

基于非下采样 Contourlet 的多传感器图像自适应融合

常 霞¹⁾ 焦李成¹⁾ 贾建华^{1),2)}

¹⁾(西安电子科技大学智能信息处理研究所和智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

²⁾(景德镇陶瓷学院信息工程学院 江西 景德镇 333002)

摘 要 提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像自适应融合方法,采用黄金分割法搜索最优的低频融合权值,自适应地对多传感器图像的低频子带系数进行融合.非下采样 Contourlet 变换是一种新的图像多尺度、多方向的表示方法,适合表达具有丰富细节信息及方向信息的图像,且该变换具有平移不变性,可以避免一般方法对融合图像引入的振铃效应,它的高频方向子带捕获了多传感器图像的显著特征,文中采用同一尺度下方向子带信息和取大的规则对高频系数进行融合.实验结果表明,与基于拉普拉斯塔、小波、平稳小波和 Contourlet 变换的方法比较,文中所提出的方法可以获得较好的融合效果.

关键词 图像融合;自适应;黄金分割;非下采样 Contourlet 变换;多尺度几何分析

中图法分类号 TP391

DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.02229

Multisensor Image Adaptive Fusion Based on Nonsampled Contourlet

CHANG Xia¹⁾ JIAO Li-Cheng¹⁾ JIA Jian-Hua^{1),2)}

¹⁾(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071)

²⁾(School of Information Engineering, Jingdezhen Ceramic Institute, Jingdezhen, Jiangxi 333002)

Abstract An adaptive fusion method of multisensor images based on nonsampled contourlet transform is proposed in this paper, which can select the fusion weights of the low-frequency coefficients adaptively via golden section algorithm. The nonsampled contourlet transform is a flexible multi-scale, multi-direction and shift-invariant image decomposition, which is suitable for representing images bearing abundant detail and directional information. This is employed for fusing the directional high-frequency coefficients. For the directional high-frequency coefficients, the higher adding level of the directional subbands is used to select the better coefficient for fusion. The nonsampled contourlet transform can also avoid introducing ringing artifacts to fused images compared to ordinary method. Experimental results show that the proposed method achieves better fusion efficiency compared to image fusion methods based on Laplacian pyramid transform, wavelet transform, stationary wavelet transform and contourlet transform respectively.

Keywords image fusion; adaptive; golden section; nonsampled contourlet transform; multiscale geometric analysis

1 引 言

多传感器图像融合是将不同传感器得到的不同

空间、频谱和时间分辨率的图像根据融合算法进行综合处理,以得到一幅满足某种应用需要,具有更多信息的新图像.它广泛应用于地球遥感、军事侦察、机器视觉和医学图像病变识别和分析等诸多领域^[1].

收稿日期:2007-08-28;最终修改稿收到日期:2008-12-10.本课题得到本课题得到国家自然科学基金(60702062)、国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2006CB705707)、国家“八六三”高技术研究发展计划项目基金(2008AA01Z125)、陕西省自然科学基金(2007F09)、国家教育部博士点基金(200807010003)和教育部长江学者和创新团队支持计划(IRT0645)资助.常霞,女,1982年生,博士研究生,主要研究方向为多尺度几何分析、图像处理、数据融合等. E-mail: changxia0104@sina.com.焦李成,男,1959年生,教授,博士生导师,研究领域为神经网络、机器学习、自然计算、图像感知和认知等.贾建华,男,1979年生,博士研究生,主要研究方向为图像处理和计算神经学.

图像融合方法大体可以分为两类.一类是在空间域上,对匹配后的源图像直接进行加权平均处理,从而得到一幅新的融合图像.这种方法简单易行,但却忽略了不同传感器图像在相应目标区域所包含重要信息量的差异,该方法相当于在含有最多信息量的融合图像和含有最少信息量的融合图像之间取一个折衷.当被融合的源图像之间差异较大时,这种方法得到的融合图像会产生明显的人工拼接痕迹,不利于后续的图像处理.相对于此类方法,近些年来,国内外已经提出了很多成功的基于变换的方法.这些方法将多尺度变换作为抽取图像显著特征的工具.它们包括基于塔形分解的方法^[2-4](拉普拉斯塔形分解、梯度金字塔、比率低通金字塔等)和基于小波的方法^[5-8].

相比于塔形分解的方法,基于小波的图像融合方法可以提供更好的图像融合性能^[8].然而小波变换的分解和重构实际是低通高通滤波的过程.而在大多数滤波器涉及的插补问题里,会使结果图像产生振铃,因为好的综合函数(包括小波重构滤波器)通常是振荡的.小波变换缺乏平移不变性,不可避免地在融合后图像的尖锐边缘附近的均匀局部区域,引入振铃和抖动.而振铃抖动与下采样时采样的离散特性有关.为了克服小波缺乏平移不变性的问题,已有学者提出了相应的解决办法^[9].目前,非下采样变换的策略是避免振铃现象的首选方法^[10].

一种有效的图像表达方法不仅需要具有平移不变性,还应该可以感知自然场景的几何特性.随着研究和应用的深入人们发现,在高维情况下,小波分析并不能充分利用数据本身特有的几何特征,不是最优的或者说“最稀疏”的函数表示方法.二维可分离小波变换是由一维小波通过张量积形成的,只具有水平、垂直和对角三个方向,它在表示点状奇异性时是最优的,而对于图像中边缘和轮廓、曲线等这些二维信息的表示却不是最优的,导致大量无效的分解.近年来,人们提出新的多尺度几何分析工具,用来解决二维或是更高维奇异性.脊波(Ridgelet)、曲线波(Curvelet)和 Contourlet^[11]等^[12],在图像处理的一

些方面得到了成功的应用.

