

# 基于目标尺度的自适应高斯滤波

钱晓亮, 郭雷, 余博

QIAN Xiao-liang, GUO Lei, YU Bo

西北工业大学 自动化学院, 西安 710129

College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China

E-mail: qxl\_sunshine@163.com

QIAN Xiao-liang, GUO Lei, YU Bo. Adaptive Gaussian filter based on object scale. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(12): 14-16.

**Abstract:** This paper proposes an adaptive Gaussian filter which combines the object scale that has morphological meaning and traditional linear Gaussian filter. Its main idea is: The variance and mask size of the Gaussian filter are controlled by the object scale. For resolving the problem that original algorithm of the object scale can not be applied to the denoising of visible light image very well, this paper first removes the strong noise points which interfere with the computation of the object scale greatly by using the median filter, then regulates the parameter of the algorithm of object scale. Experimental results show that the method can remove the noise while preserving the fine details. Both subjective and objective comparisons demonstrate that the method is superior than the several traditional image smoothing algorithms. In addition, the method does not require the iterative computation.

**Key words:** object scale; adaptive; Gaussian filter; median filter

**摘要:** 将具有形态学意义的目标尺度与传统的线性高斯滤波相结合提出了一种自适应高斯滤波, 它的主要思想是: 利用求出的目标尺度来控制各像素点高斯滤波的方差和模板大小。针对原有的目标尺度求解算法不能适应可见光图像去噪的问题, 一方面, 引入中值滤波以去除对目标尺度求解影响较大的强噪声点, 另一方面, 又调整了求解目标尺度算法中的参数。仿真实验证明, 该算法可以在去除噪声的同时保护图像的细节, 而且不论从主观上还是客观上都优于传统的几类图像平滑算法, 且不需要迭代求解, 计算简单。

**关键词:** 目标尺度; 自适应; 高斯滤波; 中值滤波

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.12.004 文章编号: 1002-8331(2010)12-0014-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391.41

## 1 引言

受硬件、环境、人为等因素的影响, 图像总是不可避免地存在噪声, 这些噪声在较大程度上影响了图像细节的真实情况, 使图像质量降低, 对图像的后继处理造成了困难。传统线性图像平滑方法因为不能考虑图像的局部特性, 没有自适应功能, 所以总是在对噪声进行滤除的同时模糊了图像的边缘。

Deng G 和 Cahill L W<sup>[1]</sup>提出了一种自适应的高斯滤波算法, 它通过估计各点的局部方差自适应改变 Gauss 核的参数 $\sigma$ , 但是该算法要求噪声服从高斯分布且已知方差, 在实际应用中这是不可能的。文献[2]提出了一种信噪比最优意义上的高斯尺度选择方法, 但是该方法仅仅是从纯数学的角度来选择 Gauss 核的参数 $\sigma$ , 没有加入形态结构的信息, 对图像细节的保护并不理想。在 Koenderink 和 Witkin<sup>[3]</sup>以及 Hummel<sup>[4]</sup>等人工作的基础上, 1990 年 Perona 和 Malik<sup>[5]</sup>提出各向异性扩散图像平滑方法, 它通过求解非线性偏微分方程来实现。P-M 方程可在图像梯度较小的平滑区域进行强扩散以抑制噪声, 在梯度较小的边缘位置进行弱扩散以保持边缘, 因而在去噪的同时很大程度上

保护了边缘。P-M 方程的出现引起了人们的极大兴趣, 许多学者也针对它存在的一些问题进行了改进, 如 Cattle<sup>[6]</sup>, Lin<sup>[7]</sup>, Gilboa<sup>[8]</sup>等人对模型方程进行了改进, 但仍然有一些问题没有解决。首先是迭代停止问题, 因为 P-M 方程是通过迭代法求解, 所以需要知道在何时停止迭代, 但至今仍然没有一个很好的迭代停止准则; 其次, 由于没有加入形态或是纹理上的信息来控制扩散系数, 一些微细结构和弱边缘在扩散的过程中就消失了。基于形态学的图像平滑算法是近几年的热点<sup>[9]</sup>, 它可以在降噪的同时保持图像的轮廓和纹理结构, 然而, 形态学类算法目前大都存在结构元素选取比较困难的问题<sup>[10]</sup>。

