

一种医学图像中细节特征的增强算法

焦 峰 毕硕本 耿焕同

(南京信息工程大学计算机与软件学院 南京 210044)

摘 要 医用X光图像中常伴有对比度偏低和噪声较大等缺点,这些对图像中的细节特征造成很大影响,而这些细节特征在医学图像中通常极为重要。普通的图像增强算法在消除噪声和增强细节特征之间难以做到很好的权衡。利用小波的多分辨率特性和小波分解系数在图像边缘方面的保持特性,对小波分解系数进行双边滤波,从而达到抑制噪声、增强图像的目的。实验表明,该方法能够在保持低失真率的前提下达到较好的增强图像细节特征的效果。同时,该算法可以以迭代的方式使用,从而达到逐步增强的目的。

关键词 X光图像,图像增强,小波变换,双边滤波

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Enhancement of Detail Characters within Medical Image

JIAO Feng BI Shuo-ben GENG Huan-tong

(Computer and Software Institute, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract Low-contrast and heavy noise are main shortages of X-ray medical images, which makes the images vague and uncertainly. As result, some very useful details characteristic are weakened which are difficult to distinguish even by naked eyes. Based on the analysis of multi-resolution wavelet transform and bilateral filtering operator, a kind of image enhancement algorithm for detail characters was presented. The algorithm can enhance the detail characters while confining noise amplifying and keeping lower distortion. The analysis of the results shows that local regions of the image are enhanced by using the 8-neighbor grad contrast of the wavelet transform coefficient, which makes the detail characters of image clearer adaptively. Experiments were conducted on real pictures, and the results show that the algorithm is flexible and convenient.

Keywords X-ray image, Enhancement, Wavelet transform, Bilateral filtering

随着计算机技术在医学领域的应用不断深入,医学图像的处理与分析显得越来越重要。近几年来,X光与核磁共振图像方面的研究则更为深入和广泛。

传统的放射性医学图像的形成过程中,吸收介质的差异会影响成像的效果。因此,图像会因成像设备、介质和噪声的干扰而导致其质量不高。

一般来说,医学图像特别是X光图像,都会伴有对比度低、噪声大和边缘模糊等特点。这些因素极大地影响了图像的质量,并对临床的诊断形成较大干扰,这对医生的诊断经验和能力提出更高要求。如果能够利用图像处理技术,提高图像的质量,将会有效提高临床诊断的正确性。同时,医学图像增强、去噪、特征识别等技术也是未来自动诊断技术的基础。

传统的图像增强算法对低对比度图像中的细节缺乏有效的识别和增强手段,而图像中的一些细节特征正是很多医学图像中非常重要的信息。由于受到噪声和对比度等因素的影响,这些特征的可视性大大降低。为此,本文提出了一种针对X光图像中细节特征的增强算法。

1 图像增强技术

图像增强技术是一种提高图像质量的有效方法,它不仅能够突出图像中的特征信息,还能够削弱或者消除干扰信号。医学图像增强的目标是使得处理的结果既能保持原始的有用信息,又能更有利于临床的诊断。

图像中的噪声、低对比度和边缘模糊都会造成图像质量的下降。中值滤波是一种使用很广泛的图像平滑、去噪算法,但是在噪声滤除的过程中,图像中的边缘信息也被削弱。同时,它对图像对比度的提高也没有任何的效果。因此,在去噪的同时还要考虑图像特征的增强。

比较常见的图像增强算法大致可以分成两类。一种是基于空域的像素值的统计方法。例如直方均衡算法,就是一种增强图像对比度的有效方法^[1,2]。但是,不论是基于全局的直方统计,还是基于局部的直方统计,都不容易获得良好的效果,并且很容易造成不同程度的灰度失真。另一种是基于信号高低频率的分解,并根据一定的规则对不同的频率进行调

到稿日期:2009-02-05 返修日期:2009-04-03 本文受国家自然科学基金(0002014014),中国博士后科学基金(20080431114),南京信息工程大学科研基金资助。

焦 峰(1974—),男,博士后,讲师,主要研究方向为图像处理、模式识别等,E-mail:jiao_feng423@sina.com;毕硕本(1965—),男,副教授,CCF高级会员,主要研究方向为GIS、数据挖掘、图像处理等;耿焕同(1973—),男,副教授,主要研究方向为计算智能、资料同化等。

