

文章编号 2095-1531(2014)04-0572-09

面向脑血管分割的改进型非局部 均值滤波算法研究

陈 星, 宋智洋, 周明全, 武仲科, 王醒策*
(北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘要:介绍了经典非局部均值滤波算法与 Manjón 非局部均值滤波算法,改进了非局部均值滤波方法的相似度权值,使算法在具有旋转平移不变性,保持时间复杂度的同时优化了视觉效果与信噪比。实验通过添加噪声标准差从 10 ~ 100 不等的高斯加性噪声,比较了改进后的算法与传统滤波算法以及 Manjón 非均值滤波算法,结果表明,改进后的算法无论从视觉上还是数值上都优于 Manjón 非均值滤波算法。

关键词:医学图像降噪;脑血管;非局部均值滤波

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.3788/CO.20140704.0572

An improved non-local mean filter filtering algorithm facing the cerebrovascular segmentation

CHEN Xing, SONG Zhi-yang, ZHOU Ming-quan, WU Zhong-ke, WANG Xing-ce*
(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)
* Corresponding author, E-mail: wangxingce@bnu.edu.cn

Abstract: We introduce the classical non-local means filtering algorithm and the improved non-local means filtering algorithm with the weight function modified by Manjón. In this paper, we propose different weight function, and make it have rotating shift invariance for the local windows while keeping the time complexity of optimizing the visual effect and SNR. By adding noise standard deviation from Gaussian additive noise ranging from 10 to 100, we compare the improved algorithms with traditional filtering algorithms and Manjón non-mean filtering algorithm. The results show that the improved algorithm from either visual or numerical is superior to Manjón non-mean filtering algorithm.

Key words: medical image de-noising; cerebrovascular; non-local means filter (NLM)

收稿日期:2014-02-25;修订日期:2014-04-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61271366, No. 61170170, No. 61003134, No. 61170203);中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(No. 2012LYB49);北京市科技支撑资助项目(No. Z131110000613062)

1 引言

在医学成像过程中,图像的质量受多方面因素制约,比如分辨率、噪声、对比度、伪影等。而分辨率、对比度等设备带来的问题可以通过改进设备质量进行消除,但噪声往往因为各种外在和内在原因而无法避免。噪声等带来的图像模糊会给医生对图像的认识带来困扰,从而影响医学诊断,带来严重的后果,因此消减图像噪声成为当下的重要任务。而对于医学血管分割来说,其边缘具有重要特性。传统降噪算法大都对图像进行局部处理,从而达到平滑效果,例如中值滤波、均值滤波、高斯滤波等,其中最为常见是高斯滤波,它对均质区域的噪声效果很好^[1],但这往往在平滑噪声的同时,模糊了重要的边缘及纹理特性。除了以上几个领域滤波器外,较为常见的方法是基于小波的降噪方法,它通过变换进行特征提取,目前已经有较好地应用于MRA图像序列降噪的小波,如文献[2-4]等;还有一些利用稀疏性的滤波算法,如文献[5];文献[6]采用了一种形态学的降噪方法,这也是降噪领域的重要研究方向;另外还有一些保持边缘的滤波器是医学图像研究的热门,比如非局部均值滤波以及各项异性滤波^[7],它能平滑内部区域并且保持边缘,对于血管分割来说,我们恰恰关心的是血管的边缘,而不是血管内部。

2005年,Buades和Coll^[8]等人提出了非局部均值算法,它利用了非局部特点,未对图像进行局部平滑处理,而是在当前像素点建立一个较大的窗口,从而对该窗口进行处理。其实,从本质上说,非局部均值算法还是一种“局部”算法,只不过它扩充了局部的范围。扩大范围意味着对噪声估计权值的降低,所以可以较好地降低噪声对图像的影响。但非局部均值滤波的时间复杂度较高,且不满足旋转不变性。Manjón等人^[8]提出了一些降低复杂度且满足旋转不变性的改进。无论是经典非局部均值方法还是Manjón非局部均值滤波方式,都具有良好的保持边缘特性,在滤波之后脑组织的边界会更为明显。非局部均值滤波方法通过窗口均值计算相似性,因此在改进之后具

