

文章编号:1001-9014(2006)03-0225-04

基于限邻域经验模式分解的多波段图像融合

徐冠雷^{1,3}, 王孝通^{1,3}, 徐晓刚^{2,3}, 朱涛^{1,3}

(1. 海军大连舰艇学院航海系, 辽宁 大连 116018;

2. 海军大连舰艇学院装备系统与自动化系, 辽宁 大连 116018;

3. 海军大连舰艇学院光电研究所, 辽宁 大连 116018)

摘要:根据不同波段图像信息互补性, 提出基于限邻域经验模式分解(NLEMD)的多波段图像融合新算法. 将待融合图像进行NLEMD分解, 利用其自适应特性及高频细节信息的强获取能力, 对不同图像的内蕴模式函数分量和剩余量中的像素按照局部最优原则进行选取, 将融合后的内蕴模式函数分量和剩余量反向重构获取融合图像. 实验证明该算法具有更强的细节获取能力, 融合效果优于传统的基于小波分解的融合算法.

关键词:图像融合; 多波段图像; 经验模式分解(EMD); 局域波

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

MULTI-BAND IMAGE FUSION ALGORITHM BASED ON NEIGHBORHOOD LIMITED EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION

XU Guan-Lei^{1,3}, WANG Xiao-Tong^{1,3}, XU Xiao-Gang^{2,3,4}, ZHU Tao^{1,3}

(1. Department of Navigation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

2. Department of Automatization, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

3. Institute of Photoelectric technology, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

Abstract: One novel multi-band image fusion algorithm based on neighborhood limited empirical mode decomposition (NLEMD) was proposed. Firstly the images were decomposed by NLEMD, the parts of intrinsic mode functions (IMF's) and remnant correspondingly to each image were obtained. Then in these IMF's and remnant images, the pixel which has the maximal energy was selected for the result IMF images and remnant image. At last, the final result image was reconstructed. With the help of NLEMD, the image's detail can be extracted and the final fusion image is clearer than the source images. Experiments show that the new algorithm has more advantages in achieving high frequency details of source images than the fusion algorithm based on wavelet analysis.

Key words: image fusion; multi-band image; empirical mode decomposition; local wave

引言

多波段图像融合是图像处理的重要研究工作之一, 信息上互补性强, 在遥感^[1]、医学等领域已经获得了广泛的应用. 图像融合主要分为特征级融合和像素级融合等, 像素级融和按照空间的不同又分为频域融合、时域融合和时频域融合^[1-3]. 其中时频域融合主要是采用小波分析的方法, 按某种规则选取不同的小波系数进行融合. 基于小波的融合算法是目前的主流算法, 将作为和新型融合算法比对象.

本文提出一种基于新的时频分析工具——限邻域经验模式分解 NLEMD 的多波段图像融合算法, 该算法充分利用该 NLEMD 的优点, 将多波段图像中的信息充分挖掘. NLEMD 是一种基于 EMD 的新的分解算法, 具有比文献[4][5]更强的分解能力.

1 限邻域经验模式分解

限邻域经验模式分解基本思想是在求取局部均值时控制每次分解的最小频率, 即在本次分解中频率高于该设定值的信息能够被分解, 否则留到以后

收稿日期: 2005-12-01, 修回日期: 2006-01-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60473141)

作者简介: 徐冠雷(1978-), 男, 山东冠县人, 大连舰艇学院交通信息工程与控制 2004 级博士生, 研究方向为目标识别与图像处理.

Received date: 2005-12-01, revised date: 2006-01-20

分解层次中分解. 关于 NLEMD 的详细内容已经另文论述, 本文只对二维限邻域经验模式分解进行简要介绍.

1.1 局部自适应均值求解

EMD 分解算法中的关键技术是寻求“最佳局部均值”:

1) 设定最大邻域 $N \times N$, 初始邻域 $M \times M$, 步幅 step, 窗口 $K = M$.

2) 以当前像素为中心, 首先在窗口 K 内寻找极值点个数, 如果极值点个数大于等于某个阈值 thrd , 并且以当前像素为中心呈近似对称分布, 则求取窗口 K 内像素均值 avg , 转到步骤 4);

3) $K = K + \text{step}$, 如果 $K < N$, 转到步骤 2); 否则求取窗口 K 内像素均值 avg ;

4) 以 avg 作为当前像素的局部均值, 转到下一个像素, $K = M$, 转到步骤 2), 直至整幅图像所有像素点操作完毕.

1.2 NLEMD 算法

对于二维图像 $f(x, y)$, 其经验模式分解可描述为:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^L \text{imf}_i(x, y) + r_L(x, y) \quad (1)$$

其中 $\text{imf}_i(x, y)$ 是第 i 次分解的内蕴模式函数分量, $r_L(x, y)$ 是 L 次分解后的剩余量.

