

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.05.012

基于结构相似性准则的软形态滤波性能分析

蔺文彬, 黄喆

(海军驻长春地区军事代表室, 长春 130033)

摘要: 基于图像形成模型和人眼视觉特性, 提出两图灰度相似性和结构相似性的计算方法。根据图像形成模型和人眼视觉特性, 分别计算滤波后图像与原始图像的灰度相似性和结构相似性, 把它们的乘积作为评价标准。并利用图像质量评价方法测量在不同噪声水平、不同参数配置下, 软形态滤波输出图像的图像质量, 分析软形态滤波的去噪性能变化情况。结果表明, 在笔者所设噪声条件下, 在小模板时, 软形态滤波可获得与经典形态滤波基本完全相同的去噪效果; 在大模板时, 通过调整参数, 软形态滤波能表现良好的鲁棒性。

关键词: 图像处理; 软形态滤波; 灰度和结构相似性

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:** A

Performance Analysis of Soft Morphological Filtering Based on Structure Similarity Criterion

Lin Wenbin, Huang Zhe

(Naval Military Representative Office in Changchun, Changchun 130033, China)

Abstract: A method of calculating the grayscale similarity and structure similarity between two pictures is presented based on the image model and vision characteristic of human eye. The product of grayscale similarity and structure similarity is taken as the judging criterion of image quality based on the calculation of the grayscale similarity and structure similarity. The performance of soft morphological filtering method with different noise intensity and different configurable parameter is analyzed. The results of experiments show that the soft morphological filtering method could get the same effectiveness as the typical method in small module; and the soft morphological filtering method has better robustness after adjusting parameter in big module.

Keywords: image processing; soft morphological filtering; grayscale and structure similarity

0 引言

针对水下的主要噪声源, 国内许多文献都采用基于数学形态学的形态滤波算法将散斑噪声这种乘性噪声滤除^[1-4]。Koskinen 等人在经典形态学基础上提出了一类非线性算子—Soft 形态变换, 它放宽了经典形态算子的定义, 目的是在保留经典形态算子的优良特性的同时, 获得更高的鲁棒性。对于软形态滤波算法, 其去噪性能与其参数配置(硬核大小、 k 值)有很大关系, 并随噪声水平而变。笔者提出一种新的图像质量评价方法, 并进行分析。

1 软形态变换相关概念

给定集合 $A, B \subseteq Z^2$ 和 $A \subseteq B, B$ 被分为 2 部分: “硬核” A 和 “软边界” $B-A$ 。对一幅图像 f , 用结构元 $SE(B, A, K)$ 进行灰度软膨胀和腐蚀, 分别定义为:

$$f \oplus [B, A, k] = \max^{(k)} \{k \diamond (f(x-\alpha) + A(\alpha) | \alpha \in D_A)\} \cup \{f(x-\beta) + B(\beta) | \beta \in D_{B-A}\}$$

$$f \ominus [B, A, k] = \min^{(k)} \{k \diamond (f(x+\alpha) - A(\alpha) | \alpha \in D_A)\} \cup \{f(x+\beta) - B(\beta) | \beta \in D_{B-A}\}$$

其中, $\max^{(k)}$ 和 $\min^{(k)}$ 分别表示各自集合中的第 k 个最大和最小值; \diamond 表示重复算子, 即 $k \diamond f(\alpha) = \underbrace{(f(\alpha), f(\alpha), \dots, f(\alpha))}_{k \text{ times}}$; D_A 和 D_{B-A} 分别是集合 A 和 $B-A$ 的定义域。

软形态变换实现了对结构元内元素的排序加权, 不论对哪一种基本变换, 当极值出现在“硬核”内时, 输出将为该值; 而当极值出现在“软边界”中时, 除非该极值有一定“规模”, 否则不会输出该极值^[5]。如果存在“软边界”, 则 k 值不能大于“软边界”的基数; 如果只有“硬核”, 则软形态变换就成为标准形态变换。