2002 年 Do 和 Vetterli 提出 Contourlet 变换(CT)之后,Cunha 在 2005 年提出了具有平移不变性的多尺度、局域的、多方向的过完备图像表示方法^[13]——非下采样 Contourlet 变换(NSCT).NSCT 保留了 CT 的优良特性:满足各向异性尺度关系,有很好的方向性,可以准确地捕捉图像中的边缘轮廓信息和纹理细节信息,适合于表达具有丰富细节及方向信息的多传感器图像.而相比于 CT,NSCT 是平移不变的,容许冗余,它就有可能拥有更加丰富的基函数集合,NSCT 可以提供更好的频率选择性和正则性,NSCT 在图像去噪和图像增强的应用中已经崭露头角^[13].

多传感器图像经 NSCT 分解,最终会产生一个低频子带和多个高频方向子带.现有的多传感器图像融合方法,对变换后的低频子带融合模型参数多是采用加权求和的方法进行设定,然而多传感器图像融合目标之间的关系并非简单的线性加权关系,并且加权求和需要事先知道各个目标的权重,存在很大的主观偏好性,因此有必要采用优化的方法期待获得最佳的参数配置.本文采用黄金分割法^[14]搜索最优的低频融合权值,自适应地对多传感器图像的低频子带系数进行融合.NSCT 的高频方向子带,捕获了多传感器图像中的显著特征,绝对值大的方向子带系数常常与图像的显著特征对应,所以本文采用同一尺度下方向子带信息和取大的规则对图像进行融合.实验证明了本文提出的基于非下采样 Contourlet 的多传感器图像自适应融合方法的有效性.

2 基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合机理

2.1 非下采样 Contourlet 变换的基本思想

NSCT 的构造基于非下采样的塔形分解(NSP)和非下采样的方向滤波器组(NSDFB),两部分之间是相互独立的,如图 1(a)所示.NSP 提供了多尺度

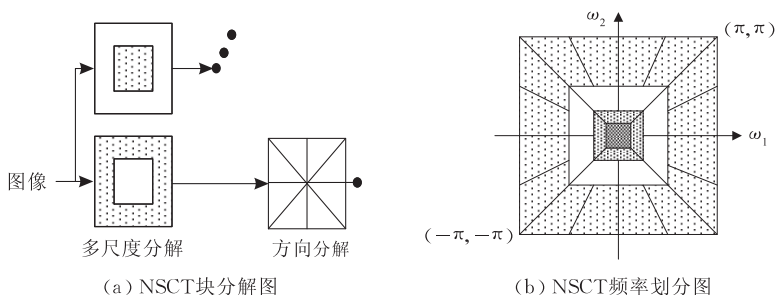
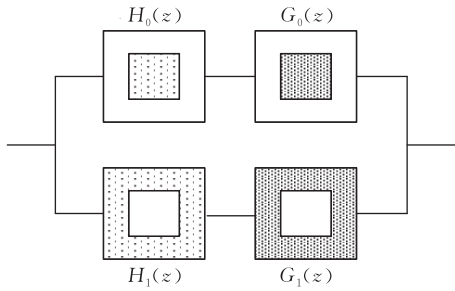


图 1

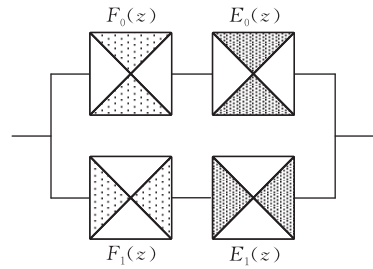
的分解,NSDFB 提供了多方向的分解.首先 NSP 把输入图像作尺度分解,在每个尺度上,DFB 再将分解后得到的带通信号分解到几个方向子带,方向子带的数目可以是 2 的任意次幂(图 1(b)).这一过程可以在 NSP 输出的低频子带重复迭代进行.

NSCT 与 CT 中相应的拉普拉斯塔形分解完全不同.NSP 是由一个两通道的非下采样的滤波器组构造而成(见图 2(a)所示),没有上采样和下采样步骤,所以它是平移不变的.这种展开方式类似于 1-D



(a) NSP 构建块的理想频率响应

的 àtrous 小波扩展方法,且冗余度为 $J+1$, J 是分解层数.第 j 层低频滤波器的理想频率支撑区域是 $[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}] \times [-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}]$,相应的高通滤波器的支撑区域在 $[-\frac{\pi}{2^{j+1}}, \frac{\pi}{2^{j+1}}] \times [-\frac{\pi}{2^{j-1}}, \frac{\pi}{2^{j-1}}]$ 的矩形网格内.这种结构与张量积 àtrous 算法结构不同,它有 $J+1$ 的冗余度,而 2-D àtrous 算法有 $3J+1$ 的冗余度.



(b) NSDFB 构建块的理想频率响应

图 2

相对于临界采样滤波器组,非下采样滤波器组更容易满足完全重构条件(式(1)),这样就可以设计性能更好的滤波器.

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (1)$$

对信号作下一层 NSP 分解前,需对所有的滤波器作二维上采样.所以,它们同样可以满足完全重构的条件.使用经过上采样操作后的滤波器 $H(z^M)$ 对信号进行滤波同使用 àtrous 算法的滤波器 $H(z)$ 对信号进行滤波有相同的计算复杂度.NSP 的级联结构如图 3 所示.对信号进行 k 层 NSP 分解的等价滤波器由下式给出

$$H_n^{eq}(z) = \begin{cases} H_1(z^{2^{n-1}}) \prod_{j=0}^{n-2} H_0(z^{2^j}), & 1 \leq n < 2^k \\ \prod_{j=0}^{n-1} H_0(z^{2^j}), & n = 2^k \end{cases} \quad (2)$$

这里 z^j 代表 $[z_1^j, z_2^j]$.将信号与相应的滤波器进行

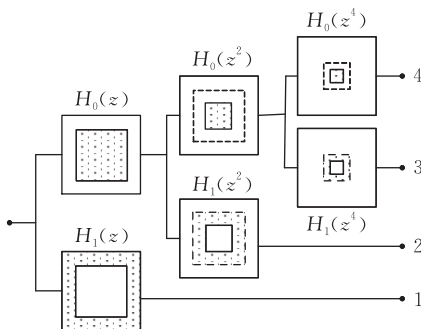


图 3 两通道 NSP 滤波器组迭代过程(滤波器上采样后的有效通带由虚框标识出)