根据限邻域分解的思想, 同时结合图像的特点, 用局部自适应均值代替上下包络, 我们提出了图像限邻域分解算法:

1) 初始化: $r_1 = I, \text{imf}_1 = I$;

2) 根据分解层数 i 确定当前分解层的最大邻域 $N \times N$ (N 以像素为单位);

3) 确定 r_{i-1} 的所有局部极值点, 并组成极大值点集和极小值点集;

4) 分别在极大值点集和极小值点集内按照先后列(反之亦可)的顺序依次计算每一行或列内所有相邻两个极值点之间的距离, 如果大于 N , 则在两个极值点之间每隔 N 补充一个数据, 该数据即为信号 $f(x, y)$ 在该点的数据值, 直到两个极值点之间距离不大于 N ;

5) 在最大邻域内查找极值点, 直至找到邻域边界, 根据极值点分布按照二维图像的局部自适应均值算法求当前点的均值;

6) 用所有均值点构成图像 h_{i-1} 并计算 $\text{imf}_{i-1} = r_{i-1}, r_i = h_{i-1}$;

7) 重复步骤 2) 到 6) 的操作, 直到满足设定的条件^[1] 为止;

8) 将最后一次的 h_{i-1} 赋给 r_L .

图 1(a)(b)(c)(d) 给出了局部自适应均值 NLEMD 分解的结果.

2 基于 NLEMD 分解的多波段图像融合

首先给出基于 NLEMD 的图像融合算法及其关键技术, 然后进行仿真试验, 并给出和传统小波融合算法的结果比对.

2.1 融合算法及其关键技术

首先给出多波段图像融合算法.

1) 对图像按照 1.1 和 1.2 中的分解算法进行 NLEMD 分解, 获取每幅图像的内蕴模式函数分量 imf_{ji} 以及剩余量 r_{jL} , 其中 $j = 1, 2, \dots, m$ (m 为待融合图像的数量, 为便于讨论, 限定 $m = 2$), $i = 1, 2, \dots, L$ (L 为待融合图像分解层数);

2) 将两幅图像对应的 imf_{ji} 的逐个像素点进行对比, 按照能量最大的原则选取像素点数据作为该层(i 层) imf_i 的像素点数据(按能量选取像素点的原则将在后面讨论);

3) 将剩余量 r_{jL} 求和取平均值即 $r_L = \sum_{j=1}^m r_{jL} / m$ 作为融合后图像的剩余量;

4) 将 imf_i 和剩余量 r_L 反向重构获得融合图像, 即 $f(x, y) = \sum_{i=1}^L \text{imf}_i(x, y) + r_L(x, y)$.

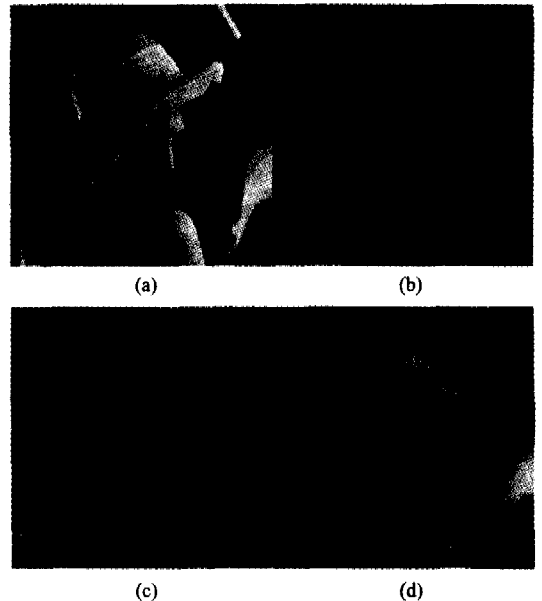


图 1 限邻域经验模式分解结果 (a) 原图像“Lena” (b)(c)(d) 分别为限邻域经验模式分解获得的 imf_1 , imf_2 及剩余量

Fig. 1 The decomposition results using NLEMD (a) image“lenna”, (b)(c) and (d) are imf_1 , imf_2 and remnant respectively

按以上步骤就可以实现多波段图像之间的融合,融合过程中最关键的技术就是在内蕴模式函数分量中如何选择最佳像素点.本文中给出了一种按照局部能量大小的原则进行选取的算法,不仅考虑待融合在当前像素,同时考虑到待融合像素的邻近像素与其之间的相关性,采用了高斯模板作为邻域内像素能量的权系数进行局部能量的求解.模板大小一般选为 3×3 或者 5×5 ,可根据图像的不同或者不同的需要进行选取.设高斯模板为 MD ,当前像素值为 $f_i(x,y)$,则局部能量 $PW_{ji}(x,y)$ 为:

$$PW_{ji}(x,y) = \sum_{k=-1}^{k=1} \sum_{n=-1}^{n=1} |f_i(x+k,y+n)|^2 * MD \quad (2)$$

