文章编号:1001 - 9081(2011)03 - 0745 - 04
doi:10.3724/SP.J.1087.2011.00745

基于小数目标尺度的图像混合滤波算法

钱晓亮,郭　雷,余　博
(西北工业大学 自动化学院,西安 710129)
(qxl_sunshine@163.com)

摘　要:为了在有效去除可见光图像噪声的同时最大限度地保持图像的边缘、纹理等细节,将已有的目标尺度改进为小数目标尺度以便更精确地反映局部目标结构的大小,提出了基于小数目标尺度的自适应高斯滤波和基于小数目标尺度的自适应中值滤波的混合滤波算法。前者通过小数目标尺度来自适应地控制高斯核的尺度和滤波的模板大小,后者利用小数目标尺度自适应地筛选出脉冲噪声点并进行中值滤波,并弥补前者在抑制脉冲噪声方面的不足。理论分析和仿真实验结果均表明,所提出的算法不仅可以去除各种类型的点状噪声,而且在图像细节的保护和信噪比方面优于其他几类传统算法。

关键词:小数目标尺度;自适应高斯滤波;自适应中值滤波;点状噪声
中图分类号: TP391.41　　**文献标志码**:A

Hybrid image filter based on decimal object scale

QIAN Xiao-liang, GUO Lei, YU Bo
(*School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi* 710129, *China*)

Abstract: To remove the noise of optical images while preserving its fine details, the extant object scale was upgraded to the decimal object scale for reflecting the size of local object structure more accurately, and a hybrid image filter which contains two parts was proposed. The first part was an adaptive Gaussian filter based on decimal object scale, the scale of the Gaussian kernel and the mask size of filtering were controlled adaptively by the decimal object scale. The second part was an adaptive median filter based on decimal object scale, and the impulse noise points which were selected adaptively by the decimal object scale were filtered. The weakness of the first part in suppressing the impulse noise was remedied by the second part. Both theory analysis and simulation results show that the presented method can suppress various point-like noise and it is superior to several traditional methods in preserving the fine details and signal to noise ratio.

Key words: decimal object scale; adaptive Gaussian filter; adaptive median filter; point-like noise

0　引言

在图像处理和图像分析领域,图像滤波是一个重要环节,它极大地影响着后继处理的结果。图像滤波大体上可分为两类:线性滤波和非线性滤波。传统的线性滤波由于在图像各处都采用相同的操作,因此无法同时兼顾去除噪声和保持细节,效果往往不能令人满意。为了克服线性滤波的缺陷,人们提出了各式各样的非线性自适应滤波器,它们可以根据图像的局部特性在各处采取不同的操作,旨在滤除噪声的同时保持图像的细节。

基于偏微分方程的图像滤波是目前应用较多的一类自适应滤波算法,如 Perona 等人[1]提出的各向异性扩散方程,它通过梯度来控制扩散系数,在降噪的同时保护了大梯度的边缘,在实际应用中得到了广泛的使用,许多学者也对它进行了改进[2-6],但它的迭代停止问题至今仍没有较好的解决方案。此外,由于没有加入形态或纹理上的信息来控制扩散系数,在扩散的过程中,一些微细结构消失了,而且一些模糊边缘被进一步模糊。基于形态学的图像平滑算法[7]弥补了各向异性扩散的缺陷,它可以在降噪的同时保持图像的轮廓和纹理结构,是这几年研究的热点,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[8]。

本文设计了一种既不需要迭代求解又能兼顾图像的形态学特性且计算简单的自适应滤波器。由于高斯函数在图像滤波中的广泛应用,许多学者都提出了各种各样的自适应高斯滤波器[9-10],本文的混合滤波器之一就是自适应高斯滤波器。自适应高斯滤波的基本原理是通过图像的局部特征来控制 Gauss 核的尺度参数 σ。文献[9]通过估计各点的局部方差,自适应地改变 Gauss 核的参数 σ,但是这类算法需要知道噪声的方差。近来也有学者提出了新的噪声估计方法[11],然而,这类估计噪声的方法不是估计偏差较大就是计算复杂度高或是需要先验知识,不能满足实际应用的需要。文献[10]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 σ,没有加入形态结构的信息,对图像细节的保护并不理想。

