

基于有限脊波变换的多聚焦图像融合新算法

郝福珍 苗启广¹

(华北计算技术研究所嵌入式系统研发部,北京 100083;西安电子科技大学计算机学院¹,西安 710071)

摘要 提出了一种基于有限脊波变换的多聚焦图像融合算法,针对有限脊波变换的特点和多聚焦图像的基本特点,低频系数采用取平均的融合策略,高频系数采用局部能量取大并进行一致性校验的融合策略。仿真实验的主客观性能分析表明,提出的融合方法具有较好的融合效果。

关键词 图像融合 有限脊波变换 有限 Radon 变换 奇异性 区域能量

中图法分类号 TN911.73; TP183; **文献标志码** A

近年来,已有不少学者将具有多分辨率特征的小波变换应用到多聚焦图像融合^[1]、红外与可见光图像融合^[2]等的研究中。但是,小波只能反映信号的点奇异性(零维),即反映奇异点的位置和特征,而对诸如二维图像中的边缘及线状特征等线、面奇异性(一维或更高维)则难以表达。针对小波变换的不足和在图像处理中的应用,Minh N. Do 和 Martin Vetterli 提出了一种适合分析一维或更高维奇异性的有限脊波变换^[3](Finite RIDgelet Transform, FRIT)。有限脊波本质上是通过对小波基函数添加一个表征方向的参数得到的,所以它不但和小波一样具有局部时频分析能力,而且还具有很强的方向选择和辨识能力,可以非常有效地表示信号中具有方向性的奇异性特征,如图像的线性轮廓、图像中的直线信息等。本文基于有限脊波变换较强的“稀疏”表达能力,提出了一种采用局部能量取大融合策略的多聚焦图像融合算法。

1 有限脊波变换

1.1 脊波变换与 RADON 变换

E. J. Candès 在其博士学位论文^[4]中提出了脊

波变换的基本理论框架。图 1 所示为脊波函数 $\psi_{a,b,\theta}(x_1, x_2)$ 的一个例子。该脊波函数的方向可以为任意角度 θ , 且沿着脊线 $(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta)$ 是一个常数。连续脊波变换和连续小波变换有一定的相似性,只是连续脊波变换使用表示直线的参数 (b, θ) , 而连续小波变换采用表示点的参数 (b_1, b_2) 。连续脊波变换可以看作是对函数 $f(x)$ 先做 Radon 变换,然后对 Radon 变换的投影片做一维小波变换所得到的结果。脊波变换的主要思想就是用 Radon 变换将不同方向的线奇异性映射为点的奇异性,然后用一维小波变换来刻画点的奇异性,从而有效表示图像中直线或曲线奇异性等重要特征。因此,小波较适合于表示孤立的点奇异性目标,而脊波更适合于表示具有直线奇异性的目标。

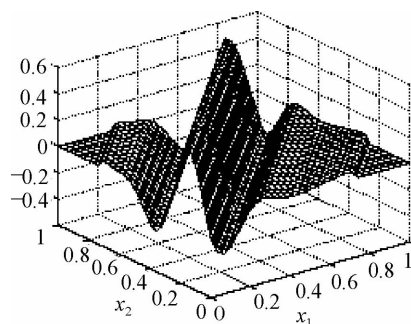


图1 脊波函数 $\psi_{a,b,\theta}(x_1, x_2)$ 的例子

2009年9月11日收到 国家自然科学基金(60702063)和广西壮族自治区青年科学基金(桂科青 0640067)资助
第一作者简介:郝福珍(1970—),男,山西临县人,博士生,高级工程师,研究生导师,研究方向:计算机网络及嵌入式系统。

有限 Radon 变换(Finite Radon Transform,

FRAT)理论^[5-8]能够解决有限长度信号的变换问题。FRAT将输入图像看作是周期图像的一个周期,从而将有限长度信号与无限长度信号统一起来。对于可逆的FRAT变换,再对FRAT的每一个投影片序列 $(r_k[0], r_k[1], \dots, r_k[p-1])$ 做一次一维离散小波变换,即可得到可逆的离散有限脊波变换,整个的处理过程如图2所示,称为有限脊波变换,该变换是一个非冗余且正交变换^[9],具有更大的实用价值。

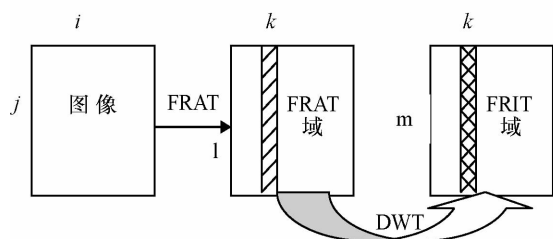


图2 有限脊波变换的处理流程

2 基于FRIT的图像融合方法

通过FRAT,FRIT把图像中的线特征变换成点特征,然后通过一维离散小波变换将点奇异性检测出来。FRIT具有很强的方向性,能够非常有效地表示信号中具有方向性的奇异性特征,如图像的线性轮廓等,能够为融合图像提供更多的特征信息。FRIT较小波变换具有更好的稀疏性,避免了小波变换中要将重要特征传播到多个尺度上的缺点,能将图像的边缘特征用较少较大的变换系数表示。由于图像中的边缘等重要特征有时会是曲线,所以需要源图像进行分割处理,分割成大小为质数的多个图像子块,对于这些图像子块,采用FRIT方法进行融合。以两幅图像的融合为例,基于FRIT的图像融合基本框架如图3所示。

