

基于多元 EMD 方法的遥感图像融合

白超, 杨建慧

(燕山大学信息学院通信与电子工程系, 河北 秦皇岛 066004)

摘要:在原有的 EMD 算法基础上, 利用多元 EMD 算法对遥感图像进行融合, 该算法将图像看做多元变量, 并将其投影到相应的方向向量上, 从而获得相应的固有模式函数及残余分量。通过遥感全色图像与多光谱图像的融合证明该算法在既保持了光谱信息的同时, 又增强了其空间细节。

关键词:多元 EMD; 图像融合; 方向向量; 固有模式函数

中图分类号:TP751 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2012.07.025

Remote sensing image fusion based on multivariate empirical mode decomposition

BAI Chao, YAN Jian-hui

(Department of Communication & Electronic Engineering of Information Institute, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A fusion scheme for multispectral image and panchromatic image is proposed based on original EMD (empirical mode decomposition) algorithm. To use multivariate EMD, firstly it look the image as multivariate, and project them into corresponding directional vectors, therefore it gets intrinsic mode functions and residual. At last, experiment is made and results show that this algorithm is not only preserve spectral information but also get a image containing more space details.

Key words: multivariate emd; image fusion; directional vector; intrinsic mode function

1 引言

遥感图像融合是将不同的遥感图像传感器获得的不同波段的同一场景的图像融合到一起, 从而获得对同一场景更为准确、全面、可靠地图像描述, 以便更有利于满足影像解译的需求。现阶段, 有关图像融合的算法很多, 包括 HIS, PCA, 金字塔算法, 小波算法等, 而将 EMD 算法应用到图像融合并不多, 包括^[1-2], 为 BEMD 算法融合, 其主要方法是为一幅图像所有行串联起来成为一向量并将另一幅图像所有行串联起来成为另一向量, 然后将其中一向量作为一实向量, 另一个作为虚向量, 来进行 BEMD 分解, 很明显这种方法没有涉及图像整体情况, 所以实验结果并不理想。而文献[2]的方法是利用二维 EMD 算法, 虽然考虑到了整个图像曲面, 但其分解算法所需时间长, 尤其对于尺寸较大的图像分解, 所

以实际中很难被应用。本文提出的多元 EMD 算法是在一维 EMD 基础上, 将整个图像映射到一组均匀的方向向量上, 然后获得 imfs, 实验结果表明该算法效果好, 并且程序运行时间也比二维 EMD 快很多。

2 算法原理

下面分别简要介绍一维 EMD 算法, 二维 EMD 算法, 主要介绍有关多元 EMD 算法的原理及求解方法。

2.1 一维 EMD 算法

一维 EMD 算法^[3]最初是由 Huang 等人提出的, 它是分析非线性和不稳定信号的一种工具, 和小波分解不同的是, 它没有基函数, 是一种自适应分解

作者简介:白超(1986-), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为信号与信息处理。E-mail: woshihaichao1@163.com

收稿日期:2011-11-13

的方法。EMD 算法主要原理是通过一种筛选算法,将信号分解成不同的频率成分,这些成分被称为固有模式函数(imfs),这种函数被分解后函数的极值点和过零点最多差一个,或者所有极大值点构成的包络线与极小值构成的包络线的均值的和接近于零,下式为信号 $x(k)$ 进行 EMD 算法后得到的结果:

$$x(k) = \sum_{i=1}^M C_i(k) + C_r(k) \quad (1)$$

式中, $C_i(k)$, $i=1, 2, \dots, M$, 表示 imfs; $C_r(k)$ 表示分解后的残余分量。

从式(1)看出 EMD 算法就是通过迭代,不断地筛选出 imfs,获得信号的不同频率分量。便于说明,下面为求信号第一个 imfs 的具体算法:

设信号为 $x(t)$:

(1) 令 $x_1(t) = x(t)$ 。

(2) 求 $x_1(t)$ 所有的局部最大值最小值点。

(3) 通过插值,构造所有最大值组成的包络 $e_{\max}(t)$,所有最小值构成的包络 $e_{\min}(t)$ 。

(4) 求细节信号 $d(t) = x_1(t) - 1/2(e_{\min}(t) + e_{\max}(t))$ 。

(5) 计算 $d(t)$ 是否满足 imfs 条件,若满足,则 $d(t)$ 为一 imfs,否则令 $x_1(t) = d(t)$,重复步骤 2 直到满足条件为止。