为了能准确而方便地估计高斯尺度参数,本文引入了目标尺度[12]的概念,并进一步提出了小数目标尺度的定义,设计出一种基于小数目标尺度的自适应高斯滤波器,它不仅计算简单而且充分考虑了图像的形态学特性,然而,它对脉冲噪声的抑制能力却不甚理想。为此,本文又提出了一种基于小数目标尺度的自适应中值滤波器,相比传统的中值滤波器,它可以自适应地识别各像素点是否属于脉冲噪声点,有效限制滤波的范围,在去除脉冲噪声的同时最大限度地保护了图像

收稿日期:2010 - 09 - 01。　**基金项目**:航空科学基金资助项目(20080153002)。
作者简介:钱晓亮(1982 -),男,河南孟州人,博士研究生,主要研究方向:特征提取、智能算法;　郭雷(1956 -),男,山东海阳人,教授,博士生导师,主要研究方向:神经计算、图像和视频处理;　余博(1980 -),男,陕西西安人,博士研究生,主要研究方向:目标识别与跟踪。

《计算机应用》Journal of Computer Applications

原有的锐利细节。

本文采用基于小数目标尺度的自适应高斯滤波和自适应中值滤波的混合滤波算法,对于各种类型的点状噪声都可以取得不错的滤波效果。

1 小数目标尺度

1.1 定义

目标尺度由 Saha 等人[12]于 2000 年提出,它反映的是像素点所在的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。最初的目标尺度求解需要人工干预,2001 年,Saha 等人[13]提出了一种目标尺度的自动求解算法,可以由给定的图像直接求解出目标尺度。2005 年,Chen[14]用数学语言给出了一个新的目标尺度定义形式,简洁易懂,本文就先给出 Chen[14]中的目标尺度定义,并以此为基础提出小数目标尺度的定义。

为了方便后面的叙述,先引入三个函数。

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:

$$N_{xy}(R) = \{(x,y) \mid |x-i| \leqslant R, |y-i| \leqslant R\} \tag{1}$$

其中:$R(R \geqslant 0, R \in \mathbf{Z})$ 表示邻域的大小,显然,$N_{xy}(1)$ 表示像素点 (x,y) 的 3×3 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:

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

3) $U_{xy}(R)$。对于图像 I 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:

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

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

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

$$R_{xy} = \arg\max_{r\in\mathbf{Z}, r>1}\{U_{xy}(r) \geqslant T_s\}$$
$$\text{s.t. } \forall R \in \mathbf{Z}(0 \leqslant R < R_{xy}-1), U_{xy}(r-R) \geqslant T_s \tag{4}$$

其中:T_s 是文献[12]中定义的阈值参数,设定为 0.85,这样设定的依据是:在像素点 (x,y) 的 3×3 邻域中,允许它的 8 邻域像素点中有一个可以和像素点 (x,y) 不属于同一个目标区域(可以认为是噪声),此时,仍然认为整个 3×3 邻域和像素点 (x,y) 属于同一目标区域,那么,$T_s = 7/8 = 0.875$,经过大量实验,文献[12]最终设定为 0.85。

从上面的定义中可以看出,目标尺度的实质就是和像素点 (x,y) 属于同一目标区域的最大邻域半径,邻域的半径当然是整数。现在,就突破整数的限制,将目标尺度精确到小数,从而更精确地反映局部目标结构的大小。定义图像中任意一个像素点 (x,y) 的小数目标尺度 D_{xy} 为:

$$D_{xy} = R_{xy} + \frac{U_{xy}(R_{xy}+1)}{T_s} \tag{5}$$

式(5)的含义解释如下。执行求解整数目标尺度的式(4)实际上是一个从 $r=1$ 开始的循环判断过程,当 $r = R_{xy}+1$ 时循环停止,取 R_{xy} 作为目标尺度的大小。从这个过程中可以看出,$U_{xy}(R_{xy}+1)$ 就是因为小于阈值 T_s 而被舍弃的那部分,所以说,目标尺度的大小并不是严格等于 R_{xy},$U_{xy}(R_{xy}+1)$ 与 T_s 的比值就可以看做是目标尺度在整数化中被舍弃掉的那一部分小数,保留这一部分小数是有价值的,尤其是当 $U_{xy}(R_{xy}+1)$ 与 T_s 大小接近时,此外,小数目标尺度也是本文构造自适应中值滤波的基础。

