

基于改进导向滤波算法的低剂量 CT 图像处理

龙邦媛¹, 李 康¹, 吕发金², 吕宗伟³

(1. 中国科学院大学重庆医院放射科, 重庆 400013; 2. 重庆医科大学附属第一医院放射科, 重庆 400016;
3. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘 要: 导向滤波算法是一种有效的基于边保持的平滑滤波算法. 然而, 由于算法中的正则化系数和细节层增益是固定的, 可能会导致边附近出现光晕以及背景中出现大量噪声, 降低图像的质量. 在本文中, 首先给出了一种改进的基于边的权重系数计算方法, 它能够较准确地实现边保持, 减少光晕现象. 其次, 提出了基于梯度导向的细节层增益计算方法, 可以有效地增强细节并且抑制噪声. 实验表明, 对于含有大量噪声和小细节的低剂量 CT 图像, 本文方法可以减少噪声和光晕的影响, 显著提高图像的对比度, 满足临床诊断的需要.

关键词: 对比增强; 导向滤波; 低剂量; 计算机断层成像

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)07-1490-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.07.012

Enhanced Guided Image Filtering for the Processing of the Low-Dose CT Images

LONG Bang-yuan¹, LI Kang¹, LÜ Fa-jin², LÜ Zong-wei³

(1. Department of Radiology, The General Hospital of Chongqing, University of Chinese Academy of Sciences, Chongqing 400013, China;
2. Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China;
3. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Guided image filtering is an effective edge-preserving smoothing technique. However, because the regularization parameter and amplification factor of the detail layer are fixed instead of content adaptive, the halo effects near the edges and noise in the background may be incurred, which will degrade the quality of the output images further. In this paper, an improved edge-aware weighting is first proposed to preserve the edges more accurately and reduce the halo effects. Then, the amplification factor of the detail layer is calculated in a gradient-directed way for boosting the details while suppressing the noise. Experimental results on the low-dose CT images with heavy noise and small details show that the proposed method can reduce the halo effects and attenuate the noise while enhancing the contrast efficiently. The visual quality of the output images meets the requirement of the clinical diagnosis.

Key words: contrast enhancement; guided image filter; low-dose; computed tomography

1 引言

计算机断层成像技术 (Computed Tomography, CT) 可以根据人体内部各类组织对 X 射线吸收程度的差异性, 将不同角度扫描的投影数据进行重建得到断层切片图像. 实现了通过无损方式获取人体内部结构信息的目的, 具有高灵敏度、高分辨率和多层次等多重优越性能, 在临床诊断中发挥了越来越大的作用. 然而, 由于存在各种不利因素, 例如: 成像设备的噪声和病人的

体位, 经常会导致图像质量的降低, 表现为噪声增加、边缘模糊以及对对比度下降等. 提高辐射剂量虽然可以在一定程度上提高图像的质量, 但是会给人体带来极大的危害, 尤其是对一些危重病人和未成年人. 比较而言, 低剂量 CT 可以尽可能地减少辐射对病人的伤害. 因此, 近年来低剂量 CT 受到了越来越广泛的关注. 但是, 当剂量降低时, 由于穿过人体抵达探测器的光子数目过少, 投影数据会被随机噪声严重污染, 导致重建得到的图像质量退化明显, 许多重要的医学特征和指标无

法被放射科医生正常阅读甚至误读. 因此, 对低剂量 CT 图像进行一些后期处理具有重要的临床意义^[1].

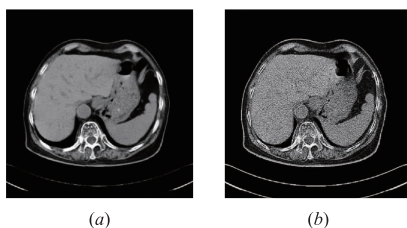


图1 腹部低剂量CT图像示例

图 1(a) 为腹部的正常剂量 CT 图像, 图 1(b) 为对应的低剂量 CT 图像. 可以看到, 在图 1(a) 中, 边缘部分是比较光滑的, 血管位置和大小也是比较清晰的, 放射科医生可以正常阅读医学特征和指标. 而在图 1(b) 中, 出现了大量的噪声, 边缘部分被模糊, 血管的位置和大小也几乎完全被噪声掩盖, 导致放射科医生完全没有办法阅读其中的医学特征和指标, 从而给诊断带来了很大的困难.

