

基于特征融合的非局部均值 CT 图像降噪

龙超^{1,2}, 金恒^{1,3}, 黎玲^{1,3}, 盛晋银^{1,3}, 段黎明^{1,2*}¹重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心, 重庆 400044;²重庆大学光电工程学院, 重庆 400044;³重庆大学机械与运载工程学院, 重庆 400044

摘要 针对现有非局部均值算法降噪后的计算机断层扫描(CT)图像仍存在边缘模糊、细小特征信息消失等问题, 提出一种特征融合的自适应非局部均值降噪方法。首先对中心像素进行相似性判断以排除非相似像素加权对降噪效果的影响; 然后从相似框矩阵最大特征值与像素间欧氏距离方面考虑图像的自相似性, 提出一种特征融合的高斯加权方法; 基于结构张量对自适应滤波系数进行上下确界约束, 解决了因目前滤波系数下确界为零而影响图像质量的问题。通过仿真和实际应用证明本文算法具有更好的保边缘和细节信息效果, 本文算法相较于非局部均值算法在结构相似度上平均提高了约 4%, 而峰值信噪比平均提高了近 4 dB。

关键词 X 射线光学; 计算机断层扫描图像; 自适应滤波; 特征融合; 非局部均值

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1134024

CT Image Denoising with Non-Local Means Based on Feature Fusion

Long Chao^{1,2}, Jin Heng^{1,3}, Li Ling^{1,3}, Sheng Jinyin^{1,3}, Duan Liming^{1,2*}

¹Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

²College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

³College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract For the problem that computer tomography (CT) images after denoising by the non-local mean algorithm cause edge fog and the disappearance of small feature information, an adaptive non-local mean denoising method based on feature fusion is proposed. Firstly, the similarity judgment of the center pixel is carried out to exclude the effect of non-similar pixels on the denoising effect. Then a Gaussian weighting method based on feature fusion is proposed, considering the self-similarity of images from the maximum eigenvalue of similar frame matrix and Euclidean distance between pixels. Finally, the supremum and infimum of the adaptive filter coefficient are constrained based on the structure tensor, which solves the problem that image quality is affected when the infimum of filter coefficient is zero. Simulations and practical applications prove that the proposed algorithm has better edge protection and detail information effect. The proposed algorithm improves the structure similarity by about 4% on average, and the peak signal to noise ratio increases by nearly 4 dB on average, compared with the non-local mean algorithm.

Key words X-ray optics; computer tomography image; adaptive filtering; feature fusion; non-local means

1 引言

计算机断层扫描(CT)是重要的无损检测手段。

在医学领域中,一般通过减少曝光时间、降低射线剂量等方法来减小辐射对人体的影响,但这些方法使 CT 图像中存在过多的随机噪声,造成图像质量下

收稿日期: 2022-01-17; 修回日期: 2022-03-11; 录用日期: 2022-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(52075057)

通信作者: *duanliming163@163.com

降,因此 CT 图像降噪一直是重要的研究问题。目前 CT 图像降噪主要从三个方面进行研究:一是在投影域对图像进行降噪^[1];二是在图像域进行降噪^[2];三是通过直接改进重建算法进行降噪^[3-5]。因为用图像域表示的图像能够对物体的描绘更加直接,所以图像域降噪是主要研究的方向。

目前对图像域降噪的方法以非局部均值(NLM)算法^[6]为主。NLM 算法利用图像的自相似性来达到降噪的目的,但存在一定的局限性:1)NLM 算法采用固定滤波系数;2)图像相似性只考虑了像素空间欧氏距离,且 NLM 算法将非相似的像素点加权,这也会对降噪结果产生影响;3)NLM 算法由于遍历了所有的像素点,计算复杂度增大。

对于 NLM 算法的固定滤波系数求解的问题,文献[7]给出了滤波系数与噪声方差的关系表达式,但这种方法引入了更多参数,增强了参数之间的耦合。文献[8]设计出一种基于结构张量的自适应滤波系数的 ST-NLM (Structure Tensor Non-local Means)算法,但是该方法在过大或过小的结构张量下,会使得滤波系数无限趋近于零,导致算法的降噪效果降低。文献[9]针对椒盐噪声,采用一种有效的自适应大小的窗口检测器来检测噪声,虽然该方法的性能指标优于 NLM 算法,但保边缘效果较差。对于 NLM 算法只采用欧氏距离进行高斯加权的问题,文献[10]利用余弦相似度改进 NLM 算法中的相似子块的相似度,该方法利用图像结构信息,能够更好地保持 CT 图像边缘结构信息,但容易造成图像的细小特征消失。文献[11]提出一种多重重构的 NLM 算法,利用 12 张 PET (Positron Emission Computed Tomography) 图像,对图像的同一样素点进行相似像素提取,然后进行 NLM 降噪,该方法相比于 NLM 算法具有更合理的相似性结构。文献[12]则采用 Bhattacharyya 距离来替代欧氏距离进行高斯加权,然而该方法只从图像的空间距离方面考虑图像的自相似性。文献[13]将 NLM 算法与小波阈值处理相结合,得到了比标准 NLM 算法降噪效果更好的图像,但它的滤波系数却是固定的,导致 CT 图像的细小特征难以保持。随着人工智能的普及,许多基于神经网络的 CT 图像降噪方法被研究^[14-19]。

以上研究虽对 NLM 算法进行了一些改进,但目前仍存在像素之间的自相似加权凭证单一、未多方面考虑图像自相似的问题,如图像的结构相似性、特征相似性、空间距离相似性等;并且在滑动相似

框中的像素进行加权时,对非相似像素也进行了高斯加权,最终使得降噪后的 CT 图像的细小特征难以保持。

针对 CT 图像降噪后细小特征难以保持的问题,本文首先对相似框中的中心像素点进行灰度相似性判断,若像素点非相似,则该像素点权值为零,该方法排除了非相似像素对降噪后 CT 图像的影响。然后融合像素之间的欧氏距离特征和相似框中的最大特征值,提出一种特征融合的高斯加权方法。像素之间的欧氏距离仅考虑了图像的空间距离特性,相似框矩阵最大特征值加权则考虑了相似框中所有像素的特征。最后,针对目前自适应滤波系数在图像边缘和细节区域作用较小的问题,提出一种基于结构张量的有界自适应滤波系数方法,该方法既考虑了算法的保边缘和细节信息能力,也考虑了图像的降噪性能。通过仿真和实际应用证明了本文算法能够更好地保持图像的细小特征。

