

## 1 引言

图像融合是指用特定的算法将两幅或多幅图像综合成一幅新的图像。融合结果由于能利用两幅(或多幅)图像在时空上的相关性及信息上的互补性,并使得融合后得到的图像对场景有更全面、清晰的描述,从而更有利于人眼的识别和机器的自动探测。

根据融合处理所处的不同阶段,图像融合可分为:像素层融合、特征层融合和决策层融合。目前对像素层图像融合的问题研究比较多,具有代表性的方法有三类:一类是简单的融合方法,加权平均法;另一类是基于塔形分解和重构算法的融合方法;第三类是基于小波变换的图像融合方法。小波变换可以将原始图像分解成一系列不同空间分辨率和频域特性的子图像,从而反映原始图像的局部变化特征,为图像融合提供有利条件。所以目前关于图像融合,主流的方法仍然是基于小波变换的融合方法<sup>[1]</sup>。但小波方法并非尽善尽美,大量实践表明,小波主要适用于表示各种具有各向同性奇异性对象,对于各向异性的奇异性,如数字图像中的边界以及线状特征等,小波并不是很好的表示工具。针对小波变换在图像处理中的缺陷,M.N.DO 和 M.Vetteri 提出了一种“真正”的二维图像稀疏表达方法——Contourlet 变换<sup>[2]</sup>。相对于小波变换,Contourlet 变换除了

具有多尺度、时频局部特性外,还具有方向特性,能准确地将图像边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中。

提出了一种基于 Contourlet 变换多聚焦图像融合新算法,并引入 Cycle Spinning 来有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真。从仿真结果可以看出,该融合算法能够很好地将源输入图像中的有用信息(尤其是边缘信息)提取并注入到融合图像中去,其融合效果优于 laplacian 塔型变换和小波变换的图像融合算法。

## 2 Contourlet 变换理论

2002 年,M.N.DO 和 M.Vetteri 提出了一种“真正”的二维图像稀疏表达方法—Contourlet 变换。相对于小波变换,Contourlet 变换除了具有多尺度、时频局部特性外,还具有方向特性,能准确地将图像边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中。

Contourlet 变换由两个步骤实现:拉普拉斯塔式分解(LP)和方向滤波器组(DBF)滤波,如图 1 所示。首先通过 LP 塔式分解把原始图像分解为一低通子图像和一带通子图像,其中带通子图像为原始图像与低通预测图像之间的差值图像。带通子图像再经过方向滤波器组分解为多个方向子带。如果对某尺度下的子带图像进行  $l$  级方向分解,可得到  $2^l$  个楔型子带。对低通

**基金项目:**国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60575013)。

**作者简介:**李美丽(1975-),博士生,主要研究方向:图像处理、数据融合研究;李言俊(1944-),男,教授,博士生导师,主要研究工作是计算机视觉和视频与图像处理;王红梅(1977-),女,博士后,主要研究方向为红外图像预处理、目标识别和跟踪等。

收稿日期:2008-10-22 修回日期:2008-12-15

子带重复上述过程就可实现图像的多分辨率、多方向分解。因此图像经  $N$  级 CT 分解后可得到  $1 + \sum_{j=1}^N 2^j$  个子带图像, 其中  $l_j$  为尺度  $j$  下的方向分解级数。

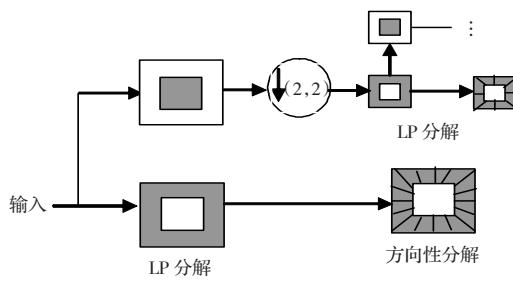


图 1 Contourlet 分解框图

### 3 Cycle Spinning 理论

由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性, 图像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。这种失真与不连续点的位置密切相关<sup>[3]</sup>, 即对某些不连续点处理得好, 在其邻域内就不会产生伪吉布斯现象, 但在其它不连续点的邻域内却会产生明显的伪吉布斯现象。抑制这种现象的方法就是通过对图像进行平移来改变不连续点的位置以减弱这种失真。但是, 若待分析图像包含多个不连续点, 对某一个不连续点的最优平移量可能会导致另一个不连续点邻域的伪吉布斯现象加剧, 因此很难找到一个满足所有不连续点的平移量。针对上述问题利用 Coifman 等提出的 Cycle Spinning (CS) 算法<sup>[4]</sup>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  $\hat{s}$  表示, 则