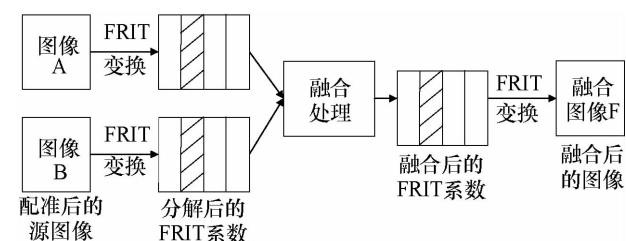


图3 基于FRIT的图像融合框架

融合前,首先需要对配准的两幅源图像进行图像分割,得到若干对应位置的图像子块。分割时,若不能将图像恰好分割为大小为质数的子块,可以对图像进行边缘拓展。详细融合步骤如下:

对分割后相应位置的各个图像子块进行多级有限脊波变换,对于变换后的FRIT变换域的系数,设将每个源图像分割为 N 个子块,子块图像分别为 A_k, B_k ,融合图像相应子块为 F_k ,经FRIT变换后的系数分别为 $C_{A,k}, C_{B,k}$ 和 $C_{F,k}$ ($k=1, 2, \dots, N$)。则

a) 对于FRIT的低频系数,采用直接简单平均的策略进行融合:

$$C_{F,k}^L = \frac{(C_{A,k}^L + C_{B,k}^L)}{2} \quad (1)$$

b) 对于FRIT的高频系数,采用邻域窗口能量取大的策略进行融合:

由于变换系数与周围邻域系数之间的相关性比较大,对子块中某系数 $C_{l,k}(i,j)$ 的局部能量定义为其邻域窗口的能量:

$$E_l(i,j) = \sum_{(m,n) \in w} (C_{l,k}^H(m,n))^2 \quad (2)$$

式(2)中, $i-k \leq m \leq i+k, j-k \leq n \leq j+k$,窗口的宽度为 $w(w=2k+1)$ 个像素, $l=A, B$ 。

对于子块中每一点,逐个计算其能量,则融合子块系数 $C_{F,k}^H$ 为:

$$C_{F,k}^H(i,j) = \begin{cases} C_{A,k}^H(i,j), & E_A(i,j) \geq E_B(i,j) \\ C_{B,k}^H(i,j), & E_A(i,j) < E_B(i,j) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中 $i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N, M, N$ 分别为子块 k 的高度和宽度。

对于高频融合系数再进行一致性校验,即若某个系数8邻域内的大多数是来自 $C_{A,k}^H$,则此系数改为取自 $C_{A,k}^H$;否则,取自 $C_{B,k}^H$ 。

各子块融合图像对应的FRIT系数矩阵 $C_{F,k}$ ($k=1, 2, \dots, N$)进行有限脊波逆变换(重构),并按照分割时所采取的规则对子块融合图像进行重新组合,得到融合图像 F_k ;若在分割时进行过图像拓展,则对融合图像做一次图像裁剪,得到最终融合图像 F 。

3 实验分析

本文采用图 4(a)~(b) 所示的不同聚焦点图像进行融合实验。实验中,对于每个图像均分割为大小为 7×7 的子块。FRIT 方法的融合结果如图 4(c) 所示,图 4(d)~(e) 分别是采用 DBSS 小波、提升小波进行四层小波分解融合的图像。图 4(f)~(h) 分别是采用 Laplacian 金字塔方法、对比度金字塔方法和梯度金字塔方法融合的图像。由图 4(c) 可见,图中各个目标均清晰可见,而且目标中的英文字母及图案均非常清晰,体现出了 FRIT 强大的信息提取能力,能够将隐藏在图像中的很多特征信息提取出来,从而得到非常清晰的融合图像。