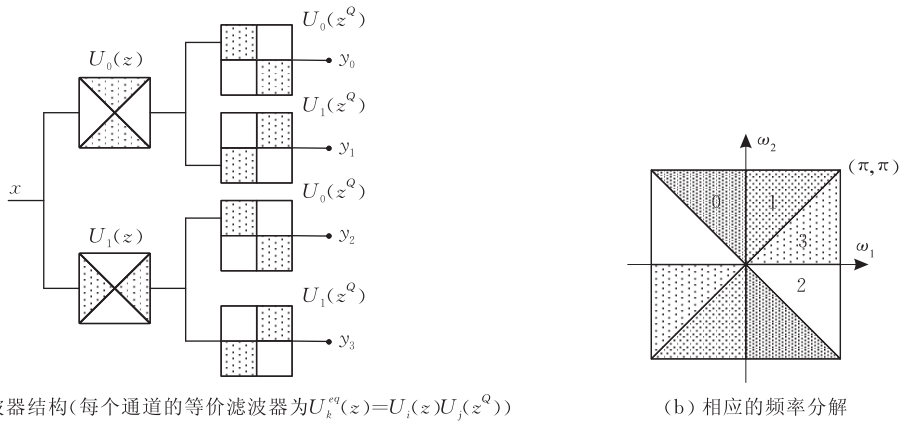
卷积,我们就可以获得图像的多尺度分析.

NSP 将图像分解为各个尺度之后,在每个尺度上,NSDFB 可以将一幅图像分为 2 的任意次幂个方向,见图 1(b).非下采样 DFB 和 CT 的临界采样 DFB 有些类似,但它满足平移不变性.非下采样 DFB 的基本构建块也是一种两通道的滤波器组(见图 2(b)),它可以把频率平面剖分为楔形方向子带.迭代非下采样 DFB,可以获得更细的方向分解.非下采样 DFB 中是通过一个梅花型矩阵 Q 上采样所有的滤波器,如下式所示:

$$Q = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

图 4 展示了四通道非下采样方向滤波器组.需要注意的是,在第二层,经上采样操作后的扇形滤波器 $U_i(z^Q)$ ($i=0,1$) 具有棋盘频率支撑,当它和第一层的滤波器组联合起来就可以提供 4 个方向的频率分解,见图 4.综合滤波器组可以用相似的方法获得.就像 NSP 的情形,NSDFB 级联结构上的每个滤波器组和非下采样扇形滤波器原型有相同的计算复杂度.

NSCT 是冗余的,与 Contourlet 展开式不同,NSCT 的冗余度为 $R = \sum_{l=0}^{L-1} 2^{2l}$,这里 2^{2l} 是在尺度 2^{-l} 上的高频方向子带数目.而面向某种应用(去噪、增强、融合等)时,冗余度的大小不是我们需要解决的主要问题,构造一个冗余的变换,就有可能采用更为

(a) 滤波器结构(每个通道的等价滤波器为 $U_k^q(z)=U_j(z)U_j(z^Q)$)

(b) 相应的频率分解

图 4 两通道扇形滤波器结构构造的四通道非下采样方向滤波器组

丰富的基函数集,使得更有效地表达某些信号,在此时,冗余变换的执行效果要明显超出非冗余变换.

2.2 融合机理分析

根据图像处理的表征层不同,图像融合技术一般被分为三种类型:像素级、特征级和决策级融合,融合的水平依次由低到高.相比于后两种融合方法,像素级的融合简单、直接,能够保留尽可能多的信息,具有较高的精确度^[15].本文主要考虑的是像素级的图像融合.

对源图像 A, B 分别进行 L 层 NSCT 分解.首先 NSP 将图像分解得到各个尺度上的低频子带 $\{S_L^A(n, m), 0 \leq l \leq L-1\}, \{S_L^B(n, m), 0 \leq l \leq L-1\}$ 和通带子带 $\{D_L^A(n, m), 0 \leq l \leq L-1\}, \{D_L^B(n, m), 0 \leq l \leq L-1\}$, 然后 NSDFB 对通带子带作方向分解,将其分解为多个楔形高频方向子带 $\{D_{l,i}^A(n, m), 0 \leq l \leq L-1, 1 \leq i \leq k_l\}, \{D_{l,i}^B(n, m), 0 \leq l \leq L-1, 1 \leq i \leq k_l\}, k_l$ 表示在尺度 2^{-l} 上的高频方向子带数目, $D_{l,i}^A(n, m)$ 表示在图像 A 在尺度 2^{-l} 上的第 i 个方向子带.源图像非下采样 Contourlet 变换的正系数只在低频子带,低频子带包含了图像的概要信息,一般采用下式来获得融合图像的低频子带的变换系数, ω 为融合权重,我们有低频子带融合规则:

$$S_L^F(n, m) = \omega \times S_L^A(n, m) + (1 - \omega) \times S_L^B(n, m), \quad \omega \in [0, 1] \quad (4)$$

由于多传感器图像经多尺度分解后,对应同一目标的不同传感器图像,相应区域的低频子带变换系数的能量分布几乎是一致的,为了简便起见,通常取低频子带融合权重 $\omega = 1/2$, 然而这种加权平均的方法显然不能自适应地满足不同传感器图像的需要,尤其是待融合图像明暗对比强烈的情况.本文采用黄金分割法搜索最优的低频子带融合权重,自适应地对多传感器图像的低频子带系数进行融合.黄

金分割法是采用去掉“坏点”以外的区间,留下“好点”所在的区间来缩短搜索区间,经反复多次比较试探点处的函数值,就能够越来越精确地估计出最优权值的位置.目标函数取为可以反映融合图像边缘保持情况的边缘融合质量指数 $Q_E(\omega)$ ^[16]. 这项指标的数值越高,表明融合后图像的质量越好.