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

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,  $\theta$  为融合算子。在实验中, 一般常规循环次数是 8~9 次, 循环平移的次数不能太多, 如果太多, 会影响程序的执行效率, 图像的视觉效果也不理想<sup>[5]</sup>。

### 4 基于 Contourlet 变换的图像融合

融合规则是融合算法的核心, 其优劣将直接决定最终的融合结果。对带通子带的选取采用绝对值最大原则, 对低通子带提出在 Contourlet 变换域使用图像的空间频率和对比度来确定融合图像的低通子带。下面将详细介绍低通子带的融合规则和融合步骤。

#### 4.1 低通子带的融合规则

提出在 Contourlet 变换域使用图像的空间频率和对比度来确定图像低通子带。

##### 4.1.1 空间频率

设  $m \times n$  的图像块  $A$ , 它在位置  $(i, j)$  处的灰度值为  $A(i, j)$ , 空间频率<sup>[6]</sup>的定义为:

$$f_i = \sqrt{f_r^2 + f_c^2} \quad (2)$$

其中

$$f_r = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [A(i, j) - A(i, j-1)]^2} \quad (3)$$

$$f_c = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [A(i, j) - A(i-1, j)]^2} \quad (4)$$

空间频率反映了一幅图像空间的总体活跃程度。

##### 4.1.2 对比度

根据人眼生理特点, 对于灰度图像, 人类视觉系统对反映图像各区域差异的对比度比较敏感, 图像  $A$  的对比度<sup>[7]</sup>定义为:

$$con = \frac{I - I_B}{I_B} = \frac{I_H}{I_B} \quad (5)$$

其中  $I$  表示图像  $A$  的像素的灰度值,  $I_B$  表示图像  $A$  低频部分像素的灰度值,  $I_H$  是图像  $A$  高频部分像素的灰度值。

##### 4.1.3 低通分量的融合规则

提出在 Contourlet 变换域使用图像的空间频率和对比度来确定图像低通分量。实验中, 对  $A$  经过  $N$  级 CT 分解后的子图像按照下式计算对比度

$$con = \frac{|D^1| + |D^2| + \dots + |D^a|}{|C|} \quad (6)$$

其中  $a=2^{l_N}$ ,  $l_N$  为尺度  $N$  下的方向分解级数,  $C$  为图像  $A$  经过 CT 分解后低通子带的像素灰度值,  $D^1, D^2, \dots, D^a$  分别为尺度  $N$  下各方向带通子带的像素灰度值。

在对低频子带系数的选取时, 首先将源图像  $A, B$  分成大小为  $m \times n$  的图像块并计算其空间频率和对比度, 记图像  $i$  第  $k$  个图像块的中心像素值、空间频率和对比度分别为  $p_{ik}, f_{ik}, con_{ik}$  ( $i=A, B$ ), 令  $T_{ik} = (f_{ik} + con_{ik})/2$ 。则

$$\begin{cases} p_{fk} = p_{Ak}, & \text{if } T_{Ak} \geq T_{Bk} \\ p_{fk} = p_{Bk}, & \text{if } T_{Ak} < T_{Bk} \end{cases} \quad (7)$$

其中  $p_{fk}$  为融合图像  $F$  低通子带第  $k$  块的中心像素值。

### 4.2 融合步骤

基于 Contourlet 变换多聚焦图像融合步骤如下:

- (1) 循环平移: 对已配准的两幅源图像的行和列分别做 8 次平移, 得到共 64 组图像;
- (2) 分解: 分别对每组两幅图像做 CT 分解, 得到不同尺度不同方向上的子带系数;
- (3) 融合: 对分解得到的高通子带系数和低通子带系数分别采用绝对值最大和 4.1.3 节的融合规则进行融合, 得到图像的融合系数;
- (4) 反变换: 对融合系数分别进行 CT 逆变换, 得到 64 组重构图像;
- (5) 将 64 组重构图像逆平移, 再取平均得到融合图像  $F$ 。

### 5 仿真实验

实验中采用严格配准的多聚焦图像进行仿真实验。图像大小为  $640 \times 480$ , 如图 2(a) 和 (b) 所示, 其中 (a) 为右聚焦图像, (b) 为左聚焦图像。图 2(c) 是基于 laplacian 塔型方法, 低频分量取平均, 高频取绝对值最大的融合方法得到的融合结果; 图 2(d) 是采用 Burt<sup>[8]</sup> 提出的基于小波变换的融合结果, 即低频的选择方案为平均与选择相结合, 高频的选择方案为基于绝对值最大的原则; 图 2(e) 是基于 3 层 CT 分解, 利用本文的方法取得的融合结果。