与自然图像相比, 医学 CT 图像有着特殊之处. 对于含有噪声的自然图像, 去除噪声可能会导致边缘过度平滑, 一些细节没有得到有效增强, 但是总体上不会破坏图像内容的基本结构, 图像的理解也不会发生较大的偏差. 但是, 对于医学图像则完全不同. 边缘的过度平滑或者重要医学指标没有得到有效增强, 可能会导致医生忽略潜在的病变, 从而耽误病人的治疗, 造成严重的后果. 例如, 在平滑区域出现的一些微弱亮度的像素, 自然图像处理时可能会将其平滑, 而在医学图像处理时可能需要将其增强. 另外, 自然图像对于同一个场景通常是单幅的, 而对于医学 CT 图像, 同一个部位可能存在较多的图像. 因此, 计算效率的要求也是不同的.

低剂量 CT 图像降噪方法主要是基于非局部相似性理论^[2]、稀疏表示和字典学习理论^[3]及变换滤波理论^[4]等. 但是, 这些降噪算法都存在去除噪声不完全或使图像过度模糊等缺点. 同时, 计算效率不高也是这些算法存在的一个普遍问题.

已有的一些针对 CT 增强的算法, 例如, 限制对比度自适应直方图均衡算法 (CLAHE)^[5]、基于自适应的直方图均衡算法^[6]和基于离散小波变换和奇异值分解的算法^[7]等, 由于这些算法本身并不是基于边保持的, 其计算结果不容易满足医学图像处理的要求.

基于边保持的平滑技术在图像处理中得到了广泛的应用. 例如, 噪声消除^[8]、不同曝光图像的融合^[9,10]、细节增强^[11]以及图像除雾^[12,13]等. 通常, 它把一幅图像分解成基础层和细节层两个部分. 其中, 基础层主要包含变化较大的部分, 而细节层主要包含噪声或者变化较小的部分等. 通过对细节层的各种操作, 来实现图像处理的不同需求.

边保持的平滑技术包含两种类型: 基于全局优化的滤波^[11,14-16]和基于局部优化的滤波^[17-19]. 在全局优化的滤波算法中, 对输出图像建立特定的目标函数, 并且对其进行计算求解. 通常, 目标函数中会包含正则化系数, 保证输出图像的平滑特性. 尽管全局优化的滤波算法能够得到非常好的计算结果, 但是计算效率不高, 这是它的一个重要缺陷. 而局部优化的滤波算法, 计算效率比较高, 计算结果也比较接近全局滤波算法, 因此它具有明显的优势. 不过, 局部优化的滤波算法也存在一个重要的缺陷, 即: 光晕现象 (Halo Effects). 由于采用的是局部计算方法, 在边缘部分往往会出现类似光环的不均匀部分, 严重影响图像的质量.

导向滤波算法 (Guided Image Filtering, GIF) 是近年来出现的一个非常有代表性的局部算法^[19]. 由于其计算相当简单, 并且计算效果接近全局滤波算法, 引起了重要的关注^[10,20]. 一般认为, 相对于比较流行的双边滤波 (Bilateral Filtering, BF)^[17], 导向滤波有几个突出的优点: 计算量远远小于双边滤波; 边缘附近不会出现梯度反转; 光晕现象减弱. 尽管导向滤波具有这些优点, 但是它也存在一些问题. 例如, 目标函数中的正则化系数是固定的, 不会随图像空间位置发生变化, 以及细节层的增益也是固定的等, 所有这些都可能是导致光晕的重要因素. 因此, 为了减少光晕, 提出了一些改进的算法. 例如: 权重导向滤波算法 (Weighted Guided Image Filtering, WGIF)^[20]和梯度导向滤波算法 (Gradient Domain Guided Image Filtering, GGIF)^[21]等. 在这些算法中, 通过尝试对正则化系数增加一个基于边的权重因子 (Edge-aware Weighting), 从而减少光晕, 并且取得了明显的效果. 但是, 在实现对比增强时, 由于细节层采用固定增益的方式, 容易导致背景中出现大量噪声.

