

# 基于限邻域 EMD 的图像增强

徐冠雷<sup>1,3</sup>, 王孝通<sup>1,3</sup>, 徐晓刚<sup>2,3</sup>, 朱 涛<sup>1,3</sup>

(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技术研究所, 辽宁大连 116018)

**摘 要:** 提出了基于限邻域经验模式分解 (Neighborhood Limited Empirical Mode Decomposition NLEMD) 的图像增强新算法. 二维 NLEMD 是在 Huang 等人 EMD 自适应特性基础上通过设定最大邻域 (时宽) 和采用邻域内局部自适应均值算法代替包络均值算法进行分解, 克服以往 EMD 分解算法出现的灰度斑现象. 本文通过 NLEMD 对图像细节信息的强挖掘能力来获取图像中的高频边缘信息, 最后根据剩余量的整体亮度均值和整体亮度对比度自动调整剩余量来调整图像的整体亮度. 实验结果证明, 与以往传统增强算法相比, 本文算法具有更强的细节获取能力和整体亮度可控性, 增强效果优于以往传统算法.

**关键词:** 经验模式分解 (EMD); 局域波; 图像增强; 内蕴模式函数分量 (MF)

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2211(2006)09-2163-05

## Image Enhancement Algorithm Based on Neighborhood Limited Empirical Mode Decomposition

XU Guanlei<sup>1,3</sup>, WANG Xiaotong<sup>1,3</sup>, XU Xiaogang<sup>2,3</sup>, ZHU Tao<sup>1,3</sup>

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

2. Department of Automation, Dalian Naval Academy, Dalian, Liaoning 116018, China;

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

**Abstract** One image enhancement algorithm based on neighborhood limited empirical mode decomposition (NLEMD) is proposed. NLEMD is one novel time-frequency analysis tool which has the adaptive features of Huang's EMD and meanwhile adopt neighborhood limited (max time width) to overcome other EMD's gray spots in images. The high frequency data is got using the ability of NLEMD, then we revise the remnants according to the illumination and the illumination contrast to adjust the whole illumination of the image. Experiments prove that the novel algorithm is efficient in image enhancement and better than current algorithms in detail achieving.

**Key words** empirical mode decomposition; local wave; image enhancement; intrinsic mode functions

### 1 引言

图像增强是图像处理中的一个重要方面, 目前图像增强算法较多, 主要分为两大类: 全局增强和局部增强. 全局增强是按照一定的规则通过改变整体亮度来达到对比度增强的目的, 例如当图像过暗时增加亮度、过亮时降低亮度等, 典型的算法有直方图均衡、亮度的线性或非线性的拉伸等算法, 例如文献 [1, 2]. 全局增强实现相对简单, 但是全局增强只适合于整体对比度低的情况; 局部增强算法可以改善全局增强这一缺陷, 例如文献 [3], 灵活地在局部进行操作, 总体上性能要优于全局增强, 局部增强理论上讲

可以实现任意情况下的增强处理, 但是局部增强算子的寻找是一个难点, 其实现的复杂度要远高于全局增强. 近年来人们又提出了有别于局部和全局增强的算法, 将增强的着重点放在边缘 (或高频细节) 上而不是区域的灰度亮度更改上. 由于人眼对高频信息的敏感性, 因此, 通过高频信息传递对比度从生理视觉的角度来看也是成立的, 而且这种边缘增强针对性更强, 相比前面的算法更具有优势, 例如近来出现的多尺度边缘增强算法: SSR (Single Scale Retines) [4] 和 MSR (Multi Scale Retines) [5] 算法, 以及小波增强算法 [6] 和 Starch 等 [7] 提出的曲面波 (Curvelet) 增强算法等, 获得了比以往算法要好的效果. Starch 等已经证明曲面

波 (Curvelet)增强算法要优于 SSR、MSR 算法以及小波增强算法. 因此本文算法将与 Starch等<sup>[7]</sup>提出的曲面波增强算法 (Contrast Enhancement by the Curvelet Transform, 简称 CECT)等具有代表性的算法进行对比. 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)的图像增强新算法, 该算法与以往时频分析工具小波变换等相比更具优势.