图2 各种方法的融合结果

从视觉效果上来看,基于Contourlet变换的融合方法与laplacian塔型方法、小波方法都取得了较好的融合效果,融合图像具有更丰富的边缘细节。为了客观地评价融合图像的质量,本文选用熵、平均梯度、标准差和清晰度作为评价指标,对融合图像进行分析比较。

### (1) 熵

图像的熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标。根据Shannon信息论的原理,一幅图像的信息熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln(p_i) \quad (8)$$

其中  $p_i$  为图像第  $i$  级灰度值的概率密度,可以从图像的灰度直方图中计算得到,  $L$  为图像的总灰度级。

### (2) 平均梯度

平均梯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。设  $F$  是大小为  $M \times N$  的图像,  $F$  在位置  $(i, j)$  处的灰度值为  $F(i, j)$ , 平均梯度计算方法如下

$$\bar{G} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\frac{\partial F(i, j)}{\partial i})^2 + (\frac{\partial F(i, j)}{\partial j})^2}{2}} \quad (9)$$

一般来说,  $\bar{G}$  越大, 图像越清晰。

### (3) 标准差

标准差反映了图像灰度相对于灰度平均值的离散情况。在某种程度上,标准差可以用来评价图像反差的大小。若标准差大,则图像的对比度大,图像包含更多的信息。标准差定义为:

$$std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \mu)^2}{MN}} \quad (10)$$

式中  $\mu$  是图像的均值,  $F(i, j)$  是图像  $F$  在  $(i, j)$  处的灰度值, 图像大小为  $M \times N$ 。

### (4) 清晰度

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:

$$P = \frac{1}{MN} \sum_{x, y} \sqrt{\frac{(f(x, y) - f(x, y-1))^2 + (f(x, y) - f(x-1, y))^2}{2}} \quad (11)$$

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。

一幅多聚焦融合图像的熵值、平均梯度、标准差和清晰度的值都大,那么融合图像的质量就越好。表1给出了本文实验的各种方法性能指标评比。

从仿真结果图2及表1可以看出:

(1) Contourlet 变换具有方向性和各向异性,引入的 Cycle Spinning 能有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真。相对于 laplacian 塔型方法和小波方法,本文

表1 不同融合算法性能比较

融合方法	评价指标			
	熵	平均梯度	标准差	清晰度
laplacian 塔型方法	7.2997	5.6316	46.632	15.293
小波方法	7.3189	5.8034	46.430	15.450
本文方法	7.3330	6.0947	46.871	15.699

方法融合后图像信息的保持和细节的增强均得到很大地改善,融合效果得到很大地提高。

(2) 本文方法融合后图像的熵、平均梯度、标准差和清晰度均得到很大地提高。

## 6 结论

Contourlet 变换具有方向性和各向异性,能很好地捕捉图像的边缘信息;Cycle Spinning 能有效地消除由于 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的图像失真。结合 Contourlet 变换和 Cycle Spinning 提出了一种基于 Contourlet 变换的多聚焦图像融合新算法。该算法对带通子带的选取采用绝对值最大原则,对低通子带本文提出在 Contourlet 变换域使用图像的空间频率和对比度来确定融合图像的低通子带,取得了优于 laplacian 塔型方法和小波变换的融合效果,实验证明该算法是一种好的融合方法。

## 参考文献:

- [1] 晁锐,张科,李言俊.一种基于小波变换的图像融合算法[J].电子学报,2004,32(5):750-753.
- [2] Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2091-2106.
- [3] Bradley A P. Shift-invariance in the discrete wavelet transform[C]// Proc VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, Sydney, Australia, 2003:29-38.
- [4] Coifman R R, Donoho D L. Translation-invariant denoising[C]// Wavelets in Statistics of Lecture Notes in Statistics 103. New York: Springer Verlag, 1995: 125-150.
- [5] 张晶晶,方勇华.基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪新方法[J].光学学报,2008,28(3):462-466.
- [6] Li Hui, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 1994, 1: 51-54.
- [7] 蒲恬,方庆,倪国强.基于对比度的多分辨图像融合[J].电子学报,2000,28(12):116-118.
- [8] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]// Proceedings 4th International Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: PICCV, 1993: 173-182.