

一种改进的动脉 CT 图像去噪方法

陈萍芸, 林春深

(福州大学 石油化工学院, 福建 福州 350000)

摘要: 针对常用医学图像去噪方法中存在去除噪声不全面、图像清晰度损失的缺点,提出一种改进型的方法. 根据 Brige-Massart 惩罚策略,由图像自身噪声确定每层阈值,根据控制变量法确定其他的相关因素. 结合图像去噪目的与去噪效果,根据计算机断层扫描(CT)图像动脉区域的灰度值特点,对阈值进行硬阈值化处理. 最后,对图像进行仿真对比实验,实验结果显示:中值小波去噪的峰值信噪比(R_{PSN}),标准信噪比(R_{SN})与均方差(E_{MS})数值都优于其他去噪方法.

关键词: 计算机断层扫描图像; 图像去噪; 动脉; 小波变换; 阈值; 中值滤波

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

动脉瘤(aneurysm)是指动脉呈瘤样扩张,其破裂后的致死率非常高,达到 65%至 85%,其主要的治疗手段之一是腔内修复术(EVAR)^[1]. 修复前期需要根据计算机断层扫描(computed tomography,CT)图像的诊断确定相应器材,因此,动脉 CT 图像的诊断在腔内修复术中占有极为重要的地位. 为了便于观察图像,需要对图像进行分割,再进行诊断测量. 但医学图像在成像、传递与分割的过程中都存在不同程度的噪音干扰. 噪声会影响对图像的诊断,也使得图像在进一步分割处理中产生过分割现象^[2],从而影响支架的选择. 医学上常用于图像去噪方法有均值滤波去噪、中值滤波去噪、小波变换去噪等^[3-5]. 但均值滤波去噪的固有缺陷是对图像的噪声与边缘都进行平滑处理. 因此,易破坏图像高频细节,导致图像的模糊化. 而中值滤波不但运算速度快还可以很好地保护图像的边缘信息,使得图像复原性较好,但其对高斯噪声去除的效果并不理想. 基于以上问题,本文根据动脉 CT 图像重点保留动脉高频区域的特点,提出一种改进型中值小波去噪方法.

1 CT 图像与噪声

CT 成像技术是根据人体不同组织对 X 线的吸收与透过率的不同,应用灵敏度极高的仪器对人体进行测量,然后将测量所获取的数据输入电子计算机,电子计算机对数据进行处理后,可根据检查人体被检查部位的断面或立体图像来发现病变位置^[6].

CT 图像的形成过程中产生的噪声是指在扫描过程中,其像素 CT 值偏离标准值之差. 某物质的 CT 值 V_{CT} 等于该物质的衰减系数 μ_m 与水的吸收系数 μ_w 之差,再与水的衰减系数 μ_w 相比之后,乘以分度因素 α . 即

$$V_{CT} = \alpha \times (\mu_m - \mu_w) / \mu_w. \quad (1)$$

CT 值是用来反映物质密度,当物质的密度越高则 CT 值就越高,CT 值的单位为亨氏单位(Hu). 在进行图像处理过程中,将 CT 值换算成 CT 图像中的灰度来表示^[7].

文中所处理的动脉 CT 图像重点在于保留动脉部分,而动脉 CT 图像的特点是动脉与骨骼部分灰度值高,与周边像素反差明显,支架的选择需要对动脉精确的测量. 因此,在对此类图像选择去噪方法要求在去除噪声的同时不能损失动脉边缘的高频信息. CT 图像的噪声主要可分为内部噪声与外部噪声

收稿日期: 2015-01-25

通信作者: 林春深(1976-),男,讲师,博士,主要从事过程装备与控制的研究. E-mail:183978819@qq.com.