有良好的旋转平移不变性,特别适合于具有局部相似性的脑图像处理。经过实验验证,经过滤波后的脑图像在血管的分割过程中具有更高的准确率。

2 经典非局部均值滤波

Buades和Coll^[8]等人提出的经典非局部均值算法,能在消除噪声的同时保持较好的边缘。算法主要思想是遍历全图像素点,对每个像素点的灰度值重新估计。估计时首先建立一个窗口,再在窗口中每个像素周围建立小块,通过比较窗口中每个块与中心块的相似度而获得一个权值,权值大小正比于相似度,然后对窗口中所有块中心加权即得到了窗口中心灰度值。具体算法步骤如下:

一幅被噪声污染过的图像常常可以用原图像和加性噪声进行叠加表示: $v = u + n$ 。其中 u 表示原图像, n 是加性噪声。本文采用的是高斯加性噪声进行模拟, v 是污染过后的图像。经典非局部均值滤波对图像的每一点进行处理,首先以当前像素为中心建立一个窗口 I ,当前像素点灰度值通过加权窗口内像素的灰度而得到:

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j), \quad (1)$$

式中: $NL[v](i)$ 为对 v 图像进行经典非局部均值滤波后得到的第 i 点的灰度值; $w(i, j)$ 是权重估计,满足 $0 \leq w(i, j) \leq 1$ 且 $\sum_j w(i, j) = 1$,这是为了保证归一化要求; $v(j)$ 是窗口中每个像素的灰度值。权值 $w(i, j)$ 通过下式给定:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}, \quad (2)$$

式中, a 是高斯函数的标准差($a > 0$); h 是控制平滑的衰减参数,函数的衰减速度随着 h 的增大而增大; $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2$ 是比较以 i 为中心的块同以 j 为中心的块的相似度,度量标准是块向量中灰度值的欧氏距离。为了进行归一化, $Z(i)$ 取值如下:

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}, \quad (3)$$

从上述公式可以看出,经典非局部均值滤波较好地利用了图像的自相似特性,通过比较块与

块之间的相似度来确定当前灰度值;窗口内块相似度越高, $w(i, j)$ 权值越大,则对中心像素点灰度值估计影响越大; $w(i, j)$ 权值越小,则对中心像素点灰度值估计影响越小。它扩充了传统降噪

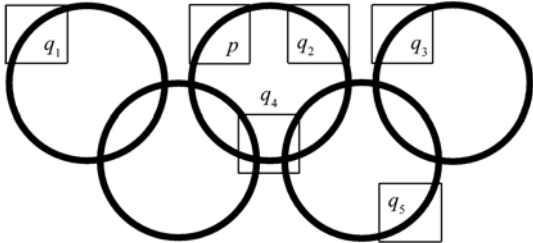


图1 基本块比较, p 为窗口的中心像素,以 q_1, q_3 为中心的块同 p 为中心的块有较高的相似度; q_4 块同 p 块相似度较低; q_2, q_5 同 p 具有较高的旋转相似性

Fig. 1 Comparison of basic blocks. p is the center pixel of the window. The block with center of q_1 or q_3 has a higher similarity with the block with the center of p , whereas the q_4 block has low similarity with the p block and the q_2 block and q_5 block have rotation similarity

所操作的领域区域,使得灰度值更接近实际情况,从而降低了噪声对图像的影响。

图1展示了基本的块比较过程:在以 p 为中心的窗口中,以 q_1 为中心的块和以 q_3 为中心的块与以 p 为中心的块具有较高的相似性,从而 $w(p, q_1), w(p, q_3)$ 权值较大;而以 q_2, q_4, q_5 为中心的块因为相似度较低,使得 $w(p, q(i)), I = \{2, 4, 5\}$ 趋近于0。

该算法的核心是基于领域之间相似性,图像选定的窗口(w)大小、块(b)的大小、图像切片的大小($N \times N$)以及切片层数目(p)直接影响算法的时间复杂度,总的时间复杂度为 $O(N^2 \times p \times w^3 \times b^3)$ 。

3 改进的非局部均值滤波的降噪算法

对于体数据来说,窗口与块的增大对时间有着致命的影响,该算法不仅时间复杂度过高,而且不满足旋转不变特性。如图1所示, q_2 和 q_5 的块同 p 虽然相似度较低,但旋转相似度比较高,应该分配较高的权值,但之前的非均值滤波算法则会使用它们之间分配的权值比较低。于是本文对权值 $w(i, j)$ 进行了修改:

$$w(i, j) = \exp \left\{ - \frac{1}{2} \frac{[v(i) - n(j)]^2 + 3(w_{1N_i} + w_{2N_j})^2 + 2(w_{2N_i} - w_{2N_j})^2}{2h^2} \right\}, \quad (4)$$