整,然后根据调整后的频率系数做逆变换,生成增强的结果^[3]。这种方法很难在增强图像的同时非常有效地抑制噪声。

正因为图像增强和去噪的过程中还存在很多问题,许多学者都做了很多更为深入的工作^[4-6]。这些工作的主要内容包括提高图像的视觉效果,在增强对比度的同时保持低失真度,增强图像细节特征以及消除噪声等。这些算法在提高图像质量、改善图像整体视觉效果方面都能有较好的表现,但是图像中的一些细节信息也在抑制噪声的过程中被消除了。

为此,本文提出了一种基于小波变换的图像增强算法,该算法能够自动地对图像中的细节进行有效的增强,并保持较低的失真率。

2 基于小波变换的图像细节增强算法

以下先简单介绍小波变换和双边滤波的基本原理,并提出一种基于8-临域的双边滤波算法。然后,在此基础上提出了一种基于小波分解系数的8-临域双边滤波算法。

2.1 小波变换

与傅立叶变换不同,小波变换引入了多尺度的概念,在时域和频域同时具有良好的局部化特性,因此有信号分析“显微镜”之称。小波的引入,使得能够对图像的一些细节特征进行分析。

对任何平方可积函数空间内的可测函数 $f(x) \in L^2(R)$, 其小波变换如式(1)所示:

$$WT(b, a) = \langle f(x), \psi_{b,a}(x) \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (1)$$

其中, $\psi_{b,a} = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi((x-b)/a)$ 为小波函数,由母小波 $\psi(x)$ 经过伸缩和位移生成, a 是伸缩参数,通常又称为尺度, b 是位移参数。母小波必须满足允许条件 $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0$ 。对小波变换进行二维扩展,生成二维小波变换。选择尺度 2^j , 即 $a = 2^j$, $b = 2^j k$, 为适用于数字图像的离散小波变换。这时的 $\psi_{b,a}$ 可表示为 $\psi_{j,k} = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}x - k)$, $j, k \in Z$ 。设 $\{V_j\}$ ($j \in Z$) 是一多分辨率分析, $\phi(x)$ 和 $\psi(x)$ 为相应的尺度函数和小波函数,对于任意信号 $f(x) \in L^2(R)$, 其多分辨率分解如式(2)所示:

$$f(x) = \sum_k c_k \phi_{j,k} + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_k d_k \psi_{j,k}(x) \quad (2)$$

相应的小波分解和重构的 Mallat 算法如式(3)和式(4)所示:

$$\begin{cases} c_k^{-1} = \sum_l h_{l-2k} c_l^i \\ d_k^{-1} = \sum_l g_{l-2k} c_l^i \end{cases} \quad (3)$$

$$c_k^i = \sum_l [h_{k-2l} c_l^{i-1} + g_{k-2l} d_l^{i-1}] \quad (4)$$

一幅图像经过一层小波分解成为 LL_1 子图像(水平、垂直方向都是低频分量)、 LH_1 子图像(水平方向是低频,垂直方向是高频)、 HL_1 子图像(水平方向是高频,垂直方向是低频)、 HH_1 子图像(水平、垂直方向都是高频),上述子图像统称为第一层子图像。如果对 LL_1 继续分解,则可得到下一层分解结果。

小波分解的特点是,小波分解系数本身在一定程度上也反映了图像的边缘特征,同时,低频系数对应了图像的主要边

缘信息,而高频系数对应了包括噪声和细节特征的信息。因此,有效地从高频系数中区分出噪声的成分,是解决问题的关键。

2.2 基于像素灰度的双边滤波

双边滤波(Bilateral Filtering)的概念最初由 Tomasi 和 Manduchi 提出。其主要思想是,在处理相邻各像素值的灰度值或彩色信息时,不仅考虑几何上的邻近关系(如中值滤波^[7]),还考虑亮度上的相似性。通过对二者的非线性组合,通常能够更好地进行滤波并得到平滑图像。而且,这样处理过的图像在更好地滤除噪声的同时,还能够很好地保持图像的边缘信息。以下是一种基于8-临域的双边滤波算法。

