

医学CT序列图像的混合去噪算法

陈锦林, 原培新

(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 医学CT(computer tomography)序列图像会因为各种原因而掺杂噪声,去噪能够有效地提高图像的质量. 常见的去噪算法都是针对单张图像进行,考虑到CT序列图像之间具有很高的相似性,本文提出一种基于相邻图像结构相似性的混合去噪算法. 该算法首先计算序列图像的最大和最小灰度值,根据灰度值绘制直方图,设定相关阈值参数,根据筛选之后的直方图计算窗宽窗位,然后进行调窗处理. 之后计算目标图像与其前后相邻图像之间的结构相似性,最后根据结构相似性对3张图片混合使用BM3D和高斯滤波2种去噪算法. 通过对比实验表明,该算法在均方误差、峰值信噪比和结构相似性三方面都有所提高,能够有效地提高图像质量.

关键词: 医学CT序列图像;结构相似性;混合去噪算法;直方图;调窗处理

中图分类号: TP 391.41;TN 911.73 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)04-0464-10

Hybrid Denoising Algorithm for Medical CT Sequence Images

CHEN Jin-lin, YUAN Pei-xin

(School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: YUAN Pei-xin, E-mail: NEUypx@163.com)

Abstract: The medical CT sequence images dopes noise for various reasons. Denoising can effectively improve image quality. The common algorithms are used for single image, while the CT sequence images have high similarity between adjacent images. Therefore, this paper proposes a hybrid denoising algorithm based on the structural similarity. Firstly, a histogram is drawn according to the maximum and minimum gray value. Secondly, relevant threshold parameters are set to calculate the window width and window level, and then conduct window adjustment. Thirdly, the structural similarity of the target image and its adjacent images are calculated. Finally, BM3D and Gaussian filtering algorithms are mixed for three images according to structural similarity. Experimental results show that the algorithm can improve the mean square error, peak signal-to-noise ratio and structural similarity, which effectively improves the image quality.

Key words: medical CT sequence images; structural similarity; hybrid denoising algorithm; histogram; window adjustment

医学CT图像会因为电流扰动、扫描方式,以及医学设备自带的电子干扰等因素而掺杂噪声. 基于投影域滤波和迭代重建滤波,都是对CT扫描数据进行处理,受到较大的限制. 基于图像处理的滤波,则不受这样的限制,其应用更为广泛^[1]. 目前图像处理滤波主要分为两种:基于深度学习去噪和传统滤波去噪.

基于深度学习去噪的滤波算法主要有:Chen等^[2]将轻量级的三层卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)用于CT图像去噪;在此基础上,Nishio等^[3]提出自编码卷积网络;Chen等^[4]进一步将残差结构和编解码网络相结合,提出残差编解码卷积神经网络,在噪声抑制和结构保持方面取得了良好的效果. 基于深

度学习去噪的滤波算法,网络结构复杂,需要训练模型,耗费大量的算力.因此本文采用的是传统滤波去噪的算法.

传统滤波去噪算法主要有非局部均值(non-local means, NLM)滤波算法^[5]、三维块匹配(block matching 3D, BM3D)滤波图像去噪算法^[6]、K均值奇异值分解(K-means singular value decomposition, K-SVD)算法^[7-8]以及图像块期望对数似然估计(expected patch log likelihood, EPLL)算法^[9].非局部均值滤波算法首先将图像分成不同的块,然后在整张图像中搜索与块相似的区域,最后对这些相似的区域计算平均值;三维块匹配滤波图像去噪算法也是利用图像块之间的相似性,搜索图像寻找相似块,得到块组,通过时域的维纳滤波和频域的小波滤波处理,最后将滤波后的图像块匹配到原图像对应的位置;K均值奇异值分解算法是一种基于稀疏理论的经典去噪方式,采用交替迭代优化的方式(稀疏编码和字典更新)对稀疏模型求解.在此过程中,传统的K-SVD算法一次只更新字典中的1个原子,更新原子的最优解为残差矩阵SVD分解后最大奇异值所对应的特征向量^[10].图像块期望对数似然估计算法,其核心内容是首先充分挖掘外部图像块的统计特性,并且使用高斯混合模型对图像块建模,最后实现先验信息的估计.综合对比之后,选择BM3D算法,并且基于相邻图像的结构相似性,混合使用高斯滤波算法. BM3D算法本质上是低通滤波算法,能够很好地保留图像的边缘纹理,但是会存在过平滑的问题.高斯滤波可以减少图像的过平滑问题,因此混合使用两种算法.

在进行去噪之前还需要先对CT图像进行调窗处理,默认的情况是(127.5, 255),调窗处理的关键是找到特定的窗宽窗位. Ohhashi等^[11]提出一种基于神经网络算法来寻找核磁共振图像的窗宽窗位,该算法首先是将灰度直方图特性与核磁共振图像空间统计特性相结合,然后使用基于分层神经网络算法估算窗宽窗位.这一算法过程繁杂,且随着神经网络的不断发展,其算力已经无法满足当前要求.周振环等^[12]提出一种针对直方图分布为双峰情况的自动调窗算法.该算法首先是去除直方图最左边的高峰,然后寻找剩余直方图部分的极小值点作为窗底,最大值点作为窗位,最后通过公式计算得到窗宽;沈琴等^[13]提出一种改进的核磁共振图像自动调窗算法.该算法首先从0开始累加直方图面积,并将累加面

积占总面积72%的灰度值点作为窗位,最后通过大量实验总结得到窗宽为508.这一算法设置特定窗宽,局限性较强,随着医学设备的不断升级,窗宽为508无法很好地适应所有的医学图像.吕磊等^[14]提出一种16位灰度图像自动调窗算法.该算法首先将直方图类型分为4种,分别是普通单峰直方图、普通双峰直方图、灰度集中单峰直方图和灰度靠右边的双峰直方图,然后根据不同类型的直方图计算相应的最佳窗宽窗位.

在读取医学CT序列图像时,逐张地设置窗宽窗位,效率低下.本文算法针对整个序列图像,通过设置不同的阈值进行处理.首先根据序列图像的最大和最小灰度值绘制整个序列图像的直方图,其次设置相关参数,然后遍历直方图去除频数小于阈值 T_0 的部分,再次遍历直方图将相邻两组频数小于阈值 T_1 的部分合并,最后根据直方图计算窗宽窗位.

