

LoG 边缘算子改进的加权引导滤波算法

龙 鹏*, 鲁华祥

(中国科学院 半导体研究所, 北京 100083)

(* 通信作者电子邮箱 longpeng@semi.ac.cn)

摘 要:针对原始全局的引导滤波算法对整幅图像各个区域使用统一的线性模型与相同的规整化因子,从而未能适应图像本身不同区域的纹理特性,提出了基于 LoG 边缘检测算子改进的加权自适应规整因子。通过在局部窗口内计算 LoG 幅值响应,对原有的规整化因子进行惩罚来取得对图像平滑区域与边缘区域的自适应,使得在保证降噪效果的前提下进一步突出边缘像素和平坦区域像素之间的差异。对开源医学图像库 BrainWeb 中不同断层的 T1、T2 与 PD 加权图像,共 18 张图像,添加 9% 的莱斯噪声作为测试库,并采用结构相似性因子 (SSIM) 与无参考图像锐化因子 (CPBD) 作为算法的定量评估指标。实验结果表明,与原始的引导滤波算法相比,所提方法的 SSIM 指标获得了最高 5% 左右的提升,CPBD 指标获得了最高 6% 左右的提升。在引导滤波不同规整化因子的条件下,所提算法均优于原始的引导滤波算法和现有的基于方差图像加权改进的引导滤波算法,并保留了原始引导滤波 $O(N)$ 的复杂度。与现存的主流滤波算法比较,所提算法能够兼顾 SSIM 与 CPBD 指标,具有最高的综合性能,且具有最低的算法复杂度,能够用于医学图像和彩色图像的快速滤波降噪。

关键词:引导图像;边缘保持滤波;LoG 边缘检测算子;局部线性模型;参数自适应

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A

Weighted guided image filtering algorithm using Laplacian-of-Gaussian edge detector

LONG Peng*, LU Huaxiang

(Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract: The original guided image filter algorithm performs not robust enough because it occupies the same local linear model among all the local patches while ignoring the texture difference. Based on the absolute magnitude of LoG (Laplacian-of-Gaussian) strength, a locally adaptive weighting parameter was used to penalize the fixed regularization parameter to produce a more robust method, aiming to amplify the grey scale difference between flat patch and edge patch, meanwhile avoid degraded denoising performance of original method. The open medical database BrainWeb including 6 T1, 6 T2 and 6 PD weighted pictures added with 9% magnitude of Rician noise were used as the testing database. Structural Similarity Index Measurement (SSIM) and Cumulative Probability of Blur Detection (CPBD) were used as quantity value indexes. According to the best experiment results, the proposed method respectively gets 5% and 6% advancement for SSIM and CPBD, compared to original guided image filter algorithm. Furthermore, the proposed method performs better than both the original guided image filter and another improved guided image filter under each regularization parameter of guided image filter, and the original $O(N)$ time complexity is not affected. Compared to state-of-the-art methods, the proposed method obtains best performance compromising SSIM and CPBD, and it has lowest time complexity, while providing a fast and robust denoising method for medical images and color images.

Key words: guided image; edge-preserving filter; Laplacian-of-Gaussian (LoG) edge detector; local linear model; parameter self-adaption

0 引言

图像滤波算法在医学图像^[1]的增强处理中应用极其重要,被用于滤除各类噪声和干扰,突出感兴趣对象区域和边缘。现有的基于空域像素平均的方法有均值滤波、中值滤波^[2]、高斯滤波^[3]、双边滤波^[4-6]、非局部邻域均值 (Non-Local Mean, NLM) 滤波^[7-9]、盒匹配 (Block Matching 3-D, BM3D) 滤波^[10-11]等。均值滤波通过取中心像素窗口内的算术平均值,高斯滤波^[3]则采用加权平均值代替算术平均值,两者都会破坏

图像的边缘,降噪能力有限。中值滤波^[2]非常适用于去除脉冲与椒盐噪声,能较好地保持边缘,但其复杂度较高,容易造成小目标丢失,滤波效果对窗口敏感。双边滤波^[4]是一种保边滤波器,其滤波核由几何空间距离与像素差值分别组成定义域核与值域核两部分,在实际应用过程中具有非常好的降噪特性。但原始的双边滤波器计算量大,复杂度为 $O(Nr^2)$, N 为像素总数, r 为滤波窗口半径;改进的 $O(1)$ 复杂度的双边滤波器^[5]则牺牲了精度;而自适应双边滤波^[6]算法参数训练复杂。双边滤波不能保持边缘处的梯度,这是中心像素与邻域内像素之间的差