式中:指数里的 $v(i)$ 代表以块 i 的中心像素值, w_{1N_i} 代表块 i 的中值, w_{2N_i} 代表块 i 的像素和。权重采用块中心点的灰度差的平方: $[v(i) - v(j)]^2$ 加上块中值的灰度差的平方乘以3,即 $3(w_{1N_i} - w_{1N_j})^2$,再加上块和之差的平方乘以2,即 $2(w_{2N_i} - w_{2N_j})^2$,这样就可以保证旋转不变性,而块中心像素值比上块中值比上块和的比值为1:3:2的原因是:块中心值只是代表当前像素点的值,不能较好地反映整个块的具体情况;块像素和相比较块中心值能较好地反映块的情况;由于两个差别较大的块像素和仍然可能较为接近,所以再引入了块中心,块中心比块和具有更好的模拟整个块。通过加权以上3个值能更好的近似块的具体情况。

再次分析权值式中的指数可以看到,因为块

中值和块和可以通过对图像进行一遍预处理得到,预处理的时间复杂度是 $O(N^2 \times p \times b^3 \times \log(b))$,第二遍处理的时间复杂度是 $O(N^2 \times p \times w^3)$,对于正常窗口取值来说,因为 b 取值较小,所以总的算法的复杂度为 $O(N^2 \times p \times w^3)$ 。

图2展示了两个算法的程序流程图。经典非局部均值滤波算法采用3层循环对数据进行操作,分别是遍历图像、窗口以及块三者之内的元素。改进后的非局部均值滤波算法通过预遍历获取块的中值和块和,其中采用两层循环,分别是遍历图像与块,并将得到的均值保存起来;接下来进行第二遍遍历,遍历图像与窗口,在窗口中进行窗口中心块与窗口中其他块比较,所需计算的值是块中心像素点的灰度值和块的中值以及块内的像素之和,而这已经通过预遍历得到,所以可以直接

获取并计算权值,同样方式在遍历整个窗口后即可计算窗口中心像素,整个图像亦是如此。

式中: $v(i)$ 同样代表以块 i 的中心像素值, μ_{N_i} 代表块 i 的均值,为了区分两种算法的优劣,将在下文对这两种算法进行数值比较。另外,对于非局部均值滤波算法的时间复杂度改进还存在较多方法,相似思想在 Coupe^[12]和 Wang^[13]等人的算法中都有体现。此方法现已较好地应用于医学、生物、航空等降噪领域,在文献[14-16]中提出非局部均值滤波方法已经能应用于多种噪声的降噪。

4 实验结果及数据分析

通过实验比较改进后非局部均值滤波同传统高斯滤波,中值滤波,均值滤波,各向异性扩散以及经典非局部均值滤波面向脑血管图像降噪结果,同时给出进一步的分析。

实验对象是一组 DICOM 格式的临床人脑医学体数据,其中包含了 136 张图像序列,其他信息由于涉及患者隐私,因此不再提供。实验中所用依托的系统配置如下:处理器为 Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU T6600, 2GB 内存,显卡为 NVIDIA GeForce GT 130M, 32 位 Windows7 操作系统, VS2008, VTK5. 6. 0, ITK3. 20, QT4. 8. 4。系统的主要流程是用 ITK 读入体数据或单片图像,用 VTK/ITK 实现滤波,前端界面用 QT 进行显示。

实验开始时通过对图像添加标准差为 100 的加性高斯噪声后进行滤波处理,查看滤波作用后的图像的恢复情况,如图 3 所示。为了视觉比较更直接,我们抽取体数据的其中一层 2 维切片进行比较,如图 4 所示。在 3 种非局部均值滤波算法中,本文采用同样的窗口和块大小,不同的衰减系数,具体数据如下:对三维体数据采用 512×512 的图像切片,切片数目为 20 层,窗口大小 w 为 5,块大小为 3;对二维图像切片采用 512×512 ,窗口大小 w 为 21,块大小为 3,两种非局部均值算法采用的衰减系数分别为 360 和 350,其中三维图像与二维图像采用不同的窗口和块是因为如果三维时间复杂度过高,降低维数有利于减少运算时间,尽管对于测试图像来说,窗口值的增大有利于更准确估计窗口中心像素值;两种算法采用 3 个不同的衰减系数是因为经过测试这 2 个值是在噪声为 100 情况下,当前算法能达到的信噪

