

## 基于数学形态学变形虫的自适应图像滤波

王艳华<sup>1,2</sup>, 刘伟宁<sup>1</sup>, 陈爱华<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:**针对形态学滤波中的一个关键问题——结构元的选择,提出了一种基于数学形态学的变形虫结构元,它是一种没有固定形状和大小的结构算子。按照导引图像建立的梯度准则,以像素为中心在其邻域内进行结构元的生长,然后在每个像素点利用所生成的结构元进行灰度形态学中值或者均值滤波。实验结果表明:这种非线性滤波算法能够很好地去除噪声、增强边缘,克服了传统滤波的缺点,而且相对于经典保边滤波各向异性扩散法具有计算量小的特点。

**关键词:**非线性滤波;自适应邻域形态学;结构元;扩散滤波

**中图分类号:**TP391.4      **文献标识码:**A

### Adaptive Image Filter Algorithm Based on the Mathematical Morphology Amoebas

WANG Yan-hua<sup>1,2</sup>, LIU Wei-ning<sup>1</sup>, CHEN Ai-hua<sup>1,2</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 2. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** In view of the selection of structure elements problem in morphological filter, this paper presents morphological operators with non-fixed shape and non-fixed size kernels, or amoebas, instead of fixed-shape, fixed size structuring elements generally used. These structure kernels take into account the image contour variations to adapt their shape and size according to the gradient criteria built firstly. Then, it performs the median or mean filtering at each pixel with these structure kernels. Experiments results show that this method can simultaneously suppress the clutter and enhance edges to overcome the transitional filter's drawbacks, simultaneously comparing the anisotropic filter has better efficiency.

**Key words:** non-linear filter; adaptive neighborhood mathematical morphology (ANMM); structure element (SE); anisotropic filter

#### 1 引言

在图像处理和图像分析领域,去除噪声是一个长期存在的问题。长期以来,人们根据图像的特点、噪声的统计特征和频谱分布的规律,提出和发展了各种不同的滤波算法。如经典的中值、均值滤波、滑动平均窗滤波,基于频域的小波变换滤波以及基于偏微分方程(PDE)的非线性滤波法<sup>[1-2]</sup>等。图像去噪存在一个如何兼顾降低噪声和保留细节的难题,一个较好的滤波方法应该是既能消除噪声,又不能

使图像的边缘轮廓和线条变的模糊。近年来基于偏微分方程的各向异性扩散滤波算法,由于在平滑图像的同时可以保持边缘得到了很多人的关注,但是其计算量较大在很多方面不能得到广泛的应用。

**基金项目:**中国科学院二期创新基金项目(No. C04708Z)资助。

**作者简介:**王艳华(1982-),女,在读博士研究生。研究方向为基于DSP的弱小目标快速捕获,跟踪算法研究。E-mail: wangyanhua919@163.com

**收稿日期:**2008-06-22

形态学代表生物学的一个分支,它是研究动物和植物的形态、结构的学科,在图像处理领域,数学形态学为我们提供了一种一致的有力方法,广泛地应用在图像滤波、图像分割、图像分类、模式识别及纹理分析等方面。数学形态学是用集合论的方法定量描述几何形状和结构的科学,在图像中移动一个结构元素进行类似于卷积的操作。本文提出一种新的基于数学形态学变形虫的自适应滤波算法 (ANMM)。变形虫(如图 1 所示)是一种通过突出伪足移动的原生动物。本文通过一种类似于变形虫的动态结构元(SE)对图像进行自适应滤波。

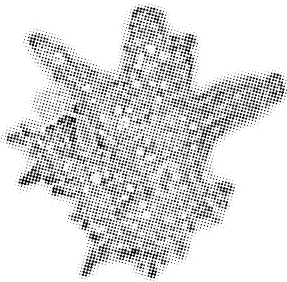


图1 生物变形虫

## 2 动态结构元(变形虫)原理

经典的滤波器都是通过一个固定形状、大小的滑动窗口进行操作,如形态学算子(腐蚀、膨胀)、卷积滤波器及高斯平滑扩散滤波等。这种固定窗滤波器不能根据图像的内容进行自动调整,经常会使图像的某些边缘受到破坏。例如一个各向同性的高斯扩散平滑由于不能够自动识别边缘,经常会使得强梯度边缘平滑。