因为软形态变换本质上是一种统计排序方法, 因此, 单独使用某一种基本变换作为滤波手段也会出现经典形态滤波中的统计偏移问题, 所以采用平均软形态滤波器作为讨论对象^[6], 其定义为:

$$f_{softm} = (f \oplus [B, A, k] + f \ominus [B, A, k]) / 2$$

收稿日期: 2011-01-12; 修回日期: 2011-02-28

作者简介: 蔺文彬 (1982—), 男, 吉林人, 大学本科, 助理工程师, 从事图像与信号处理研究。

2 常用图像质量评价方法及其改进

常用的图像质量评价方法有均方误差 (mean square error, MSE) 和峰值信噪比 (peak signal noise ratio, PSNR), 它们对 2 幅图像之间的误差进行了简单数学统计, 但对于以人眼为最终信宿的图像来说, 合理地评价图像质量应充分遵循人眼的视觉特性。因此虽能将误差量化表达, 却不能真实反映图像的视觉感知质量。大量的研究表明, 基于 HVS 的方法评价结果明显优于传统方法。HVS 的一个重要特性就是对不同的频率成分有不同的敏感程度。这一特性可用对比敏感度函数 (contrast sensitivity function, CSF) 来描述。不同实验得到的 CSF 虽略有不同, 但基本上都认为具有带通滤波器的性质, 在高低频端敏感度下降。因此, 对同样类型和规模的噪声, 将其累加在图像的细节和平坦区域上所引起的视觉失真程度是不同的, 前者给人的感觉往往更明显。另一方面, 自然图像信号是高度结构化的, 即像素间有很强的相关性, 特别是空域中最接近的像素, 这种相关性蕴含着视觉场景中物体结构的重要信息。从成像模型的角度看, 成像器件接收到的场景信息可以看作是照度因素 (illumination) 和反射因素 (reflectance) 的乘积。其中, 照度因素决定了图像的整体亮度, 是图像的低频成分。而反射因素就体现了独立于照度信息的物体的结构信息, 是图像的中高频成分。

基于以上所述, 笔者提出分别比较滤波后图像与标准原始图像的灰度相似性 (gray simility, GS) 和结构相似性 (struct simility, SS), 并把两者的乘积作为评价滤波后图像的图像质量, 即滤波效果的指标。

2.1 灰度相似性

二维联合灰度直方图是对 2 幅图像对应像素灰度信息的统计度量。具体来说, 设 A 代表原始图像, B 代表滤波后的图像。 A 和 B 的二维联合直方图某一点 (i, j) ($0 \leq i \leq 255, 0 \leq j \leq 255$) 的值就是所有在 A 灰度为 i , 而在 B 中灰度为 j 的空间点的个数。因此, 二维联合灰度直方图就体现了 A 和 B 的灰度相似性, 可以用熵的方法来度量。

相对于 shannon 熵, Rényi 熵的最大区别就是引入了一个可调参数, 使对信息的度量更具一般性和灵活性。Rényi 熵的定义为:

$$R_\alpha(A) = \frac{1}{1-\alpha} \log \sum_{i=1}^M P_i^\alpha, \alpha \in (0,1) \cup (1,\infty)$$

其中, M 是图像 A 的灰度等级, α 是可调参数。当 $\alpha \in (0,1)$ 时, Rényi 熵是凸函数; 当 $\alpha \in (1,\infty)$ 时, Rényi 熵是非凸非凹函数。当 $\alpha \rightarrow 1$ 时, 由洛比塔法则可知:

$$\begin{aligned} \lim_{\alpha \rightarrow 1} R_\alpha(A) &= \lim_{\alpha \rightarrow 1} \frac{(\log \sum_{i=1}^M P_i^\alpha)'}{(1-\alpha)'} = -\lim_{\alpha \rightarrow 1} \left(\frac{\ln \sum_{i=1}^M P_i^\alpha}{\ln 2} \right)' = \\ &= -\lim_{\alpha \rightarrow 1} \frac{\sum_{i=1}^M P_i^\alpha \ln P_i}{\ln 2 \cdot \sum_{i=1}^M P_i^\alpha} = -\sum_{i=1}^M P_i \log P_i \end{aligned}$$

这就是 shannon 熵。因此, shannon 熵可以看做 Rényi 熵的一个特例。

根据这一思想, 定义 A 和 B 联合 Rényi 熵为:

$$R_\alpha(A, B) = \frac{1}{1-\alpha} \log \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{A,B}^\alpha(i, j), \alpha \in (0,1) \cup (1,\infty)$$