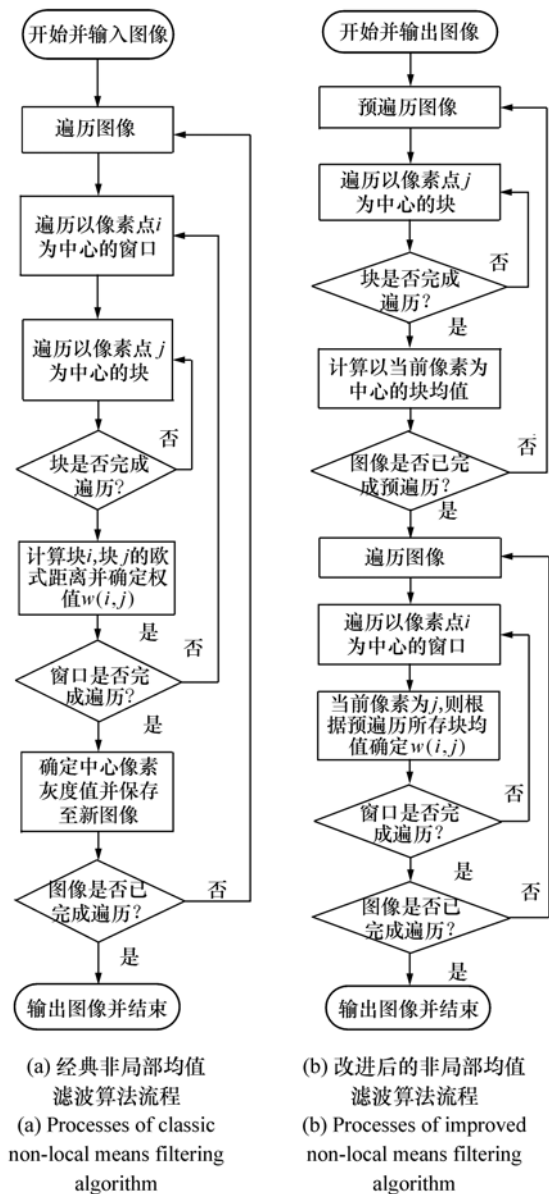


图2 两种非局部均值滤波算法流程的比较

Fig.2 Comparison of two non-local means filtering algorithm

目前,存在一些对非局部均值滤波算法的改进,比如 Manjón 的非局部均值滤波通过用块中心值加上块均值来代替:

$$w(i,j) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{[v(i) - v(j)]^2 + 3(\mu_{N_i} - \mu_{N_j})^2}{2h^2}\right\}, \quad (5)$$

