

一种基于CEMD和融合的多视点图像编码方法

孙季丰 何沛思*

(华南理工大学电子与信息学院 广州 510640)

摘要: 该文提出了一种新的基于相邻视点融合的多视点图像编码方法,通过融合与拆分对非同源图像同时进行编码。编码时,原始图像经过CEMD(Complex Empirical Mode Decomposition)同步分解成2维的固有模式函数和余量图像并分别融合,再对融合图像进行基于EMD的压缩编码。解码时,将融合图像拆分,重构出原始图像。实验结果表明,该方法具有失真度小和压缩比高的优势,具有实践意义。

关键词: 多视点图像编码;复数经验模态分解(CEMD);融合;拆分;压缩

中图分类号: TN919.81

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)-04-1007-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00758

A Multi-view Image Coding Scheme Based on CEMD and Fusion

Sun Ji-feng He Pei-si

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In this paper, a novel fusion based coding scheme of multi-view image is proposed. At the encoder, different sources of images are decomposed into IMFs (Intrinsic Mode Functions) and residue using CEMD (Complex Empirical Mode Decomposition). The IMFs and residue are fused respectively, and the fusion results are compressed and encoded based on EMD. At the decoder, the source images can be reconstructed by disassembling the fusion image. Experimental results show, without reducing quality, the proposed scheme can provide better compression ratio than the previous ones, which open doors for future applications.

Key words: Multi-view image coding; Complex Empirical Mode Decomposition (CEMD); Fusion; Disassembly; Compression

1 引言

为使多视点图像的大量数据在有限带宽上传输或在有限的存储空间上记录,必需使用高效的压缩方法进行编码。在图像融合的分析工具中,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是一种自适应多尺度信号处理工具,具有比小波分析更好的空间和频率特性^[1]。不少学者已将其运用到图像处理中:文献[2,3]的结果表明,与常用的基于PCA或小波变换算法相比,该方法使融合图像的质量明显提高;文献[4,5]则提出高效的基于EMD的图像压缩方法。本文提出基于融合的编码,将图像编码方式从“以去冗余为中心”向“以融合为中心”过渡,将会给人们使用媒体计算设备带来方便,也给行业带来极大的应用前景。

2 经验模态分解

1998年,文献[6]提出了固有模式函数(Intrinsic

Mode Function, IMF)概念和经验模态分解方法。2003年,文献[7]提出2维经验模态分解(BEMD)的思想,给图像处理领域提供了一种新的有效的数据处理手段。CEMD(Complex EMD)则是其在复数域上的扩展。基于“复数信号=快变信号叠加在慢变信号上”的思想,文献[8]提出了Bivariate EMD方法。但该方法对图像是逐行处理的,不利于将整体特征包融在插值拟合算法内,考虑到这点,本文参照BEMD的思想将其推广到2维,对图像信号 F ,实现步骤如下:

(1)外部初始化,令 $r_0(x, y) = F(x, y)$, $i = 1$ 。

(2)若 r 单调或达到分解层数则停止分解;否则令 $s_0(x, y) = r_{i-1}(x, y)$, $l = 1$,进行筛分。

(3)确定复数信号的 N 个投影方向: $\varphi_k = 2k\pi / N$ ($1 \leq k \leq N$), 令 $k = 1$ 。

(4)将复数信号 $s_l(x, y)$ 的每一个行向量 $\mathbf{s}_{rl}(t)$ 投影到 φ_k 方向上,投影信号为

$$p_{r\varphi_k}(t) = \text{Re}(e^{-i\varphi_k} \mathbf{s}_{rl}(t)) \quad (1)$$

(5)将所有行向量的投影信号 $p_{r\varphi_k}(t)$ 组合成2维信号 $p_{\varphi_k}(x, y)$,提取其局部极值点 $\{(x_j^k, y_j^k), p_j^k\}$,其中 (x_j^k, y_j^k) 为极值点的位置, p_j^k 为该位置上投影信号

2010-07-19收到,2010-11-15改回

广东省自然科学基金(9151064101000037)资助项目

*通信作者:何沛思 he.peisi@mail.scut.edu.cn

的值。

(6)对局部极值点集 $\{(x_j^k, y_j^k), e^{i\varphi_k} p_j^k\}$ 插值拟合, 获得 φ_k 方向上的正切信号 $e'_{\varphi_k}(x, y)$ 。