在本文中, 针对可能导致光晕和噪声的因素, 提出了新的计算方法. 通过对普通图像和低剂量 CT 图像的实验可以看到, 相对于 GIF、WGIF 和 GGIF 算法, 本文方法所产生的光晕现象和噪声明显减少. 同时, 图像的细节也得到了有效的增强, 提高了图像的对对比度.

2 GIF, WGIF 和 GGIF

GIF 的基本思想比较简单, 输出图像 q 与导向图像 I 之间存在线性关系, 如下式定义:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \quad (1)$$

这里, i 为像素的空间坐标, (a_k, b_k) 为系数, 在含有像素 I_i 的窗口 ω_k 中为常数.

由于输出图像与导向图像的梯度相同, 即: $\nabla q = a \nabla I$, 所以 GIF 具有良好的边保持特性, 使其能够得到广泛的应用.

定义如下的目标函数:

$$E(a_k, b_k) = \min \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \lambda a_k^2) \quad (2)$$

这里, p 为输入图像, λ 为正则化系数.

在式(2)中, 第一项的作用是保证输出图像与输入图像之间的差值减小, 而第二项的作用是防止系数 a_k 过大.

对式(2)求解, 可以得到:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \lambda} \quad (3)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (4)$$

这里, μ_k 和 σ_k^2 分别为导向图像 I 在窗口 ω_k 中的均值和方差, $|\omega|$ 为窗口 ω_k 中的像素总数, \bar{p}_k 为输入图像 p 在窗口 ω_k 中的均值.

值得指出的是, 正则化系数 λ 在整个 GIF 算法中有至关重要的作用. 不过, 原文中并没有给出 λ 的计算公式, 而是通过人工设置来确定, 不会随图像空间位置发生变化, 有可能会产生光晕. 因此, 为了克服 GIF 算法中的这个缺陷, WGIF 和 GGIF 算法分别提出了相应的边权重因子, 它会随图像空间位置发生变化, 从而可以在一定程度上避免或者减弱光晕.

在 WGIF 算法中, 对于导向图像中的每个像素 I_i , 定义了如下的边权重因子:

$$\Gamma_c(I_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_{G,1}^2(I_i)}{\sigma_{G,1}^2(I_i)} \quad (5)$$

这里, $\Omega_{G,1}$ 是 3×3 窗口, $\sigma_{G,1}^2(I_i)$ 是像素 I_i 在窗口 $\Omega_{G,1}$ 中的方差, N 为图像的像素个数.

式(2)的目标函数改为

$$E(a_k, b_k) = \min \sum_{i \in \Omega_{G,\xi}} \left((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\lambda}{\Gamma_c(I_i)} a_k^2 \right) \quad (6)$$

a_k 的计算公式改为如下, b_k 不变:

$$a_k = \frac{1}{|\Omega_{G,\xi}|} \frac{\sum_{i \in \Omega_{G,\xi}} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_{\Omega_{G,\xi}}^2 + \frac{\lambda}{\Gamma_c(I_i)}} \quad (7)$$

这里, $\Omega_{G,\xi}$ 为滤波器窗口, 一般情况下, $\xi_1 = 16$, $|\Omega_{G,\xi}|$ 为窗口中像素的个数, $\sigma_{\Omega_{G,\xi}}^2$ 是像素在窗口 $\Omega_{G,\xi}$ 中的方差.

而在 GGIF 算法中, 对于导向图像中的每个像素 I_i , 定义了如下的边权重因子:

$$\Gamma_c(I_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\chi(I_i)}{\chi(I_i)} \quad (8)$$

这里, $\chi(I_i) = \sigma_{G,1}(I_i) \sigma_{G,\xi}(I_i)$, $\sigma_{G,1}(I_i)$ 和 $\sigma_{G,\xi}(I_i)$ 分别为两个不同窗口 $\Omega_{G,1}$ 和 $\Omega_{G,\xi}$ 的均方差.

式(5)和(8)中的边权重因子 $\Gamma_c(I_i)$ 指出了像素 I_i 对于导向图像 I 中所有像素的相对重要性. 另外, 比较式(5)和(8), 可以看到, 当滤波器窗口 $\Omega_{G,\xi}$ 为 3×3

时, GGIF 和 WGIF 实际上是相同的.