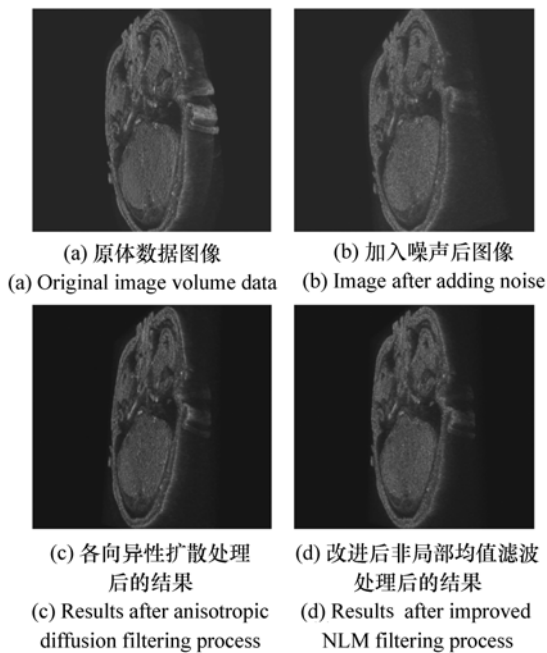


图3 体数据图像实验后结果

Fig. 3 Results after the experiment of the volume data

比和峰值信噪比的最大值。

图4展示了原图像以及各种不同滤波降噪后的效果,其中图4(a)中右下角3个白色亮点以及左下角白色亮点为脑血管。图5展示了降噪后的图像与初始加噪图像的差的梯度值,它表示了被滤波去掉的信息,从直观上,去掉的噪声越多,细节越少,则滤波效果最好。可以看出中值、均值、高斯滤波虽然去掉了较多的噪声,但也使图像损失了较多细节;图4(f)的各向异性扩散虽然比较传统滤波有较大提升,但仔细观察可以看到图像仍然存在尖锐的白点;相比较前面滤波的效果,图4(g)的经典非局部均值算法得到了较为满意的降噪效果,但是失去了较多的细节,图像中的细节信息都被滤去了,在图5(e)中也可以看到右侧有一个巨大的黑块以及右下方的3个大血管,这也是滤掉的细节信息;比较图4(h)与4(g),可以看到改进后的非局部均值滤波具有较强的去噪保边效果,不但去除了大部分噪声,而且保留了较多的细节信息,这一点可以比较图5(e)与5(f)得到,图5(f)丢失的细节远远少于图5(e),右下角也没有明显的血管边缘。

仔细观察图5中右下角的3根血管,传统滤波去除了较明显的边缘信息,尤其是均值滤波与

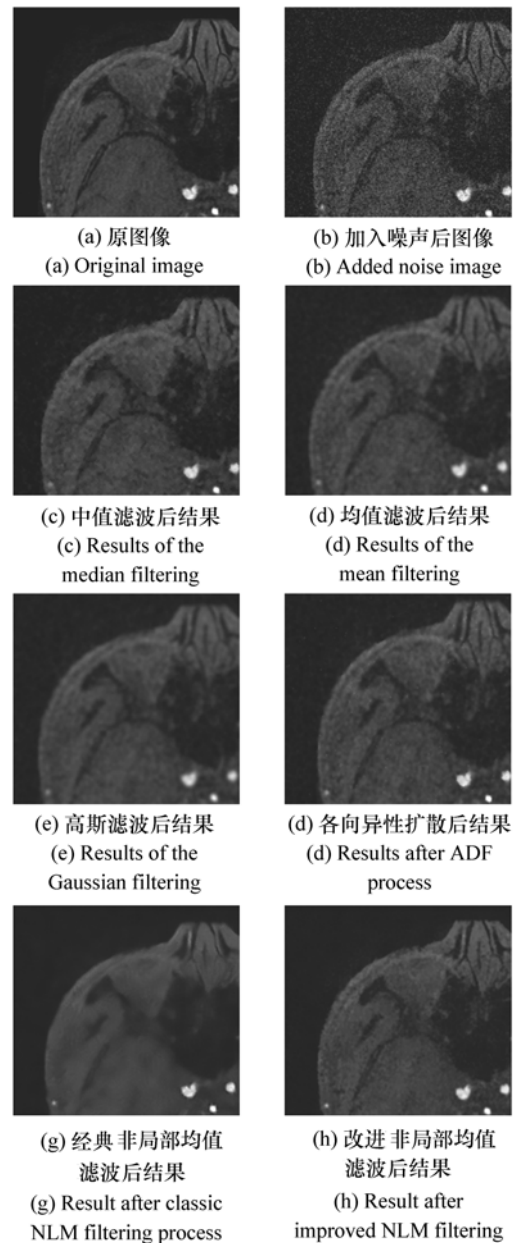


图4 各种滤波算法的比较

Fig. 4 Comparison of various filtering algorithms

高斯滤波;各向异性扩散基本保持了边缘信息;经典非局部均值滤波去掉了相对少的细节,并保持了血管边缘;改进后的非局部均值滤波去掉的细节更少。从保持边缘角度出发,各向异性扩散和非局部均值滤波得到的结果正是我们所希望达到的效果,而非局部均值相比较各向异性扩散更具有优势,这不仅仅体现在图4与图5的直观比较中,下文所给出的数据论证更证实了这一点。