通过对比实验表明,先自适应调窗处理,然后再基于相邻图像结构相似性进行混合去噪的算法,相较于其他去噪算法,在均方误差、峰值信噪比和结构相似性三方面有所提高,图像质量得到提高.

1 准备知识

1.1 DICOM 图像标准

医学CT图像使用的是DICOM(digital imaging and communication in medicine)图像标准, DICOM PS3.1 2022b是最新标准^[15].该标准定义了医学影像及相关信息的组成格式和交换方式^[16],这使得医学图像可以在不同设备之间交换与存储.在该标准中图像由文件头和数据元素两部分组成,其中文件头标识了数据的相关信息,由导言、前缀、信息元素等构成^[17],数据元素由四部分组成,分别是标签、值类型、值长度以及数据域.标签可分为两个部分:组号(前2个字节)和元素号(后2个字节)^[18]. DICOM标准示意图如图1所示.

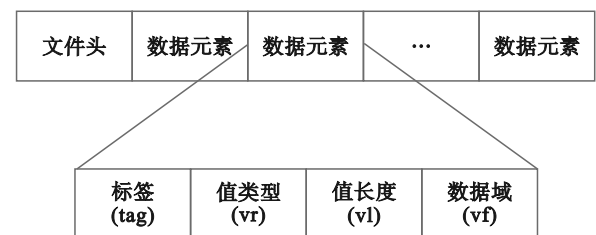


图1 DICOM标准示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the DICOM standard

DICOM 中较为重要的标签 (tag) 有 Patient Name (0010|0010), Patient ID (0010|0020), Samples Per Pixel (0028|0002), Rows (0028|0010), Columns (0028|0011), Rescale Intercept (0028|1052) 以及 Rescale Slope (0028|1053).

1.2 BM3D 与 高斯滤波算法

BM3D 算法可以分为两大步骤, 分别是基础估计和最终估计, 算法的整体流程图如图 2 所示.

1) 基础估计: 首先对含噪图像的每一个目标图像块按照结构相似性在其相邻区域内遍历寻找相似块, 以此来获得第一个三维图像块组. 然后对该块组进行三维变换处理, 使用硬阈值的小波滤波去噪, 实现初步去噪, 最后再对初步滤波处理后的图像块加权合成为中间图像.

2) 最终估计: 首先使用相同的块匹配方法让中间图像的每一个目标图像块找到相似块, 以此来获得第二个三维图像块组. 然后对这 2 个块组进行处理, 处理的方法为, 将中间图像对应的块组作为真实图像块组的能量谱, 利用该能量谱对原图进行维纳滤波, 以此来获得最终的去噪图像模块, 最后使用加权合成去噪之后的图像^[19-21].

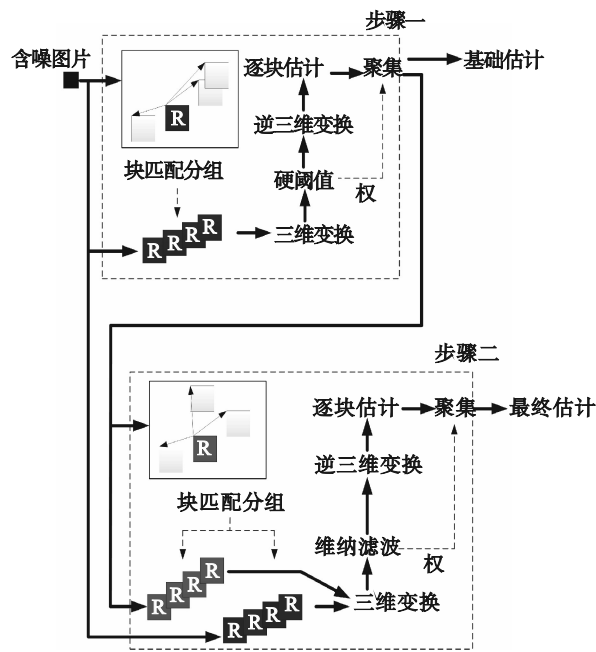


图 2 BM3D 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of BM3D algorithm

高斯滤波是线性平滑滤波的一种, 适用于消除高斯噪声, 其基本流程是: 使用一个模板扫描整幅图像, 用模板确定的邻域内像素的加权平均值去替代模板中心像素点的值. 在高斯滤波中, 会将中心点的权重值加大, 远离中心点的权重值减小^[19].

2 混合去噪算法

2.1 自适应调窗

调窗处理是指在 16 位的 CT 图像中选择一个特定的灰度范围, 并将其映射到 (0, 255) 范围进行显示. 对于大于这一特定范围的像素全部置为 255 (白色), 小于这一特定范围的像素全部置为 0 (黑色). 增大窗宽, 能够显示更多信息, 灰度范围更广, 但是不同组织之间分辨率和对比度低. 减小窗宽, 能够提高分辨率, 但是所能显示的信息减少. 原始的图像数据与显示图像数据之间的线性映射关系如式 (1) 所示. 医学 CT 图像窗宽窗位示意图如图 3 所示.

$$g(i, j) = \begin{cases} 0, & f(i, j) < c - \frac{w}{2}; \\ \frac{255}{w} \left(f(i, j) - c + \frac{w}{2} \right), & c - \frac{w}{2} \leq f(i, j) \leq c + \frac{w}{2}; \\ 255, & f(i, j) > c + \frac{w}{2}. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $g(i, j)$ 为显示图像数据; $f(i, j)$ 为原始图像数据; c 为窗位; w 为窗宽.

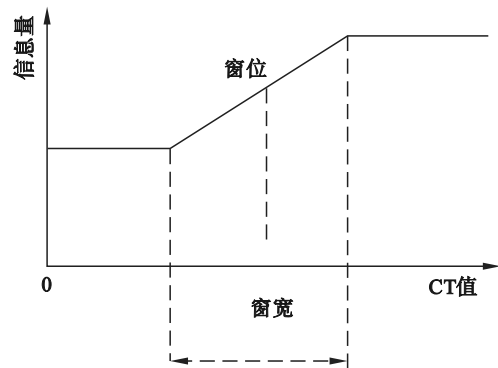


图 3 窗宽窗位示意图

Fig. 3 Schematic diagram of window width and window level

自适应调窗处理步骤:

1) 读取医学 CT 序列图像. 具体来说, 可以是直接从医疗图像采集设备上获得的原始图像数据, 也可以是原始图像数据经过处理之后的图像.