基金项目: 国家质检总局科技计划资助项目(2010QK032)

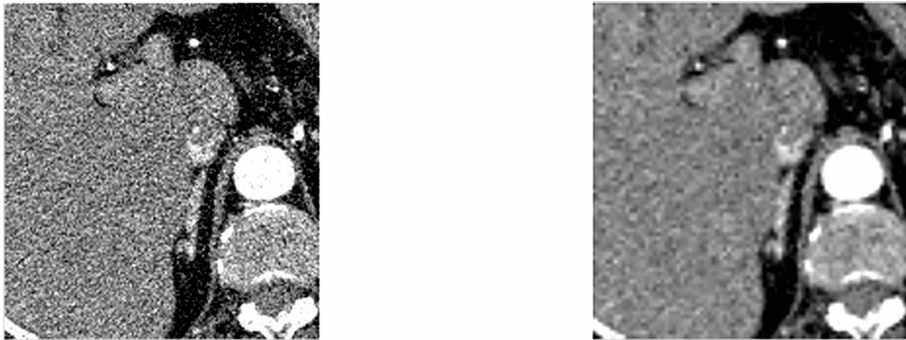
两类^[8],外部噪声主要由电子器械运动与光电干扰产生;文中用表现形式相类似的高斯噪声与椒盐噪声来模拟 CT 图像处理过程中产生的内外部噪声。

2 改进型中值小波去噪

2.1 原始中值小波去噪

医学 CT 图像结构的复杂性决定了单一的去噪方法无法取得良好的去噪效果. 由于小波阈值变换去噪^[9]具有低熵性、多分辨性、去相关性和选基灵活性等优点,成为传统医学图像去噪最常用的方法之一,但其对于图像分割传递过程中产生的噪声抑制效果不理想. 因此,采用中值滤波结合小波阈值的方法对医学图像进行去噪. 中值滤波^[10]对椒盐噪声有很好的抑制效果,且操作简单,结合小波变换滤波对高斯噪声的抑制效果,可以去除绝大部分噪声. 将中值滤波与小波阈值变换结合用于图像的去噪^[11],但这种方法在对动脉 CT 图像去噪时仍会使图像高频部分受到损失,如图 1 所示。

原始型中值小波去噪采用固定全局阈值,其阈值的大小对图像去噪效果有很大的影响,阈值过大,会导致图像高频部分的损失;过小,则导致去噪不彻底. 原始型中值小波去噪对阈值采用软阈值化,增加了图像高频部分的损失,使图像高频部分失真. 针对这些问题,提出了一种改进型中值小波去噪方法,该方法根据动脉 CT 图像中重点保留高频区域的特点,对阈值采用硬阈值化,并根据图像噪声的大小来确定阈值以获得最适合图像去噪的阈值大小。



(a) CT 原图 (b) 原始型中值小波去噪

图 1 原始型中值小波去噪

Fig. 1 De-noising by median filter of wavelet de-noising

2.2 改进型中值小波去噪原理

改进型中值小波去噪的算法,如图 2 所示. 改进型中值小波去噪在小波阈值之前先进行中值滤波. 运用 Birge-Massart 策略原则,分解图像特性,计算每层图像中的阈值用于去噪,取代了原始型中值小波去噪中采用的全局阈值,以保留更多的图像边缘信息. 对图像进行 3×3 中值滤波后,再进行小波阈值变换处理,即按一定要求将图像进行小波的分解与重构. 将图像视为二维矩阵,并假设其大小为 $N\times N$,且 $N=2n(n\geq 0)$. 任何平方可积的二维函数都可以分解为最低分辨尺度上的平滑函数和更高尺度上的细节函数^[12].

经小波变换后,图像信息能量对应幅值较大的小波系数主要集中在低频部分;而噪声能量则对应于幅值较小的小波系数,分散于小波变换后的所有系数中. 根据该特征设定一个阈值门限,在高频处(即细节分量中),将所有小于该阈值的小波系数视为噪声部分将其置零去除. 当一次的阈值去噪无法消除大部分噪声时,则对未处理的低频部分再次进行小波分解与阈值去噪。

阈值的选取是在图像的小波分解变换后,将小波系数按绝对值递减的顺序存储于 $m(k)$ 中,计算通过高频系数绝对值的中值,再将系数适当扩大得到每层的噪声标准差 σ ,即

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{h,v,d}|)}{0.6745}.$$

(2)