2 相关知识

2.1 非局部均值滤波算法

NLM 算法在图像中设置合适的搜索框与相似框,在搜索框中滑动相似框,进而获取邻域的相似性,然后根据相似情况来确定每一个像素在搜索框内的权值,如图 1 所示。

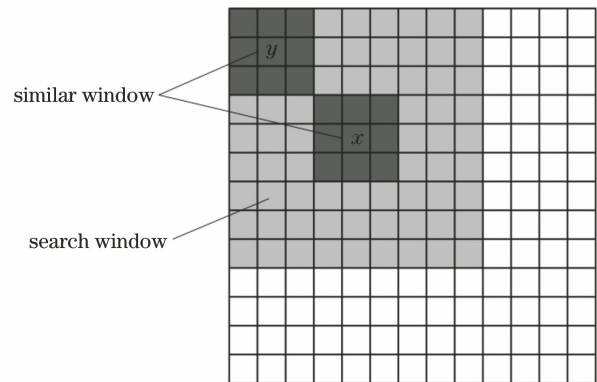


图 1 NLM 算法的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of NLM algorithm

图 1 中图像的大小为 $N \times N$,搜索框的大小为 $L \times L$,相似框的大小为 $W \times W$ 。

NLM 算法利用图像的自相似,计算出搜索框中每个像素点 y 与中心像素点 x 的欧氏距离 $d(x, y)$, $d(x, y)$ 的值越小说明图像块越相似。欧氏距离 $d(x, y)$ 可表示为

$$d(x, y) = \|V(x) - V(y)\|^2 / W^2, \quad (1)$$

式中: $V(x)$ 与 $V(y)$ 是搜索框中以 x 和 y 为中心像

素点的相似图像块的灰度值。

通过式(1)得到的像素点之间的欧氏距离进一步确定每个像素点的权重 $\omega_s(x, y)$, 其表达式为

$$\omega_s(x, y) = \frac{1}{M(x)} \exp[-d(x, y)/h^2], \quad (2)$$

式中: h 是滤波系数, 其与图像噪声的标准差 σ 之间存在一种线性关系; $M(x)$ 是归一化系数, 可表示为

$$M(x) = \sum_{y \in L} \exp[-d(x, y)/h^2]. \quad (3)$$

将搜索框内的每个像素点赋予相应的权重后, 得到降噪后的像素灰度值:

$$Q(x) = \sum_{y \in L} \omega_s(x, y) V(y), \quad (4)$$

式中: $Q(x)$ 是降噪后的像素点 x 的灰度值; $V(y)$ 是降噪前像素点 y 的灰度值。

2.2 结构张量

结构张量可以很好地表征图像的几何结构特征, 主要用于区分图像的角点、边缘和平坦区域。定义一幅图像 \mathbf{R} , 那么任意像素点 a 的结构张量 $\mathbf{J}(a)$ 可表示为

$$\mathbf{J}(a) = [\nabla \mathbf{R}(a)][\nabla \mathbf{R}(a)]^T, \quad (5)$$

式中: $\nabla \mathbf{R}(a) = \left(\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial m}, \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial n} \right)^T$ 代表像素点 a 的梯度向量。因此, 式(5)可写为

$$\mathbf{J}(a) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_m^2(a) & \mathbf{R}_m(a)\mathbf{R}_n(a) \\ \mathbf{R}_m(a)\mathbf{R}_n(a) & \mathbf{R}_n^2(a) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R}_m(a)$ 与 $\mathbf{R}_n(a)$ 分别代表对像素点 a 的水平方向和垂直方向求偏导的结果。

若对像素点 a 的结构张量 $\mathbf{J}(a)$ 求行列式 K 与迹 H , 分别用 F 、 E 、 C 代表平坦区域、边缘区域和角点, 那么像素点 a 的几何结构信息可表示为

$$\begin{cases} H = 0, & a \in F \\ H > 0 \ \& \ K = 0, & a \in E. \\ H > 0 \ \& \ K > 0, & a \in C \end{cases} \quad (7)$$

2.3 图像质量评价

评价图像质量的性能指标主要有结构相似度 (S_{SIM})、均方根误差 (M_{SE})、峰值信噪比 (P_{SNR}) 等。本文的仿真采用结构相似度和峰值信噪比作为图像质量评价指标。而实际应用中则采用 Tenengrad 函数对图像清晰度进行评价。

结构相似度的表达式为

$$S_{\text{SIM}} = [l(I, I_0)]^\alpha \times [m(I, I_0)]^\beta \times [s(I, I_0)]^\gamma, \quad (8)$$

式中: I 和 I_0 是需要比较的两幅图像; $l(\cdot)$ 、 $m(\cdot)$ 和 $s(\cdot)$ 分别为亮度、对比度和结构的比较函数; $\alpha > 0$;

$\beta > 0$; $\gamma > 0$ 。图像保真度越高, 图像的 S_{SIM} 值越大。

亮度比较函数、对比度比较函数、结构比较函数分别可表示为

$$l(I, I_0) = \frac{2u_I u_{I_0} + c_1}{u_I^2 + u_{I_0}^2 + c_1}, \quad (9)$$

$$m(I, I_0) = \frac{2\delta_I \delta_{I_0} + c_2}{\delta_I^2 + \delta_{I_0}^2 + c_2}, \quad (10)$$

$$s(I, I_0) = \frac{\delta_{II_0} + c_3}{\delta_I \delta_{I_0} + c_3}, \quad (11)$$

式中: δ_{II_0} 为图像 I 和 I_0 的协方差; u_I 、 u_{I_0} 分别是图像 I 和 I_0 的均值; δ_I^2 、 $\delta_{I_0}^2$ 分别是图像 I 和 I_0 的方差, $\delta_I \delta_{I_0}$ 是图像 I 和 I_0 的协方差; c_1 、 c_2 、 c_3 为小的常数, 用来避免因式(8)中分母为零而出现不稳定的现象。

峰值信噪比可表示为

$$P_{\text{SNR}} = 10 \cdot \lg \left[\frac{\text{Max}(I)^2}{M_{\text{SE}}} \right], \quad (12)$$

