

doi: 10.7690/bgzdh.2020.03.007

基于局部梯度极值点的经验模式分解图像增强

崇 元¹, 艾 威¹, 徐冠雷²(1. 中国人民解放军 91550 部队 42 分队, 辽宁 大连 116023;
2. 海军大连舰艇学院军事海洋系, 辽宁 大连 116018)

摘要:为解决传统 2 维经验模式分解获取图像细节能力不足的问题,提出一种基于局部梯度极值点的改进 BEMD 图像增强方法。根据梯度对图像细节信息的强挖掘能力,基于像素点 4 个 2 维方向上的极值条件来寻找图像的局部极值点,对图像进行经验模式分解并确定内蕴模式函数,结合大尺度梯度保留、小尺度梯度去除的思路,达到在图像增强的同时又抑制噪声的目的。实验结果表明:与传统的图像增强算法相比,该方法具有更强的细节捕捉能力。

关键词:图像增强; 经验模式分解; 梯度极值点

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

Image Enhancement of Empirical Mode Decomposition Based on Local Gradient Extreme Point

Chong Yuan¹, Ai Wei¹, Xu Guanlei²

(1. No. 42 Team, No. 91550 Unit of PLA, Dalian 116023, China;

2. Department of Military Oceanography, Dalian Warship Academy of PLA Navy, Dalian 116018, China)

Abstract: Aiming at the inadequacy of traditional 2D empirical mode decomposition in acquiring image details, the improved BEMD image enhancement algorithm based on local gradient extreme point is proposed. Based on the strong ability of gradient to mine image detail information, according to four 2D extreme conditions of pixel point to find out image local extreme point, carry out empirical mode decomposition of image and ascertain connotation mode function, combine with large-scale gradient preservation and small-scale gradient removal, achieve the purpose of image enhancement and noise suppression. The experiment results show that the proposed method has better detail capture ability than the traditional image enhancement algorithm.

Keywords: image enhancement; empirical mode decomposition; gradient extreme point

0 引言

图像增强是图像处理中的一个重要方面,可根据具体的应用场景和图像模糊情况,采用特定的增强方法来突出图像中的某些信息,同时削弱或消除无关信息,以达到强调图像的整体或局部特征的目的^[1]。

目前图像增强算法较多,主要分为全局增强、局部增强以及边缘细节增强 3 类。由于边缘细节增强算法根据人眼对高频信息的敏感性,将图像增强的着重点放在高频的细节上而不是区域的灰度亮度更改上,得到广泛关注。由于不同传感器获取的关于同一场景的图像,其低频的系数相差不大,但高频的系数却存在显著差异。高频系数的绝对值越大表示该处灰度变化越剧烈,即包含重要的图像细节信息。

图像多尺度空间几何分析,是将图像信号按照一定方法分解为不同尺度的表达,将不同尺度的细

节信息进行分别提取,使图像中一些跨尺度的局部特征结构得到充分表达,例如多尺度边缘增强算法、小波增强算法^[2-4]、曲面波增强算法^[5-6]以及经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)增强算法^[7-8]等。徐冠雷等已经证明基于经验模式分解的图像增强效果要优于 Starch 等提出的曲面波增强和传统的图像增强等算法。尽管该方法采用局部自适应均值算法并通过限制邻域的大小,有效地解决了“灰度斑”问题,但其根据局部像素点能量大小原则选取的当前邻域极值点,并构造出的图像细节分量并不能充分勾勒出图像的高频边缘。笔者提出在 2 维经验模式分解(Bidimensional-Empirical mode decomposition, BEMD)方法的基础上,利用梯度极值点来充分获取图像的细节信息,最后通过主、客观清晰度判断准则验证。该方法与传统 BEMD 和时频分析工具等的图像增强方法相比更具优势。

收稿日期: 2019-11-08; 修回日期: 2019-12-30

基金情况: 装备发展部“十三五”预研共用技术(41416030204)

作者简介: 崇 元(1988—), 女, 江苏人, 博士, 工程师, 从事图像清晰化处理、态势评估研究。E-mail: chongyuan_2008@126.com。