非下采样 Contourlet 对图像不仅提供了多尺度分析,它的基还比小波基具有更丰富的方向和形状,因此它在捕获图像的光滑轮廓和几何结构上更为有效.源图像 NSCT 方向子带系数都在零值附近波动,包含了图像的细节信息,比如边缘、线状特征和区域边界.模值较大的 NSCT 系数包含了更多的边缘和纹理信息,指出了边缘的位置,一般的规则是为每个像素点选择一个较大的系数.非下采样 Contourlet 变换是平移不变的,所以变换子带与源图像大小相同,且变换子带的每个像素与源图像相同位置上的像素一一对应,还可以观察到图像的强边缘在同一尺度上的所有方向子带都具有模值较大的系数,所以我们将源图像每个像素同一尺度上的方向子带信息汇集起来用作比较.我们将源图像经 NSCT 分解后,在尺度 2^{-l} 上的方向子带信息和定义为

$$D_l(n, m) = \sum_{1 \leq i \leq k_l} |D_{l,i}(n, m)| \quad (5)$$

如果源图像 A 在尺度 2^{-l} 上某个像素位置 (n, m) 的方向子带信息和大于等于源图像 B 的,即 $D_{l,i}^A(n, m) \geq D_{l,i}^B(n, m)$, 那么我们选取源图像 A 在尺度 2^{-l} 上 (n, m) 像素位置的方向子带系数作为融合图像 F 在相应位置上的 NSCT 分解系数,所以高频方向子带的融合规则为

$$D_{l,i}^F(n, m) = \begin{cases} D_{l,i}^A(n, m), & D_{l,i}^A(n, m) \geq D_{l,i}^B(n, m) \\ D_{l,i}^B(n, m), & \text{其它} \end{cases}, \quad 0 \leq l \leq L-1, 1 \leq i \leq k_l \quad (6)$$

3 基于非下采样 Contourlet 的自适应融合算法实现

3.1 图像融合算法实现

图像融合过程中,融合规则的选择对于融合的质量非常重要.本文根据多传感器图像非下采样 Contourlet 变换的特点,提出自适应的融合算法.下面以两幅图像的融合为例来说明基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合算法实现.融合过程如图 5 所示,具体实现步骤如下:

1. 输入多传感器源图像 A 和 B ,并分别对其进行 L 层 NSCT 分解;
2. 采用黄金分割法自适应搜索最优的低频子带融合权重 ω^* ;
3. 利用搜索到的最优低频子带融合权重 ω^* ,通过低频融合规则(式(4))对多传感器源图像的低频子带系数进行融合;
4. 对多传感器源图像各个尺度上的高频方向子带,利用高频融合规则(式(6))进行融合;
5. 对融合图像 F 的低频子带和各个尺度上的高频方向子带,作 NSCT 逆变换,得到融合图像 F .

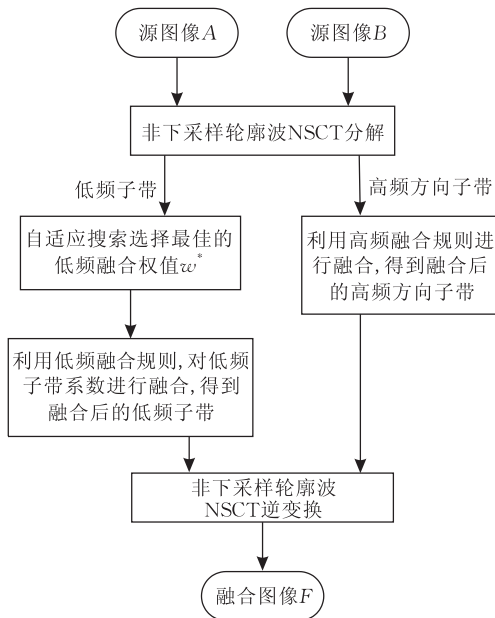


图 5 基于 NSCT 的图像融合算法实现

在对源图像缺乏先验知识的情况下,我们采用黄金分割法自适应搜索最优的低频子带融合规则式(4)中的 ω 融合权重.目标函数取为边缘融合质量指数 Q_E ,用 T 表示,设待搜索区间 $[a, b]$ 的初始值为 $[0, 1]$,待搜索区间的最小长度 $\epsilon = 0.01$,最优融合权重 ω^* 自适应搜索算法的具体实现步骤为

1. 计算初始待搜索区间 $[a, b]$ 中低频子带融合权值的

试探点 ω_1 和 ω_2 ,有

$$\omega_1 = a + 0.382 \times (b - a), \omega_2 = a + b - \omega_1, \omega_1, \omega_2 \in [a, b];$$

2. 计算试探点 ω_1 的目标函数值 $T(\omega_1)$;
3. 计算试探点 ω_2 的目标函数值 $T(\omega_2)$;
4. 如果 $T(\omega_1) < T(\omega_2)$,则更新待搜索区间的左端点 $a = \omega_1$,转步 5;否则转步 6;
5. 如果 $|b - a| < \epsilon$,则 $\omega^* = (a + b) / 2$,停止搜索;否则更新试探点 ω_1 和 ω_2 的值: $\omega_1 = \omega_2, \omega_2 = a + 0.618 \times (b - a)$,转步 2;
6. 更新待搜索区间的右端点 $b = \omega_2$;
7. 如果 $|b - a| < \epsilon$,则 $\omega^* = (a + b) / 2$,停止搜索;否则更新试探点 ω_1 和 ω_2 的值: $\omega_2 = \omega_1, \omega_1 = a + 0.382 \times (b - a)$,转步 2.