3 本文方法

首先, 给出了一种改进的边权重因子的计算方法. 然后, 给出了基于梯度导向的细节层增益的计算方法, 并且通过简单的实验验证了它们的有效性.

3.1 本文方法

通过对 GIF、WGIF 和 GGIF 算法的介绍可以看到, 基于边的权重因子具有非常重要的作用. 在一定程度上, 它决定了整个算法的性能. 通常, 窗口的性质(平滑或者非平滑)可以通过计算窗口内像素的方差来衡量. 例如, 如果方差较大, 则该窗口为非平滑区, 存在边的可能性较大, 反之亦然. 遵循这个思想, 在 WGIF 算法中, 采用每个像素的方差与整个图像所有像素的方差之比的均值作为这个标准, 如式(5)所示. 而 GGIF 基本上采用了和 WGIF 相同的思路, 只是使用了两个不同大小窗口的方差来计算, 如式(8)所示. 实际上, 采用这样的计算, 可能会导致最后的计算结果与实际结果偏差较大, 从而会误判窗口内像素的性质.

因此, 考虑到以上分析, 本文提出了一个改进的边权重因子计算方法, 如下定义:

$$\Gamma_c(I_i) = \frac{1}{|\Omega_{G,\xi}|} \sum_{i \in \Omega_{G,\xi}} \frac{\sigma_{G,\xi}^2(I_i)}{\sigma_{G,\xi}^2(I_i)} \quad (9)$$

这里, $|\Omega_{G,\xi}|$ 为窗口 $\Omega_{G,\xi}$ 中像素的个数. 也就是说, 采用了每个像素的方差与滤波器窗口内所有其它像素的方差之比的均值作为衡量标准. 显然, 由于采用的是局部窗口, 而非整个图像, 边保持的准确性会提高.

为了测试式(9)的有效性, 图 2 给出了一个一维信号. 可以看到, 相对于 GIF、WGIF 和 GGIF, 本文方法能够较好地实现边保持, 即式(9)是有效的.

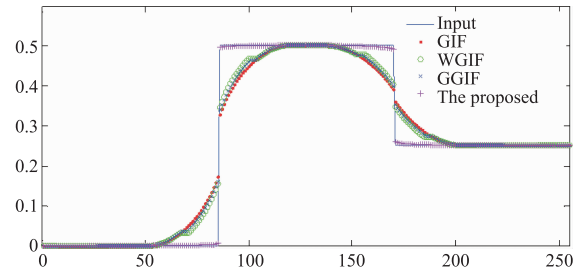


图2 边保持示例 ($\xi_1 = 16$, $\lambda = 0.1$)

在图 3 中, 给出了不同算法的输出图像. 图 3(a) 是原始输入图像, 图 3(b) ~ (e) 分别为 GIF、WGIF、GGIF 和本文方法的输出图像. 可以看到, GIF、WGIF 和 GGIF 算法都产生了较为明显的光晕现象, 而本文方法的光晕现象不是很明显. 为了进一步阐明, 图 3(f) ~ (j) 分别给出了对应图像的直方图. 严格意义上说, 直方图与图像像素的空间位置无关. 但是, 考虑到输入图像中灰

度级数只有 3 个,并且灰度之间存在较大的差值.因此,通过直方图也可以用来定性衡量光晕现象.尽管本文方法也会产生光晕现象,但是直方图显示,产生光晕的灰度非常紧密地分布在输入图像的三个灰度值旁边,从而使得光晕现象不是很明显.

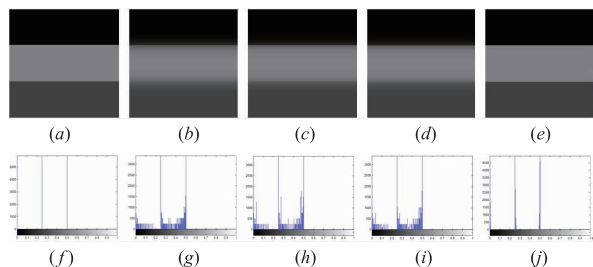


图3 光晕示例 ($\xi_1=16, \lambda=0.1$)

3.2 细节层增益

在 GIF、WGIF 和 GGIF 算法中,细节层的增益设定为常数.显然,采用这样的策略可能会导致噪声.尤其是对于低剂量 CT 图像,其细节层含有大量的小细节和噪声,固定增益在增强小细节的同时也放大了噪声,造成图像质量的下降.对于图像中的不同区域,应该设置不同的增益.例如,对于比较平滑的区域,设置较小的增益可能是合理的,而对于非平滑的区域,可能需要设置较大的增益.也就是说,增益应该是根据空间区域不断变化的,而不是固定不变的.