式(2)中:median 为中值滤波函数,其作用是获取水平,垂直和对角方向的高频部分。

根据 Brige-Massart 惩罚策略,通过极小化式的惩罚标准,有

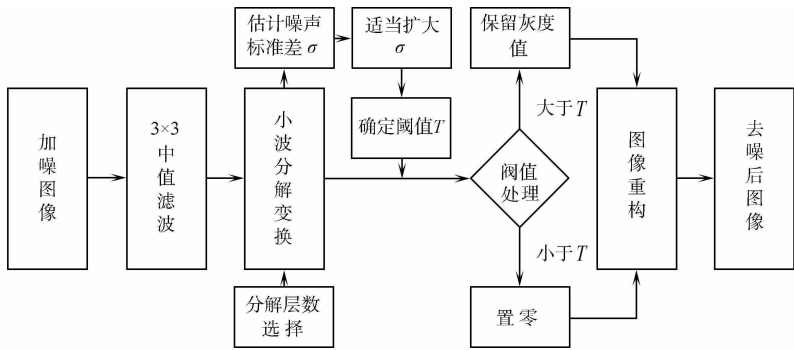


图 2 改进型中值小波去噪算法图

Fig. 2 Algorithm diagram of improved median filter of wavelet de-noising

$$C(t) = \sum_{k \leq t} m^2(k) + 2\sigma^2 t(\alpha + \ln \frac{n}{t}), \quad t = 1, 2, 3, \dots, n. \tag{3}$$

式(3)中: α 为惩罚因子, 用来调整由 Brige-Massart 惩罚策略获得的自适应于噪声水平的阈值, 在对图像进行去噪时, α 其典型值为 3; n 代表系数个数; 当 $t=t_{\min}$ 时, $C(t)$ 取得最小值, 阈值 $T=|C(t_{\min})|$.

传统的小波去噪方法对阈值的处理通常有两种方法: 硬阈值化与软阈值化. 硬阈值化是指将大于阈值的数保留下来, 而将低于阈值的数全部置零. 软阈值与硬阈值的不同之处在于将大于阈值的数乘以一个数收缩保留下来.

硬阈值为

$$\mathbf{W}_T = \begin{cases} \mathbf{W}, & |\mathbf{W}| \geq T, \\ 0, & |\mathbf{W}| < T. \end{cases} \tag{4}$$

软阈值化为

$$\mathbf{W}_T = \begin{cases} \text{sign}(\mathbf{W})(|\mathbf{W}| - T), & |\mathbf{W}| \geq T, \\ 0, & |\mathbf{W}| < T. \end{cases} \tag{5}$$

式(5)中: \mathbf{W} 为图像二维变换后的系数矩阵; \mathbf{W}_T 为阈值化后的小波系数矩阵.

采用软阈值的方法保持连续、无断点, 不会发生激变, 但对于绝对值大于阈值的系数采用 T 来缩减使图像失真; 而采用硬阈值方法在跳跃点产生激变, 在图像高频部分引起变化, 对于大于阈值的系数采取直接保留, 使图像高频区域不失真^[13]. 动脉 CT 图像的重点在于对高频区域的保真效果, 因此, 对阈值采用硬阈值化处理.

3 改进型中值小波去噪的其他参数

3.1 小波基的选择

小波基的选取要素^[14]包括: 正交性、紧支性、对称性、正则性及消失矩阵阶数. 不同的小波基的运用会产生不同的去噪效果, 引入客观判断标准信噪比(R_{PSN}), 峰值信噪比(R_{PSN})与均方差(E_{MS})来描述图像去噪后的质量^[15]. 其定义为

$$R_{\text{PSN}} = 10 \times \lg(\frac{(2^n - 1)^2}{E_{\text{MS}}}), \tag{6}$$

$$R_{\text{SN}} = 10 \times \lg(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i, j) - f(i, j)]^2}), \tag{7}$$

$$E_{\text{MS}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i, j) - f(i, j)]^2}{M \times M}. \tag{8}$$

式(6)~(8)中: n 是每个采样值的比特数; E_{MS} 是原图像与处理图像之间均方误差; $g(i, j)$ 为去噪后图像灰度值; $f(i, j)$ 为去噪前图像灰度值; R_{PSN} 或 R_{SN} 大的表示图像质量好. 因此, 可以通过小波分析方法处

理前后的信噪比或误差来判断小波基的好坏.

满足正交性、紧支撑性及近似对称性的小波基有 DbN, SymN, CoifN 等小波基族. 三者的消失矩阵阶数、支撑长度(l)及正则性都随着 N 的增加而增加, 但去噪效果并不随着 N 的增大而提高. 分别计算三种小波系的信噪比, 如图 3 所示. 由图 3 可知: DbN 去噪效果良好地集中在 $N=3\sim 5$ 与 $N=10\sim 12$ 处; SymN 小波系则比较分散, 在 $N=5, 8, 12, 14$ 去噪效果都比较不错; 文中选取小波基 db3 进行去噪.