2) 遍历整个序列图像, 找到最大灰度值 G_{max} 和最小灰度值 G_{min} . 设置直方图的组数 n_{bins} 为 256, 组距 H_{bins} 由图像灰度值和组数共同决定, 见式 (2). 因为是灰度图像, 故设置组元为 1. 再次遍历序列图像, 绘制直方图. 若序列图像过多, 也可以采用等距采样遍历图像, 这样可以保证算法有较高的计算速度. 采样距离需慎重选择, 以免影

响最终结果.

$$H_{bins} = \frac{G_{max} - G_{min}}{n_{bins}}. \quad (2)$$

3) 遍历直方图,计算总的频数 T ,并且由总频数设置阈值 T_0 和阈值 T_1 , 见式(3):

$$\left. \begin{aligned} T_0 &= T \times N_0, \\ T_1 &= T \times N_1. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中, N_0 和 N_1 为可调数据,其范围为(0.000 5~0.002 5).

4) 遍历直方图,去除频数阈值小于 T_0 的部分.频数小于阈值 T_0 的部分所包含的信息较少,去除之后可以较好地突出峰值部分.将所有频数大于阈值 T_0 的部分保存在数组 Ary 中,由数组 Ary 构成新的直方图.

5) 遍历新的直方图,计算每一组与其相邻组频数的差值 d , $d = Ary_{i+1} - Ary_i$,将相邻两组频数的差值 d 小于阈值 T_1 的部分进行合并.

6) 遍历直方图,计算剩余的组数 B .计算窗宽窗位,见式(4):

$$\left. \begin{aligned} c &= B \times H_{bins} \times 0.125, \\ w &= B \times H_{bins} + c. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

7) 将窗宽窗位灰度值范围映射到(0, 255)范围内,见式(5)和式(6):

$$H = f(i, j) \times S + I, \quad (5)$$

$$g(i, j) = \begin{cases} 0, & H < c - \frac{w}{2}; \\ \frac{255}{w} \left(H - c + \frac{w}{2} \right), & c - \frac{w}{2} \leq H \leq c + \frac{w}{2}; \\ 255, & H > c + \frac{w}{2}. \end{cases} \quad (6)$$

式中: H 表示转换之后的图像; S 为斜率,其在 DICOM 中的标签为(0028| 1053); I 为截距,其在 DICOM 中的标签为(0028| 1052).

先将灰度值转换为 CT 值,然后再进行线性映射. CT 值属于医学领域的概念,它是测定人体某一局部组织或者器官密度大小的一种计量单位,通常称为亨氏单位(Hounsfield, HU),其反映了人体组织对于 X 射线的吸收程度.人体各个组织的 CT 值范围是(-1 000~+1 000 HU),水为 0 HU,骨头一般在 500~1 000 HU.调窗处理流程图如图 4 所示.

2.2 混合去噪算法

自适应调窗处理之后,整个序列图像使用同一组窗宽窗位,然后对其进行混合去噪,具体步骤如下:

1) 遍历整组未调窗图像,将其分为三种情

况,第一张图像,最后一张图像以及其他图像.

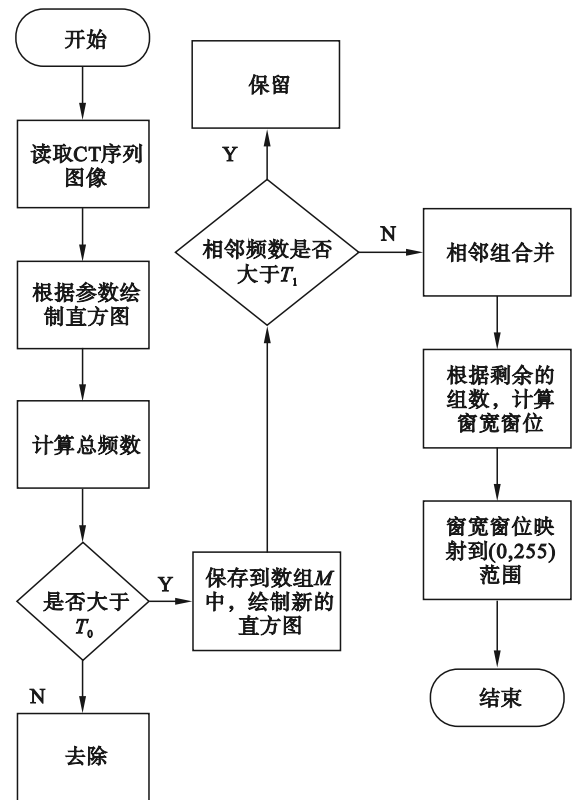


图4 调窗处理流程图

Fig. 4 Flow chart of window adjustment

2) 第一张图像相邻图像为第二张图像,最后一张图像相邻图像为倒数第二张图像,其余情况相邻图像为前后两张图像.计算这些未调窗处理的图像与目标图像的结构相似性(structural similarity, SSIM),计算见式(7):

$$\text{sim}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}. \quad (7)$$

式中: μ_x 和 σ_x^2 为 x 方向的平均值和方差; μ_y 和 σ_y^2 为 y 方向的平均值和方差; σ_{xy} 为 x 和 y 方向的协方差; c_1 和 c_2 是两个维持稳定的变量,其中 $c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$, 并且 L 为像素的动态范围,默认情况下有 $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.01$.

3) 遍历整组调窗处理之后的图像,对目标图像使用 BM3D 去噪,对相邻图像使用高斯滤波去噪.

4) 对滤波完的图像进行加权融合,各个图像占比 k 见式(8):

$$\left. \begin{aligned} k &= \frac{1.5}{(1 + \text{sim}_{pre} + \text{sim}_{next})}, \\ k_{pre} &= \frac{1}{(1 + \text{sim}_{pre} + \text{sim}_{next})}, \\ k_{next} &= \frac{1}{(1 + \text{sim}_{pre} + \text{sim}_{next})}. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: $sim, sim_{pre}, sim_{next}$ 分别表示目标图像、目标图像前一张、目标图像后一张的结构相似性; k, k_{pre}, k_{next} 分别表示目标图像、目标图像前一张、目标图像后一张所占权重. 混合去噪算法流程图如图 5 所示.