式中: $\text{Max}(I)$ 是图像的像素灰度最大值; M_{SE} 为均方误差。

在没有理想图像作参考的情况下, 可以利用图像的清晰度指标 Tenengrad 函数 (T_{grad}) 对图像进行定量评价。点 (i, j) 处的梯度大小为

$$S(i, j) = [G_i * I(i, j) + G_j * I(i, j)]^{\frac{1}{2}}, \quad (13)$$

式中: G_i 、 G_j 是 Sobel 算子的水平和垂直方向的卷积核; $I(i, j)$ 为像素点 (i, j) 处的灰度值。Tenengrad 函数可表示为

$$T_{\text{grad}} = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j S(i, j)^2. \quad (14)$$

该函数是一个关于图像梯度变化的函数, 其值越大, 说明 CT 图像越清晰, 边缘和细小特征越陡峭。

3 特征融合的自适应 NLM 算法

首先对像素点进行非相似判断, 排除非相似像素对降噪效果的影响; 然后设计一种特征融合的高斯加权方法, 从两方面考虑图像的自相似性; 最后基于结构张量提出一种有界自适应滤波系数方法, 解决了在图像边缘和细节区域自适应滤波系数趋于零而导致降噪效果降低的问题。

3.1 基于特征融合的高斯加权

目前已有算法较少考虑图像在不同特征下的自相似性, 并且对像素进行相似加权时没有考虑非相似像素加权对降噪效果的影响。

针对非相似区域赋权值影响滤波效果的问题,本文提出在进行高斯加权前,先通过相似因子 $X(x, y)$ 进行相似框的中心像素点相似性判断。相

似因子 $X(x, y)$ 可表示为

$$X(x, y) = \text{sgn}[r(x, y) + 1], \quad (15)$$

其中

$$\begin{cases} r(x, y) = \text{sgn} \left[\frac{\eta - |V(x) - V(y)|}{|V(x) - V(y)|} \right], & V(x) \neq V(y), \\ r(x, y) = 0, & V(x) = V(y) \end{cases}, \quad (16)$$

式中: $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数; $V(x)$ 、 $V(y)$ 分别代表像素点 x 和 y 的灰度值; η 为像素相似性判断阈值, 本文 η 取值的主要依据是人眼在 4, 8, 16, 32 4 种灰度级数的正确分辨率约为 100%、93.16%、68.75% 和 45.31%, 本文选取 $\eta = 64^{[20]}$ 。对式(15)分析可得 $r(x, y) \in \{-1, 0, 1\}$, 所以

$$X(x, y) = \begin{cases} 1, & r(x, y) \geq 0 \\ 0, & r(x, y) < 0 \end{cases} \quad (17)$$

当 $X(x, y) = 1$ 时, 说明两个像素点相似; 反之, 两个像素点不相似, 此时 $\omega(x, y) = 0$ 。

符号函数可表示为

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases}. \quad (18)$$

对像素点进行相似判断后, 需要对相似的像素点进行高斯加权。将一幅 CT 图像数字化后, 可将其看作一个矩阵, 矩阵的最大特征值代表图像最大特征的重要程度, 因此提出一种相似框像素最大特征值和欧氏距离特征融合的高斯加权方法。

NLM 算法的高斯加权可表达为

$$\omega_s(x, y) = \frac{1}{M(x)} \exp[-d(x, y)/h^2], \quad (19)$$

而图像的最大特征值相似性可表示为

$$\text{eig}(x, y) = \left| \lambda_{\max}[\mathbf{X}(x)_w] - \lambda_{\max}[\mathbf{Y}(y)_w] \right|^{-1}, \quad (20)$$

式中: $\mathbf{X}(x)_w$ 和 $\mathbf{Y}(y)_w$ 分别代表以像素点 x 和 y 为中心、大小为 $W \times W$ 的像素矩阵; λ_{\max} 为像素矩阵的最大特征值。

式(20)表明, 像素矩阵 $\mathbf{X}(x)_w$ 和 $\mathbf{Y}(y)_w$ 的最大特征值差值的绝对值越小, 两个相似框中包含的图像特征越相似, 高斯加权的权值越大; 反之, 高斯加权的权值越小。

最大特征值相似性下的高斯加权可表示为

$$\omega_e(x, y) = \frac{1}{M_e(x)} \exp[-\text{eig}(x, y)/h^2], \quad (21)$$

式中: $\omega_e(x, y)$ 代表以最大特征值相似性作为高斯

加权依据的权值; $M_e(x)$ 代表在最大特征值相似性下的归一化系数。

根据式(19)和式(21), 对两种特征下得到的权值进行特征融合计算, 特征融合后的权值为

$$\omega(x, y) = X(x, y) \left[\frac{\omega_s(x, y) + \omega_e(x, y)}{2} \right]. \quad (22)$$

式(22)不仅考虑了图像的邻域空间结构特性, 还考虑了图像的相似框中整体特征相似性。特征融合的高斯加权方法比现有此类算法更加合理, 这种方法还可以看作是通过将两幅图像相加求平均去除图像的叠加性噪声的方法。

3.2 有界自适应滤波系数设计

NLM 算法采用固定的滤波系数, 而滤波系数与图像的噪声标准差呈线性关系, 可表示为

$$h = k_0 \cdot \delta, \quad (23)$$

式中: δ 是噪声标准差; k_0 为比例系数。

由于噪声在 CT 图像中是随机分布的, 显然, 固定滤波系数不适用于噪声是随机分布的情况。自适应滤波系数可表示为

$$h(x, y) = k_0 \cdot f(x, y) \cdot \delta, \quad (24)$$

式中: $f(x, y)$ 是自适应滤波系数的权重因子。

结构张量可以很好地表示图像的结构信息。因此, 在图像平坦区域可以选取最大滤波系数以达到降噪目的; 在边缘和细节特征区域可采用较小的滤波系数, 以达到保边缘和细节信息的目的。对于 ST-NLM 算法, $f(x, y)$ 可表示为

$$f(x, y) = \exp \left[- \left(\frac{H(x, y)}{T} \right)^2 \right], \quad (25)$$

式中: T 为常数, 主要控制权值因子的变化速率。当 $H(x, y)$ 过大时, $f(x, y) \approx 0$, 此时 $h(x, y) = 0$ 。由式(19)与(21)可知, 分母为零无意义, 而较小的且接近零的滤波系数并不能达到降噪的目的。