1998年美国学者 Norden E Huang<sup>[8]</sup>等提出了一种用来分析非平稳非线性数据的基于经验的模式分解算法, 它是基于数据时域局部特征的、自适应的时频分析工具. 二维 EMD分解 (Bidimensional Empirical Mode Decomposition, BE2MD)是一维 EMD分解思想与算法在二维平面上的推广, 主要有单向二维经验模式分解<sup>[9,10]</sup>、基于径向基函数提取包络的二维经验模式分解<sup>[11,12]</sup>等算法. 尽管这些算法在某些方面获得成功应用, 但是它们存在一个共同缺陷, 分解的内蕴模式函数分量中含有过亮和过暗的区域, 即所谓的/灰度斑 Q. 这是由于图像的强烈的非线性时变特征以及所使用的插值函数过冲和欠冲造成的结果, 这些灰度斑对于图像后续处理产生了非常不利的影 响, 以上各种分解算法没有对分解进行一定限制, 造成了同一次分解中频率高低的不确定性(同一次分解中没有限制带宽), 即只要满足 EMD分解条件不管频率高低相差多少都能分解出来, 造成了模式的混叠, 因而结果会在同一次分解中出现/灰度斑 0.

## 2 限邻域经验模式分解)) NLEMD

为了区别于本文中的算法, 我们将与本文不同的算法统称为非限邻域 EMD分解 (Non2Neighborhood Limited Empirical Mode Decomposition, NNLEMD), 并给出基于二维限邻域经验模式分解及其图像增强算法.

### 2.1 二维限邻域经验模式分解

根据时频特性的 Heisenberg测不准原理: 时宽 @带宽 =  $T_s B_s = \Delta t \Delta X [ 0 5$  (其中,  $\Delta t$  和  $\Delta X$  分别为时间分辨率和频率分辨率,  $T_s$  和  $B_s$  分别为相应的时宽和带宽), 通过在时域内限定最小空间分辨率, 就可以在频域内获得一个最大的频率分辨率, 在每一次分解过程中都有一个最小频率与之对应, 这样就可以根据需要任意控制每次分解的内蕴模式分量的最高频率分辨率. 由于在图像中是通过相邻域内极值点间的距离加以实现, 因此称之为限邻域经验模式分解 (Neighborhood Limited Empirical Mode Decomposition, 简记 NLEMD).

EMD分解算法中的一个关键技术就是寻求/最佳局部均值 0, 以往 EMD分解均采用对极大极小点构成的上下包络线求均值的算法获取局部均值, 存在上面所述缺陷. 本文局部自适应均值算法和限邻域思想将克服这一缺陷, 下面给出局部自适应均值求法.

我们将一维信号 EMD分解的思想和二维图像处理的自身特点结合, 提出如下二维图像的局部自适应均值算法

求取局部均值.

(1)对当前这一次分解 (第 i次分解,  $i= 1, 2, \dots, L$ )确定最大邻域 N @N (结合图像为了便于操作一般  $N= 2 + 1$ );

(2)以当前像素为中心, 首先在 3 @3邻域内寻找极值点个数, 如果极值点个数大于等于某个阈值 thrd 并且基本上是以当前像素为中心满足空间近似对称分布 (见后面分析), 则求取 3 @3邻域内像素均值 avg 并转到步骤 (4), 否则转到步骤 (3);

(3)以当前像素为中心, 在 5 @5邻域内寻找极值点个数, 如果极值点个数大于等于某个阈值 thrd 并且基本上是以当前像素为中心满足空间对称分布, 则求取 5 @5邻域内像素均值 avg 并转到步骤 (4), 否则将搜索邻域继续扩展, 如果一直到最大邻域 N @N 都没有满足极值点个数大于等于阈值 thrd和以当前像素为中心呈空间近似对称分布的邻域, 则求取最大邻域 N @N 的像素均值 avg

(4)以 avg作为当前像素的局部均值, 转到下一个像素重复步骤 (2)到 (4)的操作, 直至整幅图像所有像素点操作完毕.