3.2 分解层数的选择

变换层数对时频分辨率和小波系数的变化范围有一定影响. 分解层数过少, 可能导致去噪不彻底、过多, 则会导致信息丢失严重. 因此, 合理的分解层数有利于获得较好的重构质量^[16]. 固定小波基, 将分解层数(n)从 1 到 6 逐一尝试, 并计算此时的去噪质量, 如图 4 所示. 由图 4 可知: 图像的去噪质量随着分解层数的增加而下降. 因此, 在动脉 CT 图像去噪中, 选取的小波变换分解层数为 1.

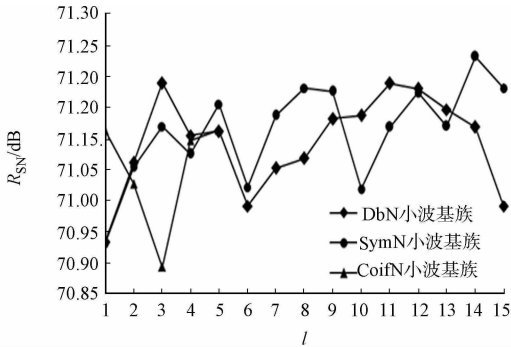


图 3 不同小波基的去噪效果对比图
Fig. 3 Different wavelet denoising effect contrast figure

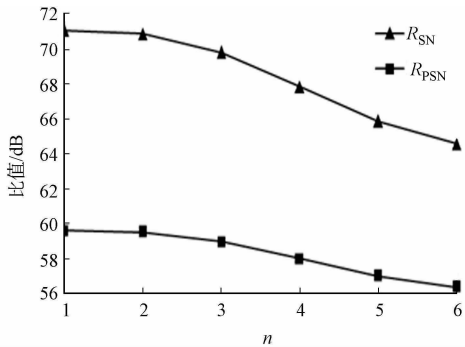
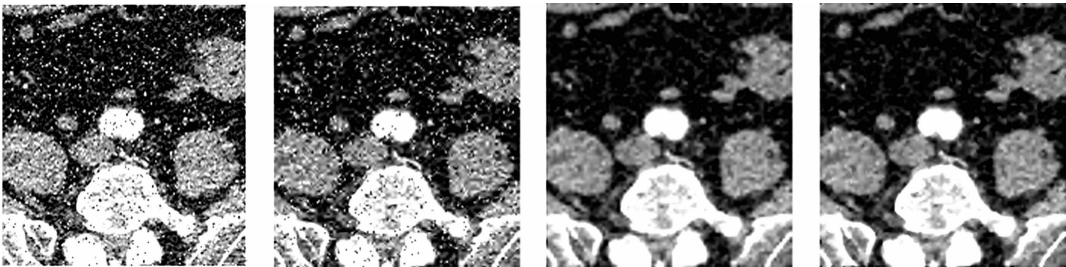


图 4 不同分解层数的去噪效果
Fig. 4 Different layers of decomposition de-noising effect

4 实验与讨论

现选取福建省福州市某一医院心血管外科动脉病例的图片进行研究, 对图像先进行部分截图, 重点突出动脉部分, 并对图像加入混合噪声, 以便肉眼观察去噪效果. 分别用小波阈值去噪, 原始中值小波去噪与改进型小波去噪对图像进行处理, 结果如图 5 所示.



(a) 加入混合噪声 (b) 小波变换去噪 (c) 原始中值小波去噪 (d) 改进型中值小波去噪
图 5 图像去噪
Fig. 5 Image de-noising

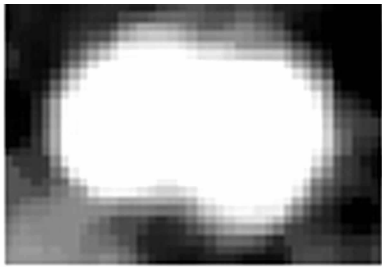
图像去噪质量判断的最基本方法为肉眼判断, 由图 5 可知: 小波变换对噪声抑制并不明显, 图像中仍存在大量噪声. 肉眼判断带有很强的主观性与限制性, 为了可以更客观地评价图像的去噪质量, 对三种去噪方法分别计算其客观标准值 R_{PSN} , R_{SN} 与 E_{MS} , 数据结果如表 1 所示.