目前比较认可的图像客观评价标准是信噪比

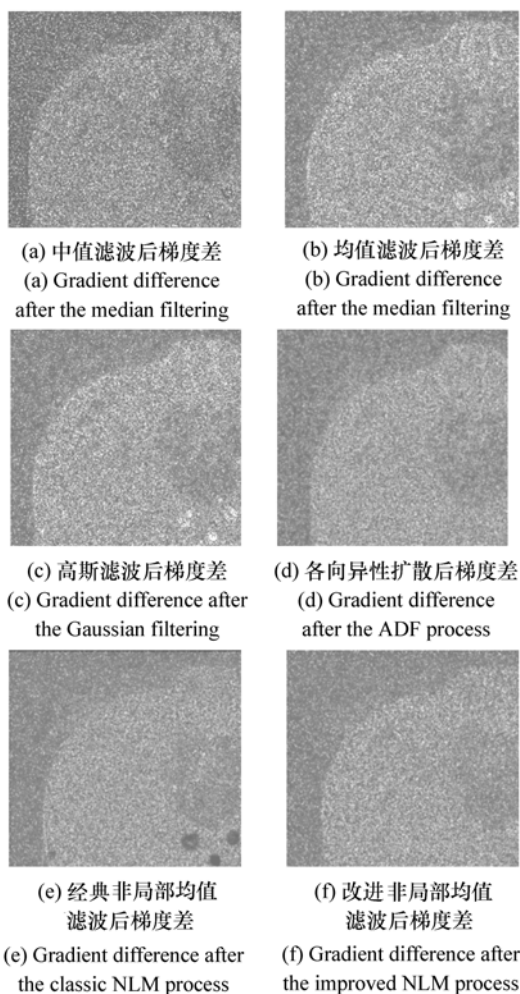


图 5 各种滤波算法梯度差比较

Fig.5 Comparison of gradient difference of various filtering algorithms

(SNR)以及峰值信噪比(MSE),它们表明图像的信号与噪声的比值,比值越高,噪声污染越小,图像质量越高。其中非局部均值滤波采用改进模型。其中,SNR和MSE比的定义如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{j=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I^2(i,j)}{\sum_{j=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2} \right\}, \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{j=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2, \quad (7)$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right),$$

式中, m, n 表示二维图像的长与宽; $I(i, j)$ 和 $K(i,$

$j)$ 分别表示原图像和加噪后滤波后的图像; MAX_I 表示图像 I 能表示的最大像素值,通常等于 $2^B - 1$, B 表示位深,本系统的位深12位,所以 MAX_I 为2047。

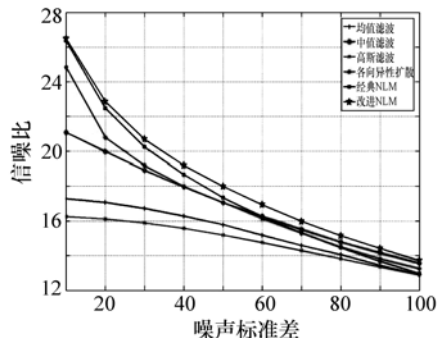


图 6 滤波算法的信噪比比较

Fig.6 Comparison of the SNR of various filtering algorithms

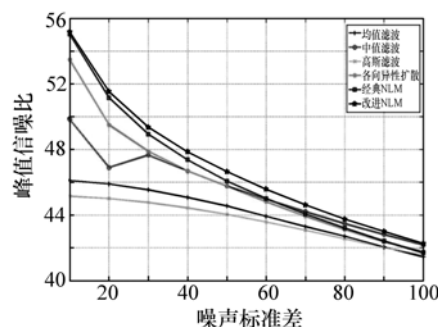


图 7 滤波算法的峰值信噪比比较

Fig.7 Comparison of the PSNR of various filtering algorithms

对图4,图5数据进行数值分析。从数据分析角度来说,若SNR和PSNR越高,图像的质量越高,图6和图7给出了以上几个滤波算法的SNR比较和PSNR比较。从图中可以看到改进非局部均值滤波取得的值最高;经典非局部均值滤波在噪声较少情况下降噪效果较好,但当噪声变大时,SNR与PSNR数值降低快于改进非局部均值滤波算法;各项异性扩散与中值滤波在数值上取得的效果比较接近,当噪声较少时,各向异性扩散取得的降噪效果较优,但当噪声变大时,中值滤波逐渐逼近于改进非局部均值算法,这是因为当噪声变大时,对块取均值可以较好的避开噪声,通过用中