针对 $f(x, y)$ 在图像边缘和细节区域为零而影响降噪效果的问题, 本文对 $f(x, y)$ 进行约束, 提出一种有界自适应滤波系数方法, 该方法的滤波系数权重因子 $f(x, y)$ 满足

$$\begin{cases} f(x,y) = \frac{1}{1 + \operatorname{sgn}[g(x,y)] \cdot \exp\left\{-\frac{H(x,y)}{\max(H)}\right\}}, \\ g(x,y) = \operatorname{sgn}\left[\frac{H(x,y) - H_m}{H_m}\right] + 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\operatorname{sgn}[g(x,y)]$ 为边缘及细节信息判别因子; H_m 为边缘判别系数。

对式(26)进行分析, 可得

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & \frac{H(x,y) - H_m}{H_m} < 0 \\ 1, & \frac{H(x,y) - H_m}{H_m} \geq 0 \end{cases} \quad (27)$$

当 $g(x,y)=0$ 时, 说明像素点 (x,y) 在图像平坦区域, 此时采用最大滤波系数, 因为平坦区域只需考虑图像降噪问题; 当 $g(x,y)=1$ 时, 说明像素点 (x,y) 在边缘或角点区域, 选取较小滤波系数, 此时优先考虑保边缘和细节信息。

由式(27)可知:

$$f(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp\left\{-\frac{H(x,y)}{\max(H)}\right\}}, & g(x,y) = 1 \\ 1, & g(x,y) = 0 \end{cases} \quad (28)$$

对

$$f(x,y) = \frac{1}{1 + \exp\left\{-\frac{H(x,y)}{\max(H)}\right\}} \quad (29)$$

进行最值分析, 可得

$$\exp\left\{-\frac{H(x,y)}{\max(H)}\right\} \in \left(\frac{1}{e}, 1\right), \quad (30)$$

在 $g(x,y)=1$ 时, 滤波系数权重因子 $f(x,y)$ 的取值范围为

$$f(x,y) \in \left(\frac{1}{2}, \frac{e}{e+1}\right). \quad (31)$$

结合式(20)与式(28)可得

$$\begin{cases} h(x,y) \in \left(\frac{k_0\delta}{2}, \frac{ek_0\delta}{e+1}\right), & g(x,y) = 1 \\ h(x,y) = k_0\delta, & g(x,y) = 0 \end{cases} \quad (32)$$

由式(32)可知, 自适应滤波系数 $h(x,y)$ 的下

确界趋于 $\frac{k_0\delta}{2}$, 若取 $k_0=1$, 则

$$\begin{cases} \inf\{h(x,y)\} \approx \frac{\delta}{2}, \\ \sup\{h(x,y)\} = \delta \end{cases} \quad (33)$$

式中: $\inf\{\cdot\}$ 为下确界; $\sup\{\cdot\}$ 为上确界。

通过设计滤波系数权重因子, 解决了自适应滤波系数在图像边缘和细节区域趋于零进而降低降噪效果的问题。

在一幅大小为 $N \times N$ 的图像中, 选取搜索框的大小为 $L \times L$, 相似框大小为 $W \times W$, 则 NLM 算法的复杂度为 $O(N^2L^2W^2)$, 本文算法由于进行了特征融合, 遍历了两次所有像素点, 因此本文算法的复杂度为 $O(2N^2L^2W^2)$ 。若考虑使用积分图像对本文算法的复杂度进行处理, 则本文算法的复杂度将会变为 $O(2N^2L^2)$ 。

综上, 该算法的流程图如图 2 所示。

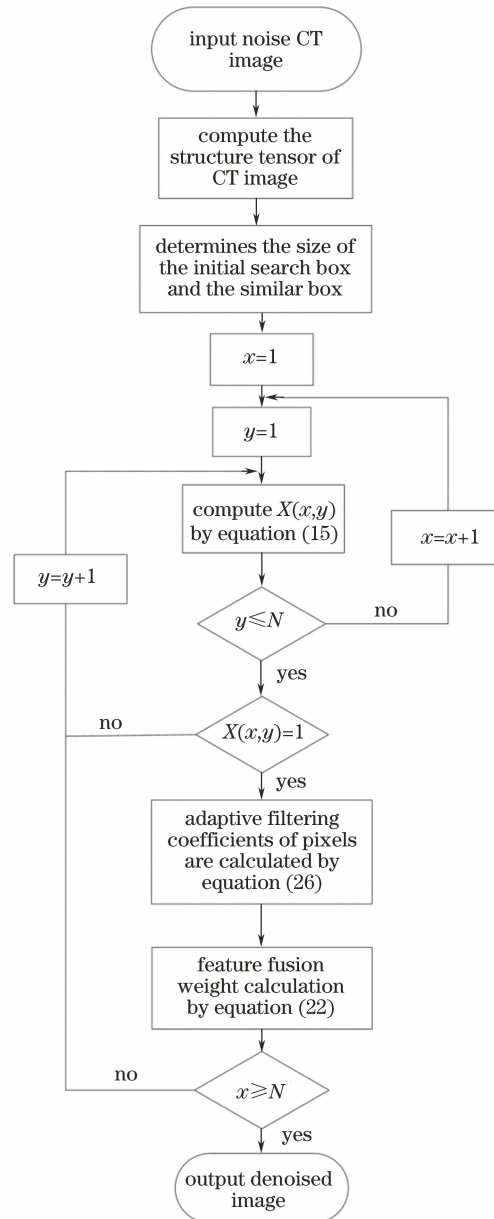


图 2 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of algorithm

4 仿真分析与实验验证

通过一个仿真分析与两个实验对本文算法进行有效性验证,将本文算法分别与 NLM 算法、最新的 ST-NLM 算法进行对比分析。最终的结果证明本文算法在保图像边缘的同时,对细节信息的保持明显优于同类算法。