(7)若 $k < N$, 则令 $k = k + 1$, 回到步骤4, 否则进入求取均值曲面阶段。均值曲面为

$$m(x, y) = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^N e'_{\varphi_k}(x, y) \quad (2)$$

(8)令 $s_l(x, y) = s_{l-1}(x, y) - m(x, y)$, 若不满足停止条件, 则令 $l = l + 1$, 返回步骤(3)。

(9)模态函数 $d_i(x, y) = s_l(x, y), r_i(x, y) = r_{i-1}(x, y) - d_i(x, y)$, 令 $i = i + 1$, 转步骤(2)。

(10)最后得到图像的分解表达式:

$$F(x, y) = \sum_{i=1}^n d_i(x, y) + r_n(x, y) \quad (3)$$

3 基于相邻视点融合的多视点图像编码原理

为描述的方便, 这里仅讨论两个视点的图像系统, 对 $K(K \geq 3)$ 个视点的系统, 可将相邻视点图像两两融合再进行编码。编码方法如图1所示, 图像1和图像2是从相邻视点采集的图像。颜色校正为了避免摄像机的差异造成图像匹配程度的降低, 配准可得到边信息及视差矢量。编码时对融合图像进行基于EMD的压缩编码, 对需完整保留的视差矢量和边信息采用无损压缩编码。解码时可由边信息及视差矢量得到重构出的图像1'、图片2'。理论上, 两路信息合成一路能使传输数据量大幅度下降, 融合处理可从整体上提高图像的信息量。

4 图像融合与拆分

图像配准分两步进行, (1)得到边信息并求出两幅图的重叠区域; (2)通过块匹配等算法, 得到重叠

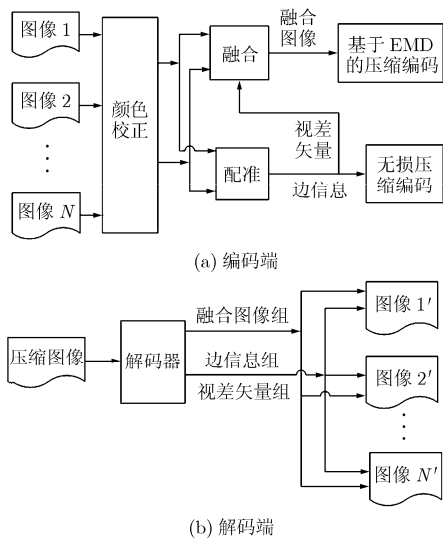


图1 基于相邻视点融合的多视点图像编码原理图

区域的视差矢量。在单应性坐标系统中, 视点1中的任意一点 (x_1, y_1) 到视点2中的对应位置 (x_2, y_2) 的变换, 都可通过以下变换模型来获得

$$\lambda \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 λ 为变换尺度。当只考虑视点间平移, 即 $a = e = 1, b = d = g = h = 0$ 时, 由式(4)可得

$$\begin{cases} x_2 = x_1 + c \\ y_2 = y_1 + f \end{cases} \quad (5)$$

c 和 f 分别代表水平位移和垂直位移。仅考虑平移, 降低配准复杂度也使得边信息易于描述, 简化后续的拆分过程, 这里参考文献[9]中的一种高效算法进行配准。若 I_1, I_2 代表大小均为 $N \times N$ 的图像1和图像2, 则重叠区域为 $I_1(1: N - c, 1: N - f)$ 和 $I_2(c + 1: N, f + 1: N)$ 。

4.1 图像融合

为保证模态函数的一致性, 需将两路图像组合成 $I_1 + jI_2$ 的复信号采用CEMD方法分解。由于第2模态后各模态包含的主要为中低频信息, 因此只需分解一次, 得到包含高频信息的第1模态和包含低频信息的第1余量并分别融合, 便可在保证效果的同时提高处理速度。原理见图2, 分解结果的实部和虚部分别代表 I_1 和 I_2 的成分。余量采用加权平均算子融合, 模态函数采用局部能量最大法, 以局域窗口为考察对象, 通过计算其能量确定取值, 规则如下:

$$D(x, y) = \begin{cases} D_1(x, y), & E_1(x, y) \geq E_2(x, y) \\ D_2(x, y), & E_1(x, y) < E_2(x, y) \end{cases} \quad (6)$$