3.2 图像融合评价指标

融合图像的客观评价应符合主观评价,也就是说,图像的统计参数特征应该符合人眼的目视感觉.对于多传感器图像融合效果的评价,应综合考虑图像信息的丰富程度和对源图像空间边缘细节信息的保持.本文采用的评价指标为

- (1) 信息熵.即图像中所包含的平均信息量,定义式为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i \quad (7)$$

式中, H 表示图像的信息熵, L 表示图像总的灰度级数, p_i 表示灰度值为 i 的像素数 N_i 与图像总的像素数 N 之比,即 $p_i = N_i / N$.图像信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,通过对图像信息熵的比较可以对比出图像的细节表现能力.熵的大小,反映了图像携带的信息量的多少.融合图像的信息熵越大,说明融合图像携带的信息量越大.

- (2) 互信息量.信息论中的重要概念,可作为衡量两个变量之间的相关性的量度,因此可以用互信息来衡量融合图像与源图像的相关度,来评价融合效果.值越大,则融合图像从源图像获得的信息越多,融合效果越好.融合图像与源图像 A, B 的互信息表示为

$$I_{FA} = \sum_{k=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} P_{FA}(k, i) \log_2 \frac{P_{FA}(k, i)}{P_F(k) P_A(i)} \quad (8)$$

$$I_{FB} = \sum_{k=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FB}(k, j) \log_2 \frac{P_{FB}(k, j)}{P_F(k) P_B(j)} \quad (9)$$

其中, P_A, P_B 和 P_F 为图像 A, B 和 F 的概率密度, $P_{FA}(k, i)$ 和 $P_{FB}(k, i)$ 分别为融合图像和源图像的联合概率密度.本文中,取融合图像包含源图像的信息总和作为总的互信息,然后除以源图像信息熵之和,将其归一到 $[0, 1]$ 即

$$MI = \frac{I_{FA} + I_{FB}}{H_A + H_B} \quad (10)$$

(3) 边缘融合质量指数(Edge-dependent Fusion Quality Index, EFQI)^[16]. EFQI 是近几年提出的一种新的评价融合图像质量的客观指标,可以反映融合图像的边缘保持情况和边缘周围振铃效应的强弱,定义为

$$Q_E(A, B, F) = Q_W(A, B, F)^{1-\alpha} \cdot Q_W(A', B', F')^\alpha \quad (11)$$

其中 Q_E 表示 EFQI, Q_W 是加权融合评价指标. A' 、 B' 和 F' 分别为源图像 A 、 B 和融合图像 F 的边缘图像. 参数 $\alpha \in [0, 1]$, 反映了边缘图像在原图像中的重要程度, α 越接近 1, 边缘图像越重要. EFQI 越大, 融合图像的质量越高.

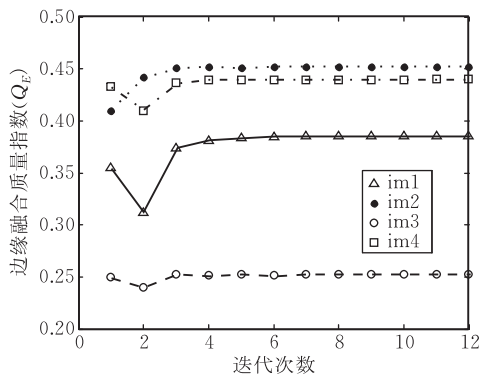
4 对比实验结果分析

为了验证所提出方法的有效性, 我们选择了两种图像处理领域里广泛使用的基于多尺度分析的图像融合技术——基于 Laplacian 塔变换的图像融合方法(LPTF)和基于小波变换的图像融合方法(WTF)与本文的方法进行对比, 另外还比较了基于 Contourlet 变换(CTF)和平稳小波变换(SWTF)的融合方法. 实验中所使用的源图均为 512×512 大小的传感器图像, 可以在 [http://www.isbe.man.ac](http://www.isbe.man.ac.uk/research/image_fusion.html)

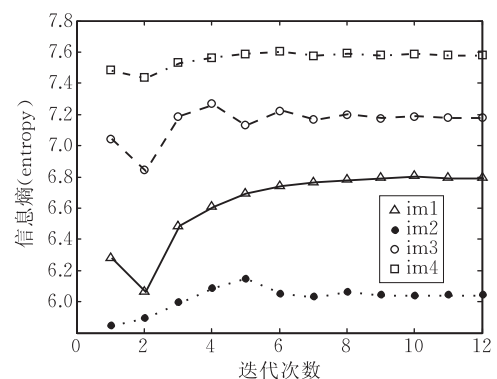
[uk/research/image_fusion.html](http://www.isbe.man.ac.uk/research/image_fusion.html) 上找到, 图像中包含了多种场景, 如工厂、城区和自然景观.

实验中的图像均采用四层分解. 基于小波的融合策略中, 在选择小波基函数时应该考虑到融合结果在视觉上可能产生人工效应的问题, 特别是振铃和抖动现象^[18]. 这与应用下采样时采样的离散特性有关. 如果平移一个非整数数目的信号, 而信号那里存在与尖锐边缘相连的恒值局部区域, 振铃会被增强. 在插值、平移和重采样之后, 新的采样不能在变换域中表示为恒量, 而是趋向于振荡(吉布斯现象). 在基于小波的融合策略里, 应该使用短的分解或重构滤波器来避免振铃现象. 然而非常短的滤波器又会使得频率选择性变差. 综合考虑, 对于多尺度图像融合, 有着 8 个或 10 个系数的 Daubechies 滤波器可以提供比较好的执行结果. WTF 和 SWTF 中选用的小波基为“db8”. CT, NSCT 均采用经典的“9-7”塔形分解和“c-d”方向滤波器组, 由细尺度到粗尺度方向子带的分解数目为 16, 8, 4, 4. 实验中作为比较的多尺度图像融合方法中所使用的融合规则为: 最小尺度下的近似逼近系数取均值, 其它分解系数选取绝对值最大的作为融合图像的分解系数.