4.1 算法窗口大小选取分析

在本文算法中,不同的窗口大小对降噪的结果也将产生不同的影响,因此选择一个合适的搜索框与相似框大小也是十分必要的。

分别选取相似框与搜索框窗口大小为 2×2 到

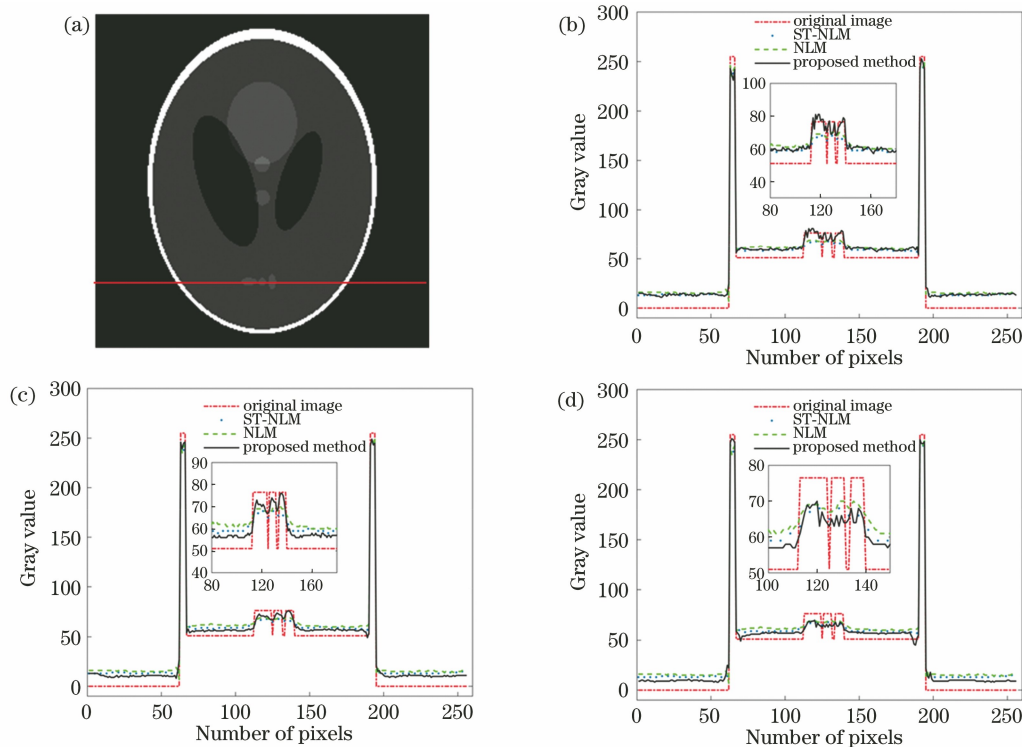


图 3 在不同相似性窗口下 Sheep-Logan 头模型的灰度曲线图。(a) Sheep-Logan 头模型;(b)相似框大小为 2×2 , 搜索框大小为 5×5 ;(c)相似框大小为 3×3 ,搜索框大小为 7×7 ;(d)相似框大小为 4×4 ,搜索框大小为 9×9

Fig. 3 Gray level curves of Sheep-Logan head model under different similarity windows. (a) Sheep-Logan head model; (b) size of similarity window is 2×2 , and size of search window is 5×5 ; (c) size of similarity window is 3×3 , and size of search window is 7×7 ; (d) size of similarity window is 4×4 , and size of search window is 9×9

4.2 仿 真

本文采用不含噪声的 Sheep-Logan 头模型为理想图像,图像尺寸为 256×256 ,加入噪声标准差为 5,10,15 的高斯白噪声,得到带有噪声的图像,采用 NLM 算法、ST-NLM 算法和本文算法从定性和定量两方面对结果进行分析。实验中相似框的大小为 3×3 ,搜索框的大小为 7×7 。采用 S_{SIM} 和 P_{SNR} 对图像质量进行评价。仿真结果如图 4 和表 1 所示。根据图 4,可以对图像进行定性评价,在噪声标准差

5×5 , 3×3 到 7×7 ,以及 4×4 到 9×9 ,Sheep-Logan 头模型为验证模型,选取 Sheep-Logan 头模型特定位置进行灰度曲线描绘,结果如图 3 所示。从图 3(b)可以看出,在窗口大小为 2×2 到 5×5 时,本文算法在图像放大(细节区域)处的降噪效果更好,但是在平坦区域,图像的降噪效果与 NLM 算法的效果近似。而当窗口大小为 4×4 到 9×9 时,如图 3(d)所示,本文算法在图像平坦区域的降噪效果最好,但是在图像细节处的降噪效果却降低了。因此,为了保证图片平坦区域的降噪效果和图像细节区域的降噪效果,本文选取相似框大小为 3×3 ,搜索框大小为 7×7 。

$\delta = 5, \delta = 10$ 和 $\delta = 15$ 的带有噪声的 Sheep-Logan 头模型中,可以清晰地看到本文算法在较好地去除噪声的同时,保护了图像细节信息。尤其在图 4(c)与图 4(d)中,本文算法能够更好地保持图像细节信息。

由表 1 可知,本文算法的各项评价指标都明显优于 NLM 算法和最新的 ST-NLM 算法。相较于 NLM 算法,本文算法的结构相似度平均提高了约 4%,峰值信噪比平均提高了近 4 dB。

图 5 为 Sheep-Logan 头模型线段标记处的灰度变化曲线。从图 5 中的曲线变化趋势可知, 相较本文算法, NLM 算法和 ST-NLM 算法的曲线更加偏离原图曲线, 这表明这两种算法处理后的图像与不

含噪声的原图差异性更大。在三种算法中, 本文算法具有更高的细节信息保持程度, 在图像平坦区域 (图中曲线纵坐标不变区域) 也更好地降低了图像的噪声。

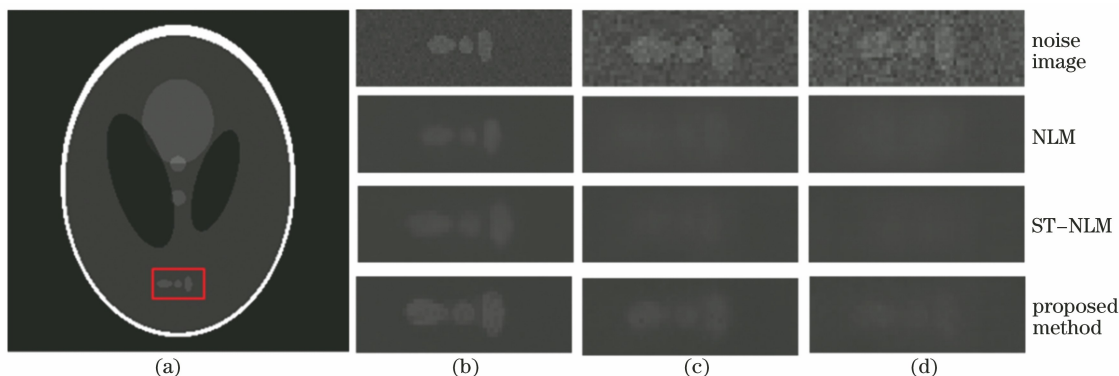


图 4 Sheep-Logan 头模型在不同噪声下的降噪结果及局部放大图。(a)原图;(b) $\delta=5$;(c) $\delta=10$;(d) $\delta=15$