Perona&Malik 等人为了解决这种问题,提出了各向异性扩散滤波的方法来阻止在强梯度边缘处进行平滑。根据这种思想,我们设计一种能够根据图像的内容自动调整结构元形状和大小的滤波器<sup>[3-5]</sup>,这种自适应邻域结构元素 (ANSE)能够适应图像局部特征变化,就像变形虫以身体中心为原点向四面八方伸展伪足,当遇到障碍时自动退回伪足一样。通过选取一种标准(如亮度、对比度、曲率等)来产生不同的结构核,本文选择梯度作为产生不同结构核的准则。根据梯度准则,动态结构元以每个像素为中心进行生长,当遇到较大的梯度时退回伪足,在较平坦的地方伸展伪足,这样就得到各式各样的结构核。如图 2 所示白色结构即为不同形状的结构核,结构核的形状主要由中心像素周围的灰度变化及结构形状所决定。

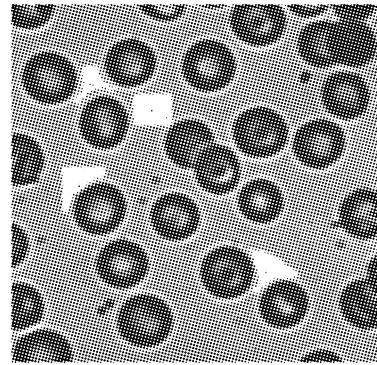


图2 各种变形虫结构

当动态结构核被定义之后,就可以对图像进行各种形态学操作及各种滤波操作,如中值、均值、腐蚀、膨胀、开运算、闭运算等。

## 3 ANMM 滤波原理

### 3.1 自适应结构核 (ANSE)

通常一个半径为  $r$  的滤波器核定义一个矩形或者六边形,按照选定的互连准则对中心像素周围  $r$  范围内的像素进行互连;这里我们定义变形虫结构核长度遵循这种规范,只是引进了图像的梯度作为参考,这种行为的定义如下:

定义 1.  $d_{\text{pixel}}$  代表图像像素值之间的距离,比如差分图像,  $\sigma = (x = x_0, x, \dots, x_n = y)$  代表  $x, y$  两点的路径;  $\lambda$  是一个正数,在  $x$  点图像的值记为  $\text{Image}(x)$ 。路径  $\sigma$  的长度定义为:

$$L(\sigma) = \sum_{i=0}^n [1 + \lambda \cdot d_{\text{pixel}}(\text{Image}(x_i), \text{Image}(x_{i+1}))]$$

因此,带参数  $\lambda$  的结构核长度定义如下:

$$\begin{cases} d_{\lambda}(x, x) = 0 \\ d_{\lambda}(x, y) = \min_{\sigma} L(\sigma) \end{cases}$$

其中,  $d_{\text{pixel}}$  是根据图像像素值计算得到的距离参数,它没有几何特性;如果  $n$  为路径  $\sigma$  上的像素个数,则  $L(\sigma) \geq n$ ,代表变形结构元的最大扩展。

本文算法中采用最大结构核为  $M \times M$  的矩形,并通过一个梯度图像进行引导,使结构元从中心像素开始生长,强梯度处将会减缓或者阻止结构元的生长,最后得到在最大结构核内的各种变形 ANSE。如图 3 所示。

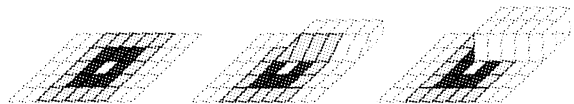


图3 自适应结构核的生长行为

我们发现如果把原图像的梯度图作为导引图

像,强噪声会严重影响结构元的生长。因此我们需要在另外一幅图像中计算每个像素的结构核的形状和大小,一旦结构核被确定之后,就可以对原图进行滤波处理(中值、均值、最大值、最小值)。一般的导引图像应该是原始图像去除强噪声点同时保留大的边缘的图像,这里选用高斯滤波产生导引图。

### 3.2 灰度形态学滤波

灰度形态学<sup>[6-7]</sup>是二值数学形态学对灰度图像的自然扩展,在灰度形态学中,二值形态学中所用到的交、并运算分别用最大、最小极值代替。因此在灰度形态学中最基本的运算为中值、均值、最大值、最小值滤波。其中自适应形态学均值和中值算法定义如下:

均值滤波:

For each pixel x do

Compute:the shape of amoeba centered on x

Compute:the mean M of the pixels in the amoeba in original image

Set:the pixel of output image at position x to value M

中值滤波:

For each pixel x do

Compute:the shape of amoeba centered on x

Compute:the median M of the pixels in the amoeba in original image

Set:the pixel of output image at position x to value M

最大最小值算法以此类推。

### 4 计算复杂度分析及质量评价函数

对于二维图像来说,一个简单的基于变形虫的滤波算法理论复杂度<sup>[3]</sup>近似为:

$$T(n, k, op) = O[n * (op(k) + amoeba(k, d))] ]$$

这里,  $n$  代表图像中像素的个数;  $k$  代表最大结构核的半径;  $op(k)$  代表对一个结构元进行各种滤波运算(中值、均值、最大、最小)的代价函数;  $amoeba(k, d)$  代表对给定像素计算其结构元形状的代价函数。对结构算子形状的计算,利用优先级队列进行区域生长的代价稍高于  $O(k)$ 。总的来说,利用形态学变形虫进行滤波的运算复杂度稍高于固定形状核的运算量  $O(n * k)$ 。

考虑到人眼的视觉特性,本文采用了客观标准和主观标准两个评价标准。客观标准主要有最小均

方误差(minimizes the mean squared err, MSE)和信噪比(signal-to-noise rate, SNR)两个性能指标;主观标准是图像的清晰度。

最小均方误差的计算公式为:

$$MSE = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\hat{f}_{i,j} - f_{i,j})^2$$

其中,  $\hat{f}_{i,j}$  表示重建恢复后图像像素的灰度值;  $f_{i,j}$  表示原始图像各点的灰度值。

信噪比的计算公式为:

$$SNR = 10 \cdot \lg \left( \frac{\sigma_{f_{i,j}}^2}{MSE} \right)$$

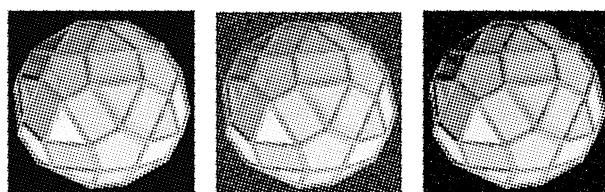
其中,  $\sigma_{f_{i,j}}^2$  表示重建恢复后图像灰度值的方差。

### 5 实验结果及讨论

为了验证本文算法的滤波效果,选取大小为  $256 \times 256$  像素含有不同程度噪声的图像“facets”和实际应用中的加噪图像,采用3种不同的去噪方法(传统均值滤波、中值滤波、各向异性扩散滤波)进行比较。其中导引图像利用长度为3的高斯滤波器平滑,然后利用Sobel算子计算得到;最大结构核为  $5 \times 5$  矩形结构;结构元生长梯度阈值选为  $Thre = 12$ 。表1给出了加噪“facets”图像经过均值、中值和ANMM滤波算法去噪后图像的最小均方误差MSE和信噪比SNR。图4为采用不同方法的去噪效果比较。

表1 含有不同程度噪声的“facets”图像各种方法去噪后的最小均方差和信噪比

$\sigma$		$\sigma = 0.002$	$\sigma = 0.005$	$\sigma = 0.01$
原始图像	SNR	18.005	14.093	11.218
	MSE	234.22	262.22	308.53
均值滤波	SNR	14.118	13.516	12.686
	MSE	250.74	300.96	377.29
中值滤波	SNR	14.215	13.375	12.384
	MSE	86.371	146.98	272.27
ANMM 均值	SNR	18.711	16.326	13.465
	MSE	117.15	206.84	403.15
ANMM 中值	SNR	17.303	14.711	11.597



(a)原图

(b)加噪声图

(c)P-M 滤波

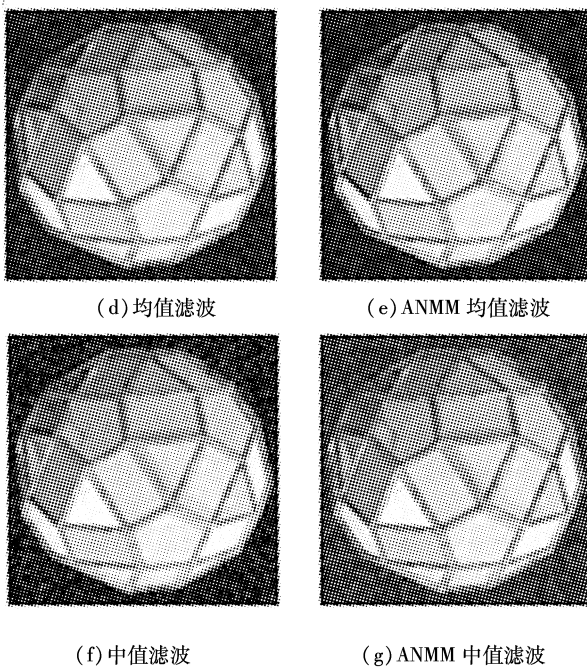


图4 “facets”原始图像、噪声图像以及采用各种方法去噪后的图像( $\sigma = 0.005$ )