则选择的最佳像素 $f_i(x,y)$ 为:

$$f_i(x,y) = \arg \max_{j=1 \dots m} (PW_{ji}(x,y)) \quad (3)$$

其中,“*”为卷积符号, $j=1,2,\dots,m$ (m 为待融合图像的数量,限定 $m=2$), $i=1,2,\dots,L$ (L 为待融合图像分解层数),高斯模板一般取 $MD = \frac{1}{16}$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \text{如果 } MD = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ 则变为单像素点}$$

能量选取原则,同时也可以选取其他的模板,针对不同图像效果会有所不同,但是很难找到一个针对各类图像都是最优的模板.

2.2 实验结果及其分析

多波段图像特点的不同波段图像中获取的信

息会随着波段的不同而改变,常见的多波段图像有可见光图像、红外图像及医学上 X 光图像等.本文将主要针对红外/可见光图像进行融合实验及分析,同时也给出了其他波段图像融合结果及分析.图 2、3 和图 4 给出了实验测试图像和融合结果.本文中 小波分解函数是 $wavedec2$,重构函数为 $waverec2$,采用 Daubechies 的“db2”小波,采用小波融合的最佳分解层数 5 层,NLEMD 分解层数为 3 层^[3].图 2 和图 3 为红外图像和可见光图像融合结果比对,图 4 是医学上的 CT 图像与 MR 图像融合结果比对.从图 2 可以看出,本文融合结果在细节信息获取能力上要强于小波融合算法,所以基于 NLEMD 分解的算法对于红外可见光图像融合相对更为理想.图 3 是两幅航空遥感图像.从图 3(d)可以看出,其细节要比图 3(c)丰富.图 4 是两幅医学图像,分别为 CT 图像和 MR 图像.图 4(c)是小波融合结果,图 4(d)是本文基于 NLEMD 分解的融合效果,效果要好于图 4(c).

3 结论

NLEMD 是一种全新的多尺度分解算法,具有数据驱动的自适应特性,为图像处理和分析开辟了新的方向.本文应用 NLEMD 进行多波段图像融合,与小波算法等这些传统时频分析算法相比,NLEMD 分解算法可得到一个用于信号分解的自适应的广义基,基函数是依赖于信号本身的,这种算法和以往经典的或有代表性的融合算法相比在细节的获取能力

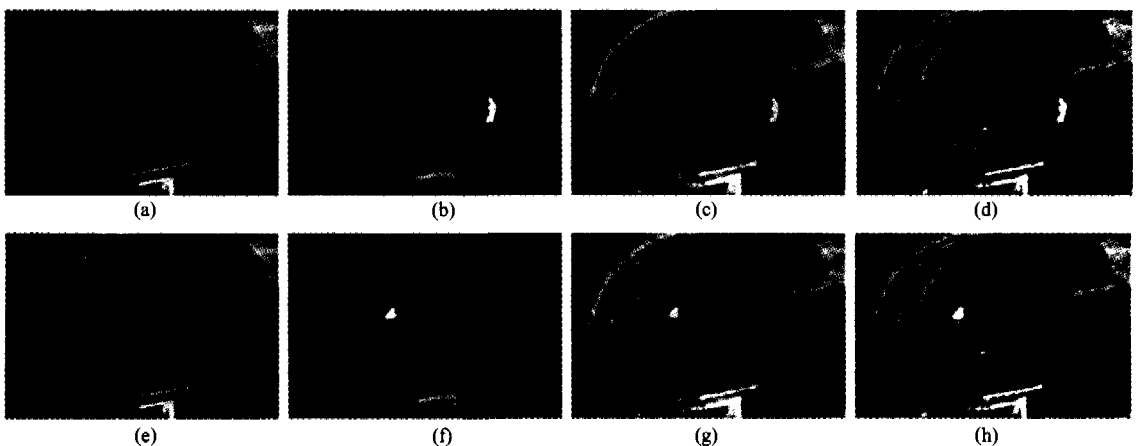


图 2 不同融合算法结果比较 (a) 可见光图像;(b) 红外图像1;(c) 图像1的小波融合结果;(d) 图像1的本文融合结果;(e) 可见光图像2;(f) 红外图像2;(g) 图像2的小波融合结果;(h) 图像2的本文融合结果

Fig. 2 Fusion results of different algorithm. (a) visual image 1;(b) infrared image 1;(c) fusion result based on wavelet analysis for image 1;(d) fusion result of this paper for image 1;(e) visual image 2;(f) infrared image 2;(g) fusion result based on wavelet analysis for image 2;(h) fusion result of this paper for image 2.