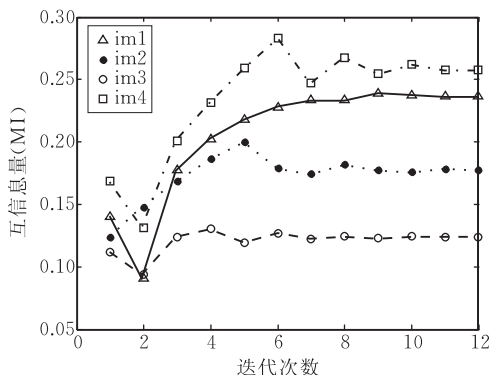
图 6 给出了 12 次迭代过程中, im1~im4 目标函数 Q_E 变化曲线以及采用相应的权值 w 得到的融



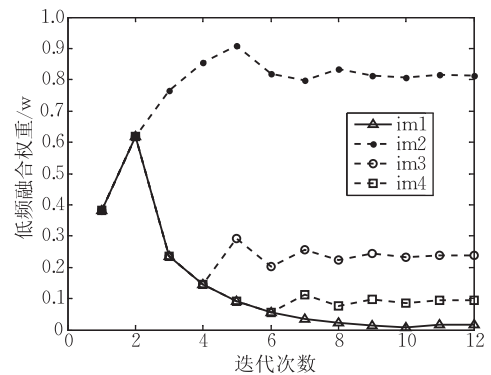
(a) 边缘融合质量指数的变化



(b) 信息熵的变化



(c) 互信息量的变化



(d) 低频融合权重的变化

图 6 迭代寻优性能的跟踪图

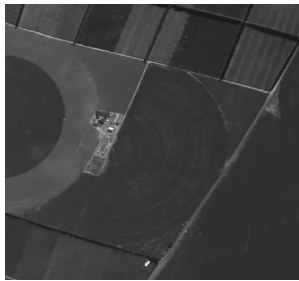
合图像的信息熵和互信息量的变化曲线. 搜索到的低频最优融合权重相对应于 $im1, im2, im3$ 和 $im4$ 分别为 $0.0163, 0.8115, 0.2392, 0.0933$. 可见, 与通常所选取的 $\omega=1/2$, 差别还是很大的.

表 1 是各种算法的融合结果几个度量指标的比较, 观察表 1 的实验数据可以发现, 我们提出的方法 NSCTF 在信息熵、互信息量和边缘融合质量上均具有一定的优势. 在视觉效果上, 见图 7, WTF 和

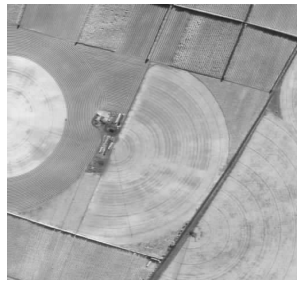
CTF 几乎在相同的地方(与尖锐边缘相连的均匀局部区域)产生了不同程度的振铃现象(如融合结果图中, 基于 WTF、CTF 方法的 $im1$ 图稻田圈轮廓附近, $im2$ 图的稻田区域, $im3$ 和 $im4$ 图水域附近), 而 LPTF、SWTF 和 NSCTF 的融合图像在这些区域显得平滑和清晰. 从实验结果可以看出, 本文所提出的算法稳定、有效、可行.

表 1 实验结果比较

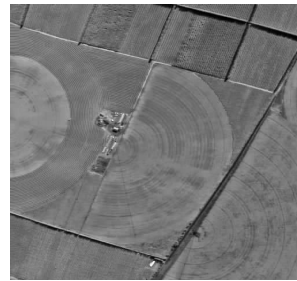
	im1 的指标			im2 的指标			im3 的指标			im4 的指标			
	entropy	MI	Q_E	entropy	MI	Q_E	entropy	MI	Q_E	entropy	MI	Q_E	
图像 A	5.6150	—	—	6.2261	—	—	6.6282	—	—	6.7932	—	—	
图像 B	6.8066	—	—	5.5209	—	—	7.3206	—	—	7.5948	—	—	
方法	LPTF	6.2898	0.1095	0.3173	5.9445	0.1423	0.4125	7.0142	0.1058	0.2408	7.5819	0.1586	0.4218
	WTF	6.1895	0.0972	0.2603	5.9070	0.1137	0.3682	7.0644	0.0851	0.1839	7.4750	0.1413	0.3537
	SWTF	6.1585	0.1045	0.2938	5.8758	0.1268	0.4116	7.0283	0.0954	0.2195	7.4530	0.1446	0.3934
	CTF	6.1995	0.0996	0.2715	5.9126	0.1157	0.3758	7.0975	0.0897	0.1979	7.4831	0.1399	0.3707
	NSCTF	6.7962	0.2368	0.3859	6.0475	0.1774	0.4522	7.1803	0.1234	0.2525	7.5841	0.2576	0.4398