如前所述,对于图像增强,通常将图像分解为基础层和细节层.其中,基础层主要包含图像中变化比较大的部分,而细节层则主要包含图像中一些变化相对平缓的区域.对细节层进行增强,然后和基础层叠加,就可以得到对比增强之后的图像.

细节层图像 r 为导向图像 I 减去基础层图像:

$$r = I - q \quad (10)$$

这里, q 为基础层图像,如式(1)定义.

对细节层进行增强,得到增强之后的细节层图像 r' :

$$r' = \beta \cdot r = \beta \cdot (I - q) \quad (11)$$

这里, β 是细节层增益.在 GIF、WGIF 和 GGIF 中, $\beta=4$.

输出图像 f 为:

$$f = q + r' \quad (12)$$

代入式(1)到式(11)得到:

$$r' = \beta \cdot (I - aI - b) = \beta \cdot (1 - a)I - \beta \cdot b \quad (13)$$

基于式(13),细节层的梯度为:

$$\nabla r' = \beta \cdot (1 - a) \cdot \nabla I \quad (14)$$

基于式(1),基础层的梯度为:

$$\nabla q = a \cdot \nabla I \quad (15)$$

一般情况下,增强之后细节层的梯度不应大于基础层的梯度.否则,细节层的噪声有可能被放大,出现在最后的输出图像中.因此,式(16)成立:

$$\nabla r' \leq \nabla q \quad (16)$$

在式(16)中代入式(14)和式(15):

$$\beta \cdot (1 - a) \cdot \nabla I \leq a \cdot \nabla I \quad (17)$$

可以得到:

$$\beta \leq \frac{a}{1 - a} \quad (18)$$

同时,细节层的增益不能太小.否则,尽管可以抑制噪声,但是可能无法对小细节进行有效的增强.因此,综合考虑之后, β 值可以定义为:

$$\beta = \frac{a}{1 - a} \quad (19)$$

考虑式(3),可以得到, a 在 0 和 1 之间变化.因此,基于式(19), $\beta \geq 0$.

同时,如果某个像素位于边附近,根据式(3),则 $a \rightarrow 1$.基于式(19), $\beta \rightarrow \infty$,可以对细节层的像素进行增强.同样,如果某个像素位于平滑区域,根据式(3),则 $a \rightarrow 0$.基于式(19), $\beta \rightarrow 0$,对细节层的像素可以进行抑制.因此,基于式(19),可以对细节层的小细节和噪声分别进行有效的增强或者抑制.

在图 4 中,给出了一个简单的示例.图 4(a)是含有噪声的原始输入图像,图 4(b)~(d)是 GIF、WGIF 和 GGIF 的输出图像.可以看到,由于采用固定增益,细节层的噪声没有被抑制,明显地出现在输出图像中.而在图 4(e)中,噪声被有效抑制,在输出图像中,噪声明显减少很多,这说明式(19)是有效的.

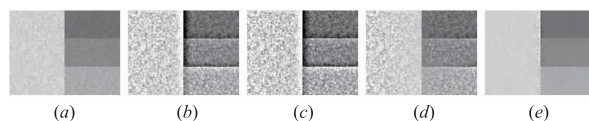


图4 细节层噪声示例 ($\xi_1=16, \lambda=0.1$)

4 实验

首先对一幅普通图像进行测试,观察光晕、噪声以及对比度.

为了有效对比不同方法的性能,参数选择为^[21]:对于 GIF 和 WGIF 算法, $\lambda = 0.1^2$;对于 GGIF 算法, $\lambda = 0.15^2$;对于本文算法, $\lambda = 0.01^2$.窗口大小全部为 $\xi_1 = 16$.