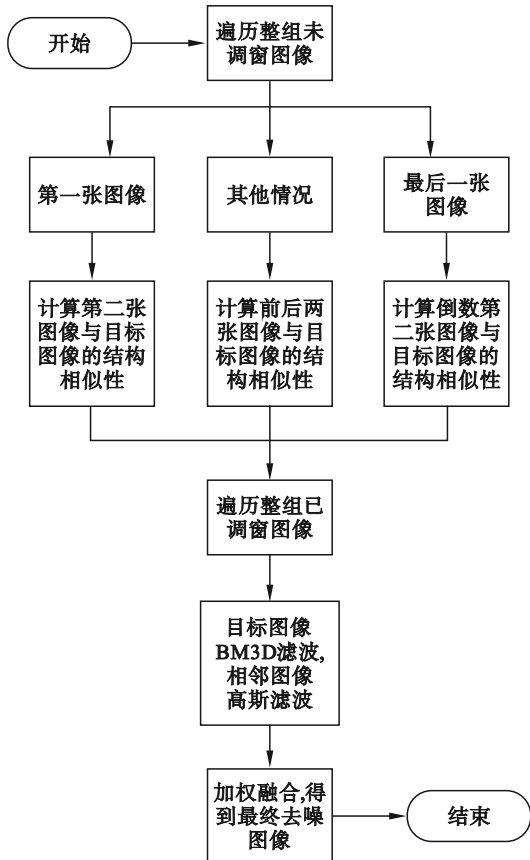


图 5 混合去噪算法流程图

Fig. 5 Flow chart of hybrid denoising algorithm

3 实验与分析

为验证本文算法的可行性, 在 MathWorks 公司的 Matlab R2016b 平台上实现本文算法编程, 医学 CT 序列图像均来自于 DICOM Library.com, 所有图像均已隐去个人信息, 可以用于科研.

3.1 腰椎 CT 序列图像的去噪

腰椎 CT 序列图像 361 张, 每张图像尺寸为 512 像素×512 像素, 整个序列图像的最大灰度值 $G_{max} = 3\ 948$, 最小灰度值 $G_{min} = 0$, DICOM 图像中的斜率 $S = 1$, 截距 $I = -1\ 000$. 设置直方图组数 $n_{bins} = 256$, 组元为 1, 组距取整 $H_{bins} = 15$, 绘制序列直方图. 对其进行自适应调窗处理, 其中可调数据 $N_0 = 0.001\ 5$ 和 $N_1 = 0.001\ 5$, 序列直方图对比如图 6 所示. 从直方图可以看出, 腰椎 CT 序列图像只有一个波峰, 波峰与其余部分对比明显. 因此在选择窗宽窗位的时候要尽量突出波峰部

分, 其余部分所包含信息较少. 调窗处理之后组数由原来的 256 降为 30, 直方图的重要信息更为集中, 隐去了不重要的信息. 选取腰椎 CT 图像的第 100 张图像进行调窗处理的显示, 如图 7 所示.

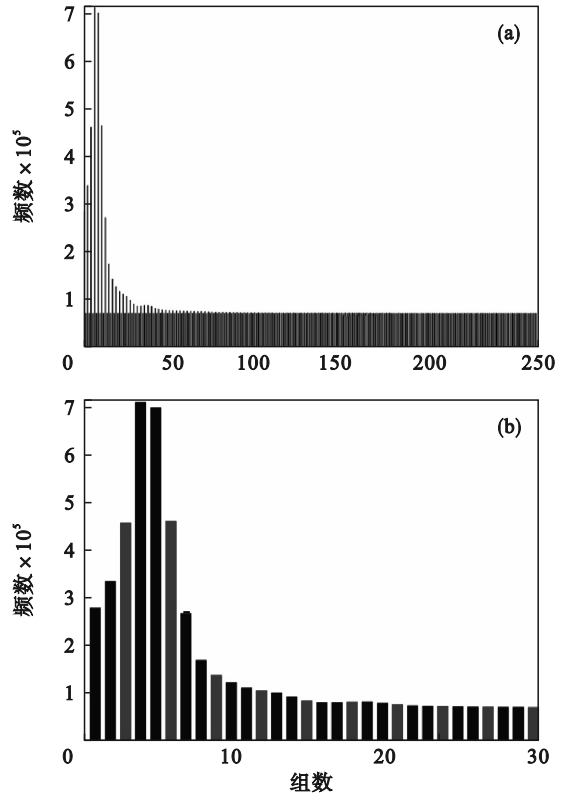


图 6 腰椎 CT 序列直方图

Fig. 6 CT sequence histogram of lumbar spine (a)—原始; (b)—处理后.

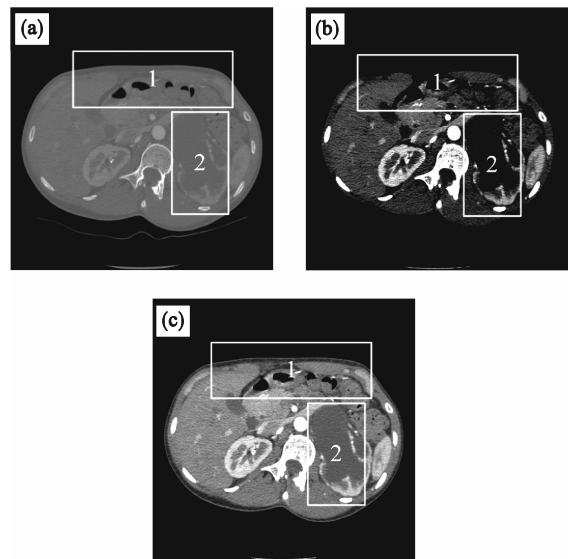


图 7 腰椎 CT 图像调窗处理

Fig. 7 Window adjustment of lumbar spine CT images (a)—直接映射; (b)—默认情况; (c)—自适应调窗处理.

从图 7 可以看出, 直接映射情况下, 图像整体颜色偏淡, 骨骼与肾脏、肺部等软组织对比度较

低;默认窗宽窗位情况下,整体偏暗,白框标出的区域 1,在边缘部分无法辨别,白框标出的区域 2,中间组织颜色过黑,与背景颜色无法区分;自适应调窗处理情况下,图像整体更为明亮,边缘部分清晰,各组织分辨率更高,其效果更佳.腰椎 CT 图像如图 8 所示.