图像块 N @N 的空间对称分布. 以当前像素 (x, y)为原点, 以像素 (x, y)所在行为横轴 (向右为正方向), 所在列为纵轴 (向上为正方向), 将图像块 N @N (N为奇数)分为四部分, 分别设为区域  $\tilde{N}$ ,  $\hat{0}$ ,  $\acute{0}$  和  $\grave{0}$ , 同时将横轴正半轴归为区域  $\tilde{N}$ , 将横轴负半轴归为区域  $\hat{0}$ , 将纵轴正半轴归为区域  $\acute{0}$ , 将纵轴负半轴归为区域  $\grave{0}$ . 如果四个区域中各有一个极值点 (极大极小值均可以), 且四个极值点中分别有两个极大值和两个极小值 (不管它们如何分布), 都称之为空间近似对称.

本文从图像处理自身特点出发, 从更加实用的角度针对二维图像提出一种基于局部自适应均值代替上下包络的限邻域 EMD分解算法. 对于一幅图像来说, 邻近像素点多数存在一定的相关性, 且考虑到图像处理的方便等要求, 以往多数图像空域处理均是邻域法, 例如 3 @3, 5 @5等矩阵邻域内操作. 对于二维图像 f(x, y), 经验模式分解可描述为:

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

其中  $\text{mf}_i(x, y)$ 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. 限邻域经验模式分解算法总结如下:

(1)初始化:  $r_1 = f$ ,  $\text{mf}_1 = f$

(2)根据分解层数 i设定当前分解层的最大邻域 N @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(见前面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  $inf_{i-1} = r_{i-1} - h_{i-1}$ ,  $r_i = h_{i-1}$ ;

(7)重复步骤(2)到(6)的操作,直到满足设定的条

件<sup>[8]</sup>为止;

(8)将最后一次的  $h_{i-1}$ 赋给  $r_i$ .

### 2.1.2 分解效果对比

图 1(g)、(h)、(i)、(j)给出了局部自适应均值 NLEMD 分解的结果,与图 2(b)、(c)、(d)、(e)相比,不仅消除了灰度斑现象,而且通过限邻域控制每次分解都有一个最小频率与之对应。



图 1 不同分解算法结果比较

以上的分析说明通过在空域内设定一个最大邻域以及采用局部自适应均值算法,就可以根据需要任意控制每次分解的内蕴模式函数分量中的最小频率,避免同一次分解中含有过大的带宽和边界震荡,防止图像中灰度斑的产生。

### 3 基于 NLEMD 的图像增强

本部分将给出基于 NLEMD 的图像增强算法及其关键技术和仿真实验结果的对比分析。

#### 3.1 基于 NLEMD 的图像增强算法及其关键技术

首先讨论彩色图像处理。先将待增强图像  $f_{org}(x, y)$  进行空间转换,即从 RGB 空间转换到 HSV 空间,在 HSV 空间中,对亮度  $V$  进行 NLEMD 操作,保持  $H, S$  不变。最后再将 HSV 空间转换到 RGB 空间。具体算法如下:

(1)将图像  $f_{org}(x, y)$  从 RGB 空间转换到 HSV 空间,获取三个分量:色调  $H_{org}$ 、饱和度  $S_{org}$ 、亮度  $V_{org}$ ;

(2)将亮度  $V_{org}$  分别乘上一系列权系数  $X_1, X_2, \dots, X_m$  获取系列灰度图像  $f_1(x, y), f_2(x, y), \dots, f_m(x, y)$ , 其中  $m$  为获取的图像个数;

(3)对  $f_1(x, y), f_2(x, y), \dots, f_m(x, y)$  的灰度图像进行  $K$  层 NLEMD 分解,获取各幅图像的内蕴模式函数分量  $inf_{ij}$  和剩余量  $R_k$  (其中  $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, K$ );

(4)将  $m$  幅图像对应的  $inf_{ij}$  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)  $inf_{ij}$  的像素点数据(按能量选取像素点的原则将在后面讨论);

(5)按照亮度  $V_{org}$  的剩余量  $R_j$  的整体亮度和局部对比度进行适当调整得  $R_j$ ;

