

基于信号多尺度边缘表示的 CT 医学图像增强

刘 炜 孙丰荣 梅良模

(山东大学信息科学与工程学院, 济南 250100)

摘 要 基于信号的多尺度边缘表示理论框架,提出了一种 CT 医学图像增强算法。较之传统的窗位-窗宽 CT 医学图像增强技术,该算法具有自适应的特点,以及更好地满足 CT 医学图像放射科临床检查应用需求的性能。临床实验结果表明,该算法在 CT 医学图像增强领域有着良好的应用前景和实用价值,是一种新的 CT 医学图像增强方法。

关键词 图像增强 二进小波变换 多尺度边缘表示 CT

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)02-0207-06

Contrast Enhancement of CT Medical Images Using Multiscale Edge Representation

LIU Wei, SUN Feng-rong, MEI Liang-mo

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100)

Abstract Window technique is a universal method of image display in CT radiology clinics. Due to the CT number of various tissues, organs or structures being different in a variety of dynamic ranges, the operations of reasonably selecting and manually adjusting Window Level/Width are required in order to observe the details of structures in an optimal display. Otherwise, the fiber of an organism or the focus can not be displayed clearly, even resulting in the diagnostic information lost, films wasted and mistakes in diagnosis. The proper operations depend on the clinical experiences. And the manual performing causes lots of inconvenience for radiologists to analyze images and diagnose. In the paper, a new method of CT medical images contrast enhancement is represented based on the multiscale edge representation of signals proposed by Mallat and Zhong. Comparing with the traditional Window technique, our method is adaptive, and the manual operation to adjust properly Window Level / Width can be avoided. In addition, this method can enhance the contrast of organisms whose intensity are different less, stress edge contours of an organism much more, and display fine and tiny structures more clear. These properties make our method meet the demand of radiology clinics much better, and indicate the practicality and potential application value of the proposed method in the field of CT medical images contrast enhancement.

Keywords contrast enhancement, dyadic wavelet transform, multiscale edge representation, CT

1 引言

窗位-窗宽技术是 CT 放射医学图像临床检查中普遍采用的一种图像显示手段。原始图像的 CT 值表达为

$$n = \frac{\mu - \mu_w}{\mu_w} \times 1000(\text{HU}) \quad (1)$$

其中, μ , μ_w 分别是成像物体及水的衰减系数。选择窗位 L 、窗宽 W , 并假定显示器有 256 个灰阶, 则显

示图像的像素值 $I \in [0, 255]$ 为

$$I = \begin{cases} 0 & n < W_{\text{bottom}} \\ \left[\frac{n - W_{\text{bottom}}}{W} \right] \times 255 & W_{\text{bottom}} \leq n \leq W_{\text{top}} \\ 255 & n > W_{\text{top}} \end{cases} \quad (2)$$

这里, $W_{\text{top}} = L + \frac{W}{2}$, $W_{\text{bottom}} = L - \frac{W}{2}$ 。图 1 表达了以上映射关系。显然, 窗宽将影响显示图像的对比度, 而窗位将影响其亮度。由于人体各种组织结构具有

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60271015)

收稿日期: 2003-11-18; 改回日期: 2004-07-23

第一作者简介: 刘炜(1971 ~), 男, 1999 年于山东大学获得电路与系统专业硕士学位, 现为山东大学凝聚态物理专业在读博士研究生。研究方向为医学图像处理。E-mail: davy008@vip.sina.com

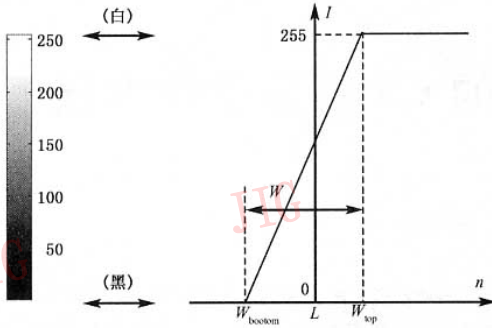


图 1 CT 医学图像增强传统的窗位-窗宽技术

Fig. 1 Conventional WL-WW technique of enhanced CT medical imaging

不同的 CT 值且通常在一定范围内变化,若显示某组织结构的细节,应合理地选择并人工调整窗宽、窗位,以获得最佳图像显示。否则,结构细节或病灶显示不清晰或信息丢失,甚至造成废片或误诊。实际应用中,能否选择并调整恰当、适宜的窗宽或窗位,要依靠临床实践经验的积累。当然,这种人工的选择及调整操作,也给 CT 医学图像的临床观察、诊断带来诸多不方便。

定义原始图像的 CT 值分布直方图

$$h(i) = \sum_x \sum_y \delta\{n(x,y) - i\} \quad (3)$$

$$i = n_{\min}, \dots, 0, 1, \dots, n_{\max}$$

其中, $n_{\min} = \min_{x,y} \{n(x,y)\}$, $n_{\max} = \max_{x,y} \{n(x,y)\}$,

$$\delta(\xi) = \begin{cases} 1 & \xi = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