其中 $D_1(x, y), D_2(x, y)$ 是模态或余量函数的值, $D(x, y)$ 为融合图像的值。 $E_1(x, y), E_2(x, y)$ 是以 (x, y) 为中心点的 3×3 窗口的能量, 取加权模板 $W = [1, 2, 1; 2, 4, 2; 1, 2, 1]$, 则

$$E(x, y) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 W(m, n) \times [D(x + m, y + n)]^2 \quad (7)$$

综上所述, 重叠区域按规则融合后, 与非重叠区域进行拼接, 则融合图像 F 为

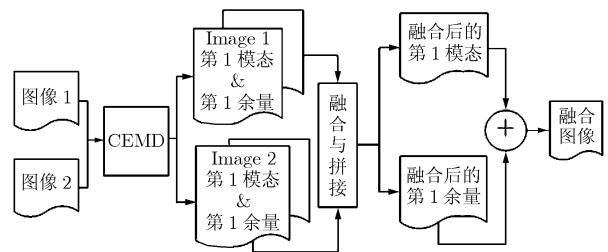


图2 基于CEMD图像融合方法原理图

$$\left. \begin{aligned} F(x,y) &= \sum_{(x,y) \in S_o} \left\{ \sum_{i=1}^m D_i(x',y') + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r_j(x',y') \right\} \\ F(x,y) &= \sum_{(x,y) \in S_{no}} \left\{ d_i(x',y') + r(x',y') \right\} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

S_o 为重叠区域, S_{no} 为非重叠区域, m 为模态分解次数, n 为待融合图像个数, $D_i(x',y')$ 和 $r_j(x',y')$ 为融合后的模态和余量, $d_i(x',y')$ 和 $r(x',y')$ 为非重叠区域的模态和余量。

4.2 图像拆分

设融合图像 F^* 大小为 $N^* \times M^*$, c 和 f 为正整数。配准是以图像1为参考的, 由边信息可得重构图像 I_1' 的范围 $F^*(1:N^*-c, 1:M^*-f)$ 。图像2重构分两步: (1)由边信息找出其范围及与Image 1的重叠区域; (2)由水平和垂直视差矢量 dx' 和 dy' , 对重叠区域进行反向运算, 将结果与非重叠区域拼接, 完成重构。重构图像 I_2' 范围为 $F^*(c+1:N^*, f+1:M^*)$, 重叠区域为 $F^*(c+1:N^*-c, f+1:M^*-f)$ 。 F^* 的拆分可表示为

$$\left. \begin{aligned} I_1'(x,y) &= \left. \begin{aligned} &F^*(x',y') \\ &x' \in (1:N^*-c) \cap y' \in (1:M^*-f) \end{aligned} \right\} \\ I_2'(x,y) &= \left\{ \begin{aligned} &F^*(x'-dx', y'-dy'), (x,y) \in S_o \\ &x' \in (c+1:N^*-c) \cap y' \in (f+1:M^*-f) \\ &F^*(x',y'), (x,y) \in S_{no} \\ &x' \in (N^*-c+1:N^*) \cup y' \in (M^*-f+1:M^*) \end{aligned} \right\} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

5 融合图像压缩与重构

由于频率成分不同, 因此对第1模态和第1余量采用了不同的压缩方法, 详见图3。

5.1 第1模态压缩

Linderhed在文献[4]中提出借鉴DCT的分块处理方式, 对图像进行变采样率分块采样。为减少重构中出现块效应, 令相邻的模块间有一行或一列元素重叠, 保证重建过程中有相同的边界值。采样率根据模块的局部频率最大值来确定, 设 d 为相邻极值点距离, 计算方法为