收稿日期:2015-04-01;修回日期:2015-04-27。 基金项目:中国科学院战略性先导专项基金资助项目 (XDA06020700)。

作者简介:龙鹏 (1990 -),男,湖南邵阳人,硕士研究生,主要研究方向:彩色图像与医学图像增强、分割; 鲁华祥 (1965 -),男,浙江绍兴人,研究员,博士,主要研究方向:半导体神经网络。

异不稳定,导致高斯加权权重不稳定所致。NLM 算法^[7]也是通过像素灰度值之间的距离和高斯衰减系数来计算权重,但其假设相似邻域的图像像素来自于相同的分布,并采用整个图像块之间的相似性测量方法来代替单个像素之间的欧拉距离。原始 NLM 方法^[7]需要用图像中所有的像素来估计每一个像素的值,因此计算量非常大;改进的 NLM 方法^[8-9]采用一定大小的窗口且去除了相似性低于一定阈值的匹配块,一定程度上降低了复杂度,该方法降噪能力与双边滤波相当,但对于边缘的保持能力不够,且复杂度不低于双边滤波。基于块匹配的 BM3D 算法^[10-11]通过利用图像块之间的相似性,把具有相似结构的二维图像块组合在一起形成三维数组,然后用联合滤波的方法对这些三维数组进行处理,也有着优良的降噪性能,但是复杂度非常高。

引导滤波^[12]是最近提出的新的滤波方法,它本质上具有 $O(N)$ 的复杂度,不依赖于滤波半径与灰度值范围,相对于双边滤波器等也具有更好的边缘保持特性,在不同引导图像的引导下可以广泛应用于降噪、去雾、高对比度压缩等应用。原始的引导滤波也存在一些问题,如它虽然能保持边缘不被破坏,但在降噪的同时不能锐化突出边缘,因此对于有些需要增强边缘特性的应用其性能不如加权最小二乘滤波器^[13]、锐化掩膜滤波器^[14]等的性能。另一方面,对于灰度值变化剧烈的区域,它也可能出现伪边缘。针对原始引导滤波的这些特性,加权引导滤波^[15]被提出。该文结合区域方差信息采用自适应的规整化因子提出了加权引导滤波,利用边缘像素点与平坦区域像素点的方差差异对原有算法的规整化因子进行惩罚,取得了更好的边缘保持特性。

1 相关工作

1.1 引导滤波

设引导图像为 I ,待滤波图像为 p ,结果图像为 q ,局部线性模型^[12]如下:

$$q_i = a_k I_i + b_k; \quad \forall i \in \omega_k \tag{1}$$

ω_k 表示以像素 i 为中心,半径大小为 k 的一个邻域,在该邻域内 a_k, b_k 是固定的值,这是局部窗口内该式子成立的基本条件,故有 q 与 I 的梯度值相等。

$$\nabla q = a \nabla I \tag{2}$$

求解滤波结果,即相当于最小化式(3):

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \tag{3}$$

其中:第 1 项为二次保真项,在最小化 q 与 p 的差异的情况下同时保证局部线性模型的成立;而第 2 项为规整项,它用于规整掉值很大的 $a_k \circ \varepsilon$ 等于 0,引导图像 I 是待滤波图像 p 本身时,则会获取 $q = p$ 的平凡解,所以 ε 必须大于 0。

式(3)解为:

$$\alpha_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \tag{4}$$

$$b_k = \bar{p}_k - \alpha_k \mu_k \tag{5}$$

μ_k, σ_k^2 是局部窗口 ω_k 内 I 的灰度均值与方差, $|\omega|$ 是窗口内像素数目, $\bar{p}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} p_i$ 是输入图像 p 在窗口内的灰度均值。

实际上该滤波器也可以写为下面的形式:

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I) p_j \tag{6}$$

其中:

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k \in \omega_i, k \in \omega_j} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \right) \tag{7}$$

$$\frac{\partial q_i}{\partial p_i} = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k \in \omega_i, k \in \omega_j} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \right) \tag{8}$$

因为在边缘处,当 I_i 与 I_j 处于不同的边缘时:

$$\frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} < 0 \tag{9}$$

此时权重 W 很小,而处于同一边缘时,权重 W 大,所以它能避免双边滤波器出现的梯度反转效应,但是不如锐化掩膜滤波器^[14]那样能保持非常清晰的边缘,也存在振铃效应。图 1(a)、(b) 展示了一幅仿真磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)脑部断层图像,与叠加了 9% 的高斯随机噪声的图像,图像来源于开源仿真库 BrainWeb^[16];图 1(c)、(d) 分别是双边滤波与引导滤波的结果,其中双边滤波的空域滤波系数 σ_d 与值域滤波系数 σ_r 分别为 5, 0.1, 引导滤波系数采用与其相当的规整化因子 $\varepsilon = 0.1^2$, 空域半径 r 均为 3。从滤波的结果看,双边滤波和引导滤波均较好地滤除了噪声,但是在边缘的保持方面并不是很好,没有锐化突出组织之间的边缘。

图 2(a)、(b) 展示了另一幅真实的 MRI 脑部断层图像,与叠加了 9% 的莱斯噪声的图像;图 2(c)、(d) 分别是双边滤波与引导滤波的结果,其中双边滤波的空域滤波系数 σ_d 与值域滤波系数 σ_r 分别为 5, 0.1, 引导滤波系数采用与其相当的规整化因子 $\varepsilon = 0.1^2$, 空域半径 r 均为 3,两种方法均取得了较好的降噪结果。

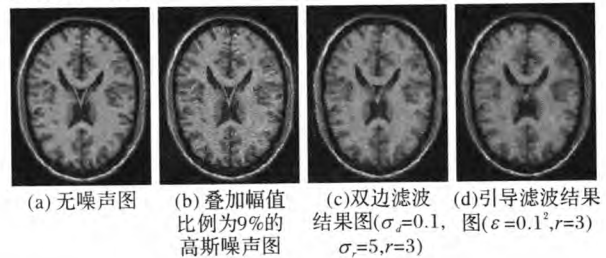


图 1 仿真 MRI 脑部图像降噪结果

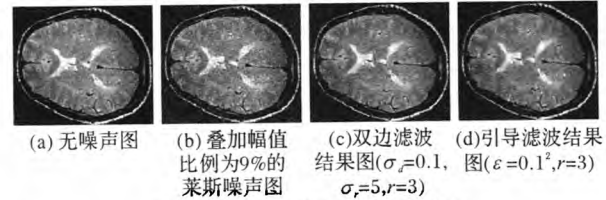


图 2 真实 MRI 脑部图像降噪结果

1.2 方差加权改进的引导滤波

原始的引导滤波,采用相同的规整化因子 ε 应用于不同的窗口,未考虑到不同窗口内像素之间纹理的差异性。对于纹理变化大、边缘信息丰富的区域,由于式(1)的线性模型中 a 的值较大,需要较小的 ε 进行惩罚,而对于灰度值过渡平缓的区域,则较大的 ε 将获取更小的逼近误差。因此,融合区域的差异信息对规整化因子 ε 进行自适应调整,将增强算法的鲁棒性。

文献[15]基于局部窗口内的方差定义了一个加权因子,令 G 为引导图像,当前中心像素为 $i, \sigma_{c,i}^2(i)$ 是 G 在中心像素的 3×3 邻域内的方差,定义边缘权重因子如下:

$$\Gamma_c(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'=1}^N \frac{\sigma_{c,i}^2(i) + \gamma_\sigma}{\sigma_{c,i'}^2(i') + \gamma_\sigma} \tag{10}$$

γ_σ 取 $(0.001 \times L)^2$, L 为灰度值范围, 对于 8 位图像则取 $L = 256$, N 为像素的总数。 i' 取遍图像的所有像素, 因此对于边缘处的像素, 该值大于 1, 而对于平滑处的像素, 该值小于 1。最后再经过一个高斯滤波, 去除可能存在的块效应。式(3)因此改变为:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} \left((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\varepsilon}{\Gamma_c(i)} a_k^2 \right) \quad (11)$$