2000 年, Saha<sup>[11]</sup>提出了一种目标尺度的概念, 它是定义在各个像素点上的局部特征, 通过区域的同质性准则计算得出。它不同于文献[3]中的尺度空间的尺度, 尺度空间中的尺度指的是 Gauss 核的参数 $\sigma$ , 而目标尺度中的尺度反映的是局部目标结构形态学意义上的大小, 在细节丰富的区域或是边界附近目标尺度较小, 在同质平滑区域内目标尺度较大。随后, Saha<sup>[12]</sup>和 Chen<sup>[13]</sup>分别提出了基于目标尺度的图像平滑算法, 其中文献

基金项目: 航空科学基金(the Aviation Science Fund of China No.20080153002)。

作者简介: 钱晓亮(1982-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 特征提取、智能算法; 郭雷(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 神经计算、图像和视频处理、计算机视觉; 余博(1980-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 目标识别与跟踪。

收稿日期: 2009-12-08

修回日期: 2010-02-22

[12]中的第二种算法和文献[13]中的算法都是目标尺度和扩散方程的结合, 不仅存在迭代停止的问题而且运算量较大, 尤其是文献[13]。文献[12]中的第一种算法, 基于目标尺度的邻域内加权平均算法, 它不用迭代求解而且运算简单, 在医学图像降噪上取得了较好的效果, 该文的工作就是基于此而展开。然而, 在仔细观察文献[12]中加权平均算法的实验结果后, 发现图像的平滑区域在滤波后仍有噪声存在, 此外, 该算法主要是针对医学图像, 对可见光图像的效果并不好, 这在仿真实验中会看到。

针对这些问题, 调整了文献[12]中求解目标尺度算法中的参数, 然后结合中值滤波提出了一种基于目标尺度的自适应高斯滤波算法, 该算法的主要思想就是利用目标尺度来控制高斯滤波器的方差和模板的大小。仿真实验证明, 针对可见光图像, 该文算法可以在去除图像噪声的同时保留绝大部分的细节。

## 2 目标尺度

### 2.1 定义

在文献[12-13]中, 空间中某一点的目标尺度被定义为以该点为圆心的超球体半径, 超球体内的所有点都同属一个目标体。这是目标尺度广义的定义方式, 针对二维数字图像, 采用了文献[13]中的定义方式, 用数学语言对目标尺度进行表述。为了方便后面的叙述, 先引入 3 个函数, 然后再介绍目标尺度的定义。

(1)  $N_{xy}(R)$ : 对于图像中任意一个像素点  $(x, y)$ , 定义它的邻域为  $N_{xy}(R)$ , 即:

$$N_{xy}(R) = \{(x, y) \mid |x-i| \leq R, |y-j| \leq R\} \quad (1)$$

其中,  $R (R \geq 0, R \in Z)$  表示邻域的大小, 显然,  $N_{xy}(1)$  表示像素点  $(x, y)$  的  $3 \times 3$  邻域, 而  $N_{xy}(0)$  则代表像素点  $(x, y)$  本身。

(2)  $B_{xy}(R)$ : 对于图像中任意一个像素点  $(x, y)$  的邻域  $N_{xy}(R)$ , 定义它的边界区域为  $B_{xy}(R)$ , 即:

$$B_{xy}(R) = \{(i, j) \mid (i, j) \in N_{xy}(R) - N_{xy}(R-1)\} \quad (2)$$

(3)  $U_{xy}(R)$ : 对于图像中任意一个像素点  $(x, y)$ , 定义它和它的邻域的边界区域  $B_{xy}(R)$  之间的相似度为  $U_{xy}(R)$ , 即:

$$U_{xy}(R) = \frac{\sum_{(i,j) \in B_{xy}(R)} \exp\left[-\frac{(I_{(x,y)} - I_{(i,j)})^2}{2\sigma_{xy}^2}\right]}{|B_{xy}(R)|} \quad (3)$$