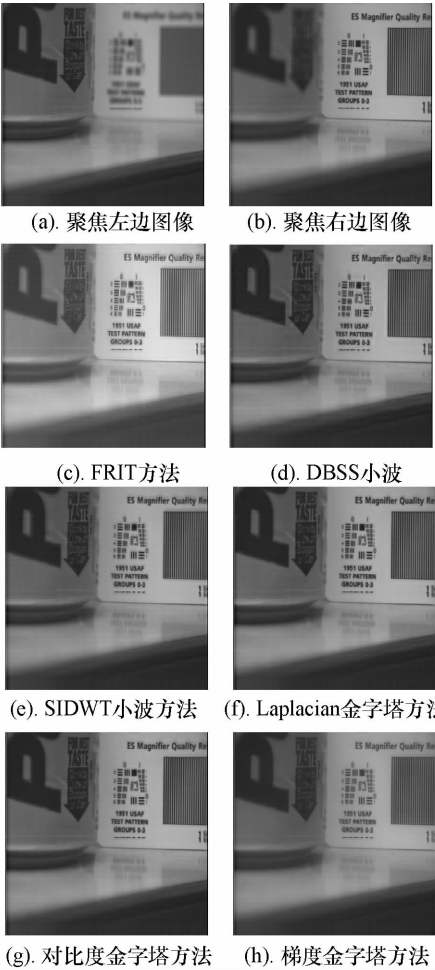


图 4 基于 FRIT 的多聚焦图像融合实验

FRIT 的融合图像,能够提供比其它几种方法更清晰的图像信息,例如图中箭头中的字符轮廓信息等,明显比其它图像中的要清晰的多,甚至比原清晰图像中的都清晰,非常有利于图像的阅读和解释。

对于多聚焦图像的融合性能,一般采用熵值和清晰度来进行评价。熵值的大小表示图像所包含的平均信息量的多少,图像的熵定义为:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \lg P_i \tag{4}$$

式(4)中: H 是图像的熵; L 是图像的总的灰度级数; P_i 是灰度值为 i 的像素数 N_i 与图像像素数 N 之比。

图像的清晰度,一般定义为图像灰度梯度向量模方和,如式(5)所示。

$$\beta = \frac{1}{M \times N} \sum_{(x,y)} \left\{ [f(x,y) - f(x+1,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \right\} \tag{5}$$

表 1 是各种融合方法的客观性能指标。容易看出,FRIT 方法融合图像的清晰度最高,比其它方法高很多;熵也比其它几种方法大的多。所以,FRIT 方法的融合效果是非常有应用价值的。

表 1 多聚焦图像融合客观性能指标

	清晰度	熵值
FRIT 方法	9.881 9	7.463 8
DBSS 小波方法	7.285 1	7.221 8
移不变小波方法	6.979 5	7.194 7
Laplacian 金字塔方法	7.140 1	7.185 4
对比度金字塔方法	7.132 4	7.160 1
梯度金字塔方法	5.834 2	7.095 9

4 小结

本文将 FRIT 应用到图像融合中,并提出了针对多聚焦图像的融合算法,使用 FRIT 进行图像融合能够充分利用其强大的信号表示能力,能更好地提取原始图像的特征,为融合图像提供更多的信息。仿真结果表明,基于 FRIT 的多聚焦图像融合

算法取得了比小波变换更好的视觉效果,这也表明 FRIT 作为一种新的图像多尺度几何分析工具在图像融合领域有着潜在的应用前景。

参 考 文 献

1 李树涛,王耀南,张昌凡. 基于视觉特性的多聚焦图像融合. 北京:电子学报,2001;29(12):1699—1701

2 陈 勇,皮德富,周士源,等. 基于小波变换的红外图像融合技术研究. 红外与激光工程,2001; 30(1):15—17

3 Minh N D, Vetterli M. The finite ridgelet transform for image representation. IEEE Transactions on Image Processing, 2003;12(1):16—28

4 Candes E J. Ridgelet: theory and applications. Ph. D Thesis. Department of Statistics, Stanford University, 1998

5 Bolker E D. The finite radon transform. In: Integral Geometry (Contemporary Mathematics, Helgason S, Bryant R. L. Guillemin V, Wells Jr. R. O, Eds. ,1987;(63):27—50

6 Gertner I. A new efficient algorithm to compute the two-dimensional discrete fourier transform. IEEE Trans Acoust Speech Sig Proc,1988;1(36):1036—1050

7 Matúš F, Flusser J. Image representation via a finite radon transform. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell,1993;15(10):996—1006

8 Salzberg P M, Figueroa R. Tomography on the 3D-torus and crystals. In: Discrete Tomography: Foundations, Algorithms and Applications, Herman G T, Kuba A, Birkhäuser, 1999; 417—434

9 Beylkin G. Discrete radon transform. IEEE Trans ASSP,1987; 35(1):162—172

A Novel Algorithm of Multi-focus Image Fusion Using FRIT

HAO Fu-zhen, MIAO Qi-guang

(Embedded System Division, North China Institute of Computing Technology, Beijing 100083, P. R. China;
School of Computer Science, Xidian University¹, Xi'an 710071, P. R. China)

[Abstract] A novel algorithm of multi-focus image fusion using FRIT is presented. Aim to the features of FRIT and the characters of multi-focus images, for the low frequency components, the average method is adopted. Followed by the proposed algorithm of choosing the greater of the region energy measure with the region consistency check for the high frequency components. Experiments show that the proposed algorithm could get better fusion results than other methods do in image fusion.

[Key words] image fusion finite rldgelet transform finite radon transform singularity region energy