一旦第一个 imfs 求出,对残余量 $r(k) = x(k) - d(k)$ 迭代的用上述算法,直到获取全部的 imfs。

最后信号可表示为式(1)的形式。

2.2 二维 EMD 算法

为了便于与多元 EMD 相比,下面简要介绍二维 EMD 算法,二维 EMD 算法基本与一维类似,但是在求最大值包络与最小值包络时,是以整个二维曲面为基础的。首先找到整个曲面的局部最大值点(局部最小值点),然后通过拟合或插值求出整个最大值(或最小值)构成的曲面,然后再求出均值面,最终求的 imfs 和剩余分量。

从上面可以看出,虽然这个算法考虑到了以整个图像平面,但是二维 EMD 在最值选择上,通常取 3×3 窗口中的最值,因此得出的最值点具有随机性,并且在在对曲面进行插值或拟合过程中,随需时间比较长,因此此方法并非最好的。

2.3 多元 EMD 算法

从上面一维 EMD 算法和二维 EMD 算法看出,其关键步骤在于如何求曲线或曲面的最值问题。而对于多元变量,如图像,其局部最大值,局部最小值没有被直接定义。文献[4]提出了一种基于方向向

量的方法,它将局部均值的计算可以看做是所有的包络线沿着 n 维空间方向向量的积分的一种估计,因此估计的准确性在于方向向量选择问题,越均匀结果越好。 n 维空间的方向向量集可以看做单位 $(n-1)$ 球上的点集。因此,计算方向向量的问题可以转换为在 n 球上求均匀采样点集的问题。下面简单介绍什么是 n 球:

n 球是普通的球面在任意维度的推广,它是 $(n+1)$ 维空间内的 n 维流形。特别地,0 维球面就是直线上的两个点,1 维球面是平面上的圆,2 维球面是三维空间内的普通球面。高于 2 维的球面有时称为超球面。中心位于原点且半径为单位长度的 n 维球面称为单位 n 维球面,记为 S^n 。用符号表示,就是:

$S^n = \{x \in \mathbb{R}^{n+1} : \|x\| = 1\}$, n 维球面是 $(n+1)$ 维球体的表面或边界,是 n 维流形的一种。对于 $n \geq 2$, n 维球面是单连通的 n 维流形,其曲率为正的常数。

设 $(n+1)$ 维空间上的点: $(x_1, x_2, \dots, x_{n+1})$ 定义了一个 n 维球面(S^n),由以下方程:

$$S^n = \{x \in \mathbb{R}^{n+1} : \|x\| = 1\} \quad (2)$$

$$r^2 = \sum_{i=1}^{n+1} (x_i - C_{n+1})^2$$

其中, C_{n+1} 是 n 球中心点; r 是 n 球的半径。

在均匀点集的选择上,目前主要存在两种方法,一种基于均匀角度采样,它是在 n 维超球面坐标系下均匀角度采样的方法。虽然这种方法容易产生出均匀的点集,但是在 n -球接近极点处有很多高密度的点,因此采样结果并不理想。另外一种方法为文献[5]提出 Sampling based on low-discrepancy pointsets 方法。其中差异性(discrepancy)看做是一种分布是否是均匀的定量的标准。差异性越低说明该分布越均匀。这种方法是利用 quasi-Monte Carlo 技术去产生更加均匀的方向向量的点集分布,因此对于信号均值有较好的估计。

产生多维低差异序列^[6]涉及 Halton and Hammersley 序列,它被证明为在误差边界等方面上比 quasi-Monte Carlo 方法好。而且也被证明了由 Hammersley 序列产生的方向向量比其他方法产生的差异性要低,点集分布更加均匀。

下面为产生 Hammersley and Halton Points 序列的方法:

任何一个非负整数 k 都能够用一个素数 p 表示,即:

$$k = a_0 + a_1 p + a_2 p^2 + \dots + a_r p^r \quad (3)$$

式中, a_i 为一整数, 其值范围为 $[0, p-1]$, 现定义以 k 为变量的函数 Φ_p :

$$\Phi_p(k) = \frac{a_0}{p} + \frac{a_1}{p^2} + \frac{a_2}{p^3} + \cdots + \frac{a_r}{p^{r+1}} \quad (4)$$