图 5(a)为原始输入图像,大小为 600×800 .图 5(b)~(d)分别为 GIF、WGIF 和 GGIF 的输出图像,可以看到,箭头所指的区域附近,出现了明显的光晕,背景的天空中也出现了大量的噪声.图 5(e)为本文算法的输出图像,箭头所指的区域没有出现明显的光晕,天空中几乎没有出现噪声,同时实现了对比增强.

其次,对三幅低剂量 CT 图像进行测试,采用 Philips Brilliance CT64, 64 层扫描,电压选择为 120kV,原始图像大小为 512×512 .



图5 自然图像示例

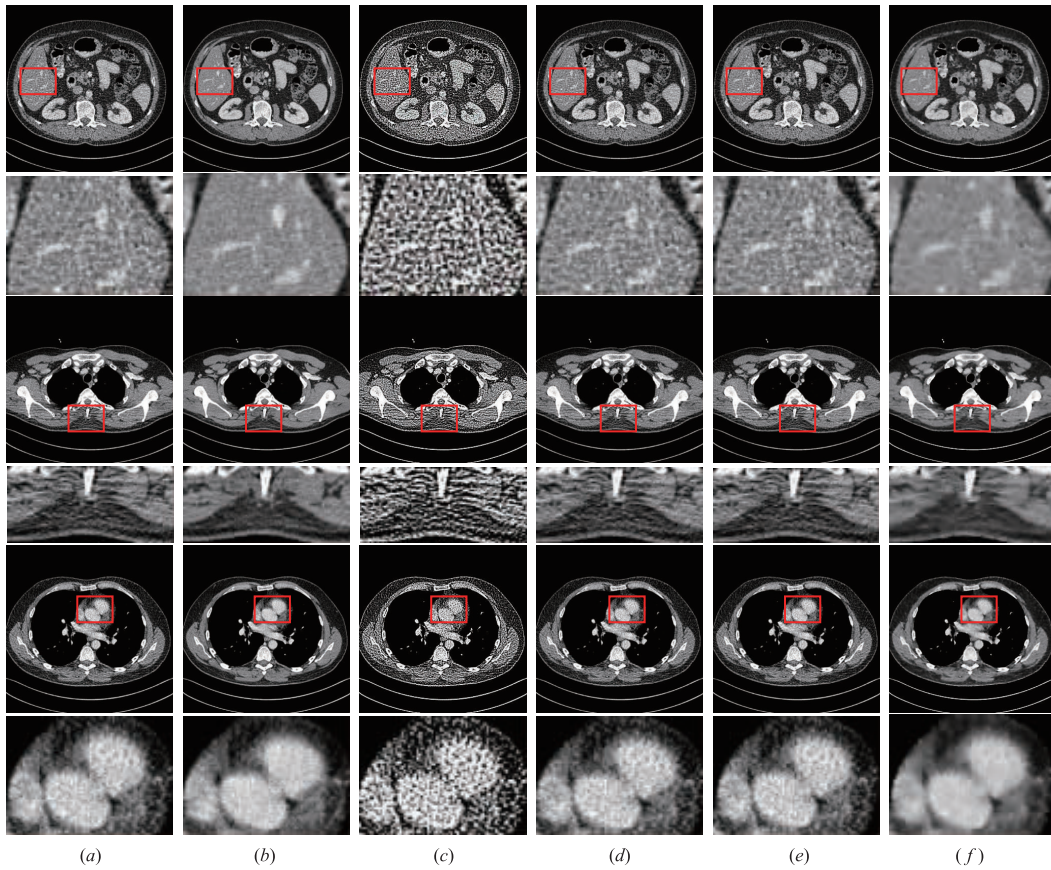


图6 低剂量图像计算结果示例

为了便于衡量不同算法的性能,采用正常剂量的CT图像作为定性比较和定量计算的参考图像.导向滤波中的引导图像就是输入图像本身.

由于低剂量CT图像中含有大量的噪声,在实现增强的同时必须要抑制噪声.另外,医学图像中往往含有一些微小的细节,所以参数 ξ_1 不能选择太大,否则容易滤掉这些小细节.因此,算法的参数选择为: $\xi_1 = 1, \lambda = 0.1$.值得指出的是,采用这样的参数,并不意味着计算结果是最好的.