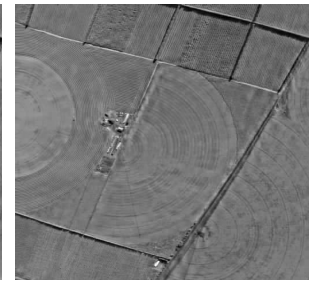
图像 A



图像 B



LPTF



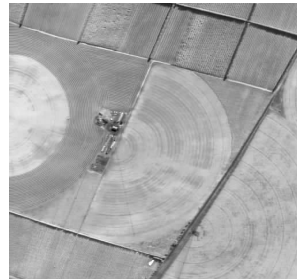
WTF



SWTF



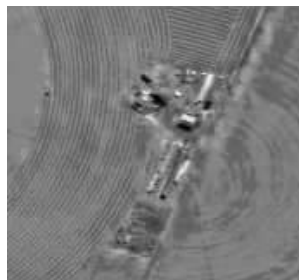
CTF



NSCTF



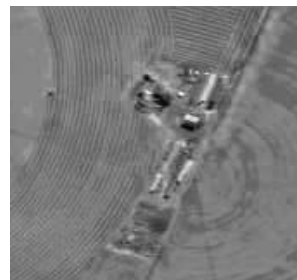
LPTF局部放大图



WTF局部放大图



SWTF 局部放大图

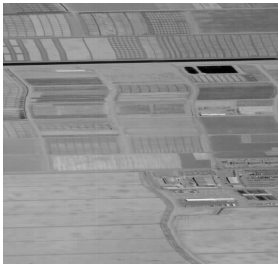


CTF 局部放大图

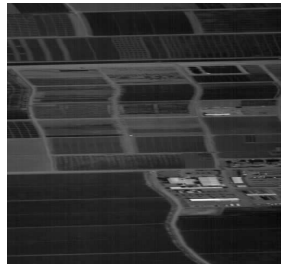


NSCTF 局部放大图

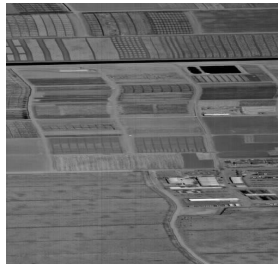
(a) $im1$



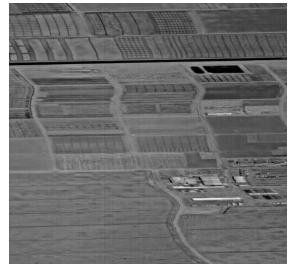
图像A



图像B



LPTF



WTF



SWTF



CTF



NSCTF



LPTF局部放大图



WTF局部放大图



SWTF局部放大图



CTF局部放大图



NSCTF局部放大图

(b) im2



图像A



图像B



LPTF



WTF



SWTF



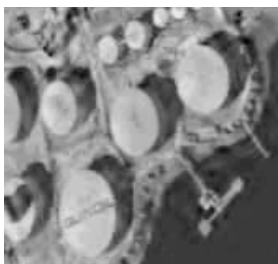
CTF



NSCTF



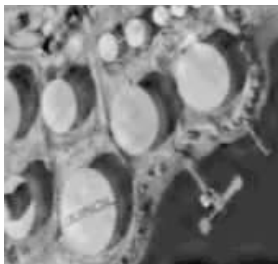
LPTF局部放大图



WTF局部放大图



SWTF局部放大图

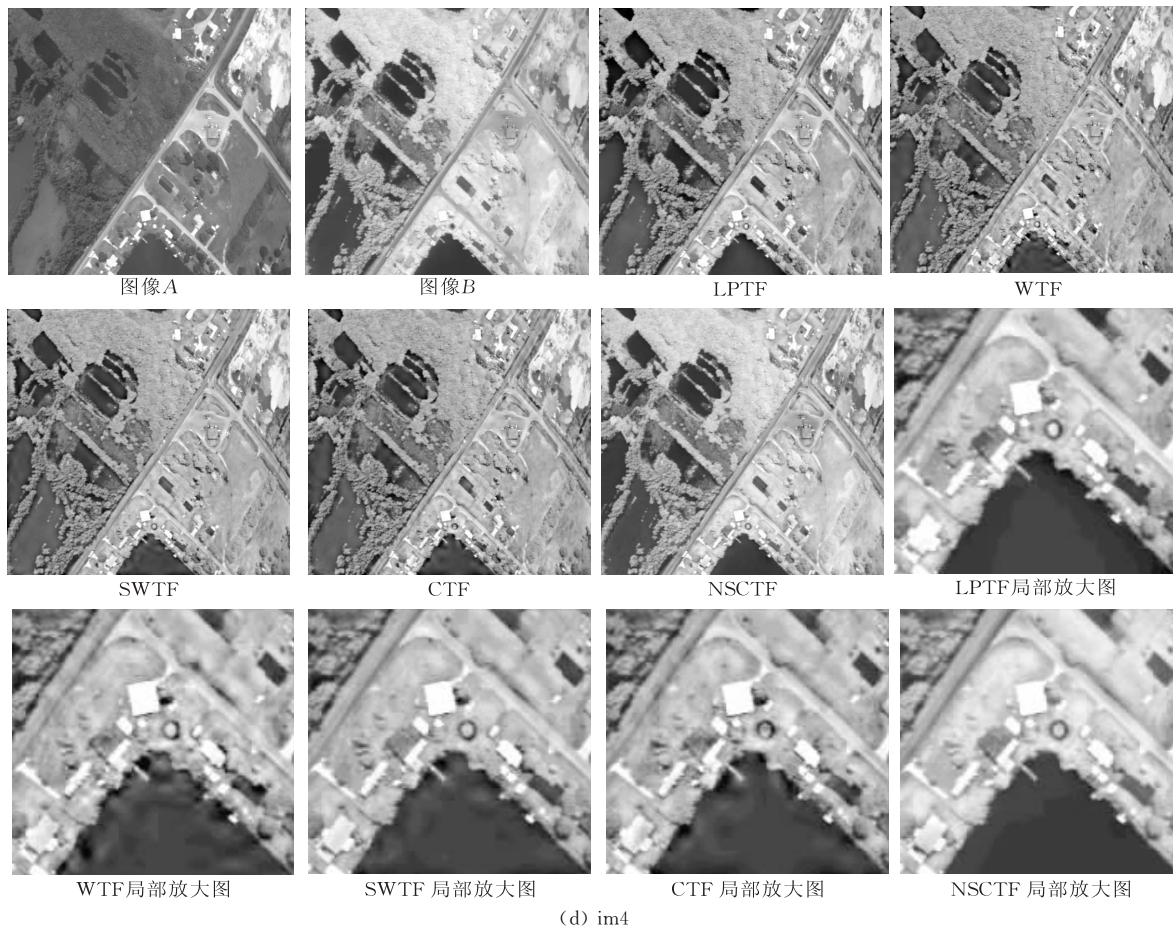


CTF局部放大图



NSCTF局部放大图

(c) im3



(d) im4
图 7 融合结果比较

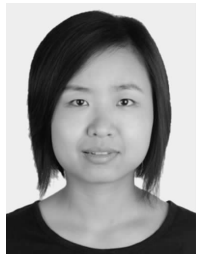
5 结 论

由于非下采样 Contourlet 具有平移不变性,可以有效避免某些变换因缺乏平移不变性而产生的图像失真,而且 Contourlet 还可以有效捕捉图像中的多尺度、多方向信息,非常适合表达具有丰富方向和细节纹理信息的多传感器图像,本文将非下采样 Contourlet 应用到多传感器图像融合领域,提出了一种基于非下采样 Contourlet 的多传感器图像自适应融合方法,针对不同的多传感器图像可以自适应地选择最佳的低频融合权值,充分利用图像的信息.实验结果表明,该方法能够得到目标场景清晰、详细的融合图像,是一种有效可行的融合方法.

参 考 文 献

- [1] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23
- [2] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540
- [3] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion//*Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany, 1993: 173-182
- [4] Toet A. Hierarchical image fusion. *Machine Vision and Application*, 1990, 3(2): 1-11
- [5] Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *Journal of Optical Society of America (A)*, 1995, 12(9): 1834-1841
- [6] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(8): 1315-1326
- [7] Pajares G, Manuel de la Cruz J. A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1855-1872
- [8] Pradhan P S, King R L, Younan N H et al. Estimation of the number of decomposition levels for a wavelet-based multi-resolution multisensor image fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(12): 3674-3686
- [9] Liang Dong, Li Yao, Shen Min et al. An algorithm for multi-focus image fusion using wavelet based contourlet transform. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(2): 320-322 (in Chinese)
(梁栋, 李瑶, 沈敏等. 一种基于小波——Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法. *电子学报*, 2007, 35(2): 320-322)
- [10] Raphan M, Simoncelli E P. Optimal denoising in redundant

- representations. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(8): 1342-1352
- [11] Do M N, Vetterli M. Contourlets: A new directional multi-resolution image representation. *Conference Record of the 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2002(1): 497-501
- [12] Jiao Li-Cheng, Tan Shan. Development and prospect of image multi-scale geometric analysis. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12A): 1975-1981(in Chinese)
(焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望. *电子学报*, 2003, 31(12A): 1975-1981)
- [13] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design and applications. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101
- [14] Stakhov A P. The generalized principle of the golden section and its applications in mathematics, science, and engineering. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2005, 26(2): 263-289
- [15] Varshney P K. Multisensor data fusion. *Electronics and Communication Engineering Journal*, 1997, 9(12): 245-253
- [16] Piella G. New quality measures for image fusion//*Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion (Fusion 2004)*, International Society of Information Fusion (ISIF). Stockholm, Sweden, 2004, 6: 542-546