1.2 参数选择

最后讨论前面提到的统计特性参数 σ_μ 的设定问题。从上面的小数目标尺度定义中可以看出,要想计算小数目标尺度,唯一需要确定的参数就是 σ_μ。文献[13]中给出了一种计算 σ_μ 的方法,现简要叙述如下。

首先求出给定图像的梯度直方图,然后去除其中高 10% 的部分(本文认为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 μ_d 和标准差 σ_d,假定剩余这部分梯度服从高斯分布,则:

$$\sigma_\mu = \mu_d + 3\sigma_d \tag{6}$$

这样做的依据是高斯分布的 3σ 原则,即均值两侧的 3σ 区域覆盖了 99.7% 的分布。

通过对大量图像的仿真实验发现,按照以上方法计算出的 R_{xy} 和 D_{xy} 均有些偏大。事实上,从式(3)中可以看出,$U_{xy}(R)$ 是 σ_μ 的单调增函数,从式(4)中可以看出,R_{xy} 是 $U_{xy}(R)$ 的单调增函数,再结合式(5),可以得出:R_{xy} 和 D_{xy} 也是 σ_μ 的单调增函数。因此可以认为是式(6)设定的 σ_μ 取值偏大而导致了 R_{xy} 和 D_{xy} 的偏大。

仔细观察 σ_μ 在式(3)中的作用,可以发现 σ_μ 应该反映的是图像在平滑同质区域内梯度的整体情况,这种情况下应该用均值来表示,大量的实验也证实了这一推理。此外,通过对大量图像梯度直方图的观察和仿真实验发现,一般情况下,梯度中后 80% 的部分可以代表图像的同质平滑区域。因此,本文对计算 σ_μ 的过程进行了两处调整:

1) 把去除梯度直方图中高 10% 的部分改为去除梯度直方图中高 20% 的部分;

2) 将式(6)改为:

$$\sigma_\mu = \mu_d \tag{7}$$

2 本文算法

本文提出的图像混合滤波由基于小数目标尺度的自适应高斯滤波和自适应中值滤波这两部分组成,这一部分先分别介绍这两个滤波器,然后详细阐述为什么使用它们进行混合滤波。

2.1 基于小数目标尺度的自适应高斯滤波

传统的 2D 线性高斯滤波器一般可表示为:

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\left(\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right);\ -l \leqslant x,y \leqslant l \tag{8}$$

其中高斯核尺度 σ 和滤波模板的大小 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,往往在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,σ 和 l 都应该是 (x,y) 的函数,即:$\sigma \to \sigma_{xy}$,$l \to l_{xy}$。

下一步就是寻找 σ_{xy}、l_{xy} 和小数目标尺度之间的关系。由 1.1 节可知,目标尺度反映的是像素点所在的局部目标结构形态学意义上的大小,而 l_{xy} 则是局部高斯滤波范围的半

Journal of Computer Applications 计算机应用

径,高斯滤波的范围当然要在局部目标结构之内,考虑到 l_{xy} 必须是整数,令:

$$l_{xy} = R_{xy} \tag{9}$$

至于 σ_{xy} ,根据高斯分布的 3σ 原则,σ_{xy} 应该满足 $D_{xy} \leqslant \sigma_{xy} \leqslant 3D_{xy}$,通过大量的图片实验,得出:

$$\sigma_{xy} = D_{xy} \tag{10}$$

最后得出自适应高斯滤波的表达式为:

$$G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}D_{xy}}\exp\left(\frac{-(x^2+y^2)}{2D_{xy}^2}\right);\quad -R_{xy} \leqslant x,y \leqslant R_{xy} \tag{11}$$