相对于原始引导滤波的解, a_k 由于受到该边缘权重因子 Γ 的调节, 会更加稳定, 其复杂度也没有发生改变, 在实际的实验过程中发现能更好地保护好边缘。

2 本文的优化准则

文献[15]定义的权重因子, 是直接基于窗口内的局部方差, 一定程度上能反映出边缘信息。但是方差大的区域并不与强边缘区域相互对应, 因此严格说来并不是很好的边缘惩罚因子。另一方面, 它采用了固定的正则化因子 γ_σ , 其值为 0.065 536, 而实际应用过程中发现, 该方法计算出来的差分图像 $\sigma_{c,1}^2(i)$ 的最大值往往小于该值或与该值相当, 从而使得正则化因子的作用丢失。

2.1 LoG 边缘检测算子的边缘权重因子

本文基于边缘检测算法, 采用局部 LoG (Laplacian-of-Gaussian) 算子^[17]的绝对幅值响应代替局部区域方差^[15], 定义边缘权重因子如下:

$$\psi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'=1}^N \frac{|LoG(i)| + \gamma}{|LoG(i')| + \gamma} \quad (12)$$

式(3)变为:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} \left((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{\varepsilon}{\psi(i)} a_k^2 \right) \quad (13)$$

其中: $LoG(i)$ 是高斯拉普拉斯边缘检测算子^[17], N 为像素的总数, i 为中心像素 i' 取遍图像的所有像素, $|\cdot|$ 是取绝对值操作。LoG 算子是二阶的边缘检测算子, 在边缘像素处, 具有较大的绝对幅值, 因此对于边缘处的像素 ψ 值大于 1, 而对于平滑处的像素 ψ 值小于 1, 与文献[15]类似, 为了提高鲁棒性最后对 ψ 采用相同的高斯滤波。本文 LoG 算子大小为 9×9 , 方差为 1.5, 使用 Matlab 函数 `fspecial` 产生。

经过大量实验与训练, 发现取自适应于 LoG 图像值大小变化的 $\gamma_{LoG}(i)$, 算法将更加鲁棒。本文将 γ_{LoG} 取值为 LoG 图像最大值的 0.1 倍, 以代替文献[15]中采用固定 γ_σ 的方案, 结果表明更优, 因此最终的边缘权重因子如下:

$$\psi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i'=1}^N \frac{|LoG(i)| + \gamma_{LoG}}{|LoG(i')| + \gamma_{LoG}} \quad (14)$$

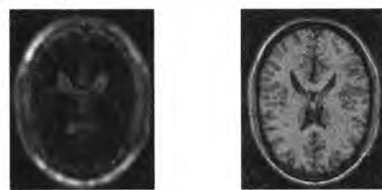
其中: N 为像素的总数, i 为中心像素 i' 取遍图像的所有像素, $|\cdot|$ 是取绝对值操作, γ_{LoG} 是取 LoG 图像最大绝对值的 0.1 倍。

将式(12)的方案称为常量正则化 LoG 加权引导滤波, 而式(14)的方案称为自适应 LoG 加权引导滤波, 也是本文最终的方案。

图 3(a) 与图 3(b) 分别是文献[15]方差加权图与本文 LoG 加权图。

从图 3 可知: 文献[15]基于方差的权值图展现出的细节更少, 更加模糊与平滑; 而本文基于 LoG 算子的权值图展现出的细节更多, 尤其是在边缘处。不论是原始引导滤波, 还是文献[15]提出的改进与本文提出的改进, 均存在 2 个参数, 即

滤波半径 r 和引导滤波惩罚因子 ε , 同时两种改进的方法都存在非零的正则化因子 γ_σ 与 γ_{LoG} 。由于滤波半径 r 在实际的使用过程中较为固定, 因此下面分别采用结构一致性因子 (Structural Similarity Index Measurement, SSIM)^[18] 以及无参考图像锐化因子 (Cumulative Probability of Blur Detection, CPBD)^[19] 来定量研究引导滤波、文献[15]以及本文改进的滤波算法随 ε 与 γ 变化的性能。研究表明 SSIM 是性能远优于峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 的降噪评价指标^[18], 取值 0 ~ 1, 值越大说明算法的降噪性能越好。而 CPBD 则是无参考图像的图像锐化评价指标, 不需要基于特定的参考图像而是对降噪结果图像本身就可以进行计算, 其值越大表明包含的边缘信息越丰富, 反映出了边缘锐化强调的性能, 取值 0 ~ 1。