值替代当前像素点,从而达到较为良好的效果;均值滤波与高斯滤波的效果较差。

5 改进后非局部均值滤波算法同 Manjón 非局部均值滤波算法的比较

将改进后的非局部均值滤波算法与 Manjón 非局部均值滤波作比较,从而分析降噪效果。

图 8 给出了在噪声标准差为 100 情况下,两种算法在降噪效果上的视觉比较,表 1 与表 2 给出了在不同噪声下两个算法的比较。仔细观察图 8(a)与 8(b)可以看到,改进非局部均值滤波与 Manjón 非局部均值滤波差别不大,但还是可以看到尤其是图像中部区域,改进非局部均值滤波比 Manjón 非局部均值滤波噪声少。可以同样通过比较图 8(c)和 8(d)得出相同结论:图 8(c)中的灰度较暗,去掉的噪声较少,图 8(d)比 8(c)去掉的噪声较多且血管细节较少,这也代表了改进后的非局部均值滤波比 Manjón 非局部均值滤波在视觉上去噪效果好。表 1 和表 2 给出了在不同噪声下两个算法的比较。可以看出在噪声小于 20 时,改进的非局部均值滤波算法降噪效果不是很明显,其余改进的非局部均值滤波 M 算法都比 Manjón 非局部均值滤波在 SNR 和 PSNR 有数值上的提升。

从上文分析可以得出两种算法的时间复杂度一致,且同样具有旋转不变性,但改进非局部均值滤波比 Manjón 非局部均值滤波在降噪效果上具有视觉上和数值上的提升。

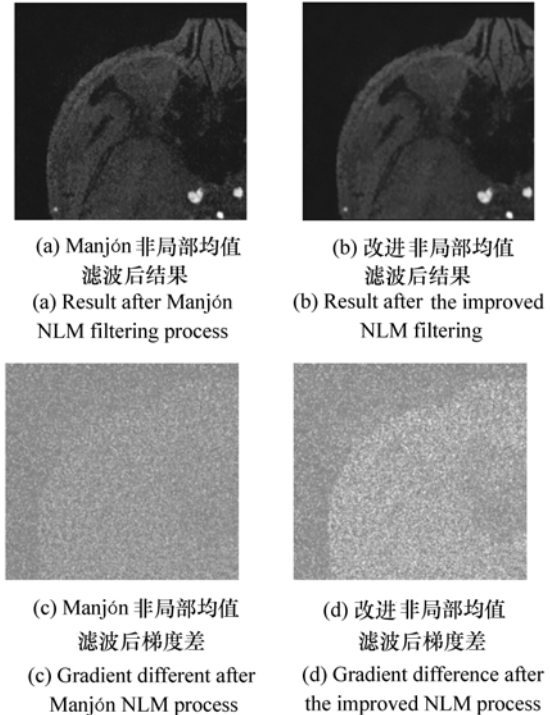


图 8 改进非局部均值滤波与 Manjón 非局部均值滤波的比较

Fig. 8 Comparison of the improved NLM with Manjón NLM

表 1 两种算法的信噪比比较

Tab. 1 Comparison of the SNR of algorithms

	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Manjón NLM	26.777 7	22.855 8	20.656 2	19.047 1	17.804 3	16.738 6	15.791 7	14.940 1	14.141 1	13.511 7
改进 NLM	26.492 1	22.858 4	20.679 6	19.188 4	17.980 7	16.931 3	15.978 8	15.146 3	14.412 8	13.701 7
提升比/%	-1.07	0.01	0.11	0.74	0.99	1.15	1.18	1.38	1.92	1.41

表 2 两种算法的峰值信噪比比较

Tab. 2 Comparison of the PSNR of algorithms

	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Manjón NLM	55.434 5	51.537 8	49.333 7	47.733 5	46.502 6	45.425 7	44.474 7	43.614 4	42.813 9	42.121 5
改进 NLM	55.1535	51.518 1	49.347 6	47.853 3	46.637 9	45.571 6	44.608 7	43.748 5	42.985 5	42.245 4
提升比/%	-0.51	-0.03	0.03	0.25	0.29	0.32	0.30	0.31	0.40	0.29

6 结 论

随着图像技术的发展,噪声的去除一直受到人们的关注。对于血管分割来说,本文提出的改进型非局部均值滤波算法无论在数值分析上还是

视觉效果上都优于 Manjón 非局部均值滤波。在实际工程中也有很好的效果。经研究发现,脑图像成像过程中所产生的噪声成分多样,故此在下一步工作中希望能进一步优化算法,在混合噪声处理层面做出成果。

参考文献:

- [1] 王醒策,张美霞,武仲科,等. 基于全局 LBF 水平集模型的脑血管层次粗分割方法研究[J]. 光学精密工程,2013(12):3283-3296.
WANG X C,ZHANG M X,WU ZH K,*et al.*. Level coarse brain vessel segmentation based on global LBF model[J]. *Opt. Precision Eng.*,2013(12):3283-3296. (in Chinese)
- [2] ANDREA C,PAOLO B,PIERO C,*et al.*. Local MRI analysis approach in diagnosis of early and prodromal Alzheimer's disease[J]. *NeuroImage*,2011,58(2):469-480
- [3] KHARE A,KHARE M,JEONG Y,*et al.*. Despeckling of medical ultrasound images using Daubechies complex wavelet transform[J]. *Signal Processing*,2010,90(2):428-439.
- [4] 刘希佳,陈宇,王文生,等. 小目标识别的小波阈值去噪方法[J]. 中国光学,2012,5(3):248-256.
LIU X J,CHEN Y,WANG W SH,*et al.*. De-nosing algorithm of wavlet threshold for small target detection[J]. *Chinese Optics*,2012,5(3):248-256. (in Chinese)
- [5] DABOV K,FOI A,KATKOVNIK V,*et al.*. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE*,2007,16(8):2080-2095.
- [6] 王晟,张振荣,邵琚,等. 瞬态流场定量测量中平面激光诱导荧光图像的降噪[J]. 光学精密工程,2013,21(7):1858-1864.
WANG SH,ZHANG ZH R,SHAO J,*et al.*. Denoising of PLIF images for parameter measurement[J]. *Opt. Precision Eng.*,2013,21(7):1858-1864. (in Chinese)
- [7] PERONA P,MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE*,1990,12(7):629-639.
- [8] BUADES A,COLL B,MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[J]. *IEEE*,2005,2:60-65.
- [9] MANJ N J V,COUP P,BUADES A,*et al.*. New methods for MRI denoising based on sparseness and self-similarity[J]. *Medical Image Analysis*,2012,16(1):18-27.
- [10] KOENDERINK J J. The structure of images[J]. *Biological Cybernetics*,1984,50(5):363-370.
- [11] 余锦华,汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报,2011,25(2):105-116.
YU J H,WANG Y Y. Image noise reduction based on anisotropic diffusion;a survey[J]. *J. Electronic Measurement and Instrument*,2011,25(2):105-116. (in Chinese)
- [12] COUP P,YGER P,BARILLOT C. *Fast Non Local Means Denoising for 3D MR Images*[J]. *Lecture Notes in Computer Science*,2006,4191:33-40.
- [13] WANG J,GUO Y,YING Y,*et al.* Fast non-local algorithm for image denoising[C]. Proceedings of. 2006 IEEE International Conference on Image Processing,IEEE,Atlanta,USA,8-11 Oct. 2006:1429-1432.
- [14] LI B,LIU Q S,XU J W,*et al.*. A new method for removing mixed noises[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*,2011,54(1):51-59.
- [15] JIN Q,GRAMA I,LIU Q. Removing poisson noise by optimization of weights in non-local means[C]. Proceedings of 2012 Symposium on Photonics and Optoelectronics(SOPO),IEEE,Shanghai,China,21-23 May,2012:1-4.
- [16] HU H,LI B,LIU Q. Non-local filter for removing a mixture of Gaussian and impulse noises[J]. *VISAPP*,2012(1):145-150.

作者简介:



陈星(1990—),男,浙江台州人,硕士研究生,2013年于东北师范大学获得学士学位,主要从事图像处理方面的研究。E-mail:vinllen@mail.bnu.edu.cn



武仲科(1965—),男,辽宁海城人,博士、教授,博士生导师,1988年于北京大学获得学士学位,1991、1995年于北京航空航天大学分别获得硕士、博士学位,1997年于中科院软件所从事博士后工作,主要从事三维几何造型和虚拟现实技术方面的研究。E-mail:zwu@bnu.edu.cn



宋智洋(1991—),男,内蒙古赤峰人,硕士,2013年于东北师范大学获得学士学位,主要从事图形分割等方面的研究。E-mail:s2003zy@gmail.com



王醒策(1977—),女,北京人,博士,副教授,1999年、2002年、2005年于哈尔滨工程大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事图像处理,医学可视化及智能优化算法等方面的研究。E-mail:wangxingce@bnu.edu.cn



周明全(1954—),男,陕西西安人,教授,博士生导师,1988年于西北大学获得硕士学位,主要从事虚拟现实与三维可视化相关技术方面的研究。E-mail:mqzhou@bnu.edu.cn