(6)求和  $mg = 2 \overline{inf_{ij}} + R_j$  (其中  $j = 1, 2, \dots, K$ ), 且令亮

度  $V_{og} = \max(0, \min(1, mg))$ , 其中  $\max$  和  $\min$  分别为取大取小算子(本文中灰度级进行了单位化, 限定在 0~1 之间);

(7)通过三个分量: 色调  $H_{og}$ 、饱和度  $S_{og}$  和亮度  $V_{og}$  将 HSV 空间转换回 RGB 空间对图像进行重构。

步骤 (2) 中的权系数  $X_1, X_2, \dots, X_m$  是根据图像总体亮度而定, 由于人眼明显能够识别的灰度差别一般是 32 左右 (256 灰度级), 因此, 权系数的个数  $m = \delta(256 - f) / 32$ , 其中  $f$  是整体亮度平均值,  $\delta$  是取整算子, 且  $X_i = (f + 32i) / f$

按照以上步骤就可以实现彩色图像的增强, 在图像增强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, 该算法不仅考虑当前像素, 同时考虑到邻近像素之间的相关性, 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 本文仿真试验采用 3@3 设高斯模板为 MD, 当前像素值  $f_i(x, y)$ , 则局部能量  $PW_{ji}(x, y)$ :

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

则选择的最佳像素  $f_i(x, y)$  为:

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

其中,  $*$  为卷积符号,  $j = 1, 2, \dots, m$  ( $m$  为图像的数量),  $i = 1, 2, \dots, L$  ( $L$  为图像分解层数)。

亮度  $V_{og}$  的剩余量  $R_v$  对于图像最后的整体亮度有着决定性的作用. 最后的图像既不能太亮也不能太暗, 而要亮度适中才能适合于人眼的观察, 一般来讲总体亮度平均值在 0.65~0.85 之间比较适合于人眼. 总体亮度的调整要考虑两个因素: 整体亮度平均值  $f$  和整体亮度对比度  $ctr$

整体亮度平均值:  $f = \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^G f(x, y)$ , 其中,  $W$  是图像宽度,  $G$  是图像高度. 整体亮度对比度:

$$ctr = \frac{\sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^G |f(x, y) - f|}{\sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^G |f(x, y)|}, \quad ctr \text{ 的取值范围为 } 0 \sim 1$$

根据整体亮度平均值  $f$  和整体亮度对比度  $ctr$  以及剩余量  $R_v$ , 设得到最后的剩余量的调整值  $R_v$ :

$$\overline{R}_v = R_v + (T - ctr @ f) \quad (4)$$

其中,  $T$  为常数, 一般在 0.65~0.85 之间取值.

对于灰度图像增强算法与彩色图像一致, 不同点在于不必再进行 RGB 空间和 HSV 的互换, 不多赘述.

### 3.1.2 试验结果对比与分析

本文算法主要和 Starch 等<sup>[7]</sup>提出的曲面波增强算法 CECT 以及传统的直方图均衡算法等进行对比, 以证明本文算法的优点. 图 2~5 给出了彩色图像的对比结果, 可以看出本文算法与 Starch 等<sup>[7]</sup>提出的曲面波增强算法 CECT 相比更适于人眼的观察, 同时细节上却毫不逊色. 图 2 给出了灰度图像的对比, 同样本文算法效果最佳.