其中, $P_{A,B}^\alpha(i, j)$ 是 A 和 B 的联合概率密度函数。

定义 A 和 B 的灰度相似性为:

$$GS = \frac{R_\alpha^\circ(A, B, n)}{R_\alpha(A, B)}$$

其中, $R_\alpha^\circ(A, B, n)$ 是对 A 和 B 的二维联合灰度直方图主对角线方向一定宽度区域计算 Rényi 熵, 即:

$$\begin{aligned} R_\alpha^\circ(A, B, n) &= \frac{1}{1-\alpha} \left[\log \sum_{k=-n}^0 \sum_{i=0}^{255+k} \varphi_{A,B}^\alpha(i, i-n) + \right. \\ &\quad \left. \log \sum_{k=1}^n \sum_{i=k}^k \varphi_{A,B}^\alpha(i, i-n) \right] \\ \varphi_{A,B}^\alpha(i, i-n) &= \frac{P_{A,B}^\alpha(i, i-n)}{\sum_{k=-n}^0 \sum_{i=0}^{255+k} P_{A,B}^\alpha(i, i-n) + \sum_{k=1}^n \sum_{i=k}^k P_{A,B}^\alpha(i, i-n)} \end{aligned}$$

2.2 结构相似性

由于人眼 HVS 特性, 希望在讨论结构相似性时, 更多地考虑细节高频部分的作用。因为梯度能较好地反映图像的边缘纹理信息。

如图 1, 首先采用 sobel 算子计算整幅图像的梯度, 相应的梯度幅值图为:

$$G_A(i, j) = \left| \frac{\partial A(i, j)}{\partial i} \right| + \left| \frac{\partial A(i, j)}{\partial j} \right|$$

| | | |
|----|---|---|
| -1 | 0 | 1 |
| -2 | 0 | 2 |
| -1 | 0 | 1 |

(a) 垂直边缘算子

| | | |
|----|----|----|
| -1 | -2 | -1 |
| 0 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 1 |

(b) 水平边缘算子

图 1 sobel 算子

则图像 A 和 B 中某一空间对应区域的结构相似性定义为:

$$g = \frac{2 \sum_i \sum_j G_A(i, j) \cdot G_B(i, j)}{\sum_i \sum_j [G_A(i, j)]^2 + \sum_i \sum_j [G_B(i, j)]^2}$$

其中, i 和 j 属于该区域。

计算总的结构相似性时, 可以先把图像分成 $N \times N$ 个子区域, 计算每一子区域的结构相似性, 再平均后得到总的结构相似性, 即:

$$SS = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N g_{i,j}$$

到这里就可以定义图像质量, 或说滤波器降噪性能评价指标为:

$$IS = GS \times SS$$

2.3 有效性验证

均值滤波和中值滤波分别是线性和非线性滤波



图 2 标准正确性实验所需用图

表 1 各图对原始图像的相似性数据

| 性能指标 | 图像编号 | | | | | |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | b | c | d | e | f | g |
| GS | 0.642 3 | 0.952 2 | 0.685 8 | 0.667 2 | 0.642 3 | 0.741 5 |
| SS | 0.529 7 | 0.488 2 | 0.820 8 | 0.620 7 | 0.601 8 | 0.857 5 |
| IS | 0.340 2 | 0.464 9 | 0.562 9 | 0.414 1 | 0.386 5 | 0.635 8 |

从实验数据可以看出, 由于高斯噪声是加在图像的每一个像素上, 导致几乎每个像素的灰度值都被改变, 而脉冲噪声只在部分像素上出现极值, 图像中的很多像素仍保持原来的灰度值, 因此, 加高斯噪声图像远没有加脉冲噪声的 GS 值高。同时, 由于高斯噪声的缓变特性, 它在 SS 的得分高于加脉冲噪声的图像。用均值滤波处理加高斯噪声的图像、用中值滤波处理加脉冲噪声的图像都很大程度上提高了图像的质量, 特别是用中值滤波处理加脉冲噪声的图像, 由于中值滤波的边缘保持优点, 它在所有图像中得分最高。相反, 用均值滤波处理加脉冲噪声的图像, 用中值滤波处理加高斯噪声的图像, 效果却并不理想, 其得分甚至还不如(c)图高。

3 性能分析

由激光成像本身机理所产生的乘性散斑噪声是水下激光图像的主要噪声源。用计算机仿真受不同强度噪声影响后的情况(噪声强度从 0.05 变化到 1, 以 0.05 为间隔), 并用不同参数配置的平均软形态滤波器对其进行处理。实验中所用的模板分别记为 $h_1 \sim h_6$, 如图 3。加入 h_1 、 h_6 模板的目的是为了和