显然,式(11)定义的自适应高斯滤波在细节丰富的区域或是边界附近平滑能力较弱,在同质平滑区域内平滑能力较强,在抑制噪声的同时可以保护图像的边缘。

2.2　基于小数目标尺度的自适应中值滤波

传统的中值滤波由于没有自适应性,不能智能地选择何处应该滤波,只能对图像的全部内容都进行滤波,虽然中值滤波的边界保护能力不错,但仍有一些本该保留的锐利细节会被滤除。如前所述,目标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,那么,对于脉冲噪声点而言它的小数目标尺度应该明显比其他的像素点要小。本文正是利用了目标尺度的这一特性来构造一种自适应的中值滤波器,它可以根据各像素点处小数目标尺度的大小有选择性地进行取中值操作。其表达式如下所示:对于给定图像 $I(x,y)$ 的任意一个像素点 (x,y) ,滤波器的输出为:

$$M(x,y) = \begin{cases} \text{median}\{f(x-k,x-l),(k,l) \in W\}, & D_{xy} < T \\ I(x,y), & D_{xy} \geqslant T \end{cases} \tag{12}$$

其中:W 是像素点 (x,y) 包含奇数个像素点的邻域,T 是小数目标尺度大小的阈值,下面将着重叙述一下 T 的设定问题。

如图 1 所示,如果像素点 P 是脉冲噪声点,那么它必然与其最近邻域的相似度很小,其小数目标尺度应该在 0 至 1 之间。然而,如果点 P 位于边缘处,其小数目标尺度有很大的概率也在0至1之间。如果能找到一个阈值将以上两种情况区分开,就可以实现脉冲噪声的准确识别。如图1所示,假定过点P的直线代表图像中一条边缘,那么在点 P 最近邻域的 8 个像素点中至少有两个像素点与点 P 灰度值接近(直线与邻域边界有两个交点),可以据此设定 T,即:对图像中的任意一个像素点,当它的 8 邻域像素点中和它属于同一个目标区域的像素点个数小于 2 时,认为该像素点属于脉冲噪声点。根据式(5) 可计算出 T :

$$T = \frac{2/8}{T_s} \approx 0.3 \tag{13}$$

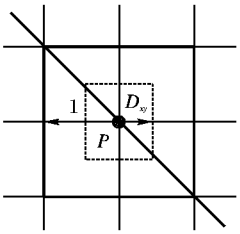


图 1　脉冲噪声点的小数目标尺度

从式(12)中可以看出,只有那些小数目标尺度小于阈值的像素点才会被滤波,而式(13)设定的阈值只有 0.3,一般情况下,满足滤波条件的像素点只占全部像素点的很小一部分(实际情况中,脉冲噪声点占总像素点的比例也确实很小),因此,本文提出的自适应中值滤波可以大大缩小滤波的范围,减少了图像锐利细节损失的可能性。

2.3　混合滤波

同各向异性扩散类似,本文提出的基于小数目标尺度的自适应高斯滤波对脉冲噪声的抑制能力也不是很理想。事实上,如 2.2 节所述,脉冲噪声点的小数目标尺度明显比其他的像素点要小,根据式(11)的定义,自适应高斯滤波会视这些脉冲噪声点为需要保护的边缘点,因而平滑程度较弱。

为了解决各项异性扩散抑制脉冲噪声能力不强的问题,文献[6]提出了在各向异性扩散之后添加传统中值滤波的解决方案,取得了一定的效果,本文受此启发,也采取了类似的解决方案。传统中值滤波存在的问题以及本文提出的自适应中值滤波的优势均已在 2.2 节中详细阐述,本文正是用新提出的自适应中值滤波取代传统的中值滤波用在自适应高斯滤波之后去除剩余的脉冲噪声点。混合滤波算法的总体流程如图 2 所示。

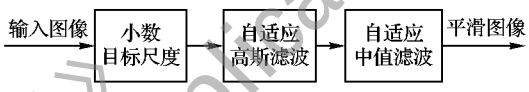


图 2　本文算法总体流程

3　仿真实验

在此根据仿真实验来说明本文方法的功能效果。本文实验基于的平台是 Windows XP + Matlab R2010a。实验中采用2幅可见光图片(Lena 和 Peppers),并与传统的线性高斯滤波、各向异性扩散以及文献[6]算法在主观和客观上进行全方位的对比。

主观对比采用灰度图和二值边缘图这两种方式来进行。其中,灰度图就是指各算法对被处理的灰度图像的滤波结果;二值边缘图则是对灰度图使用 Sobel 算子后输出的边缘图,以便更直观地比较各算法对边缘保护的程度。