图6(a)是三个低剂量图像,从上往下依次为图像1、2和3.图6(b)为对应的正常剂量图像.图6(c)(d)(e)和(f)分别为GIF算法、WGIF算法、GGIF算法和本文算法的计算结果.

分析图6中红色方框内的细节结果,可以看到,GIF算法虽然能够增强图像的细节,但是噪声被明显放

大了,从而导致大量的医学特征无法阅读,如图6(c)所示.相对于GIF算法,WGIF算法和GGIF算法在一定程度上抑制了噪声,但是医学特征附近仍然存在较大的噪声,如图6(d)和(e)所示.而本文算法能够有效抑制噪声,并且对医学特征进行了增强,如图6(f)所示.

为了定量评价图像质量,给出了两个常用的指标:PSNR和SSIM^[23].PSNR主要用来衡量除噪能力,指标越高表明除噪能力越强.而SSIM是基于结构相似性,来评价图像的质量,其值在-1~1之间变化,值越大,表明图像质量较好.另外,在实现对比增强时,保持直方图的基本形状是十分重要的^[24].由于直方图含有原始图像的信息,如果直方图的形状发生了较大的变化,势必会影响这些信息.尤其是在医学图像中,可能会造成一些重要信息的丢失.因此,HI(Histogram Intersection)可以用来比较原始图像的直方图和增强图像的

直方图的相似性^[25]. 其值越大,表明直方图的基本形状保持较好. 在本文中,图 6(b)中的正常剂量图像作为指标计算的参考图像.

在表 1 中,可以看到,对于图 6 中的三幅低剂量 CT 图像,本文方法抑制噪声的能力最强. WGIF 和 GGIF 算法抑制噪声的能力要好于 GIF 算法,这与前面的分析结论是一致的.

表 1 PSNR 计算结果

图像	GIF	WGIF	GGIF	本文方法
图像 1	13.791996	20.908754	20.910152	22.706841
图像 2	17.097373	25.778626	25.776601	27.127178
图像 3	16.590713	24.904886	24.903212	26.262424

表 2 SSIM 计算结果

图像	GIF	WGIF	GGIF	本文方法
图像 1	0.520876	0.674160	0.674229	0.723568
图像 2	0.738132	0.859122	0.859094	0.883024
图像 3	0.740022	0.857707	0.857691	0.876011

在表 2 中,本文方法的 SSIM 值最大,能够较好地保持图像的基本结构. 由于 GIF 算法没有很好地抑制噪声,边缘部位也比较模糊,无法有效地保持图像的结构,尤其是一些细节部分,所以它的 SSIM 值最小. 图 6(c)可以验证这一分析结论.

在表 3 中可看到,本文方法计算得到的 HI 值最大,能够较好地保持直方图的基本形状. WGIF 和 GGIF 算法的 HI 值较小,其原因在于它们的边权重因子是基于整个图像的,从而可能导致边缘周围的像素出现不准确的计算结果. 从图 3(f)~(j)可以看到相同的结论.

表 3 HI 计算结果

图像	GIF	WGIF	GGIF	本文方法
图像 1	13.791996	20.908754	20.910152	22.706841
图像 2	17.097373	25.778626	25.776601	27.127178
图像 3	16.590713	24.904886	24.903212	26.262424

因此,综合输出图像的视觉质量和定量分析指标,可看到,本文方法要明显优于 GIF、WGIF 和 GGIF 方法.

5 结语

尽管导向滤波算法能够较好地实现边保持,但是在实现对比增强时,容易在边缘附近出现光晕以及背景中出现大量噪声,降低图像的质量. 造成这个问题的原因之一,有可能是算法中的正则化参数以及细节层增益是固定的. 为了将导向滤波算法用于对比增强,必须解决这两个问题. 在本文中,提出了改进的边权重系数,它利用滤波窗口内的像素方差来衡量像素的重要性,而不是整个图像的像素,提高了边保持的准确性,减少了光晕现象. 同时,提出了基于梯度导向的细节层增益的计算方法,能够有效抑制噪声并且增强小细节.