由表 1 可知: 小波阈值去噪, 原始中值小波去噪与改进型中值小波去噪的 R_{PSN} 与 R_{SN} 呈递增趋势, E_{MS} 呈递减趋势. E_{MS} 与 R_{PSN} 表示去噪后的图像与原图像间的失真程度, 一般而言, E_{MS} 越小, R_{PSN} 越大, 表明去噪后的图像与原图像失真度越小, 图像质量越好. 信噪比

表 1 不同去噪方法的 R_{PSN} , R_{SN} 与 E_{MS} 值			
Tab. 1 R_{PSN} , R_{SN} and E_{MS} values of different methods to remove different noise			
方式	R_{PSN}/dB	R_{SN}/dB	E_{MS}
小波	56.602 0	65.073 2	0.020 2
原始	58.812 3	69.673 8	0.006 9
改进	58.999 9	69.869 1	0.006 1

R_{SN} 越大, 则说明混在图像信号中的噪声越小, 图像去噪效果越好.

两种复合型去噪方法都抑制了图像绝大部分噪声, 但原始中值小波去噪使得图像模糊化, 而改进型去噪方法则较为清晰, 如图 6 所示.



(a) 原始型

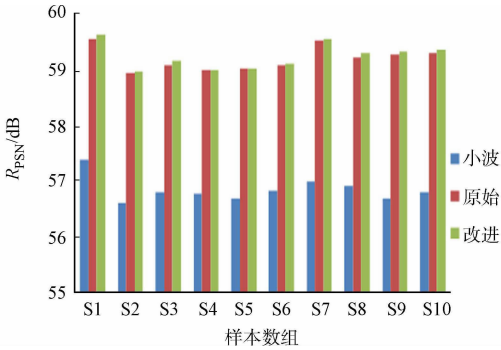


(b) 改进型

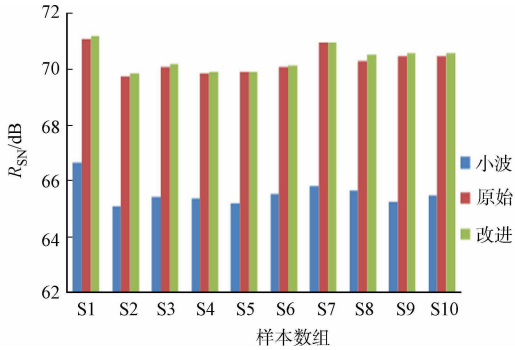
图 6 两种复合型去噪方法细节图

Fig. 6 Two kinds of compound de-noising methods detail

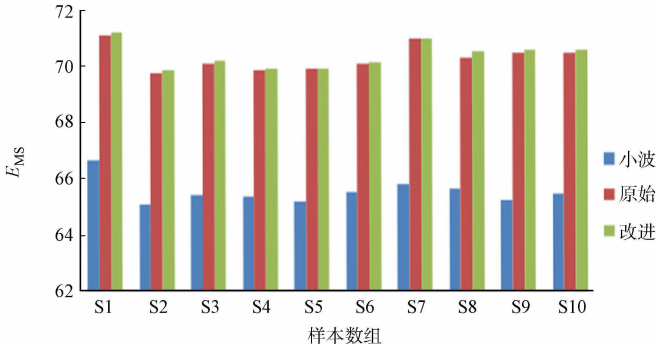
为了充分说明该方法的有效性, 现选取 10 组动脉图像(S1, S2, S3, ..., S10)分别进行小波变换. 原始中值小波与改进型中值小波去噪, 并进行标准值计算, 如图 7 所示.



(a) R_{PSN} 值



(b) R_{SN} 值



(c) E_{MS} 值

图 7 多组图像的 R_{PSN} , R_{SN} , E_{MS} 值

Fig. 7 R_{PSN} , R_{SN} and E_{MS} values of different images

由图 7 可知: 在 R_{PSN} 与 R_{SN} 的数值大小上, 改进型去噪方法高于其他方法, 改进型去噪方法的 E_{MS} 数值低于其他去噪方法的 E_{MS} 数值, 因此, 改进型去噪方法对图像的去噪效果优于其他去噪方法. 由图 7 还可知: 根据计算数值, 改进型中值小波去噪的 R_{PSN} 平均提高 0.046 6 dB, R_{SN} 平均提高 0.084 9 dB, 使得图像去噪效果更好, 图像高频区域清晰度也得到提升.