- [17] Ioannidou S, Karathanassi V. Investigation of the dual-tree complex and shift-invariant discrete wavelet transforms on quickbird image fusion. *IEEE Journal on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(1): 166-170
- [18] Garzelli A. Possibilities and limitations of the use of wavelets in image fusion//*Proceedings of the 2002 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Toronto, Canada, 2002: 66-68
- [19] Lian Qiu-Sheng, Kong Ling-Fu. Construction of the circular symmetric contourlet transform. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(4): 652-657(in Chinese)
(练秋生, 孔令富. 圆对称轮廓波变换的构造. *计算机学报*, 2006, 29(4): 652-657)
- [20] Yang Xuan, Pei Ji-Hong, Yang Wan-Hai. Fusion evaluation using sugeno's integral. *Chinese Journal of Computers*, 2001, 24(8): 815-818(in Chinese)
(杨焜, 裴继红, 杨万海. 基于模糊积分的融合图像评价方法. *计算机学报*, 2001, 24(8): 815-818)



CHANG Xia, born in 1982, Ph. D. candidate. Her current research interests include multiscale geometric analysis, image processing, and data fusion.

JIAO Li-Cheng, born in 1959, professor. His current research interests include signal and image processing, machine learning, natural computation, and intelligent information processing.

JIA Jian-Hua, born in 1979, Ph. D. candidate. His current research interests include image processing and computational neuroscience.

Background

The work is supported by the National Natural Science Foundation of China (60702062), the National Basic Research Program (973 Program) of China (2006CB705707), the Provincial Natural Science Foundation of Shaanxi of China (2007F09), the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (200807010003) and the Program for Cheung Kong Scholars and Innovative Research Team in University (IRT0645).

This group has been working on image processing, natural computing and machine learning for many years. So far, parts of the research results have been published in important academic journals, among which about 100 papers are indexed by SCI and EI.

Multisensor image fusion has important applications in remote sensing, computer vision, medical image analysis, and so on. In recent years, plenty of successful fusion methods based on transform have been put forward to merge multisensor images. These methods employed multiscale transform as the tool for extracting images salient features, and that the characteristics of the transform tool affect the quality of the fused images evidently. The existing multisensor ima-

ges fusion methods usually adopt weighted sum operation to set low-frequency subbands fusion weights. However, the relation between the objects merged in multisensor images isn't simply linear weighted. And weighted sum operation needs obtaining the weight of each object beforehand, which leads to great subjective preference. So an optimal method to select the low-frequency subbands fusion weights adaptively is needed.

An effective image presentation has the requests of bearing shift-invariance and apperceiving the geometric property of nature scenes effectively. The new multiscale geometric analysis tool, nonsubsampling contourlet transform, is applied to multisensor images fusion domain in this paper. The golden section algorithm is used to select the optimal fusion weights of the low-frequency coefficients adaptively. The high-frequency directional subbands of nonsubsampling contourlet transform capture the salient features of multisensors. The higher adding level of the directional subbands is used to select the better coefficient for fusion in this paper. Experimental results show the proposed method achieves better fusion efficiency.