客观对比采用信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR),对于 256 级灰度图像,SNR(单位为 dB)的定义如下所示:

$$SNR = 10\lg\left(\frac{\sum_{i,j}(I_{i,j}^0)^2}{\sum_{i,j}(I_{i,j}^0 - I_{i,j})^2}\right) \tag{14}$$

其中:I^0 代表原始图像,I 代表滤波后的图像。

3.1　实验参数设定

为了说明算法的有效性,在原图上叠加了两种类型的噪声:一是均值为 0 方差为 100 的高斯噪声;二是噪声密度为 0.02的椒盐噪声。

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。

对于各向异性扩散,文献[3]从统计的角度对各向异性扩散进行了解释,并对几个典型的扩散函数进行了比较,指出 Tukey 函数是一种统计误差更小、更能保护图像边缘的边缘停止函数,因此本文选用 Tukey 函数作为各向异性扩散的扩散系数函数。Tukey 扩散函数中参数 T 的选取方式如下:先采用 Canny[15] 中的方法来确定文献[1]中第一类扩散函数中的 K,即:把梯度直方图 90% 处的梯度值赋给 K,然后根据文献[3]中介绍的文献[1]第一类扩散函数和 Tukey 扩散函数如何在同等条件下进行对比的方法,将 K 乘以 $\sqrt{5}$ 赋给参数 T。

Journal of Computer Applications 计算机应用学报

为了统一比较,2 幅可见光图片都迭代 4 步,此时输出效果较好。

对于文献[6]的算法,即:各向异性扩散加传统中值滤波,其中,各向异性扩散的参数设定同上,中值滤波则采用最常用的 3 × 3 模板。

对于本文算法,所有的参数设置已在前文中详细介绍,此处不再赘述。

对于 Sobel 算子,为了统一比较,所有的图片都采取相同的阈值设置方式,即:Matlab 默认阈值的 0.4 倍。

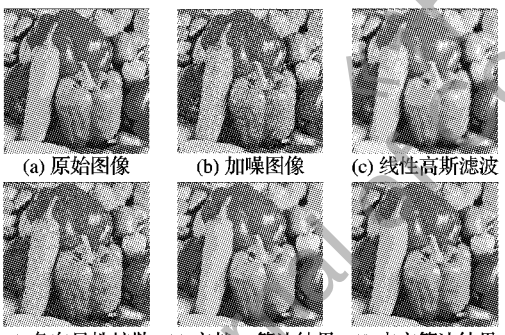
3.2 实验结果对比

如图 3 和 4 所示,线性高斯平滑在去除噪声的同时明显模糊了边缘;各向异性扩散能去除绝大部分的高斯噪声,但椒盐噪声基本上原封不动地被保留下来;文献[6]算法和本文算法都能去除高斯噪声和椒盐噪声,但在细节和边缘的保护上有所区别,例如:帽子上的细纹、头发处的细节、辣椒面上的纹理和辣椒头的细节等,这使得本文算法的处理结果真实感更强。图 5 和 6 的二值边缘图也从另一个角度证明了这一点。

(a) 原始图像 (b) 加噪图像 (c) 线性高斯滤波

(d) 各向异性扩散 (e) 文献[6]算法结果 (f) 本文算法结果

图 3 算法对 Lena 图像的处理结果



(a) 原始图像 (b) 加噪图像 (c) 线性高斯滤波

(d) 各向异性扩散 (e) 文献[6]算法结果 (f) 本文算法结果

图 4 算法对 Peppers 图像的处理结果

各个算法输出图像的 *SNR* 值如表 1 所示,通过数字的比较可以非常清楚地看出本文算法的优越。

表 1 各图像的 *SNR* 值 dB

滤波算法	Lena	Peppers
噪声图像	13.8173	15.2057
线性高斯平滑	18.1017	18.5976
各向异性扩散	14.4436	15.9832
文献[6]算法	21.4758	23.2013
本文算法	23.8192	25.6658