图 2 灰度图像增强结果对比

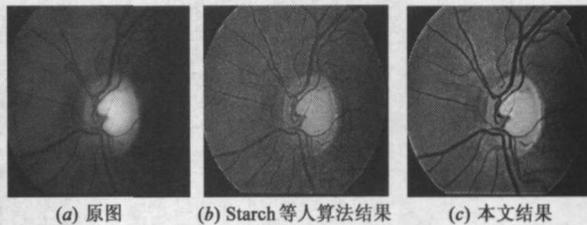


图 3 彩色图像增强结果对比

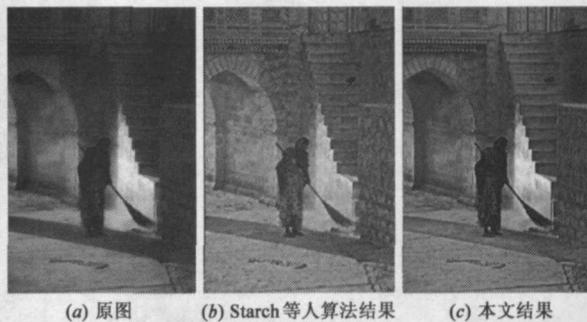


图 4 彩色图像增强结果对比



图 5 彩色图像增强结果对比

## 4 结论

本文我们提出一种基于空频分析算法) NLEMD 的图

像增强新算法. 该算法充分利用 NLEMD 的优点获取图像的所有高频信息. 与以往传统增强算相比基于 NLEMD 分解的图像增强算法具有两个优点: 可以获取更多的细节信息; 可以根据需要任意控制总体亮度. 实验结果验证了该算法增强的效果要优于 Starch 等<sup>[7]</sup>提出的曲面波增强算法和传统的图像增强等算法. 但是, NLEMD 的分解时间开销较大, 所以下一步的工作将着重提高 NLEMD 的分解速度.

#### 参考文献:

- [1] Eric Pichon, Marc Niehamer, Guillemo Sapiro. Color histogram equalization through mesh deformation [J]. IEEE, Image Processing 2003, 2(11): 117-120.
- [2] Shih-Hsuan Yang, Dong-Woei Lin. A geometry enhanced color histogram [J]. Information Technology Research and Education, 2003, (08): 563-567.
- [3] Fabrizio Russo. Recent advances in fuzzy techniques for image enhancement [J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement 1998, 47(6): 1428-1434.
- [4] D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Trans Image Processing 1997, (6): 451-462.
- [5] C. Munteanu, A. Rosa. Color image enhancement using evolutionary principles and the retinex theory of color constancy [A]. Proc. 01. IEEE Signal Processing Society Workshop on Neural Networks for Signal Processing XI [C]. North Falmouth, MA: IEEE, 2001, 393-402.
- [6] Veldre K. V. Multiscale color image enhancement [A]. IEEE Proc on Image Processing, ICP 99. [C]. Kobe, Japan, IEEE, 1999, 3, 584-587.
- [7] Jean-Luc Starck, Fionn Murtagh, Emmanuel J. Candès et al. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform [J]. IEEE Trans on Image Processing 2003, 12(6): 706-717.
- [8] Norden E. Huang, Zheng Shen, Steven R. Long et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear nonstationary time series analysis [J]. Proc R. Soc London Ser A, 1998, (454): 903-995.
- [9] Han C, Guo H, Wang C, Fan D. A novel method to reduce speckle in SAR images [J]. International Journal of Remote Sensing 2002, 23(23): 5095-5101.
- [10] Yue H. Y., Guo H. D., Han C. M., et al. A SAR interferogram filter based on the empirical mode decomposition method [J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'01 [C]. 2001, (5): 2061-2063.
- [11] J. C. Nunes, Y. Bouaouene, E. Delecaille 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.
- [12] S. S. Inclair, G. G. S. Pegram. Empirical mode decomposition in 2D space and time: a tool for space-time rainfall analysis and nowcasting [J]. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, European Geosciences Union 2005, (2): 289-318.

#### 作者简介:

**徐冠雷** 男, 汉族, 1978年生, 山东冠县人, 2001年于青岛海军潜艇学院获得自动控制专业学士学位, 2004年在该校获得导航制导与控制专业硕士学位, 现就读大连舰艇学院交通信息工程与控制专业博士研究生, 研究方向为水下目标识别与图像处理。  
E-mail: xgl\_86@163.com

**王孝通** 男, 汉族, 1962年生, 教授, 博士后, 交通信息工程与控制博士生导师, 研究方向为电子海图以及图像处理。

**徐晓刚** 男, 汉族, 1967年生, 副教授, 博士后, 研究方向为图像处理和虚拟现实。

**朱涛** 男, 汉族, 1975年生, 交通信息工程与控制博士研究生, 研究方向为红外仿真研究与图像处理。