Fig. 4 Denoising results and local magnification of Sheep-Logan head model under different noise. (a) Original image; (b) $\delta=5$; (c) $\delta=10$; (d) $\delta=15$

表 1 模拟图像评估指标比较

Table 1 Comparison of evaluation indexes of simulation image

δ	Noise in Fig. 4(a)	S_{SIM} of NLM	S_{SIM} of ST-NLM	S_{SIM} of proposed method
5	0.4203	0.5193	0.5333	0.5593
10	0.3114	0.4843	0.4961	0.525
15	0.2527	0.4759	0.4818	0.5016

δ	Noise in Fig. 4(a)	P_{SNR} of NLM	P_{SNR} of ST-NLM	P_{SNR} of proposed method
5	24.0114	28.5805	30.1507	32.1923
10	19.3119	24.9168	26.7773	29.5706
15	16.8237	24.9743	25.9465	27.6429

表 2 CT 系统的主要参数

Table 2 Main parameters of CT system

Object	CT system	X-ray energy /keV	X-ray energy / μ A	Detector size /mm	Exposure time /ms
Bone of sheep	Planer array	60	40	0.2	200
Stone	Planer array	150	65	0.2	1000

从图 6 可知, ST-NLM 算法虽然可以在降低图像噪声的同时保留图像的边缘信息, 但却平滑了图像中对对比度较低的细小特征; 本文算法很好地保留了这些细小特征, 尤其在图 6 和图 7 中箭头指向的区域, 细节信息的保留效果甚为明显。图 7 使用

Sobel 算子对 CT 图像进行边缘检测, 图 7(b) 是含有噪声的原图的局部放大图像, 经过边缘检测后发现原图含有大量的干扰噪声, 在同一参数下本文算法能够很好地降低图像噪声且检测出图像的边缘, 保留的细小特征信息更加丰富。

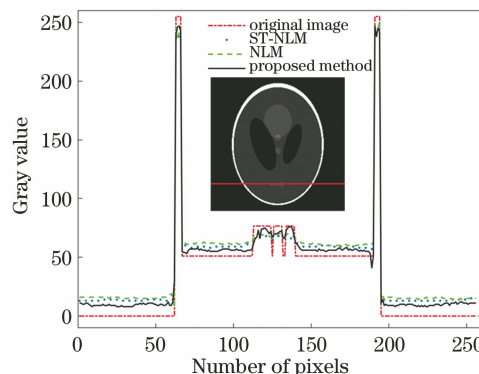


图 5 灰度对比曲线

Fig. 5 Gray contrast curves

4.3 实 验

为进一步验证本文算法在实际应用中的有效性, 采用羊骨和岩石作为样本。CT 系统的主要参数如表 2 所示, 图 6 和图 7 分别表示羊骨不同位置的 CT 切片图像。

采用 Tenengrad 函数对降噪后的图 6 和图 7 进行清晰度评价,结果如表 3 所示。从表 3 可知,经过

本文算法处理后的 CT 图像的指标均优于对比算法。

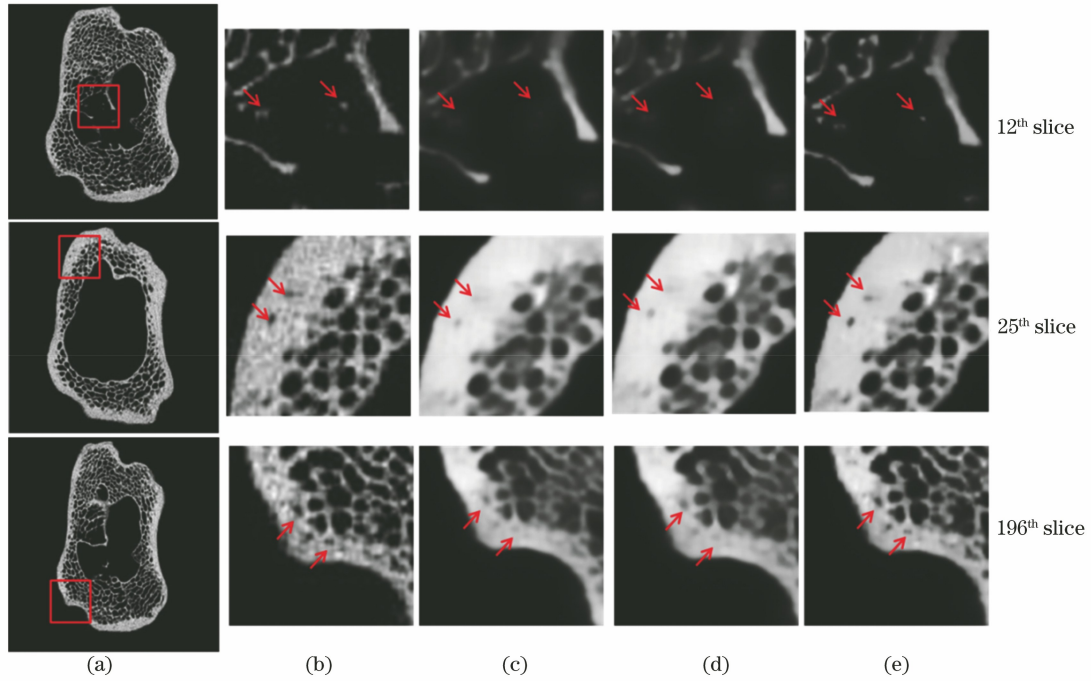


图 6 羊骨 CT 切片。(a)原图;(b)局部放大图;(c) NLM;(d) ST-NLM;(e)本文算法
Fig. 6 CT slices of sheep bone. (a) Original image; (b) local enlargement; (c) NLM; (d) ST-NLM; (e) proposed algorithm