其中,  $|B_{xy}(R)|$  代表  $B_{xy}(R)$  的基数 ( $B_{xy}(R)$  中像素点的个数),  $\sigma_{xy}$  则是反映图像梯度分布的一个统计特性参数, 将在 2.2 中详细讨论。

现在, 定义图像中任意一个像素点  $(x, y)$  的目标尺度  $R_{xy}$  为:

$$R_{xy} = \arg \max_{r \in Z, r > 1} \{U_{xy}(r) \geq T_s\} \quad (4)$$

$$\text{s.t. } \forall R \in Z (1 \leq R < R_{xy} - 1), U_{xy}(r-R) \geq T_s$$

其中,  $T_s$  是文献[11]中定义的阈值参数, 固定为 0.85。需要说明的是, 文中采纳了文献[13]中的建议将  $R_{xy}$  的最小值设为 1 而不是像文献[11-12]中那样将最小值设为 0, 这样做的目的是为了增强算法的抗噪性。

### 2.2 参数选择

从 2.1 节中对目标尺度  $R_{xy}$  的定义可以看出, 要想计算  $R_{xy}$  唯一需要确定的参数就是  $\sigma_{xy}$ 。文献[12-13]中给出了一种计算  $\sigma_{xy}$  的方法, 现简要叙述如下:

首先求出给定图像各像素点处的梯度, 然后去除梯度中高 10% 的部分 (这部分梯度代表了图像中各区域之间的边界), 并

对后 90% 部分的梯度求均值  $\mu_d$  和标准差  $\sigma_d$ , 假定剩余这部分梯度服从高斯分布, 则:

$$\sigma_{xy} = \mu_d + 3\sigma_d \quad (5)$$

这样做的依据是高斯分布的  $3\sigma$  原则, 即: 均值两侧的  $3\sigma$  区域覆盖了 99.7% 的分布。

然而, 通过仿真实验发现, 对于可见光图片, 按照以上方法计算出的目标尺度有些偏大。通过实验的方法, 对计算  $\sigma_{xy}$  的过程进行了两处调整:

(1) 把去除梯度中高 10% 的部分改为去除梯度中高 20% 的部分, 只对后 80% 部分的梯度求均值。

(2) 将式(5)改为:

$$\sigma_{xy} = \mu_d \quad (6)$$

## 3 基于目标尺度的自适应高斯滤波

### 3.1 自适应高斯滤波

按照上面介绍的方法求出  $R_{xy}$  后, 就可以利用它来构造自适应的高斯滤波器了。

传统的 2D 线性高斯滤波器一般可表示为:

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (-l \leq x, y \leq l) \quad (7)$$

其中, 标准差  $\sigma$  和高斯核的大小  $l$  都是事先定好的常数。这样的线性高斯滤波器对图像滤波后, 往往是去除噪声的同时也模糊了边缘。对于自适应的高斯滤波器来说,  $\sigma$  和  $l$  都应该是  $(x, y)$  的函数, 即:

$$G(x, y, \sigma_{xy}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{xy}} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_{xy}^2}\right) \quad (-l_{xy} \leq x, y \leq l_{xy}) \quad (8)$$

下一步, 就是建立  $R_{xy}$ 、 $\sigma_{xy}$  和  $l_{xy}$  之间的一一对应关系。通过实验的方法, 总结出了它们的对应关系, 如下所示:

$$\sigma_{xy} = l_{xy} = R_{xy} \quad (9)$$

最后, 将求出的  $G(x, y, \sigma_{xy})$  离散化为  $(2l_{xy}+1) \times (2l_{xy}+1)$  大小的模板与给定图像做卷积即可得出最终结果。

### 3.2 中值滤波

原来的方案是根据给定的原始图像直接求出目标尺度  $R_{xy}$ , 然后按照 3.1 节中介绍的方法对图像进行平滑。然而, 在实验中, 发现图像滤波的效果并不理想。虽然图像的细节被很好地保留了下来, 但有许多噪声却没有被去除, 究其原因, 还是与  $R_{xy}$  的计算方式有关。