现设 d 为采样空间的维数, 任一素数序列 $p_1, p_2, \cdots, p_{d-1}$ 定义函数序列 $\Phi_{p_1}, \Phi_{p_2}, \cdots, \Phi_{p_{d-1}}$ 。

其相应的 k 个 d 维 Hammersley 点为:

$$\left(\frac{k}{n}, \Phi_{p_1}(k), \Phi_{p_2}(k), \cdots, \Phi_{p_{d-1}}(k) \right) \quad (5)$$

对于 $k=0, 1, 2, \cdots, n-1$ 。

这里 $p_1 < p_2 < \cdots < p_{d-1}$ 并且 n 为 Hammersley 点的总数。

有了合适的方向向量, 只要将多元向量映射到这些方向向量上, 便可求得其包络均值。

下面为具体多变量 EMD 算法:

(1) 选择 $(n-1)$ 维球面点集。

(2) 依次计算输入信号 $x(t)$ 沿着所有方向向量的映射, 获得映射信号 $p^{\theta_k}(t) \big|_{k=1}^K$ 。

(3) 找到映射信号 $p^{\theta_k}(t) \big|_{k=1}^K$ 相应于时间量 t 的最大值, 最小值。

(4) 用样条插值求最大值最小值构成的包络 $e^{\theta_k}(t) \big|_{k=1}^K$ 。

(5) 求 K 个方向向量的包络平均值 $m(t)$ 。

$$m(t) = 1/K \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t)$$

(6) $d(t) = x(t) - m(t)$, 如果细节信号 $d(t)$ 满足多元 EMD 停止准则, 那么它就为一 imfs, 对求下一 imfs 用 $x(t) - m(t)$ 迭代应用上面的算法, 否则对 $d(t)$ 用上面的算法。

应用上述算法可求得 imfs 和残余信号。残余信号相当于整体信号的均值。

有不少文献^[7]提出几种改进的停止准则, 可以加快提取 imfs, 效果较好。例如用包络幅度和均值包络, 假设分别用符号 envelope_amplitude, mean_amplitude 表示。他们指出当 $\text{mean_amplitude} < \text{THRESHOLD2} * \text{envelope_amplitude}$, THRESHOLD 通常取 0.05。

3 实验步骤及融合规则

为了验证该文算法的有效性, 下面给出了遥感全色图像与多光谱图像的融合实验, 并给出了融合规则, 并与基于二维 EMD 算法进行对比, 来说明该算法要强于二维 EMD 算法。

3.1 遥感全色与多光谱图像融合实验

首先, 图 1(a) 为一全色图像分辨率为 1 m, 图 1

(b) 为一多光谱图像分辨率为 2 m。假设两图像融合前均已配准。

具体实验步骤如下:

(1) 将图 1(b) 进行 HIS 变换, 获得 I 分量。

(2) 将图 1(a) 进行多元 EMD 分解, 得到 imfs 分量为 imf1, imf2, $\cdots$, imfn, 并得到剩余分量为 R_n 。

(3) 将步骤 1 获得的 I 分量多元 EMD 分解, 取 imfs 分量为 imh1, imh2, imh3, $\cdots$, imhn, 剩余部分为 R_k 。