1 改进的 BEMD 图像增强方法

1.1 局部梯度极值点确定

BEMD 分解算法中的一个关键技术就是确定图像高频系数。传统 BEMD 采用像素点灰度值的大小确定 2 维图像的高频分量，并要求当某一像素点值大于(或小于)邻域内每一个像素点值时才可将其确定为 2 维图像的局部极值点。如图 1 所示， a_i 为某一像素点的灰度值，“1”表示某一邻域内的极大值，“0”表示比极大值小的数值。这种局部极值点的判断方法对某些图像，尤其是模糊图像会出现极值点稀疏的情况，不适用于寻找图像中的高频细节和边缘，需要找到一种局部极值点确定方法来包含更丰富的图像细节结构特征。

a_1	a_2	a_3	0	0	0	1	1	1
a_4	a_5	a_6	0	1	0	1	0	1
a_7	a_8	a_9	0	0	0	1	1	1

图 1 传统 BEMD 极值点确定方法

梯度具有敏感地反映图像微小细节反差的能力，其值的正负反映图像细节边缘走势，相当于方向，图像的梯度值就是图像灰度值显著变化的地方，即图像的细节和边缘；因此，可将水平梯度与垂直梯度和的大小作为反映图像高频细节的能力。为减弱极值点稀疏的影响，笔者采用像素点的邻域梯度值来寻找 2 维图像的局部梯度极值点，用于克服以上缺陷。以下给出邻域梯度极值点的确定方法。

在减弱极值点稀疏影响的同时，为使极值点包含更多的图像细节结构特征，笔者采用 4 个 2 维方向上的极值条件来确定局部梯度极值点。如图 2 所示， b_i 为某一像素点梯度值，在其 3×3 邻域内，只要满足下列条件之一， b_i 就为一个局部梯度极值点：

- 1) $b_5 > b_2$ 且 $b_5 > b_7$ 且 $b_5 > b_9$ (极大值)； $b_5 < b_2$ 且 $b_5 < b_7$ 且 $b_5 < b_9$ ；
- 2) $b_5 > b_4$ 且 $b_5 > b_9$ 且 $b_5 > b_3$ ； $b_5 < b_4$ 且 $b_5 < b_9$ 且 $b_5 < b_3$ ；
- 3) $b_5 > b_8$ 且 $b_5 > b_3$ 且 $b_5 > b_1$ ； $b_5 < b_8$ 且 $b_5 < b_3$ 且 $b_5 < b_1$ ；
- 4) $b_5 > b_6$ 且 $b_5 > b_1$ 且 $b_5 > b_7$ ； $b_5 < b_6$ 且 $b_5 < b_1$ 且 $b_5 < b_7$ 。

b_1	b_2	b_3	b_1	0	b_3	b_1	b_2	0
b_4	b_5	b_6	b_4	1	b_6	0	1	b_6
b_7	b_8	b_9	0	b_8	0	b_7	b_8	0

0	b_2	0	0	b_2	b_3
b_4	1	b_6	b_4	1	0
b_7	0	b_9	0	b_8	b_9

图 2 局部梯度极值点确定方法

1.2 基于局部梯度极值点的 BEMD 图像增强算法

采用多尺度分解对图像进行增强，虽然图像的清晰度有很大改善，但也会不同程度地引入噪声干扰。尺度分解得越多，噪声引入就越大，暂且认为源图像不带有噪声，噪声是多尺度分解引入的；因此，笔者认为小尺度梯度为噪声，那么采用大尺度梯度保留，小尺度梯度去除的思路可达到在图像增强的同时又抑制噪声的目的。笔者给出一种大梯度保留、小梯度衰减甚至去除的梯度变换算子 S ：

1) 计算图像 $f(x,y)$ 3×3 邻域封闭区间内的所有梯度值 G ；

2) 给定阈值 $\text{thd1} > 0$, $\text{thd2} > 0$, 如果梯度值 G 在两阈值区间内，则使该像素点的梯度置零。

对于 2 维图像 $f(x,y)$, 经验模式分解可描述为:

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

其中： $\text{imf}_i(x,y)$ 是第 i 次分解的内蕴模式函数分量，即细节结构特征； $r_L(x,y)$ 是 i 次分解后的剩余量。笔者从提高图像细节结构特征出发，采用局部梯度极值点求取内蕴模式函数分量，那么改进的经验模式分解算法总结如下：

1) 初始话： $r_1 = f$ ； $f(x,y) = \sum_{i=1}^L \text{imf}_i(x,y) + r_L(x,y)$ ；

2) 确定 r_{i-1} 的所有局部梯度极值点(见 2.1 节)，并组成极大值点集和极小值点集；

3) 利用梯度变换算子 S 对图像进行去噪处理；

4) 在封闭邻域内，根据极值点分布按照 2 维图像的局部自适应均值算法求当前点的均值^[7]；

5) 用所有均值点构成图像 h_{i-1} 并计算

$$\begin{aligned} \text{imf}_i &= r_{i-1} - h_{i-1} + S(G_{i-1}), \\ r_i &= (h_{i-1} + r_{i-1} - S(G_{i-1})) / 2; \end{aligned}$$

6) 重复 2)–6), 直到满足设定的条件为止; 并将最后一次的 h_{t-1} 赋给 r_L 。

从图像增强的角度, 将图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间, 利用改进的 BEMD 方法分解亮度分量图像, 使得图像中一些跨尺度的局部特征结构可以得到充分表达, 并重构增强图像后再转换回 RGB 空间。具体算法描述如下:

- 1) 读取待增强图像 f ;
- 2) 将图像 f 转换到 HSV 空间, 对 V 分量进行基于局部梯度极值点的 BEMD, 得到一系列 2 维内蕴模式函数 $\text{imf}_i(x,y)$ 和残余项 $r_L(x,y)$;
- 3) 对各层 2 维内蕴模式函数 $\text{imf}_i(x,y)$ 和残余项 $r_L(x,y)$ 进行加权求和, 得到增强后的 V 分量图像;
- 4) 重构增强后图像, 并转换回 RGB 空间。

2 实验结果分析

为了验证上述基于局部梯度极值点的 BEMD 图像增强算法性能, 采用灰度图像和彩色图像分别进行仿真实验。图 3 给出了 2 组灰度图像的增强效果图, 并与限邻域 EMD 方法^[8]进行对比, 增强效果明显。图 4 给出了 2 组彩色图像增强结果图, 并与限邻域 BEMD 方法、Curvelet 变换算法、文献[9–10]提出的算法进行了比对。可以看出: 笔者提出的算法在细节表现上更加出色, 同时在色彩上与原图保持相近。通过大量的图像增强实验可知, 分解尺度的经验值为 3。