方法的代表, 分别对高斯噪声和脉冲噪声具有很好的降噪效果。反过来使用则效果不佳。对图像分别加高斯噪声和脉冲噪声, 然后用 2 种滤波器对加噪图像进行处理, 看处理后图像的处理效果与 IS 得分是否相符。

图 2(a)、(b)、(c)分别是原始图像、加高斯噪声图像(均值为 0, 方差为 0.01)和加脉冲噪声图像(噪声密度为 0.05)。图 2 (d)和(e)分别是用均值滤波和中值滤波(都为 3×3 模板)对高斯噪声图像处理后的结果。图 2 (f)和(g)则分别是对脉冲噪声图像处理后的结果。表 1 给出了(b)~(g)对(a)的 IS 值。实验中所用的参数设置为: $\alpha=0.95$, $n=2$, $N=32$ 。

经典平均形态学滤波器做比较。

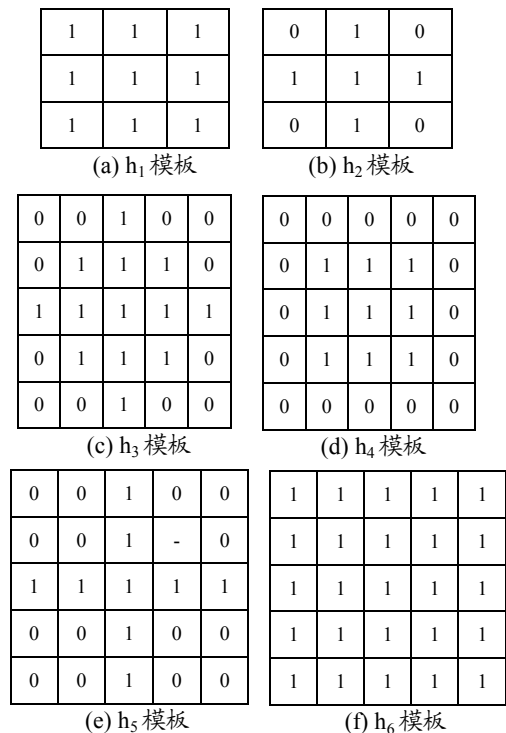


图 3 实验所用模板

用 h_2 模板, 在 $k=1,2,3$ 的情况下对不同噪声强度图像后所得的 IS 值如图 4(a)。图中还加入了噪声图像对原始图像的 IS 值(最下一条曲线)。可以看出: 随着噪声强度的增加, 噪声图像质量劣化的趋

势放缓, IS 值基本徘徊在 0.2 左右。而滤波器改善了图像质量。 k 值对滤波效果的影响基本表现为: k 越小, 效果越好。

用 h_2 、 h_3 、 h_4 模板, 在 $k=1,2,3,4$ 的情况下对不同噪声强度图像后所得的 IS 值如图 4(b)、(c)和 (d)。与小模板的情况相反, 在大模板情况下, k 值越大滤波效果越好。大模板的另一个特点是随着噪声强度的增加, 滤波器性能下降很快, 尤其是 $k=1,2$ 时, 在噪声强度分别大于 0.5 和 0.9 以后, 滤波后的图像 IS 得分甚至还不如噪声图像。

图 4(e)比较了在 $k=4$ 是大模板、不同硬核的去噪效果。可以看出: “硬核”小一些, 可以更好地改

善去噪效果。 h_3 、 h_4 的差别不大, h_3 略微占优。这应该与 h_3 模板无方向性有关, 因为它可以更好地处理倾斜边缘。

图 4(f)显示了大小模板情况下, 软形态滤波与经典形态滤波的比较情况。可以看出: 不论对于哪一种形态学算法, 小模板的去噪效果要高于大模板的效果。对于小模板的情况, 软形态滤波获得了与经典形态滤波基本完全相同的效果。对于大模板的情况, 经典形态滤波也发生了滤波器性能迅速下降的问题, 而软形态滤波通过调整“硬核”与 k 值减缓了这种情况的发生, 获得了与小模板相近的效果, 体现了软形态滤波的鲁棒性。