(4) 对于融合图像的高频部分, 采用绝对值取大法, 即取两幅 imf 中绝对值大的值作为融合后的高频像素值。

(5) 对于融合图像的低频部分, 取步骤 (3) 中的图像为低频部分。

(6) 将低频部分和高频部分相加得到矩阵 M , 再将此分量和步骤一获得的 H, S 分量作反 HIS 变换, 得到融合后的图像。

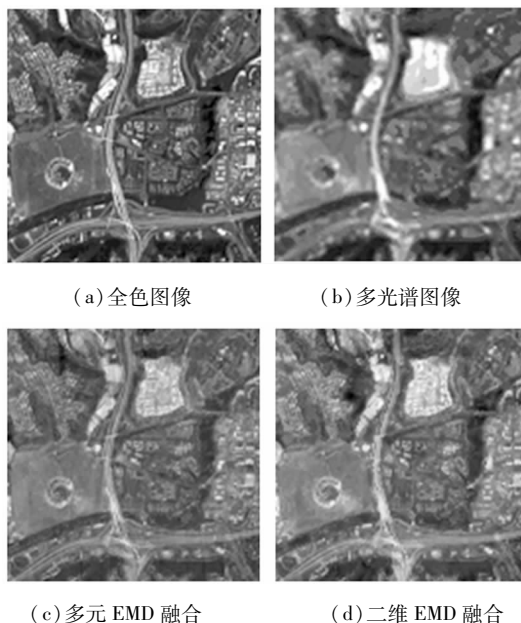


图 1 全色图像与多光谱原始图像和几种不同方法融合结果

4 实验结果与分析

图 1 给出了实验的图像和融合结果。结果图 1(c), 图 1(d) 相对于融合前的多光谱图 1(b), 其空间分辨率均得到了增强, 而且光谱没有失真。这是因为通过 EMD 变换后得到的 imfs 相当于图像的高频部分, 余下的分量相当于图像的低频部分。由于融合后的图像采用的为 imfs 中的较大者, 所以其边缘, 空间分辨率得到了增强, 由于低频部分仍为原多光谱图的低频部分, 所以光谱没有较大的失真, 从程序运行的时间上看, 二维 EMD 算法运行时间为多元

EMD 算法 5 倍,其主要原因为二维 EMD 要进行曲面拟合,所以运行时间长。而且从视觉效果上来看,图 1(c)的光谱效果,更加接近原光谱图 1(b),而图 1(d)明显发亮。

除了从主观视觉效果之外,本文从光谱特性和空间特性上,对融合的效果进行客观的评价,利用了平均梯度(AG),扭曲程度(DD),信噪比(SNR)和图像的信息熵(IE)进行了定量的评价。

表 1 给出了两种不同方法的评价值,其中平均梯度(AG)反映了图像中的微小细节与纹理变化特征,同时也反映了图像的清晰度。可见两种方法的价值均比原光谱图有很大的提高,这正与视觉分析的相吻合。而多元 EMD 又比二维 EMD 略有提高。扭曲程度(DD)直接反映了融合图像的失真程度,其值越大,表明图像的失真程度越大,从表中看到本文算法略低于二维 EMD 算法。信噪比(SNR)则反映的是融合后图像的噪声是否得到抑制,图像的边缘信息是否得到保留,图像的均值是否提高。而图像的信息熵是衡量图像信息丰富程度一个重要指标,融合图

表 1 融合图像性能指标评价

Tab. 1 performance and evaluation index of the fusion image

方法	波段	IE	AG	SNR	DD
多光谱图像	R	7.4248	16.061	—	—
	G	7.4052	15.323	—	—
	B	7.377	16.276	—	—
二维 EMD	R	7.4143	20.119	12.231	20.87
	G	7.4038	19.319	12.26	19.792
	B	7.3796	20.012	12.558	18.714
本文方法 (多元 EMD)	R	7.489	20.128	12.23	20.875
	G	7.461	19.321	12.254	19.969
	B	7.5906	20.107	12.551	18.602

像的信息熵越大,说明图像的信息量增加的越多。从表中看出二者均比原图高,且本文算法高于二维 EMD 算法。从上述算法看出本文算法更有利于下一步对图像的分析 and 处理。

5 结 语

多元 EMD 方法是在一维 EMD 基础上形成的,它既克服了一维 EMD 不能处理多维数据的缺点,又明显在程序运行时间上,以及对极值点的选择上均比二维 EMD 好,本文就是利用多元 EMD 的优点,对遥感图像进行了融合,并采用了相应的融合规则,最终的实验结果表明是该算法是有效可行的。

参考文献:

- [1] David Looney, Danilo P Mandic. Multiscale image fusion using complex extensions of EMD[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, APRIL, 2009, 57(4): 1626 – 1630.
- [2] Anna Nna Linderhed. Image empirical mode decomposition: a new tool for image processing[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(2): 265 – 294.
- [3] N E Huang, Z Shen, S R Long, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]. Proc. Roy. Soc. A, 1998, 454: 903 – 995.
- [4] By N. Rehman, D P. Mandic multivariate empirical mode decomposition [C]. Proceedings of the Royal Society. 23 December, 2009.
- [5] Cui J. & Freedman, W. Equidistribution on the sphere [J]. SIAM J. Sci. Comput, 1997, 18: 595 – 609.
- [6] H Niederreiter. Random number generation and quasi-monte carlo methods [M]. Cbmsnsf, Siam, Philadelphia, 1992.
- [7] Huang N E, Wu M, Long S, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [C]. Proc. R. Soc. London, 2003.