(a) 文献[15]加权算子 (b) 本文加权算子
图 3 加权算子

本测试图像即为图 1(a), 叠加了 9% 的随机高斯噪声, 图像大小为 181×217 。由于图像比较小, 同时边缘信息较多, 因此为了取得较好的效果, 引导滤波邻域半径取值为 $r = 3$, 下面则分别定量比较引导滤波、文献[15]以及本文算法的降噪效果随着原始引导滤波规整化系数 ε 的变化。由于本文的自适应 LoG 加权引导滤波算法 γ_{LoG} 是随着 LoG 图像自适应的, 也即是式(14)的方案, 不随着 γ 发生变化。所以为了评估式(14)的自适应 LoG 加权引导滤波算法相对于式(12)方法, 即常量正则化 LoG 加权引导滤波的优越性, 也将分析式(12)方法的 SSIM 与 CPBD 指标随着变化的正则化因子 γ 的性能。

2.2 规整化系数 ε 性能分析

此处的规整化系数 ε 是原始的引导滤波的固有参数, 它用于规整化大的 a , 提高算法的稳定性, 详情可见式(3)。因为原始的引导滤波对所有区域采用相同的 ε , 不能反映出各个区域的纹理差异性, 所以文献[15]和本文均是为了对该系数进行自适应的局部惩罚, 以提高算法的鲁棒性。从图 4 与图 5 均可以看出, 无论是 SSIM 指标还是 CPBD 指标, 本文的算子在 ε 取各种不同值时都要优于文献[15]方差加权引导滤波法以及原始引导滤波法。随着 ε 的变化, CPBD 性能迅速下降, 可见大的 ε 会严重模糊边缘信息。而文献[15]算法与原始的引导滤波算法性能基本上没有差异, 这主要是因为对于该图像, 计算出的方差图像最大值都小于规整化系数 γ_σ , 导致规整化因子的作用丢失。接下来将讨论 γ_σ 取不同值时对算法的性能指标影响。

2.3 正则化因子 γ 性能分析

文献[15]选取了固定的正则化因子 γ_σ , 并未考虑到不同图像之间的差异性, 在实际应用过程中, 该值可能会大于该文本方差图像的最大值以及本文 LoG 图像的最大值, 导致正则化因子失效。

为了便于显示, 令 $\gamma = (\gamma_i \times 256)^2$, $\gamma_\sigma = (\gamma_\sigma \times 256)^2$, 横坐标取 γ_i 范围为 0 ~ 0.01。图 6 ~ 7 中的自适应 LoG 加权引导滤波即是式(14)的方案, 常量正则化 LoG 加权引导滤波即是式(12)的方案, SSIM 与 CPBD 指标与文献[15]方法都会

随着 γ , 进行变化, 而原始引导滤波与自适应 LoG 加权引导滤波则不会随着 γ 变化。

从图 6 和图 7 可以看出, 自适应 LoG 加权引导滤波仍然全面优于方差加权引导滤波与原始引导滤波, 以及式 (12) 的常量正则化 LoG 加权引导滤波。式 (12) 的常量正则化 LoG 加权引导滤波的 CPBD 指标性能对 γ 系数比较敏感, 在 γ 较小时出现震荡, 这是由于 LoG 图像包含的细节比较多, 这一点从图 3 可以得到验证。

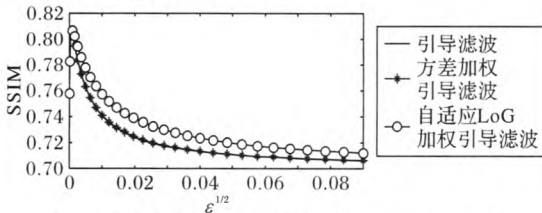


图 4 单幅图像 SSIM 随规整化系数 ε 的变化 ($r = 3$)