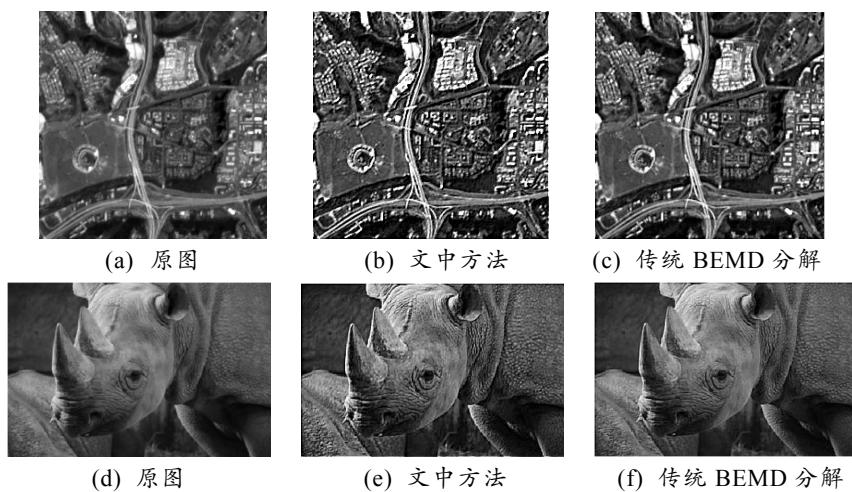


图 3 灰度图像增强结果比对

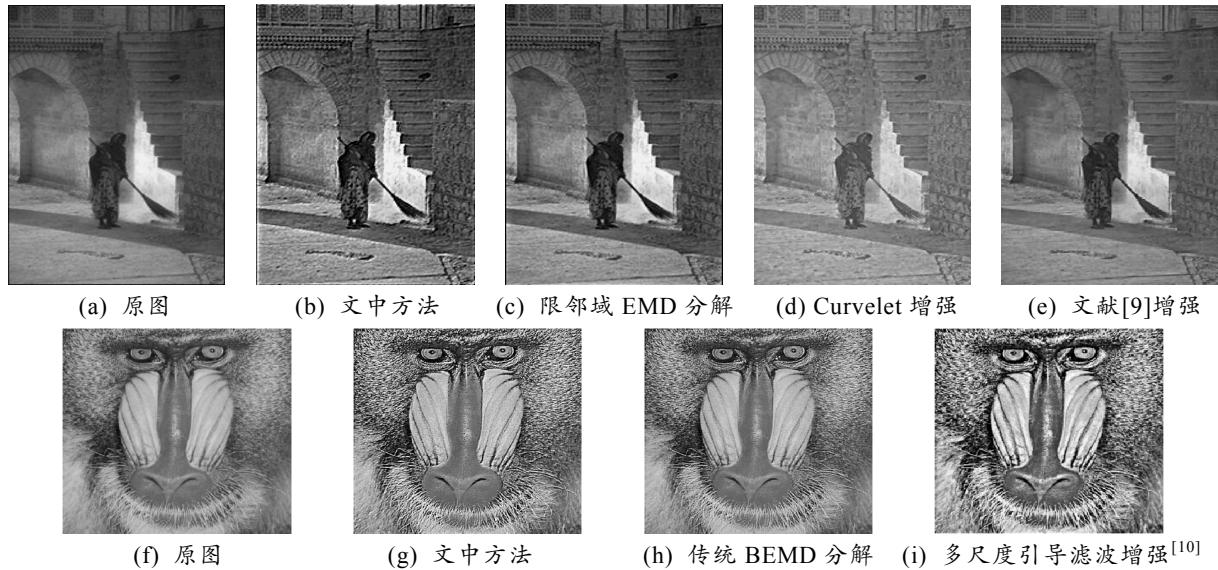


图 4 彩色图像增强结果比对

为了更好地说明增强后图像效果, 笔者对以上几种增强方法进行比较, 结果如表 1、表 2 所示。图像熵值的大小可以反映图像包含信息量的多少,

一般说来, 熵值越大, 图像所包含的信息越丰富, 同时图像质量较为理想。由于图像的局部熵与人的主观感知有着密切联系^[11]; 因此, 笔者采用图像局

部熵捕捉图像的全局信息。平均梯度值可以衡量图像细节反差表达的能力，在图像中某一方向的灰度级变化率越大，它的梯度也就越大；因此，可以用平均梯度值来衡量图像的清晰度。标准差可以反映图像灰度相对于灰度均值的离散情况，可以用来评

价图像亮度值之间的偏差，标准差越大，图像的对比度越大，色彩表现越丰富。峰值信噪比反映一幅图像所含有噪声情况，峰值信噪比越高，说明噪声含量越小，反之越大。

表1 灰度图像增强结果客观质量评价

增强方法	评价指标			
	信息熵	平均梯度	标准差	峰值信噪比
文中方法(“遥感”)	7.398 3	20.163 6	32.019 1	33.076 7
限邻域 EMD 方法(“遥感”)	7.259 8	13.252 6	24.044 5	34.320 6
文中方法(“犀牛”)	7.683 9	11.832 1	18.264 6	38.514 7
限邻域 EMD 方法(“犀牛”)	7.374 0	7.122 9	6.308 6	40.131 5