从 2.1 节中的描述可以看出,  $R_{xy}$  的计算主要是根据像素点  $(x, y)$  和其邻域  $B_{xy}(R)$  的边界区域之间的相似度, 如果相似度大于设定的阈值就扩大邻域继续计算, 否则就停止计算, 并将当前的邻域半径作为该点目标尺度的大小, 这样一来, 对于那些梯度较大的噪声点, 由于它们的灰度值和它们  $3 \times 3$  邻域内的像素的灰度值明显不同, 相似度肯定会小于阈值, 按照文献[11-12]的设定, 该点的目标尺度就是 0, 如果使用文献[12]中的邻域内加权平均算法, 该点将被原封不动地保留下来, 这也是为什么文献[12]中该算法的实验结果的平滑区域仍能看到噪声的原因。为了增强算法的抗噪性, 文献[13]将  $R_{xy}$  的最小值设为 1, 按照 3.1 节中的算法, 在这些大梯度的噪声点处将使用  $\sigma=1$  的  $3 \times 3$  高斯模板进行平滑。然而, 实验证明这样的平滑程度是不够的, 其结果是, 这些噪声点虽然得到了一定的抑制但并不能

完全消除。

针对这个问题,引入了中值滤波,即:先对原始图像进行中值滤波,除去图像中那些梯度较大的孤立噪声点,然后再求解  $R_{ij}$ 。实验证明,在加入中值滤波后,图像滤波的效果得到了明显改善。

算法的整体流程如图 1 所示:

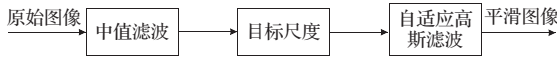


图 1 算法流程图

## 4 仿真实验

下面对该文算法进行仿真验证,并与传统的线性高斯滤波、P-M 各向异性扩散方程以及文献[12]中的基于目标尺度的邻域内加权均值滤波作比较。

实验中使用了很多可见光图片进行验证,为节省篇幅,这里只选取了一张 256×256 分辨率的 pepper 图片,如图 2(a)所示,图片中既包含大片的同质区域(辣椒的表面),同时又有丰富的细节(辣椒头)。在原图上叠加了均值为 0 方差为 100 的高斯噪声,如图 2(b)所示。对于线性高斯滤波,如果滤波的尺度选得太小则不足以滤除噪声,太大又会模糊,经过手动调整,认为  $\sigma=2$ 、模板大小为 5×5 时效果最佳,此时可以去除绝大部分的噪声,如图 2(c)所示。对于 P-M 扩散,选取文献[5]中推荐的第一类扩散系数函数,并使用 Canny<sup>[14]</sup>中的方法来确定扩散系数函数中  $K$  的大小,即:把梯度直方图 90%处的梯度值赋给  $K$ ,图 2(d)所示为迭代 5 步后的结果。图 2(e)的结果则是根据 Saha<sup>[12]</sup>中的第一种方法(基于目标尺度的邻域内加权平均)得来。为了提高算法的抗噪能力,文献[13]将文献[12]中目标尺度的最小值改为 1,图 2(f)所示正是将文献[13]的这一改变应用到文献[12]邻域内加权平均算法的结果。图 2(g)则是该文方法的结果。

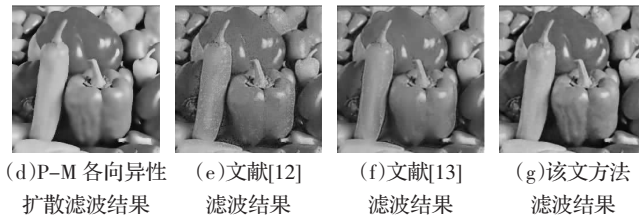
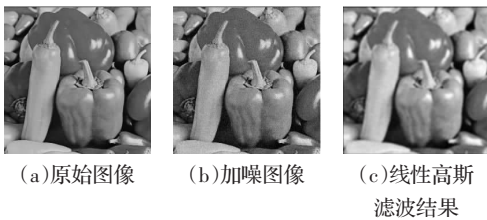