假设 $g_{i,j}$ 表示坐标点为 (i, j) 的灰度值,其8-临域内的均值 $u_{i,j}$ 和方差 $\sigma_{i,j}$ 为:

$$u_{i,j} = \frac{1}{8} \left(\sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} g_{k,l} \right) - g_{i,j} \quad (5)$$

$$\sigma_{i,j} = \frac{1}{9} \left(\sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} (g_{i,j} - u_{i,j})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

用 $G_{\max}$ 和 $G_{\min}$ 分别代表临域内最大值和最小值,则中心对比度 $d_{k,l}$ 为(以坐标点 (i, j) 为中心):

$$d_{k,l} = \frac{g_{k,l} - u_{i,j}}{G_{\max} - G_{\min} + 1} \quad (7)$$

其中, $i-1 \leq k \leq i+1$, $j-1 \leq l \leq j+1$, 且 $(k, l) \neq (i, j)$ 。

接下来,根据式(8)调整8-临域内像素的灰度值。

$$\begin{cases} \hat{g}_{i,j} = g_{i,j} + \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} (\sigma_{i,j}^{d_{k,l}} / \lambda), \\ \text{如果 } g_{i,j} > u_{i,j} + \sigma_{i,j} / \lambda; \\ \hat{g}_{i,j} = g_{i,j} - \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} (\sigma_{i,j}^{d_{k,l}} / \lambda), \\ \text{如果 } g_{i,j} < u_{i,j} - \sigma_{i,j} / \lambda; \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\lambda \in N^+$ 为增强因子, $\hat{g}_{i,j}$ 为调整后的结果。 λ 通常可设为1,针对噪声比较严重的图像,可取更大的值,并采用迭代的模式进行滤波。

2.3 基于小波分解系数的双边滤波

小波分解系数中的高频部分同时包含了图像中的细节和噪声信息,这是一般的基于频率的增强算法在增强细小边缘的同时也容易放大噪声的原因。

一般来说,噪声都是随机分布的,而图像中的细节特征则一般分布在边缘附近,两者在分布特征上其实存在着很大区别。同时,由于小波分解系数不仅包含了图像信号的频率特征,还在一定程度上反映了图像边缘特征的分布情况,因此,利用小波分解系数进行双边滤波,应该比仅用像素灰度值进行双边滤波的效果要好。

基于小波分解系数的双边滤波(WBF),即先对源图像进行 L_{yw} 层小波分解,然后用上述的算法对8-临域内的小波分解系数进行双边滤波(最底层的 LL 子图像除外)。在完成小波分解系数调整之后,用小波逆变换恢复源图像,得到图像增强的结果图。根据需要达到的细节增强效果的不同程度,可对增强结果多次使用本算法。

3 实验结果与分析

信噪比(SNR)和峰值信噪比(PSNR)是常用的图像质量评价指标。假设源图像 I 和增强的结果图 $\hat{I}$ 的大小均为 $M \times N$, 像素灰度值最大为 MAX , 则 SNR 和 PSNR 为:

$$SNR=10\times\log_{10}\left(\frac{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}(I_{i,j})^2}{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}(I_{i,j}-\hat{I}_{i,j})^2}\right) \quad (9)$$

$$PSNR=10\times\log_{10}\left(\frac{MAX^2}{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}(I_{i,j}-\hat{I}_{i,j})^2}\right) \quad (10)$$

实验中,采用了全局灰度直方均衡(HE)、灰度线性拉伸(LCS)、基于灰度的双边滤波(BF)等算法,并与本文的基于小波分解系数的双边滤波(WBF)进行了比较,考察了多个图像的平均 SNR 和 PSNR 值。

不同算法的增强效果如图 1 所示。图中显示肺叶的右上区域有部分纤维化的特征,表现为一些细小的边缘。源图由于噪声的影响,质量很差。经过不同的增强算法处理后,可以看到,HE 和 LCS 算法造成了图像的部分失真,对纤维化部分没有明显的增强效果。用本文基于像素灰度的双边滤波增强算法(BF),图像的对比度有明显改善,细节特征有一定程度的增强,但是有少数像素发生了较大失真(产生一些小黑点)。这说明本文的 BF 算法不仅对细节特征是敏感的,能够达到细节增强的效果,而且对噪声也比较敏感。如果要想使细节部分更加突出,提高增强的强度,则很容易在一些局部形成一些小的失真点。而 WBF 算法则在保持了较好的灰度对比的前提下,使细节的增强得到了进一步的提高。