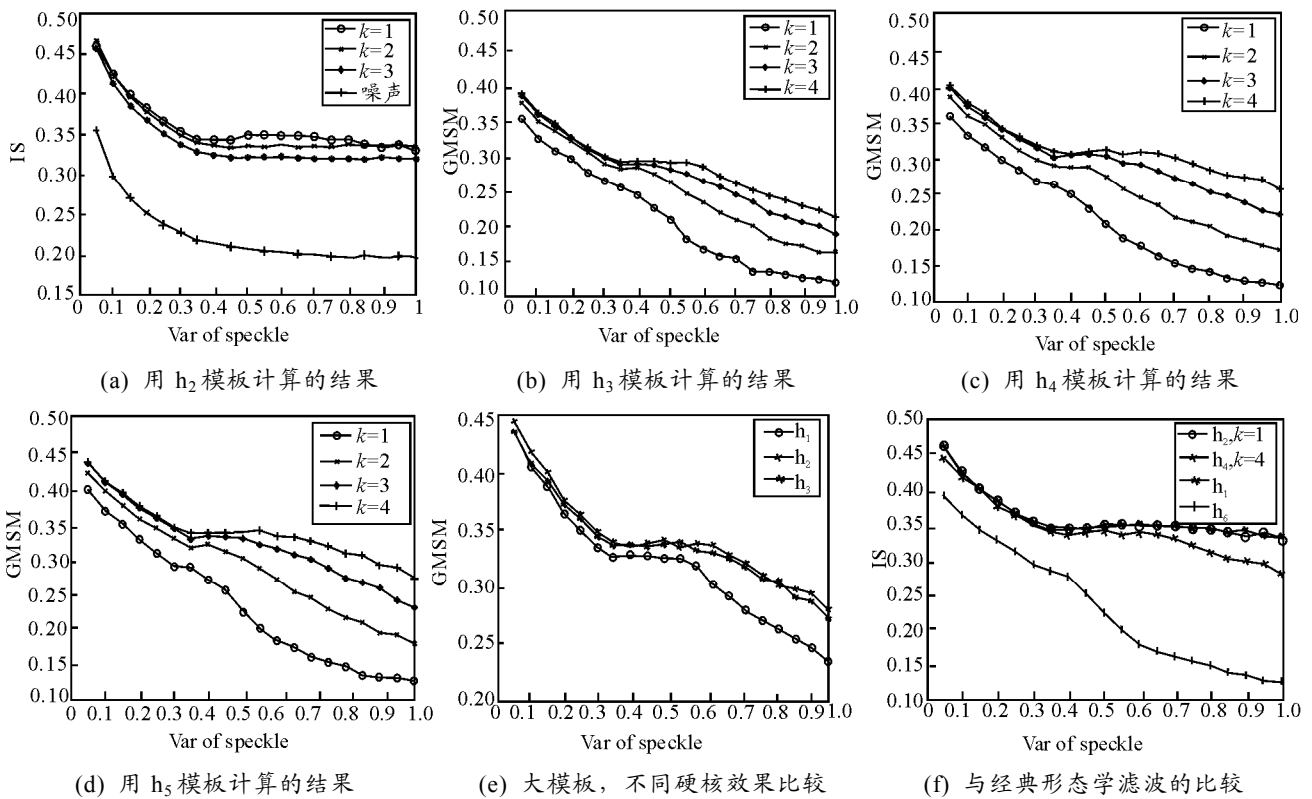


图 4 实验所用各种比较曲线

4 结束语

在笔者所设噪声条件下, 在小模板时, 软形态滤波可以获得与经典形态滤波基本完全相同的去噪效果。而在大模板时, 通过调整参数, 软形态滤波表现了良好的鲁棒性。

参考文献:

[1] 徐秋云, 李雅男, 翟文超, 等. 激光散斑去除效果定量分析[J]. 光电工程, 2010, 37(5): 32-36.
 [2] 陈荣刚, 赵桃峰, 莫晋凯. EMD 分解滤波特性在航空发

动机平稳振动信号分析中的应用[J]. 四川兵工学报, 2010(7): 63-65.
 [3] 沈婷梅, 顾瑛, 王天时, 等. 光学相干层析成像中散斑噪声减小算法[J]. 中国激光, 2008, 35(9): 1437-1440.
 [4] 亢洁, 史忠科, 杨刚. 新颖的 CB 形态学串并复合散斑噪声滤波器[J]. 光电工程, 2008, 35(2): 85-89.
 [5] 段汕, 向朝森. 本影变换与灰值形态变换[J]. 中南民族大学学报: 自然科学版, 2010, 29(1): 111-114.
 [6] 白银刚, 于盛林, 李建明. 一类新的广义形态开和广义形态闭滤波器[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(8): 1523-1529.