$$f = 1/(2d) \quad (10)$$

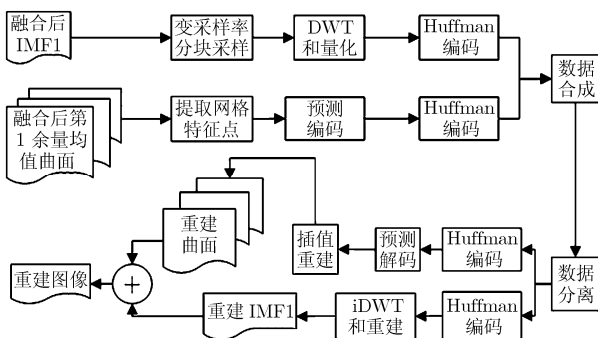


图3 基于EMD图像压缩编码原理图

若两个相邻的像素都是极值点, 即一个极大值和一个极小值, 局部频率达到极限值0.5。局部频率可按横向和纵向分别计算。本文用7×7的模块作为采样单位, 当最大局部频率 $f_{max} \in [0, 1/12]$ 时, 行和列采样率均为1/6; 当 $f_{max} \in (1/12, 1/8]$ 时, 采样率为1/4; 当 $f_{max} \in (1/8, 1/6]$ 时, 采样率为1/3; 当 $f_{max} \in (1/6, 1/2]$ 时, 采样率为1。由于边界模块大小缺乏规律, 故需做如下改进: 保持模块大小不变, 除采样点外其他点的值赋为0, 用矩阵按顺序保留每个模块的采样率, 这样便无需保存采样点的位置信息。编码时, 采用基于9-7小波向量尺度系数的快速变换对采样后的图像进行两级变换, 再对变换系数进行量化及编码, 既保留图像细节又避免了块效应。解码时, 根据采样率矩阵, 对每个模块进行双立方插值, 重构出第1模态图像。

5.2 第1余量压缩

由EMD思想可知, 第1余量就是第1次分解中产生的各均值曲面的加和, 对其压缩可转换成对均值曲面的压缩。压缩时可用网格特征点表示和重构均值曲面^[10]。把均值曲面看作一个 $m \times n$ 矩阵, 每行极值点数量记为 Nr , 最大 Nr 记为 Nr_{max} , 最小 Nr 记为 Nr_{min} 。记

$$Cr = (Nr_{max} + Nr_{min}) / G \quad (11)$$

其中 G 为常数, 本文取6。当某一行 Nr 大于 Cr 时则选中该行, 第1行和最后1行始终被选中。同理可选出符合要求的列, 而网格特征点就是这些行和列的交叉点。此方法有在等压缩比条件下失真小、压缩比可调范围大等优点。

6 实验结果分析

将两组大小为320×240的Dance和Golf相邻视点图像作为实验图像, 融合结果如图4所示。融合后Dance组融合图像的大小为347×240, Golf组为326×244。表1对熵, 减少的冗余信息量, 标准差和PSNR进行了分析, 可看出在压缩图像信息量、提高图像分辨率方面有较好的表现。

从图5和表2中可看出, 与目前流行的JPEG和JPEG2000标准相比, 本文方法能在图像失真度较小的情况下取得较高的压缩比。源图像的压缩比也达到74.9267, 有很好的实践意义。