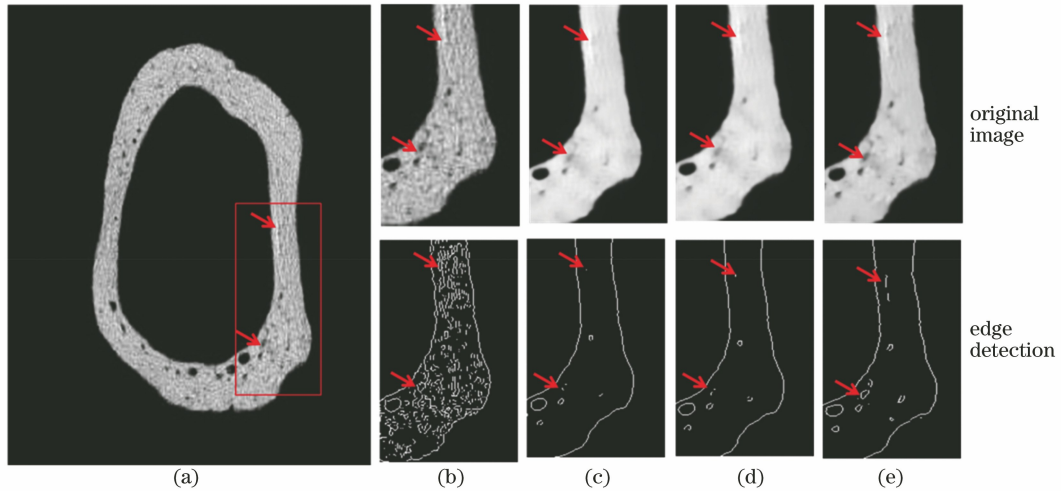


图 7 羊骨 168 层 CT 切片。(a)原图;(b)局部放大图;(c) NLM;(d) ST-NLM;(e)本文算法
Fig. 7 CT images of 168th slice of sheep bone. (a) Original image; (b) local enlargement; (c) NLM; (d) ST-NLM; (e) proposed algorithm

表 3 CT 图像清晰度指标

Table 3 Indexes of CT image sharpness

Image	Evaluation parameter	Slice No.	Sharpness		
			NLM	ST-NLM	This paper
Fig. 6	Tenengrad function	12 th	76.7816	77.1844	82.3463
		25 th	52.4985	53.3265	59.3399
		196 th	65.2964	66.4159	80.8070
Fig. 7	Tenengrad function	168 th	25.5605	25.6018	28.4846

图 8、图 9 是带有内部缺陷的岩石样本,其中图 8 是岩石样品的矢状面 CT 切片,图 9 是横断面 CT 切片。由对 CT 图进行边缘检测的结果可知,本文算法同样适用于岩石样品 CT 切片降噪。最后对

岩石样品降噪后的 CT 切片使用 Tenengrad 函数进行评价,结果如表 4 所示。定性和定量评价结果都表明本文算法明显优于对比算法。本文算法不仅适用于生物 CT 图像,对工业 CT 图像同样适用。

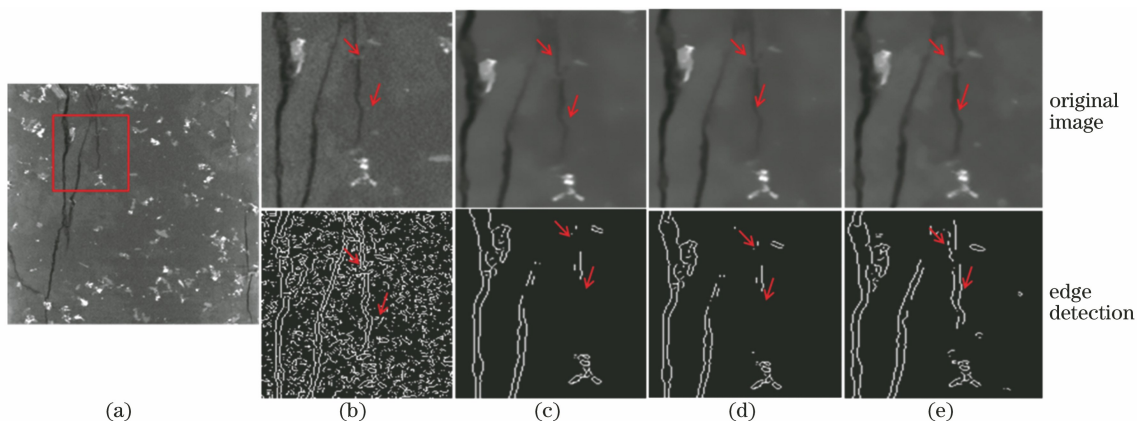


图 8 岩石样品 105 层切片 CT 图像和边缘检测结果。(a)原图;(b)局部放大图;(c) NLM;(d) ST-NLM;(e)本文算法
Fig. 8 CT images of 105th slice of rock sample and results of edge detection. (a) Original image; (b) local enlargement; (c) NLM; (d) ST-NLM; (e) proposed algorithm

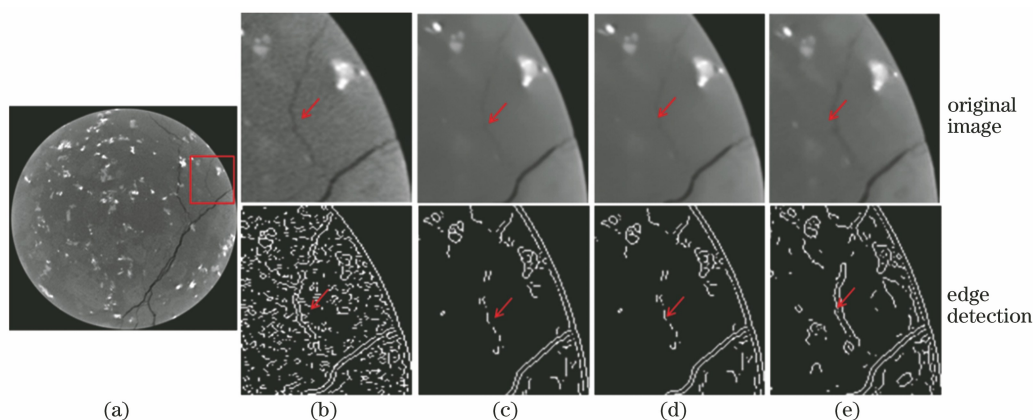


图 9 岩石样品 179 层切片 CT 图像和边缘检测。(a)原图;(b)局部放大图;(c) NLM;(d) ST-NLM;(e)本文算法
Fig. 9 CT images of 179th slice of rock sample and edge detection results. (a) Original image; (b) local enlargement; (c) NLM; (d) ST-NLM; (e) proposed algorithm

表 4 岩石样品图像清晰度指标

Table 4 Sharpness of CT image of rock sample

Image	Evaluation parameter	Slice No.	Sharpness		
			NLM	ST-NLM	This paper
Fig. 8	Tenengrad function	105 th	23.9975	24.0052	25.1846
Fig. 9	Tenengrad function	179 th	26.6517	27.1457	28.7604