低剂量 CT 图像存在的主要问题是背景中存在的

大量噪声以及边缘模糊等. 改进的导向滤波算法把图像分解为基础层和细节层,并且通过抑制细节层中的噪声同时增强小细节,从而实现图像的降噪和对比增强. 因此,可以利用改进的导向滤波算法来处理低剂量 CT 图像. 对低剂量 CT 图像的实验表明,本文提出的方法是有效的,能够提供满足临床诊断要求的输出图像. 实际上,对于普通图像(包括彩色图像),本文方法也能够得到较好的计算结果.

参考文献

- [1] Al-Ameen Z, Al-Ameen S, Sulong G. Latest methods of image enhancement and restoration for computed tomography: A concise review [J]. *Appl Med Inform*, 2015, 36(1): 1-12.
- [2] Buades A, Coll B, Morel J. A non-local algorithm for image denoising [A]. *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Recognition [C]*. Piscataway, NJ: IEEE, 2005. 60-65.
- [3] Aharon M, Elad M, Ruckstein A. The K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [4] Ke L, Zhang R. Multiscale Wiener filtering method for low-dose CT images [A]. *Proceedings of the 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics [C]*. Piscataway, NJ, 2010. 428-431.
- [5] Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. *Graphics Gems IV [M]*. USA: Academic Press, 1994.
- [6] Tan T, Sim K, Tso C, et al. Contrast enhancement of computed tomography images by adaptive histogram equalization-application for improved ischemic stroke detection [J]. *Int J Imaging Sys Technol*, 2012, 22(3): 153-160.
- [7] Kallel F, Hamida A. A new adaptive Gamma correction based algorithm using DWT-SVD for non-contrast CT image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Nanobiotechnology*, 2017, 16(8): 666-675.
- [8] Charbonnier P, Blanc-Feraud L, Aubert G, et al. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(2): 298-311.
- [9] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [10] Li Z, Wei Z, Wen C, et al. Detail-enhanced multi-scale exposure fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(3): 1243-1252.
- [11] Fattal R, Agrawala M, Rusinkiewicz S. Multiscale shape

- and detail enhancement from multi-light image collections [J]. *ACM Transactions on Graph*, 2007, 26(3): 51:1 – 51:10.
- [12] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Anal Mach Intell*, 2011, 33(12): 2341 – 2353.
- [13] 刘杰平, 黄炳坤, 韦岗. 一种快速的单幅图像去雾算法 [J]. *电子学报*, 2017, 45(8): 1896 – 1901.
LIU J, HUANG B, WEI G. A fast effective single image dehazing algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(8): 1896 – 1901. (in Chinese)
- [14] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Phys D, Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1–4): 259 – 268.
- [15] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [J]. *ACM Transactions on Graph*, 2008, 27(3): 249 – 256.
- [16] Xu L, Lu C W, Xu Y, et al. Image smoothing via L0 gradient minimization [J]. *ACM Transactions on Graph*, 2011, 30(6): ID 174.
- [17] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [A]. *Proc 6th Int Conf Comput [C]*. Bombay, India, 1998. 836 – 846.
- [18] Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high dynamic-range images [J]. *ACM Transactions on Graph*, 2002, 21(3): 257 – 266.
- [19] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Anal Mach Learn*, 2013, 35(6): 1397 – 1409.
- [20] Li Z, Zheng J. Single image de-hazing using globally guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(1): 442 – 450.
- [21] Kou F, Chen W, Wen C, et al. Gradient domain guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 4528 – 4539.
- [22] Li Z, Zheng J, Zhu Z, et al. Weighted guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 120 – 129.
- [23] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600 – 612.
- [24] Demirel H, Anbarjafari G. Pose invariant face recognition using probability distribution function in different color channels [J]. *IEEE Signal Process Lett*, 2008, 15(5): 537 – 540.
- [25] Shin J, Park R. Histogram-based locality-preserving contrast enhancement [J]. *IEEE Signal Process Lett*, 2015, 22(9): 1293 – 1296.

作者简介



龙邦媛 女, 1980 年生于重庆. 中国科学院大学重庆医院放射科副主任医师. 主要研究方向为医学图像处理 and 心血管疾病医学影像成像.

E-mail: bangyuan@hotmail.com



吕发金 男, 1968 年生于四川南充. 现为重庆医科大学附属第一医院放射科主任、教授、主任医师、硕士生导师. 主要研究方向为 CT、MRI 成像及图像后处理技术.