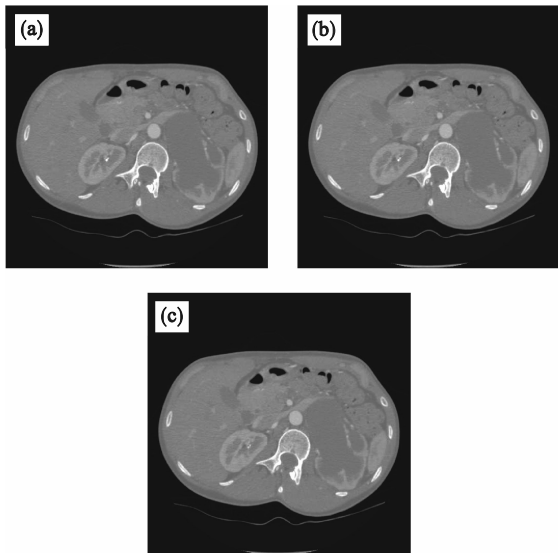


图 8 腰椎 CT 图像

Fig. 8 Lumbar spine CT images

(a)—第 99 张; (b)—第 100 张; (c)—第 101 张.

CT 序列图像之间结构相似性很高,3 张图像

直观上观察并无明显区别.对多组图像计算结构相似性,实验结果如表 1 所示.结构相似性均在 0.95 以上,大部分保持在 0.98 以上.

完成调窗处理之后,对图像进行去噪处理,并且对照其他去噪算法,包括维纳滤波、BM3D、K-SVD 在内的 9 种算法,实验结果如图 9 所示.本文算法去噪之后图像整体更为明亮,白框标出的区域 1,边缘部分清晰可见,白框标出的区域 2 与骨骼的对比度更高,与去噪前相比,骨骼部分更为清晰;其他去噪算法,效果一般,边缘部分不清晰,去噪前后对比不明显,K-SVD 算法去噪后图像更加模糊.因此从主观上来看,本文算法更佳.

为了避免实验结果受到人为因素的影响,需要添加客观评价.选择均方误差 (mean-square error, MSE), 峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 以及结构相似性作为评价标准.计算如式(9)所示:

$$\left. \begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (k(i,j) - r(i,j))^2, \\ \text{PSNR} &= 10 \times \lg \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right). \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $M \times N$ 表示图像尺寸 (512 像素 \times 512 像素);

表 1 CT 序列间的结构相似性
Table 1 SSIM of CT sequences

腰椎	骨架	膝盖	头部女	头部男	髋部女	髋部男	骨盆男	踝关节	肩部男
0.990 9	0.955 6	0.992 1	0.990 2	0.990 0	0.970 6	0.968 2	0.989 7	0.975 1	0.988 2

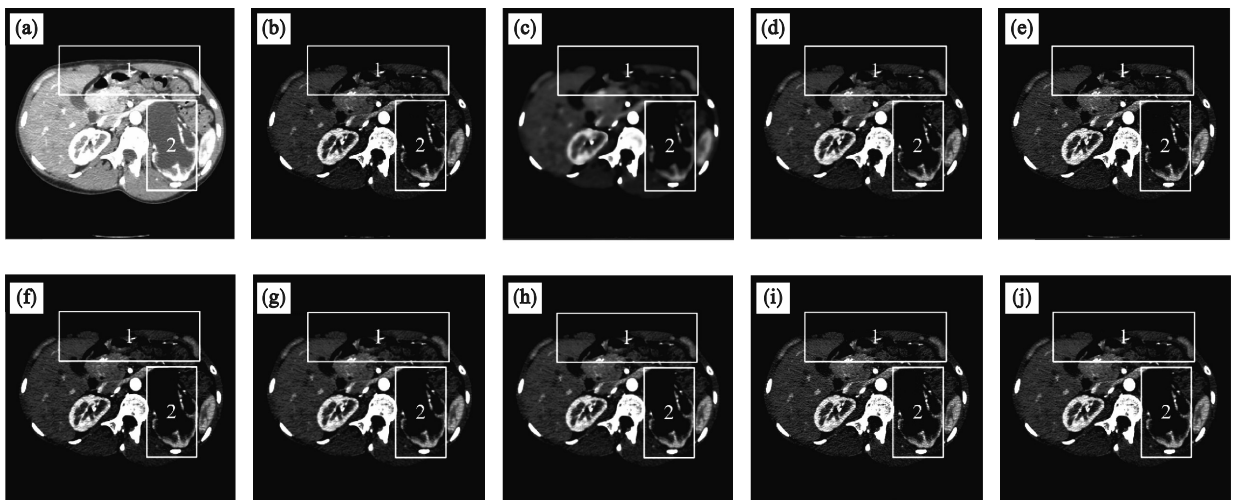


图 9 腰椎 CT 图像去噪对比 (1)

Fig. 9 Comparison of lumbar spine CT images denoising (1)

(a)—本文算法; (b)—维纳滤波; (c)—K-SVD; (d)—NLM; (e)—BM3D; (f)—中值滤波;
(g)—均值滤波; (h)—高斯滤波; (i)—双边滤波; (j)—各向异性滤波.

$k(i,j)$ 为直接映射的图片数据; $r(i,j)$ 为去噪之后的图片数据.对整组图像进行客观评价,然后取平均值,计算结果见表2.从表中可以看出,本文算法优于其他算法.

鉴于本文的混合去噪算法是在调窗之后再继续进行去噪,与传统算法相比增加了调窗的步骤.因此做1组对照实验,对调窗之后的图像使用其

他去噪算法,与本文算法作比较,实验结果如图10所示.与其他算法相比,本文算法去噪之后骨骼部分更为清晰,去噪效果更佳.客观评价依据如表3所示.虽然在结构相似性上低于K-SVD和高斯滤波算法,但是K-SVD算法去噪之后使得图像更为模糊;高斯滤波的均方误差和峰值信噪比都不如本文算法,本文算法更为优异.