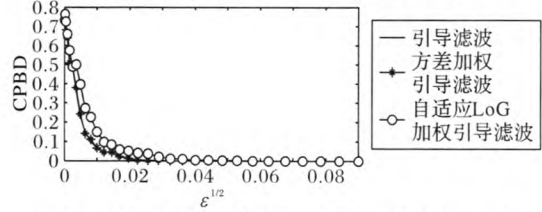


图 5 单幅图像 CPBD 随规整化系数 ε 的变化 ($r = 3$)

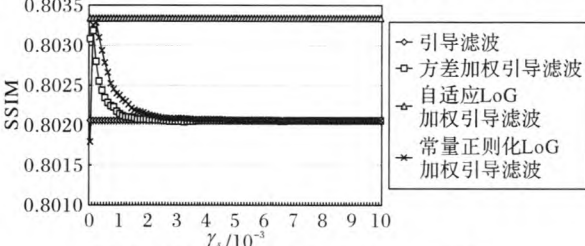


图 6 SSIM 随 γ 的变化 ($r = 3, \varepsilon = 0.02^2$)

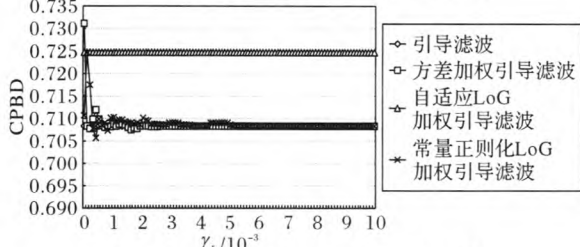


图 7 CPBD 随 γ 的变化 ($r = 3, \varepsilon = 0.02^2$)

以上的实验结果表明, 本文的自适应 LoG 加权引导滤波算法是有效的, 相对于原始引导滤波以及文献 [15] 的方案, 在提高降噪效果和保持边缘的能力上更强。

3 实验与比较

为了更好地评估和比较本算法与其他算法的综合性能, 从开源数据库 BrainWeb^[16] 上均匀截取不同 z 向断层的正常脑部仿真图像, 其中 T1、T2 和 PD 加权图像各截取 6 幅, 得到 18 幅 181×217 的无噪声图像, 叠加噪声程度为 9% 的莱斯噪声, 取各个指标的均值进行分析。之所以取莱斯噪声而不是之前对单幅图像进行实验时的高斯噪声或者取该仿真库自带的含噪声图像进行实验, 是因为在 MRI 图像中, 噪声分布更加接近于莱斯分布, 而取噪声幅度大小为真实信号的 9% 也是比较合适的折中方案^[20]。

BrainWeb 上的所有图的大小均为 $181 \times 217 \times 181$, 均匀

截取 $z = 30, 50, 70, 90, 110, 130$ 的正常脑部图像得到相应的二维切片图如图 8 所示。

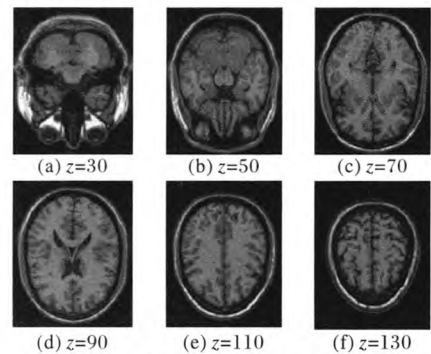


图 8 BrainWeb 数据库不同 z 向断层的加权切片

3.1 与原始引导滤波和文献 [15] 比较

图 8 显示的是 T1 加权图, 图 8(a)、8(b)、8(c)、8(d)、8(e)、8(f) 即依次是 $z = 30, 50, 70, 90, 110, 130$ 的二维切片图。从中可以看出不同截面可以在不同的方向反映出脑部的结构。选取滤波半径为 3, 方差加权滤波^[15] 按照该文献推荐指数选取 $\gamma_\sigma = (0.001 \times 256)^2$, 本文 γ_{LoG} 自适应 LoG 图像值的大小进行变化, 按照式 (14) 计算相应的边缘权重因子。图 9 与 10 反映了 SSIM 与 CPBD 指标随规整化系数 ε 的变化。