表2 彩色图像增强结果客观质量评价

增强方法	评价指标			
	信息熵	平均梯度	标准差	峰值信噪比
文中方法(“扫地”)	7.750 9	12.730 7	20.236 8	35.069 4
限邻域 EMD 方法(“扫地”)	7.317 1	7.812 5	18.600 5	35.435 6
Curvelet 算法增强(“扫地”)	6.706 2	4.342 8	38.637 5	32.260 7
文献[10]方法增强(“扫地”)	6.824 4	4.073 0	24.991 4	34.152 9
文中方法(“猴子”)	7.970 1	26.944 5	30.600 0	33.273 6
限邻域 EMD 方法(“猴子”)	7.616 9	18.501 5	13.469 2	36.837 4
多尺度引导滤波增强(“猴子”)	7.846 6	12.360 1	28.726 5	33.548 0

从表中可以清晰地看出：除“扫地”图像的标准差数值小于 Curvelet 算法和文献[9]方法外，文中方法的增强结果在信息熵、平均梯度和标准差的 3 个指标都要好于其他方法，说明文中处理结果的清晰度最高，色彩表现也较丰富，与主观评价结果一致。虽然“扫地”图像在 Curvelet 算法和文献[9]方法的色彩表现较好，但图像模糊，空间质量远不如文中方法。综上所述，文中方法增强效果要好于其他方法。另外，该方法在噪声抑制方面和其他方法相当，可作为今后研究的一个突破点。

3 结束语

笔者提出一种改进的 2 维经验模式分解图像增强算法。算法根据像素点梯度值寻找 2 维图像局部极值点，用于获取更为突出的图像细节结构特征，同时为减弱多尺度分解引入的噪声干扰，给出一种大尺度梯度保留、小尺度梯度衰减甚至去除的梯度变换算子，以达到增强图像细节的同时抑制噪声的目的。实验结果验证了文中图像增强结果的优越性，是经验模式分解方法在图像处理中的有效应用。

参考文献：

- [1] 王建国, 王孝通, 徐晓刚, 等. 基于经验模式分解的图像增强研究[J]. 电光与控制, 2010, 17(2): 18–21.
- [2] CHITRA S, BHATTACHARJEE J B, THILAKAVATHI B. Image Fusion and Re-Modified SPIHT for Fused Image[J]. Annals Computer Science, 2009, 7(2): 143–158.
- [3] PRAKASH N K. Image Fusion Algorithm Based On Biorthogonal Wavelet[J]. International Journal of Enterprise Computing and Business Systems ISSN, 2011, 1(2): 2230–8849.
- [4] HU G, ZHENG Y F, QIN X Q. Image Fusion Based on Integer Lifting Wavelet Transform[J]. Image Fusion and Its Applications, 2011, 10(7): 23–34.
- [5] GUO L Q, DAI M, ZHU M. Multifocus color image fusion based on quaternion curvelet transform[J]. IET Image Process, 2012, 20(17): 18846–18860.
- [6] XIN G J, ZOU B J, LI J F, et al. Multi-focus Image Fusion Based on The Nonsubsampled Contourlet Transform and Dual-layer PCNN Model[J]. Information Technology Journal, 2011, 10(6): 1138–1149.
- [7] 徐冠雷, 王孝通, 徐晓刚, 等. 基于限邻域 EMD 的图像增强[J]. 电子学报, 2006, 34(9): 1635–1639.
- [8] 郭珈, 王孝通, 张成堡, 等. 基于均值滤波矩阵组的二维信号快速经验模式分解方法[J]. 电子学报, 2012, 40(10): 1980–1983.
- [9] ZEEV F, FATTAL R, DANI L, Richard S. Edge-Preserving decompositions for multi-Scale tone and detail manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 874–877.
- [10] 武昆. 基于边缘保持滤波器的彩色图像增强算法[D]. 北京: 中国科学院大学, 2017.
- [11] 郑加苏. 基于图像信息熵的无参考图像质量评估算法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.