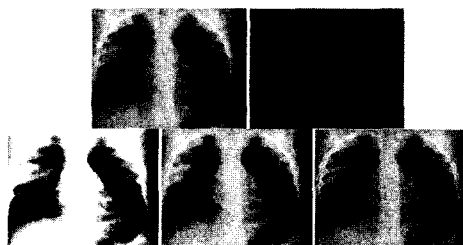
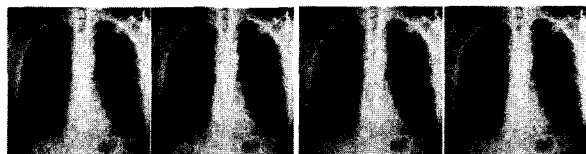


图 1 从左至右分别依次为源图、HE 算法、LCS 算法、BF 算法和 WBF 算法的增强效果图

同时,本文的 WBF 算法不仅可以利用多层小波分解的结果,还可以采用多次迭代的方式运行。其图像增强的效果如图 2 所示。从结果可以看出,小波的分解层数和迭代的次数对细节的增强都是有正效应的。但是,过度地增强会造成一定的失真,从而影响临床对实际病情的诊断。



参数依次分别为 $(L_{yw}=2, N_w=1)$, $(L_{yw}=2, N_w=5)$ 和 $(L_{yw}=3, N_w=1)$ 。其中 L_{yw} 为小波分解层数, N_w 为迭代次数。

图 2 从左至右分别依次为源图、WBF 算法增强效果图 (λ 取值均为 1)

在一般情况下,源图像本身就是含有噪声的图像,并不适

合作为增强结果的参考图。但是,信噪比和峰值信噪比在一定程度上反映了图像之间的近似程度,因此,增强的结果和源图越接近,则说明失真度越小。如果目测效果显示增强结果的细节更为突出,则能够说明算法的优越。

表 1 是采用不同的增强算法后得到的信噪比和峰值信噪比的平均值。从表 1 中的数据可以看到,WBF 算法的失真率是最小的。同时,用 WBF 算法能达到较好的细节增强视觉效果。

表 1 几种不同的增强算法的效果比较

算法	信噪比(均值)	峰值信噪比(均值)	细节增强效果
HE	0.0850	13.729	差
LCS	0.0626	25.426	较差
BF	0.0329	28.348	一般
WBF	0.0223	36.512	明显

结束语 本文介绍了一种基于像素灰度 8-临域的双边滤波增强算法,并在此基础之上提出了一种基于多层小波分解系数 8-临域的双边滤波增强算法。通过实验结果和信噪比等数据的分析,证明了根据小波分解系数和双边滤波的思想,可以在增强图像细节的同时有效地抑制噪声的放大,使得增强的结果在细节特征方面具有更好的表现。

在实验中也发现,对于 WBF 算法,小波的分解层数和迭代次数对细节的增强都是有正效应的,且过度地增强会造成过多的噪声放大,形成失真。因此,实际应用中,如何能够更为有效地控制算法中的参数,或者自适应地达到最佳的细节增强效果,将是今后研究的重点内容。

参 考 文 献

- [1] Vickers V E. Plateau equalization algorithm for real time display of high quality infrared imagery[J]. Optical Engineering, 1996; 1921-1926
- [2] Kim Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1997; 1-8
- [3] Wang Yu-ping, Wu Qiang, et al. Chromosome Image Enhancement Using Multiscale Differential Operators[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003; 685-693
- [4] Davis T J, Gao D. Phase-contrast imaging of weakly absorbing materials using hard x-rays[J]. Nature, 1995, 373; 595-597
- [5] Dilmanian F A, et al. Computed tomography of x-ray index of refraction using the diffraction enhanced imaging method[J]. Physics in Medicine and Biology, 2000, 45; 933-946
- [6] Yin Hongxia, et al. Diffraction Enhanced X-ray Imaging for Observing Guinea Pig Cochlea[C]//Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. 2005; 5699-5701
- [7] Lee Yong Hoon, Kassam S A. Generalized Median Filter and Related Nonlinear Filtering Techniques[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1987, 35(1); 60-69