5 结束语

改进型中值小波去噪方法是基于 Birge-Massart 惩罚策略的原则, 根据每层图像噪声来确定阈值, 并对阈值采用硬阈值化的方法, 用于实现对动脉 CT 图像生成过程中产生的噪声的去除. 将该方法应用到具体病例图像的去噪, 相对于小波变换去噪与原始中值小波去噪而言, 其去噪效果以及图像清晰度保

持方面有了一定程度的提高. 因此,该法可以用于图像进一步分析分割前的去噪.

参考文献:

[1] PHYLLIS A,GORDON P A,BOULOS T. Treatment of abdominal aortic aneurysms: The role of endovascular repair[J]. AORN Journal,2014,100(3):241-259.

[2] 张利红,梁英波,支联合,等. 基于多结构多尺度形态学梯度的医学图像边缘检测[J]. 激光杂志,2012(3):31-32.

[3] SHREYAMSHA K. Image denoising based on non-local means filter and its method noise thresholding[J]. Signal, Image and Video Processing,2013,7(6):1211-1227.

[4] CADENAS J, MEGSON G M, SHERRATT R S, et al. Fast median calculation method[J]. Electronics Letters, 2012,48(10):558-560.

[5] CUI Hui-min,ZHAO Rui-mei,HOU Yan-li. Improved threshold denoising method based on wavelet transform[J]. Physics Procedia,2012,33:1354-1359.

[6] 高丽娜,陈文革. CT 技术的应用发展及前景[J]. CT 理论与应用研究,2009,18(1):99-109.

[7] 朱浩栋,陈瑛,张鲁. 医学 CT 显示图像灰度归一化研究[J]. 国际生物医学工程杂志,2006,29(3):148-151.

[8] 陈志安,潘勇,岳勇,等. CT 图像噪声相关因素的分析[J]. 中国医学影像技术,2001,17(12):1236-1238.

[9] 熊江. 基于小波变换的图像去噪[J]. 计算机科学,2007,34(7):232-234.

[10] CADENAS J, MEGSON G M, SHERRATT R S, et al. Fast median calculation method[J]. Electronics Letters, 2012,48(10):558-560.

[11] 李智,张根耀,王蓓,等. 基于中值滤波和小波变换的图像去噪[J]. 现代电子技术,2014,37(13):72-74.

[12] 朱希安,曹林. 小波分析及其在数字图像处理中的应用[M]. 北京:电子工业出版社,2012:42-45.

[13] 聂真真. 基于小波阈值去噪算法的研究[J]. 科教导刊,2011,18:122-123.

[14] 李月琴,栗苹,闫晓鹏,等. 无线电引信信号去噪的最优小波基选择[J]. 北京理工大学学报:自然科学版,2008,28(8):723-726.

[15] 周玉林,毛家发,熊鹏荣. 基于 SNR 和 PSNR 特征的净图定量描述方法的研究[J]. 上饶师范学院学报,2009,29(3):81-85.

[16] 黄兆杰,金思毅,王莉. 化工过程强制去噪小波滤波最优分解层数的选取[J]. 青岛科技大学学报:自然科学版,2013,34(3):260-264.

Research on an Improved De-Noising Method for Artery CT Images

CHEN Ping-yun, LIN Chun-shen

(School of Chemical Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350000, China)

Abstract: Because of other common medical image de-noising methods are not comprehensive in the process of image de-noising. It damages the image's definition, so this paper came up with a modified median wavelet de-noising method to de-noise. Used the Brige-Massart penalty policy and combined with the image itself noise to determine each layer threshold. Other variables are introduced by the control variable method in the process of de-noising. Combined with the Purpose and effect of image de-noising, the threshold did hard threshold processing based on computed tomography (CT) image grey value characteristics of artery territory. Lastly, through experiments, it is concluded that the R_{PSN} , R_{SN} and E_{MS} of the improved de-noising method are superior to other methods.

Keywords: computed tomography; images de-noising; artery; wavelet transform; threshold; median filtering

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 吴逢铁)