图 2 该文方法与其他方法滤波结果比较图

如图 2(c)所示,线性高斯滤波在去除噪声的同时明显模糊了边缘。相对线性高斯滤波来说,P-M 各向异性扩散可以保留梯度较大的边缘,但是一些细小的弱边缘也在扩散中消失了,如图 2(d)所示,长辣椒表面的竖条纹理已经被光滑了,而且各向异性扩散需要迭代求解,如前所述,目前仍然没有太好的迭代停止准则。图 2(e)中图像为文献[12]中基于目标尺度的邻域内加权平均算法的滤波结果,结果很不理想,图像中仍有许多噪声点且存在“边界泄漏”的问题。所谓“边界泄漏”是指边界两

边的内容在边界处发生了混叠。产生这些现象的原因主要有两条:一是因为文献[12]中的算法主要针对的是医学图像,同样的目标尺度计算方式用在可见光图像上就会导致计算出的目标尺度偏大,详见 2.2 节,这就导致了“边界泄漏”问题;二是因为文献[12]中设定目标尺度的最小值为 0,导致许多大梯度的噪声点被保留下来,详见 3.2 节。如图 2(e)所示,将目标尺度的最小值改为 1 后,邻域内加权平均算法的滤波效果得到了少许改善,平滑区域内的噪声点明显减少,但噪声仍然没有完全去除,此外,由目标尺度偏大导致的“边界泄漏”问题仍然存在。图 2(g)则是该文算法的结果,从图像中可以看出,噪声基本已经去除,辣椒头处的细节和辣椒面上的纹理也得到了较好的保护。

此外,为了更客观地比较各种算法之间的优劣,使用了尖峰信噪比。对于 256 级灰度图像,它的定义如下:

$$PSNR=10\lg\left(\frac{\sum_{i,j} 255^2}{\sum_{i,j} (I_{i,j}^0 - I_{i,j})^2}\right) \quad (10)$$

其中,  $I^0$  代表原始图像,  $I$  代表滤波后的图像。各算法的 PSNR 值如表 1 所示:

表 1 该文方法与其他方法 PSNR 结果比较

| 滤波算法                     | PSNR/dB  |
|--------------------------|----------|
| 线性高斯滤波                   | 24.968 1 |
| P-M 各向异性扩散               | 30.195 2 |
| 文献[12]基于目标尺度的邻域内加权平均算法   | 23.887 5 |
| 采用文献[13]目标尺度定义的邻域内加权平均算法 | 24.118 6 |
| 该文方法                     | 30.904 9 |

## 5 结语

针对文献[12]中的算法在可见光图像去噪中存在的缺陷,提出了一种基于目标尺度的自适应高斯滤波算法。对比文献[12]中的算法,文章先是在求解目标尺度之前引入了中值滤波,以求去除梯度较大的噪声点,然后又调整了求解目标尺度算法中的参数,最后将求出的目标尺度与高斯滤波相结合进行自适应平滑。仿真实验证明,该文算法可以在去除噪声的同时较好地保护图像中的细节,不论从主观上还是客观上都优于几类传统的平滑算法,而且计算简单不用迭代求解。将方形的目标尺度邻域变为长方形使之更准确地反映目标的形状,并以此为基础尝试自适应的各向异性高斯滤波将是下一步研究的方向。

## 参考文献:

- [1] Deng G, Cahill L W. An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection[C]//Proc IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, San Francisco, CA, 1993, 3: 1615-1619.
- [2] 王文远. 基于图像信噪比选择优化高斯滤波尺度[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(10): 2483-2487.
- [3] Witkin A. Scale-space filtering[C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence. Karlsruhe: William Kaufmann Publishers Inc, 1983: 1091-1021.
- [4] Hummel R A. Representations based on zero-crossings in scale-space[C]//Proc IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami Beach: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1986: 204-209.