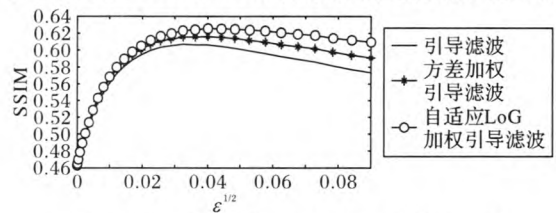


图 9 数据库 SSIM 随规整化系数 ε 的变化 ($r = 3$)

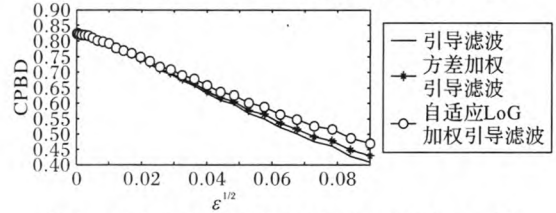


图 10 数据库 CPBD 随规整化系数 ε 的变化 ($r = 3$)

实验结果表明, 本文的算法在不同的规整化系数的作用下, 均全面优于文献 [15] 的方法与原始的引导滤波。SSIM 指标越大, 说明噪声去除能力越强; 而 CPBD 指标越大, 则说明在去除噪声的同时, 对边缘保持得更好。从该数据库的定量分析可以看出, 本文的改进不仅在去除噪声的能力上, 在对边缘结构的保持能力上也优于原有的引导滤波和文献 [15] 的改进。

3.2 与主流降噪方法比较

为了更进一步验证本滤波算法与其他算法相比的优越性, 此处将本文与现存的几种主流的降噪方法进行比较, 其中包括原始双边滤波^[4]、原始中值滤波^[3]、WLS 滤波^[13]、BM3D 滤波^[10] 和 NLN 滤波算法^[7]。

采用 SSIM、CPBD 以及算法对数据库中每一幅图像运行的平均时间作为定量性能指标。特别值得说明的是对于以上的比较方法, 存在邻域半径 r 为输入参数的都采用同本文算法相同的 $r = 3$, 其他的参数均采用算法原作者推荐的参数, 不存在推荐值的则通过实验定量指标来判断采用最佳的参数, 以利于比较的公平性。本文采用的参数是滤波窗口邻域半径 $r = 3, \varepsilon = 0.02^2, \gamma_{LoG}$ 自动选择 LoG 图像最大值的 0.1 倍。

除了 BM3D 算法本身复杂度过高,调用了 C 程序之外,其他所有算法均是采用纯 Matlab 语言编写,用于实验的笔记本计算机为英特尔酷睿 i5-2450M 双核处理器(2.5 GHz,睿频可达 3.1 GHz),1 GB 独立显存,64 位 Window 7 操作系统,显卡芯片为 NVIDIA GeForce GT630M,Matlab 版本为 R2012a。实验结果如表 1。

表 1 不同的降噪算法比较

算法	SSIM	CPBD	平均时间/s
本文算法	0.607 0	0.748 3	0.162 1
中值滤波	0.623 4	0.639 8	0.158 9
双边滤波	0.577 1	0.767 2	0.775 1
WLS 滤波	0.538 2	0.776 9	0.329 1
NLM 滤波	0.657 5	0.641 7	13.946 7
BM3D 滤波	0.462 9	0.826 3	0.018 3

从表 1 的结果可以看出:NLM 滤波算法与中值滤波算法分别取得最高和次高的 SSIM 指标,而两者的 CPBD 指标也分别是次低与最低,这说明 NLM 滤波算法和中值滤波算法能够很好地滤除噪声,却严重地模糊了边缘;而且,NLM 算法的复杂度很高,因此其运行时间,也比其他算法高出至少一到两个数量级。BM3D 算法具有最高的 CPBD 指标,却具有最低的 SSIM 指标,这说明该算法很好地保护了边缘,却难以取得好的滤除噪声的效果,这可能是因为该算法是基于块匹配的算法,而本文图像较小,没有足够相似的信息块,其复杂度是这几种算法里面最高的,为 $O(N^3)$ ^[10],但是由于调用了 C 语言接口,所以运行时间反而最短。双边滤波、WLS 滤波的 CPBD 指标相近,均略高于本文的算法,本文的 SSIM 指标高于双边滤波与 WLS 滤波,且运行时间均小于双边滤波与 WLS 滤波。总体来说,本文的算法在保证滤波效果和保持边缘的能力上具有最优的特性,其次是双边滤波与 WLS 滤波,并且本文算法 $O(N)$ 复杂度的特性决定了其在实际的应用过程中,运行效率将远远高于双边滤波。