表2 腰椎CT图像客观评价(1)
Table 2 Objective judgement of lumbar spine CT images (1)

评价标准	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
MSE	19.661 7	104.491 8	106.853 1	104.768 4	103.511 6	104.627 9	104.655 4	104.876 5	103.347 5	104.231 8
PSNR/dB	35.685 9	27.974 3	27.871 4	27.961 2	28.017 8	27.968 1	27.966 0	27.956 2	28.025 4	27.985 6
sim	0.777 4	0.574 7	0.660 0	0.594 5	0.554 0	0.581 2	0.597 0	0.605 9	0.547 4	0.575 3

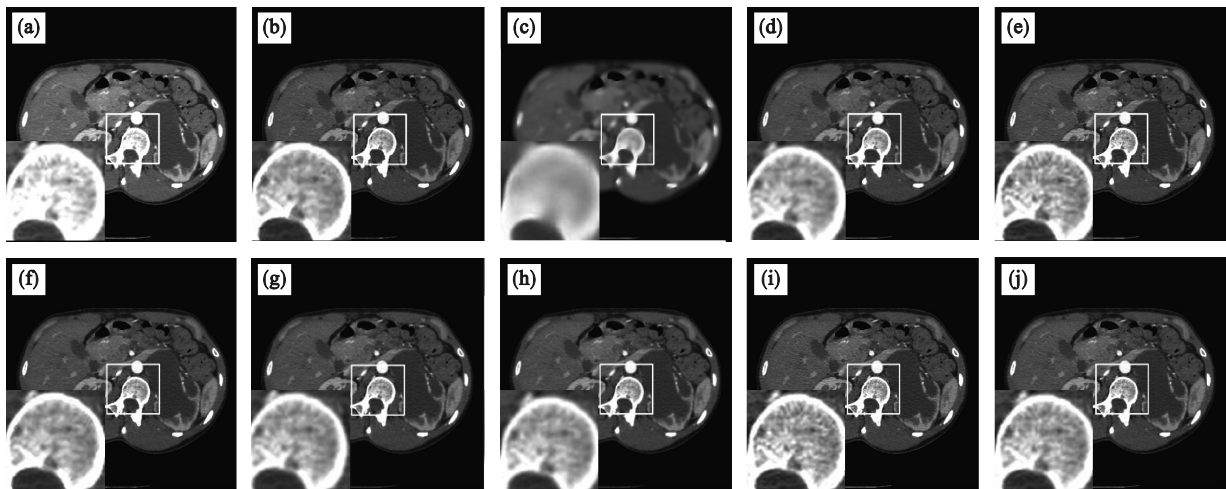


图10 腰椎CT图像去噪对比(2)

Fig. 10 Comparison of lumbar spine CT images denoising (2)
(a)—本文算法; (b)—维纳滤波; (c)—K-SVD; (d)—NLM; (e)—BM3D; (f)—中值滤波;
(g)—均值滤波; (h)—高斯滤波; (i)—双边滤波; (j)—各向异性滤波.

表3 腰椎CT图像客观评价(2)
Table 3 Objective judgement of lumbar spine CT images (2)

评价标准	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
MSE	19.661 7	27.723 3	25.165 5	27.733 0	28.008 0	27.664 8	27.801 6	27.650 3	28.260 2	27.898 7
PSNR/dB	35.685 9	33.983 6	34.520 5	33.994 4	33.928 9	33.997 2	33.991 3	34.027 9	33.887 1	33.960 0
sim	0.777 4	0.749 6	0.812 8	0.769 5	0.743 0	0.756 1	0.771 8	0.780 4	0.724 4	0.753 6

3.2 骨架CT序列图像的去噪

使用包括维纳滤波、BM3D在内的10种算法对9组CT图像去噪,计算均方误差、峰值信噪比和结构相似性.计算结果如表4~6所示.本文算法在客观数据上都优于其他算法.

从表1可知,骨架序列自身的结构相似性只有0.955 6,是10组CT序列中最低的一组,选取其作为对照实验进行分析.骨架CT序列图像404张,每张图像尺寸为512像素×512像素,序列

图像最大灰度值 $G_{max}=4095$,最小灰度值 $G_{min}=0$,DICOM图像中的斜率 $S=1$,截距 $I=-1024$,组距取整 $H_{bins}=15$,可调数据 $N_0=0.0015$, $N_1=0.0015$.去噪实验结果如图11所示.相较其他算法,本文算法去噪后图像整体更为明亮,边缘清晰,对比度更高.自适应调窗后去噪,对比结果如图12所示.本文算法去噪后骨骼部分更为清晰,图像平滑,去噪效果更佳.客观评价依据如表7所示,可知本文算法更优.

表4 去噪后的均方误差
Table 4 MSE after denoising

部位	MSE									
	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
骨架	31.436 0	57.095 9	55.454 0	56.807 2	56.748 1	57.113 0	54.555 6	54.158 4	56.710 8	56.838 4
膝盖	21.783 0	30.068 1	29.906 4	30.030 5	30.015 7	30.056 7	29.891 7	29.891 3	30.010 3	30.054 7
头部女	13.113 2	28.145 4	27.435 6	27.973 5	28.029 4	28.090 8	27.602 4	27.549 7	28.018 2	28.074 8
头部男	21.928 2	38.183 4	37.271 5	38.025 6	38.049 1	38.142 8	37.647 3	37.591 1	38.036 0	38.106 9
髋部女	55.292 5	74.290 9	73.923 5	74.235 7	74.213 6	74.270 9	74.089 4	74.077 8	74.207 0	74.271 1
髋部男	44.590 3	80.712 8	80.360 5	80.668 9	80.694 5	80.697 4	80.551 9	80.508 5	80.693 5	80.699 7
骨盆男	57.087 6	94.132 4	93.540 0	94.002 8	94.105 0	94.075 4	93.689 3	93.658 9	94.102 9	94.123 1
踝关节	24.592 6	29.602 8	29.259 8	29.549 5	29.564 5	29.587 7	29.414 7	29.413 5	29.563 1	29.586 5
肩部男	53.722 2	94.426 3	94.047 4	94.270 5	93.863 3	94.439 7	94.171 5	94.203 0	93.841 9	94.234 5