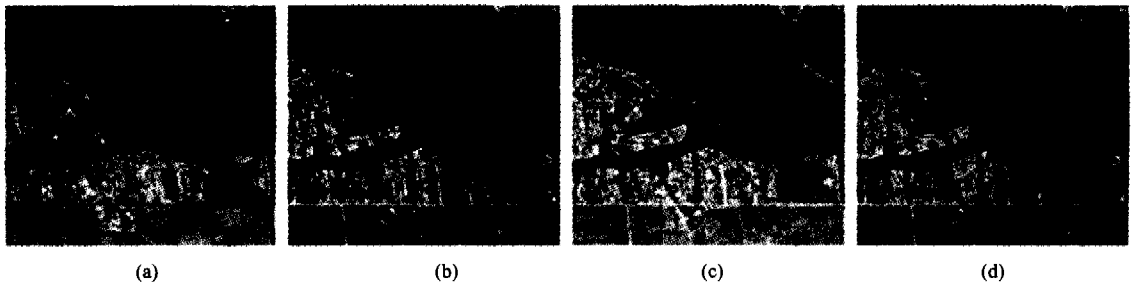


图3 不同融合算法结果比较 (a) 可见光图像;(b) 红外图像;(c) 图像的小波融合结果;(d) 图像的本文融合结果

Fig.3 Fusion results of different algorithm (a) visual image;(b) infrared image;(c) fusion result based on wavelet analysis;(d) fusion result of this paper

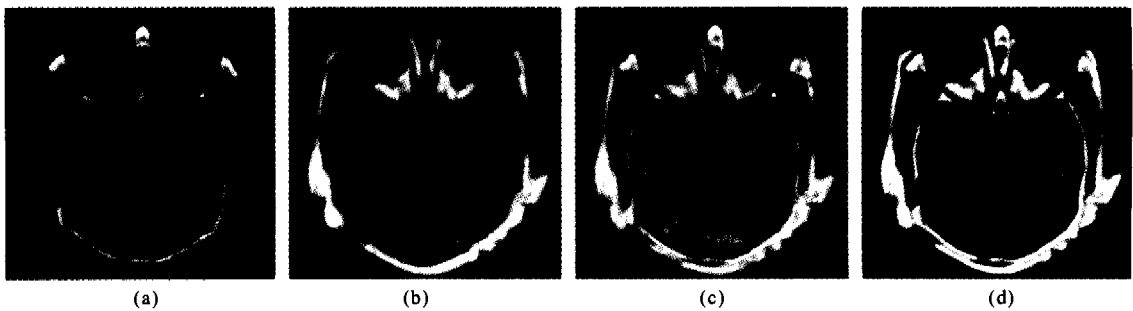


图4 不同融合算法结果比较 (a) CT 图像;(b) MR 图像;(c) 小波融合结果;(d) 本文融合结果

Fig.4 Fusion results of different algorithm (a) CT image;(b) MR image;(c) fusion result based on wavelet analysis;(d) fusion result of this paper

方面彰显出了明显的优越性. 但是, 目前由于 NLEMD 分解比小波分解要慢, 所以下一步的工作将着力于提高 NLEMD 的分解速度从而提高图像的融合速度.

REFERENCES

- [1] DENG Lei, CHEN Yun-Hao, LI Jing. Controllable remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves.* (邓磊, 陈云浩, 李京. 一种基于小波变换的可调节遥感影像融合方法. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(1): 34—38.
- [2] Wilson T A, Rogers S K, Myers L R. Perceptual based hyperspectral image fusion using multiresolution analysis [J]. *Optical Engineering*, 1995, 34(11): 3154—3164.
- [3] ZHANG Jun-Ping, ZHANG Ye. Hyperspectral image classification based on multiple features during multiresolution fusion [J]. *J. Infrared Millim. Waves.* (张钧萍, 张晔. 基于多特征多分辨率融合的高光谱图像分类. *红外与毫米波学报*), 2004, 23(5): 345—348.
- [4] Nunes J C, Bouaoune Y, Delechelle E, et al. Texture analysis based on the bidimensional empirical mode decomposition with gray-level co-occurrence models [J]. *IEEE, Machine Vision and Application*, 2003, 2: 633—635.
- [5] ZHONG Xuan-Liu, HONG Jian-Wang, SI Long-Peng. Texture classification through directional empirical mode decomposition [C]. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004, (4): 803—806.
- [6] Norden E Huang, Zheng Shen, Steven R Long, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear non-stationary time series analysis [J]. *Proc. R. Soc. London Ser. A*, 1998, 454: 903—995.