图6中重构图像与原图像相比, 其PSNR分别为29.1620 dB和29.6213 dB, 能较好地还原出原始图像的大部分信息。

7 结束语

本文提出了一种新的基于融合的多视点图像编码方法, 与传统的编码方式相比, 该方法将两路信

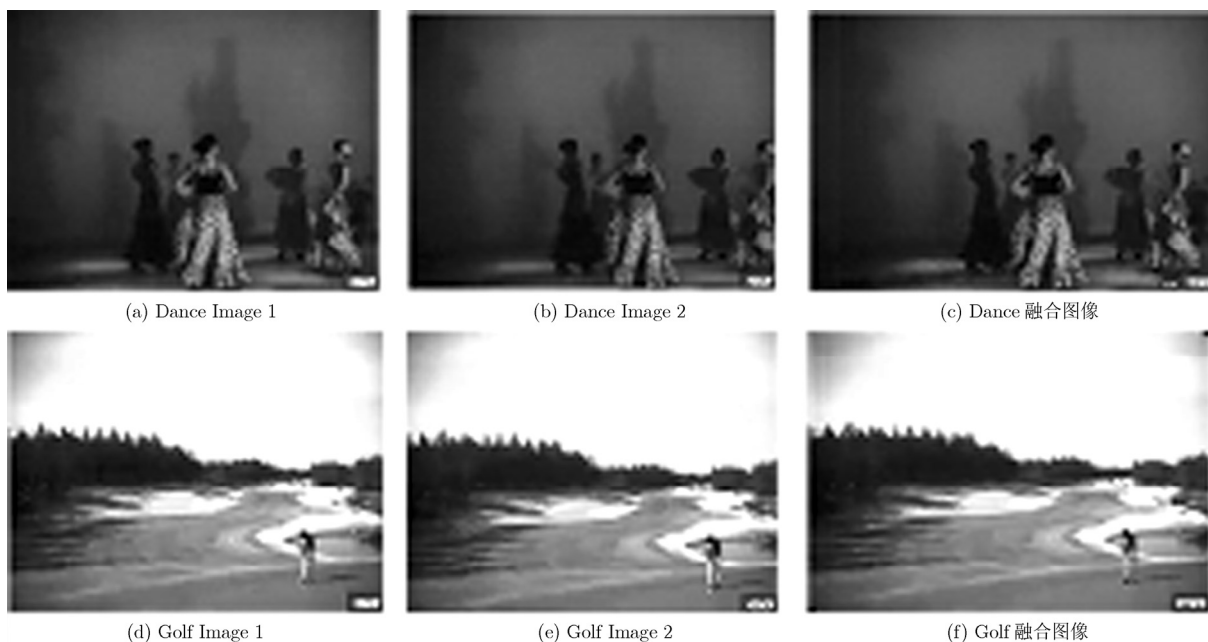


图4 基于CEMD图像融合结果



图5 基于EMD图像压缩编码重构结果

图6 融合图像拆分结果

息合成一路信息传输，能在保证图像质量的同时，使数据量大幅度下降；在压缩方面，通过改进Linderhed的方法，在失真度小和压缩比高方面有明

表1 融合结果评价

源图像	熵	冗余信息量	标准差	PSNR(dB)
Dance	6.6333	6.5016	30.0592	31.8236
Golf	7.0391	6.8141	83.1391	32.1354

表2 压缩与重构结果评价

	JPEG	JPEG2000	本文方法
对融合图像压缩比	16.2048	18.9036	40.5009
对源图像压缩比	29.8878	34.8854	74.9267
PSNR(dB)	31.3698	31.3392	30.6553

显优势；解码后的重构图像，也能较好地还原大部分信息；说明基于融合的图像编码有较高的可行性。

但在融合和拆分方法的选择上还需要进一步的研究,且拆分图像的质量还有待提高。另一方面,EMD还处于发展阶段,其中有很多的问题还需要探讨和解决,因此需要更深入的工作。

参考文献

- [1] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 秦绪佳. 经验模式分解(EMD)及其应用[J]. 电子学报, 2009, 3(3): 581-585.
Xu Xiao-gang, Xu Guan-lei, Wang Xiao-tong, and Qin Xu-jia. Empirical Mode Decomposition and its Application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 3(3): 581-585.
- [2] 郑有志, 覃征. 基于二维经验模态分解的医学图像融合算法[J]. 软件学报, 2009, 20(5): 1096-1105.
Zheng You-zhi and Qin Zheng. Medical image fusion algorithm based on bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Journal of Software*, 2009, 20(5): 1096-1105.
- [3] 赵春晖, 任龙涛, 万建. 一种基于二维EMD的图像融合方法[J]. 应用科技, 2009, 36(9): 15-19.
Zhao Chun-hui, Ren Long-tao, and Wan Jian. A method of image fusion based on the two-dimensional empirical mode decomposition[J]. *Applied Science and Technology*, 2009, 36(9): 15-19.
- [4] Linderhed A. Adaptive image compression with wavelet packets and empirical mode decomposition[D]. [Ph.D. dissertation], Linköping University, Sweden, 2004.
- [5] 张增喆. 二维经验模态分解在声纳图像压缩中的应用[D]. [博士论文], 哈尔滨工程大学, 2009.
- [6] Zhang Zeng-zhe. Sonar image compression with bi-dimensional EMD[D]. [Ph.D. dissertation], Harbin Engineering University, China, 2009.
- [7] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q, Yen N C, Tung C C, and Liu H H. The Empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society London. A.*, 1998, 454: 903-995.
- [8] Nunes J C, Bouaoume Y, and Delechelle E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(12): 1019-1026.
- [9] Rilling G, Flandrin P, and Gonçalves P. Bivariate empirical mode decomposition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, 14(12): 936-939.
- [10] Guizar-Sicairos M, Thurman S T, and Fienup J R. Efficient subpixel image registration algorithms[J]. *Optical Letter*, 2008, 33(2): 156-158.
- [11] 葛光涛. 二维经验模态分解研究及其在图像处理中的应用.[博士论文], 哈尔滨工程大学, 2009.
Ge Guang-tao. The study of bidimensional empirical mode decomposition and applications in image processing[D]. [Ph.D. dissertation], Harbin Engineering University China, June 2009.

孙季丰: 男, 1962年生, 教授, 研究方向为图像与视频处理、自组织通信网。

何沛思: 女, 1985年生, 硕士生, 研究方向为图像与视频处理。