表5 去噪后的峰值信噪比
Table 5 PSNR after denoising

部位	PSNR/dB									
	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
骨架	33.384 7	30.629 9	30.758 3	30.652 5	30.657 8	30.628 6	30.833 4	30.866 2	30.661 2	30.650 1
膝盖	34.810 2	33.430 6	33.453 0	33.435 7	33.438 8	33.432 2	33.456 4	33.456 3	33.439 6	33.432 4
头部女	37.718 4	33.843 5	33.967 6	33.873 1	33.863 6	33.853 0	33.938 5	33.948 1	33.865 6	33.855 6
头部男	34.867 9	32.372 0	32.484 7	32.391 1	32.388 7	32.376 9	32.438 1	32.445 4	32.390 5	32.381 4
髋部女	31.014 2	29.726 8	29.749 2	29.730 4	29.730 3	29.728 0	29.740 2	29.740 8	29.730 7	29.727 7
髋部男	31.768 8	29.136 6	29.156 5	29.139 0	29.137 7	29.137 4	29.145 4	29.148 0	29.137 7	29.137 4
骨盆男	30.594 1	28.394 0	28.421 5	28.400 0	28.395 3	28.396 7	28.414 6	28.416 0	28.395 4	28.394 4
踝关节	34.371 5	33.512 2	33.566 1	33.520 7	33.518 4	33.514 6	33.542 8	33.542 9	33.518 7	33.514 8
肩部男	30.897 5	28.401 9	28.419 7	28.408 9	28.427 2	28.401 3	28.414 0	28.412 7	28.428 2	28.410 4

表6 去噪后的结构相似性
Table 6 SSIM after denoising

部位	sim									
	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
骨架	0.579 5	0.495 5	0.526 3	0.504 1	0.495 6	0.496 9	0.516 1	0.519 5	0.492 7	0.499 5
膝盖	0.719 5	0.690 1	0.697 9	0.692 4	0.689 0	0.690 6	0.693 1	0.693 9	0.688 6	0.691 0
头部女	0.846 8	0.829 8	0.842 4	0.834 8	0.828 2	0.830 9	0.836 1	0.837 6	0.825 5	0.831 8
头部男	0.684 4	0.666 4	0.678 2	0.671 3	0.666 3	0.667 2	0.672 8	0.674 0	0.664 1	0.668 7
髋部女	0.598 2	0.523 9	0.543 2	0.532 0	0.522 4	0.525 1	0.532 5	0.535 7	0.521 8	0.528 0
髋部男	0.575 6	0.572 3	0.595 9	0.582 2	0.568 3	0.574 4	0.582 7	0.586 8	0.564 7	0.576 1
骨盆男	0.729 6	0.526 5	0.553 3	0.539 1	0.523 3	0.528 8	0.540 6	0.545 0	0.522 4	0.533 0
踝关节	0.684 7	0.666 1	0.671 5	0.668 1	0.666 5	0.666 4	0.668 9	0.669 3	0.666 3	0.667 4
肩部男	0.665 8	0.531 8	0.572 5	0.553 0	0.533 5	0.534 4	0.550 7	0.562 0	0.532 5	0.545 1

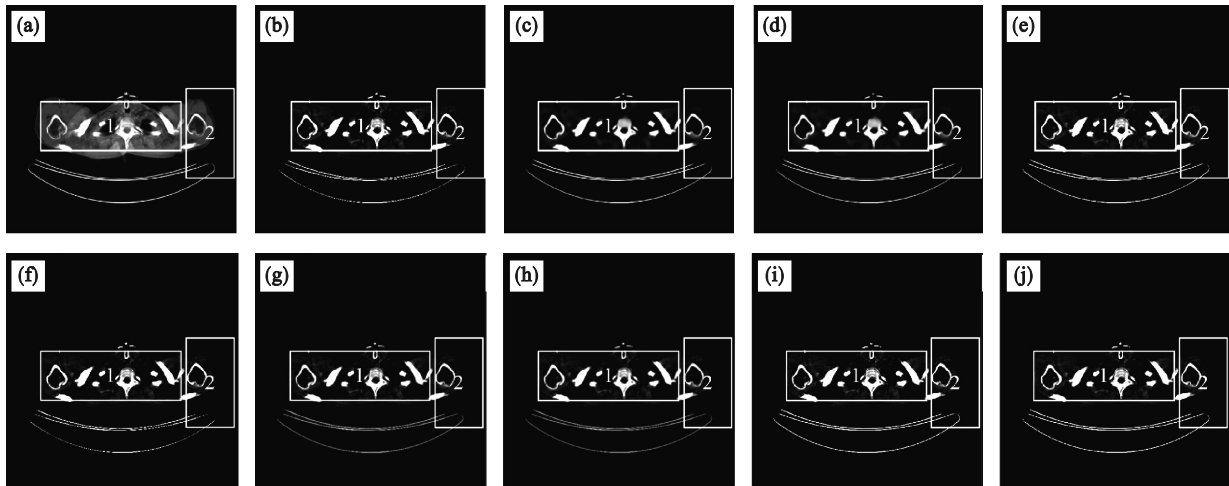


图 11 骨架 CT 图像去噪对比(1)

Fig. 11 Comparison of skeleton CT images denoising (1)

(a)—本文算法; (b)—维纳滤波; (c)—K-SVD; (d)—NLM; (e)—BM3D; (f)—中值滤波;
(g)—均值滤波; (h)—高斯滤波; (i)—双边滤波; (j)—各向异性滤波.

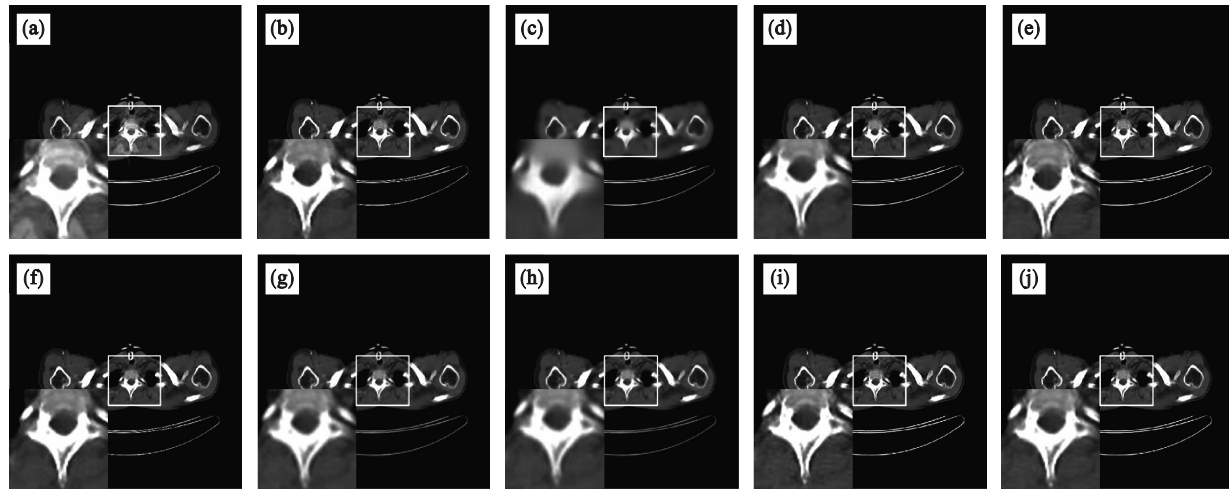


图 12 骨架 CT 图像去噪对比(2)