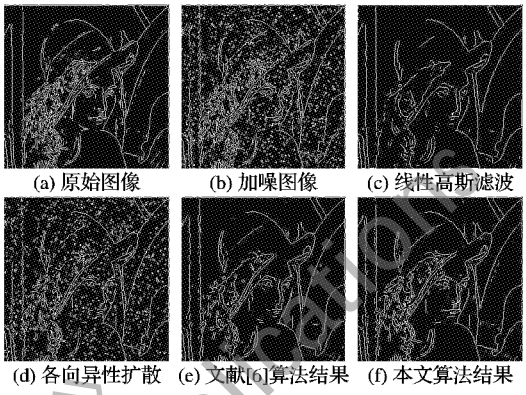
4 结语

1)本文提出的小数目标尺度相比原有的目标尺度可以更精确地反映局部目标结构的形态学大小。

2)本文提出的基于小数目标尺度的自适应高斯滤波既不需要迭代求解又能充分利用图像的形态学信息,可以在去除噪声的同时有效保护边缘和纹理等细节,但对脉冲噪声抑制能力较弱。

3)相比传统的中值滤波,本文提出的自适应中值滤波可以自适应地识别哪些像素点属于脉冲噪声点,控制滤波的范围,减少了图像原有锐利细节的损失。

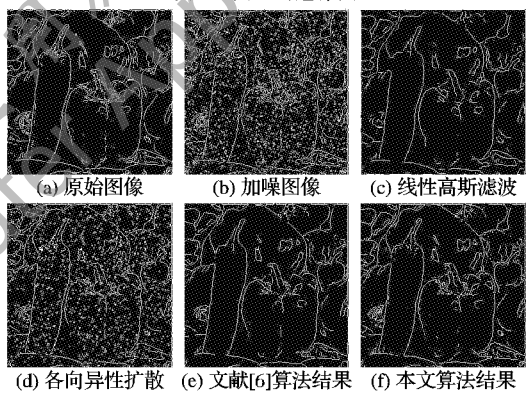
4)本文将提出的基于小数目标尺度的自适应高斯滤波和自适应中值滤波配合使用进行混合滤波,可以去除绝大部分的点状噪声,而且本文的算法不需要参数调节,计算简单。



(a) 原始图像 (b) 加噪图像 (c) 线性高斯滤波

(d) 各向异性扩散 (e) 文献[6]算法结果 (f) 本文算法结果

图 5 图 3 的边缘图



(a) 原始图像 (b) 加噪图像 (c) 线性高斯滤波

(d) 各向异性扩散 (e) 文献[6]算法结果 (f) 本文算法结果

图 6 图 4 的边缘图

参考文献:

[1] PERONA P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629 - 639.

[2] CATTE F, COLL T, LIONS P L, *et al.* Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182 - 193.

[3] BLACK M J, SAPIRO G, MARIMONT D H, *et al.* Robust anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 421 - 432.

[4] LIN ZHOUCHEN, SHI QINGYUN. An anisotropic diffusion PDE for noise reduction and thin edge preservation [C]// Proceedings of the Tenth International Conference on Image Analysis and Processing. Venice: [s. n.], 1999: 102 - 107.

[5] GILBOA G, SOCHEN N, ZEEVI Y Y. Forward-and-backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(7): 689 - 703.

[6] 刘潮东,史忠科. 各向异性扩散—中值滤波在红外图像处理中的应用[J]. 弹箭与制导学报,2006,26(3):198 - 200.

[7] 陈虎,周朝辉,王守尊. 基于数学形态学的图像去噪方法研究[J]. 工程图学学报,2004,25(2):116 - 119.

[8] 张黄群,于盛林,白银刚. 形态学图像去噪中结构元素选取原则[J]. 数据采集与处理,2008,23(S1):81 - 83.

(下转第 762 页)

Journal of Computer Applications 计算机应用

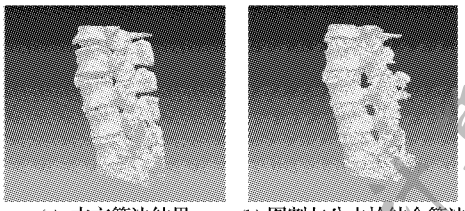
上述两组图像是脊椎骨图像序列经本文算法分割前后的对比图,分别对应表 1 中的数据序数 1 和 3。从分割结果来看,本文算法能够较好地保留脊椎骨的椎孔、棘突、横突等细节,取得了较好的效果。

表 1 本文算法与标准图割算法性能比较

数据序数	节点数		边数		耗时/s	
	标准图割	本文算法	标准图割	本文算法	标准图割	本文算法
1	209×177×95	1742	21086010	704816	149	50
2	263×267×92	2466	38761992	1040208	300	77
3	223×223×117	1572	34909758	778916	256	69