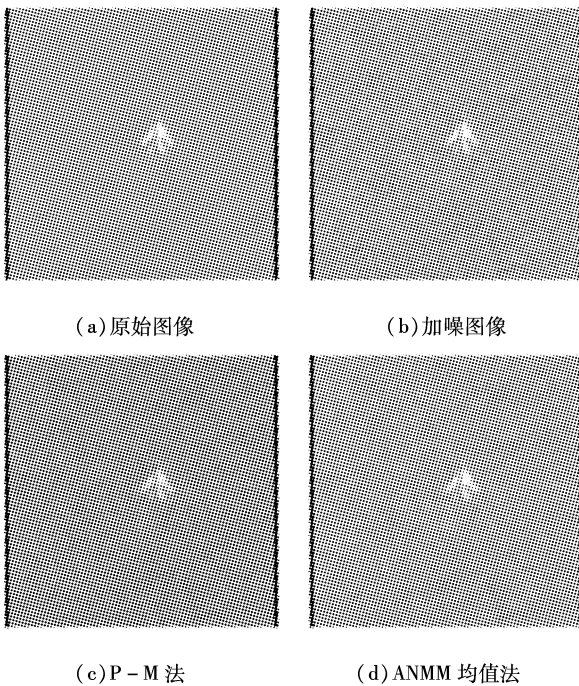


图5 P-M 滤波法与 ANMM 均值滤波法比较

由表 1 可以看出, ANMM 滤波方法比传统中值、均值方法去噪后的图像信噪比和最小均方误差都有明显的提高,达到去噪的目的。同时从图 4 可以看出,经典的均值、中值滤波虽然能够平滑噪声但同时也平滑了边缘,使图像变得模糊。而 ANMM 滤波方法克服了传统滤波的缺陷,通过自适应结构核的选择,可以在平滑噪声的同时保存边缘。从图 4 (c)、(e)、(g)和图 5 看到 ANMM 滤波算法可以达

到和各向异性扩散滤波同等的效果,甚至更佳。经分析和实验得出,由于各向异性扩散滤波采用迭代的方法计算量很大,无法得到广泛应用;而 ANMM 滤波算法由计算复杂分析可知仅仅比传统滤波算法稍大,因此看出 ANMM 滤波方法在滤波效果与复杂度两个方面都具有优势。

## 6 结 论

本文提出了自适应邻域数学形态学滤波算法 (ANMM),采用一种类似生物变形虫的结构核进行滤波去噪。该方法可以克服传统滤波噪声平滑和边缘保持的问题,改善了图像的质量,既提高了信噪比 SNR 和最小均方误差 MSE,而且使图像更加清晰,可以大大提高噪声背景下目标的检测和识别性能。同时由于结构元生长梯度阈值需要预先设定,需要进一步的改进。

## 参考文献:

- [1] P Persona, J Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12: 629 - 639.
- [2] Y Chen, C A Z Barcelos. Smoothing and edge detection by time-varying coupled nonlinear diffusion equations [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 82: 85 - 100.
- [3] Romain Lerallut, Etienne Decenciere, Fernand Meyer. Image filtering using morphological amoebas[J]. Science Direct Image and Vision computing, 2007, 25: 395 - 404.
- [4] Johan Debayle, Jean-Charles Pinoli. Multiscale image filtering and segmentation by means of adaptive neighborhood mathematical morphology [J]. Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, Genoa, Italy, 2005, 3: 537 - 540.
- [5] R Lerallut, E Decenciere, F Meyer. Image processing using morphologic amoebas[J]. In: Proceedings of the 5th International Symposium on Mathematical Morphology. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 2005, 546 - 551.
- [6] 肖启芝, 许凯, 关泽群, 等. 一种形态学滤波结构元的选择方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (21): 49 - 52.
- [7] 李秋华, 王厚生, 等. 基于小波变换与灰度形态学滤波的双波段红外图像弱目标融合检测 [J]. 信号处理, 2006, 22(3): 312 - 316.