Fig. 12 Comparison of skeleton CT images denoising (2)

(a)—本文算法; (b)—维纳滤波; (c)—K-SVD; (d)—NLM; (e)—BM3D; (f)—中值滤波;
(g)—均值滤波; (h)—高斯滤波; (i)—双边滤波; (j)—各向异性滤波.

表 7 骨架 CT 图像客观评价

Table 7 Objective judgement of skeleton CT images

评价标准	本文算法	维纳滤波	K-SVD	NLM	BM3D	中值滤波	均值滤波	高斯滤波	双边滤波	各向异性滤波
MSE	31.4360	36.4355	34.0527	36.5173	36.3926	36.5289	34.2874	33.9610	36.4081	36.2829
PSNR/dB	33.3847	32.7146	33.0893	32.7151	32.7193	32.7043	33.0177	33.0649	32.7176	32.7382
sim	0.5795	0.5620	0.5867	0.5692	0.5616	0.5638	0.5781	0.5815	0.5589	0.5661

4 结 论

1) 本文提出的基于相邻图像结构相似性的混合去噪算法,先进行自适应调窗,后进行混合去噪,加权融合,实验结果表明,相较于其他算法,本文算法有更加优异的性能.

2) 混合去噪之后进行加权融合时,加权系数可直接沿用本文结论,若需要更高的精度可以根据实际情况作适当的微调.

3) 本文的自适应调窗处理,能够根据不同的医学 CT 序列图像计算出一个适合整个序列的窗宽窗位,对于其中的可调数据,通常情况下

可以沿用本文的 $N_0=0.0015$ 和 $N_1=0.0015$, 若需要更高精度, 也可以在原有基础上进行适当的微调.

参考文献:

- [1] Balda M, Hornegger J, Heismann B. Ray contribution masks for structure adaptive sinogram filtering [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(6): 1228–1239.
- [2] Chen H, Zhang Y, Zhang W H, et al. Low-dose CT via convolutional neural network [J]. *Biomedical Optics Express*, 2017, 8(2): 679–694.
- [3] Nishio M, Nagashima C, Hirabayashi S, et al. Convolutional auto-encoder for image denoising of ultra-low-dose CT [J]. *Heliyon*, 2017, 3(8): e00393.
- [4] Chen H, Zhang Y, Kalra M K, et al. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(12): 2524–2535.
- [5] Yamanappa W, Sudeep P V, Sabu M K, et al. Non-local means image denoising using Shapiro-Wilk similarity measure [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 66914–66922.
- [6] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080–2095.
- [7] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3766–3745.
- [8] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311–4322.
- [9] Zoran D, Weiss Y. From learning models of natural image patches to whole image restoration [C]//International Conference on Computer Vision (ICCV). Barcelona: IEEE, 2011: 479–486.
- [10] Huang S S, Zhu J B. Recovery of sparse signals using OMP and its variants: convergence analysis based on RIP [J]. *Inverse Problems*, 2011, 27(3): e035003.
- [11] Ohhashi A, Yamada S, Haruki K, et al. Automatic adjustment of display window (gray level) for MR images using a neural network [C]//International Society for Optics and Photonics. San Jose: SPIE, 1991: 63–74.
- [12] 周振环, 陈思平, 陶笃纯, 等. 医学图像的自动调窗与分割 [J]. *生物医学工程学杂志*, 2005, 22(2): 331–334.
- (Zhou Zhen-huan, Chen Si-ping, Tao Du-chun, et al. Medical image automatic adjusting window and segmentation [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2005, 22(2): 331–334.)
- [13] 沈琴, 蒋谟文, 骆建华. 一种改进的磁共振图像自动调窗算法 [J]. *中国医疗器械杂志*, 2011, 35(4): 253–255.
- (Shen Qin, Jiang Mo-wen, Luo Jian-hua. An improved auto-window algorithm for MR image [J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2011, 35(4): 253–255.)
- [14] 吕磊, 赵勋杰. 一种16位灰度图像自动调窗算法 [J]. *光电技术应用*, 2016, 31(4): 27–30, 45.
- (Lyu Lei, Zhao Xun-jie. Auto-window algorithm for 16-bit grayscale image [J]. *Electro-Optic Technology Application*, 2016, 31(4): 27–30, 45.)
- [15] Mantri M, Taran S, Sunder G. DICOM integration libraries for medical image interoperability: a technical review [J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2022, 15: 247–259.
- [16] Li X R, Morgan P S, Ashburner J, et al. The first step for neuroimaging data analysis: DICOM to NIfTI conversion [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2016, 264: 47–56.
- [17] Gueld M O, Kohnen M, Keyzers D, et al. Quality of DICOM header information for image categorization [C]//Medical Imaging 2002: PACS and Integrated Medical Information Systems: Design and Evaluation. San Diego, California, 2002: 280–287.
- [18] Chen L, Li C Q, Li C. Security measurement of a medical communication scheme based on chaos and DNA coding [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2022, 83: 103424.
- [19] Bashar F, El-Sakka M R. BM3D image denoising using learning-based adaptive hard thresholding [C]//Proceedings of the 11th Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications. Rome: IEEE, 2015: 204–214.
- [20] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3736–3745.
- [21] Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(11): 2744–2756.
- [22] Vo B N, Vo B T, Hoang H G. An efficient implementation of the generalized labeled multi-Bernoulli filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(8): 1975–1987.