从表 1 中可以看出,本文算法在节点数目、边数目上都比单一的图割算法减少很多,弧度数大约减少到 1/35,在运行时间上约为原来的 1/4,因此本文算法更具有高效性,并且对噪声具有更好的抑制作用。

图 2(a)为本文算法的结果,图 2(b)为图割与分水岭结合算法的结果。由某医院有经验的临床医生,手工标注了脊椎骨数据,本文利用对称位置的平均表面距离这一指标来代表分割边界保持性的大小,利用表 1 中的三套数据,分别用本文算法、图割与分水岭结合算法与手工标注图像进行对比。本文算法的结果分别为:1.334 mm,1.225 mm,1.065 mm;图割与分水岭结合算法的结果分别为:3.224 mm,2.874 mm,2.674 mm。可以看出,本文算法比图割与分水岭结合算法在边界的结构保持性上,更具有优势。



(a) 本文算法结果 (b) 图割与分水岭结合算法

图 2 本文算法与图割与分水岭结合算法面绘制结果对比

5 结语

本文通过图割与均值漂移算法的结合,有效地克服了图割算法的计算量大这一不足,且利用了均值漂移算法对边界结构保持较好的特性,选取三套脊椎骨图像验证了该结合算法的有效性。本文为自动化分割,减少了用户交互带来的误差。可用于改善脊椎骨手术计划的制定。下一步拟在图割的能量模型中添加形状信息,同时采集更多的三维图像数据来训练和验证,以期更好地提高分割结果的鲁棒性。

参考文献:

[1] 康晓东. 医学影像图像处理[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2009.

[2] RAMME R, DEVRIES N, KALLEMYN N, *et al.* Semi-automated phalanx bone segmentation using the expectation maximization algorithm [J]. Journal of Digital Imaging, 2009, 22(5): 483 – 491.

[3] 姚沛廷, 赵宏安, 周明全, 等. 基于 CT 图像的脊椎骨组织分割[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(27): 237 – 239.

[4] ASLAN M, ALI A, RARA H, *et al.* A novel 3D segmentation of vertebral bones from volumetric CT images using graph cuts [C]// Proceedings of the 5th International Symposium on Advances in Visual Computing. Las Vegas, Nevada: [s. n.], 2009: 519 – 528.

[5] VINEET V, NARAYANAN P J. CUDA cuts: Fast graph cuts on the GPU [C]// CVPRW 2008: Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Alaska, USA: [s. n.], 2008: 1 – 8.

[6] DELONG A, BOYKOV Y. A scalable graph-cut algorithm for N-D grids [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage: [s. n.], 2008: 1 – 8.

[7] LI YIN, SUN JIAN, TANG T C-K, *et al.* Lazy snapping [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 303 – 308.

[8] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 1 – 18.

[9] 李华, 张明新, 郑金龙. 融合多特征的均值漂移彩色图像分割方法[J]. 计算机应用, 2009, 29(8): 2074 – 2076.

[10] BOYKOV Y, FUNKA-LEA G. Graph cuts and efficient N-D image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109 – 131.

[11] IBANEZ L, SCHROEDER W, LYDIA N G, *et al.* The ITK software guide [EB/OL]. [2010 – 05 – 01]. http://www.itk.org/ItkSoftwareGuide.pdf.

[12] HEIMANN T, GINNEKEN B, MARTIN A. Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(8): 1251 – 1265.

(上接第 748 页)

[9] DENG G, CAHILL L W. An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection [C]// Proceedings of IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference. San Francisco, CA: [s. n.], 1993: 1615 – 1619.

[10] 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.

[11] ZORAN D, WEISS Y. Scale invariance and noise in natural images [C]// Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 2209 – 2216.

[12] SAHA P K, UDUPA J K, ODHNER D. Scale-based fuzzy connected image segmentation: Theory, algorithms, and validation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 77(9): 145 – 174.

[13] SAHA P K, UDUPA J K. Scale-based diffusive image filtering preserving boundary sharpness and fine structures [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(11): 1140 – 1155.

[14] CHEN K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1552 – 1567.

[15] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679 – 698.

《计算机应用》 Journal of Computer Applications