4 结语

本文所提出的方法非常简单,基于 LoG 边缘检测算子,提出了新的局部自适应的加权引导滤波方法。与原始引导滤波相比,没有增加任何新的输入参数,也没有改变引导滤波具有的 $O(N)$ 的线性复杂度。在 BrainWeb 数据库上的实验结果表明,本文提出的算法其结构相似性因子(SSIM)指标与无参考图像锐化因子(CPBD)指标均优于引导滤波以及现有最新的基于方差图像的加权引导滤波^[15],且本文提出的方案中加权边缘规整化因子是图像自适应的而非固定的数值,相较于文献[15]更加具有普适性和鲁棒性。与现有的主流滤波算法比较结果也表明本文的算法在取得好的滤除噪声效果同时保持边缘的综合能力是最好的,且算法复杂度最低。本研究下一步的展望是提出自适应的锐化因子,在明显锐化增强引导滤波结果边缘的情况下同时保证 SSIM 指标不下降。

参考文献:

[1] YASMIN M, SHARIF M, MASOOD S, et al. Brain image enhancement—a survey [J]. World Applied Sciences Journal, 2012, 17 (9): 1192 – 1204.

[2] NODES T, GALLAGHER N C. Median filters: some modifications and their properties [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1982, 30(5): 739 – 746.

[3] ITO K, XIONG K. Gaussian filters for nonlinear filtering problems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(5): 910 – 927.

[4] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]// Proceedings of the 1998 6th International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 1998: 839 – 846.

[5] CHAUDHURY K N, SAGE D, UNSER M. Fast $O(1)$ bilateral filtering using trigonometric range kernels [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3376 – 3382.

[6] ZHANG B, ALLEBACH J P. Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(5): 664 – 678.

[7] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490 – 530.

[8] MANJÓN J V, CARBONELL-CABALLERO J, LULL J J, et al. MRI denoising using non-local means [J]. Medical Image Analysis, 2008, 12(4): 514 – 523.

[9] MANJÓN J V, COUPÉP, MARTÍ-BONMATÍL, et al. Adaptive non-local means denoising of MR images with spatially varying noise levels [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2010, 31 (1): 192 – 203.

[10] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080 – 2095.

[11] DABOV K, FOI A, EGIAZARIAN K. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [EB/OL]. [2015-01-03]. http://www.researchgate.net/publication/242187593_VIDEO_DENOISING_BY_SPARSE_3D_TRANSFORM-DOMAIN_COLLABORATIVE_FILTERING.

[12] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (6): 1397 – 1409.

[13] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [EB/OL]. [2015-01-11]. <http://evasion.imag.fr/Enseignement/cours/2009/ProjetImage/multiscale/multiscale.pdf>.

[14] KIM S H, ALLEBACH J P. Optimal unsharp mask for image sharpening and noise removal [J]. Journal of Electronic Imaging, 2005, 14(2): Article No. 023005.

[15] LI Z, ZHENG J, ZHU Z, et al. Weighted guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 120 – 129.

[16] COLLINS D L, ZIJDENBOS A P, KOLLOKIAN V, et al. Design and construction of a realistic digital brain phantom [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(3): 463 – 468.

[17] MARR D, HILDRETH E. Theory of edge detection [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series B—Biological Sciences, 1980, 207(1167): 187 – 217.

[18] 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.

[19] NARVEKAR N D, KARAM L J. An improved no-reference sharpness metric based on the probability of blur detection [EB/OL]. [2015-01-09]. http://biology.unm.edu/toolson/Backups/Science/van_Gogh_Project/vpqm_p27_cpbpd.pdf.

[20] MAXIMOV I I, FARRHER E, GRINBERG F, et al. Spatially variable Rician noise in magnetic resonance imaging [J]. Medical Image Analysis, 2012, 16(2): 536 – 548.