5 结 论

NLM 算法广泛应用在 CT 图像降噪中,但目前仍存在因对非相似像素进行加权而影响降噪图像质量和较少复合考虑图像自相似性导致降噪后的 CT 图像细小特征消失的问题。为解决这些问题,在对

相似像素进行高斯加权前,设计一种中心像素相似性判断方法,以排除非相似加权对降噪效果的影响;然后从两方面考虑图像的自相似性,提出一种结合图像相似框像素最大特征值与欧氏距离的特征融合高斯加权方法;因结构张量能够表达图像的结构特征,设计一种有界自适应滤波系数的方法,该方法对

图像滤波系数进行上下确界的约束,解决了因边缘区域自适应域滤波系数趋于零而降低滤波效果的问题。此方法不仅在平坦区域最大可能地降低噪声,而且可以很好地保留图像的边缘和细节信息,从而提高图像质量。以 Sheep-Logan 头模型进行仿真,以羊骨和岩石样品为实验对象,从定性和定量两个方面分析本文算法的有效性。定量上,本文算法的各方面指标都优于最新的 NLM 算法,结构相似度相较于 NLM 算法平均提高了约 4%,而峰值信噪比平均提高了近 4 dB。定性上,相较于 NLM 算法,本文算法在较好地去除 CT 图像噪声的同时,保留细节信息的能力更好,在 CT 图像低对比度区域,本文算法的效果更为明显。本文算法可以应用在医学诊断中,在降低辐射剂量的同时保证 CT 图像的质量,辅助医生对病人的疾病做出准确的诊断。但由于图像的相似性是多方面的,并且各种自相似特征所占权重也许各不相同,如何对不同自相似性特征进行合理的加权处理是下一步要考虑的问题,并且不同的相似框与搜索框的大小也对降噪效果产生影响,如何合理地取得相似框与搜索框的大小也是一个值得研究的问题。

参 考 文 献

- [1] Xie H Q, Ren Y, Long W T, et al. Principal component analysis in projection and image domains—another form of spectral imaging in photon-counting CT [J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2021, 68(3): 1074-1083.
- [2] Prabu S, Balamurugan V, Vengatesan K. Design of cognitive image filters for suppression of noise level in medical images[J]. *Measurement*, 2019, 141: 296-301.
- [3] Gao Y F, Liang Z R, Zhang H, et al. A task-dependent investigation on dose and texture in CT image reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2020, 4(4): 441-449.
- [4] Ding Q Q, Nan Y S, Gao H, et al. Deep learning with adaptive hyper-parameters for low-dose CT image reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2021, 7: 648-660.
- [5] Park H S, Kim K, Jeon K. Low-dose CT image reconstruction with a deep learning prior[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 158647-158655.
- [6] Buades A, Coll B, Morel J M. Image denoising by non-local averaging[C]//*Proceedings of (ICASSP'05)*. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005, March 23, 2005, Philadelphia, PA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 25-28.
- [7] 王志明, 张丽. 自适应的快速非局部图像去噪算法[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 669-675.
Wang Z M, Zhang L. An adaptive fast non local image denoising algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 669-675.
- [8] 蔡玉芳, 陈桃艳, 王珏, 等. 基于自适应滤波系数的非局部均值计算机层析成像的图像降噪方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(7): 0710001.
Cai Y F, Chen T Y, Wang J, et al. Image noise reduction in computed tomography with non-local means algorithm based on adaptive filtering coefficients [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(7): 0710001.
- [9] Zhang H W, Zhu Y, Zheng H Y. A nonlocal adaptive mean filter for removal of salt-and-pepper noise [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 5: 1-10.
- [10] 刘传义, 王世峰, 王开鑫, 等. 基于余弦相似度的非局部均值滤波方法[J]. *长春理工大学学报(自然科学版)*, 2021, 44(2): 18-26.
Liu C Y, Wang S F, Wang K X, et al. Non-local means filter method based on cosine similarity index [J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2021, 44(2): 18-26.
- [11] Arabi H, Zaidi H. Non-local mean denoising using multiple PET reconstructions [J]. *Annals of Nuclear Medicine*, 2021, 35(2): 176-186.
- [12] Bonny S, Chanu Y J, Singh K M. Speckle reduction of ultrasound medical images using Bhattacharyya distance in modified non-local mean filter [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2019, 13(2): 299-305.
- [13] Diwakar M, Kumar P, Singh A K. CT image denoising using NLM and its method noise thresholding [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(21/22): 14449-14464.
- [14] 章云港, 杨剑锋, 易本顺. 低剂量 CT 图像去噪的改进型残差编解码网络 [J]. *上海交通大学学报*, 2019, 53(8): 983-989.
Zhang Y G, Yang J F, Yi B S. Improved residual encoder-decoder network for low-dose CT image denoising [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2019, 53(8): 983-989.
- [15] Chen M, Pu Y F, Bai Y C. Low-dose CT image denoising using residual convolutional network with fractional TV loss [J]. *Neurocomputing*, 2021, 452: 510-520.
- [16] Wang G, Hu X L. Low-dose CT denoising using a

- progressive Wasserstein generative adversarial network [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2021, 135: 104625.
- [17] Kim B, Han M, Shim H, et al. A performance comparison of convolutional neural network-based image denoising methods: the effect of loss functions on low-dose CT images [J]. *Medical Physics*, 2019, 46(9): 3906-3923.
- [18] 章云港, 易本顺, 吴晨玥, 等. 基于卷积神经网络的低剂量 CT 图像去噪方法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0410003.
Zhang Y G, Yi B S, Wu C Y, et al. Low-dose CT image denoising method based on convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(4): 0410003.
- [19] 亢艳芹, 刘进, 王勇, 等. 联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的低剂量 CT 三维重建 [J]. *光学学报*, 2021, 41(9): 0911005.
Kang Y Q, Liu J, Wang Y, et al. Low-dose CT 3D reconstruction using convolutional sparse coding and gradient L_0 -norm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0911005.
- [20] 谢维信, 秦桢. 人的视觉对灰度级别的分辨能力及视觉内部噪声的研究 [J]. *航天医学与医学工程*, 1991, 4(1): 51-55.
Xie W X, Qin A. The gray level resolution and intrinsic noise of human vision [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 1991, 4(1): 51-55.