显示图像的灰度直方图

$$\hat{h}(j) = \sum_x \sum_y \delta\{I(x,y) - j\} \quad (4)$$

$$j = 0, 1, \dots, 255$$

则窗位-窗宽技术的实质是一种通过调整直方图实现的图像增强技术。即

$$h(i) \xrightarrow{\text{Window}} \hat{h}(j) \quad (5)$$

经典的图像增强技术可分为空域方法(如直方图均衡或匹配^[1]、Unsharp Masking^[2]、邻域统计增强^[3])和频域方法(如同态滤波^[4])两大类。基于小波变换理论的空频分析方法兼顾图像信号的空域和频域特性,而且其多方向性和多分辨率符合人眼的视觉特性,在现代图像增强技术中被广泛应用^[5-8]。例如,在文献[7]中提出了一种增强肺部 CT 图像正常与病变组织差异特征的方法。该方法首先对肺部 CT 图像进行结构滤波以区别正常与病变组织,然后基于

二进小波变换多尺度梯度最大值进行特征定位处理以恢复上述结构滤波可能带来的结构变形,最后采用双峰直方图分隔技术实现图像增强。

小波变换图像增强的一般思想是:通过合理地构造线性或非线性变换函数,有选择地改变小波系数,以提高图像某些区域的对比度或边缘对比度,从而改善图像的视觉效果,突出或凸现图像中的纤细或细微结构。本文设计的图像增强算法源于 Mallat 的离散二进小波变换(discrete dyadic wavelet transform)^[9,10]。更确切地讲,本文算法是基于图像信号多尺度边缘表示(multiscale edge representation of images)而设计的。记 E_{2^j} 为 2^j 尺度下小波系数的多尺度梯度最大值集合,它们对应图像中物体的边缘像素。本文算法的核心是采用分段函数非线性地提升或拉伸 E_{2^j} ,通过强调物体的边缘来实现图像增强。

2 图像信号的二进小波变换及多尺度边缘表示

Mallat 在文献[9]中从多尺度过零点角度提出了信号的多尺度边缘表示思想,其后又在文献[10]中从二进小波变换多尺度梯度最大值角度进一步研究了信号的多尺度边缘表示。

2.1 图像信号的二进小波变换

假定 $\theta(x,y)$ 是一个 2 维平滑函数,其偏导数为小波函数

$$\varphi^{(1)}(x,y) = \frac{\partial \theta(x,y)}{\partial x} \quad (6)$$

$$\varphi^{(2)}(x,y) = \frac{\partial \theta(x,y)}{\partial y}$$

用 $\theta_{2^j}(x,y)$ 和 $\varphi_{2^j}^{(1)}(x,y)$ 、 $\varphi_{2^j}^{(2)}(x,y)$ 分别表示经 2^j 因子伸缩的平滑函数和小波函数,即

$$\theta_{2^j}(x,y) = \frac{1}{4^j} \theta\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right)$$

$$\varphi_{2^j}^{(1)}(x,y) = \frac{1}{4^j} \varphi^{(1)}\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right) \quad (7)$$

$$\varphi_{2^j}^{(2)}(x,y) = \frac{1}{4^j} \varphi^{(2)}\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right)$$

函数 $f(x,y) \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 在 2^j 尺度上的小波变换有两个分量

$$w_{2^j}^{(1)} f(x,y) = f * \varphi_{2^j}^{(1)}(x,y) \quad (8)$$

$$w_{2^j}^{(2)} f(x,y) = f * \varphi_{2^j}^{(2)}(x,y)$$

于是 $f(x,y)$ 的二进小波变换可表示为

$$Wf = (w_j^{(1)} f(x, y), w_j^{(2)} f(x, y))_{j \in Z} \quad (9)$$

此处,定义向量

$$w_{2^j} f(x, y) = \begin{pmatrix} w_{2^j}^{(1)} f(x, y) \\ w_{2^j}^{(2)} f(x, y) \end{pmatrix} \quad (10)$$

容易证明

$$w_{2^j} f(x, y) = 2^j \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_{2^j})(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_{2^j})(x, y) \end{pmatrix} = 2^j \nabla (f * \theta_{2^j})(x, y) \quad (11)$$

即函数 $f(x, y)$ 在 2^j 尺度上的小波变换两个分量所构成的向量 $w_{2^j} f(x, y)$, 正比于经 $\theta_{2^j}(x, y)$ 平滑的 $f(x, y)$ 的梯度 $\nabla (f * \theta_{2^j})(x, y)$ 。该梯度向量的模

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|w_{2^j}^{(1)} f(x, y)|^2 + |w_{2^j}^{(2)} f(x, y)|^2} \quad (12)$$

相对于水平方向的幅角

$$A_{2^j} f(x, y) = \arctan \left(\frac{w_{2^j}^{(2)} f(x, y)}{w_{2^j}^{(1)} f(x, y)} \right) \quad (13)$$

小波系数的多尺度梯度最大值 (Mallat 等人也将其称作模极大点 (the Modulus Maxima), 在不造成误解的前提下, 为叙述方便, 下文有时用该术语表示小波系数的多尺度梯度最大值对应的幅值或模。) 表示 $M_{2^j} f(x, y)$ 沿 $A_{2^j} f(x, y)$ 方向取得局部最大值的位置, 它们是函数 $(f * \theta_{2^j})(x, y)$ 的拐点, 即函数值发生剧烈变化的位置。

定义平滑算子

$$S_{2^j} f(x, y) = f * \Phi_{2^j}(x, y) \quad (14)$$

$$\Phi_{2^j}(x, y) = \frac{1}{2^j} \Phi \left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j} \right)$$

其中, $\Phi(x, y)$ 是一个实的平滑函数^[10]。则 $(w_{2^j} f(x, y))_{1 \leq j \leq J} = (w_{2^j}^{(1)} f(x, y), w_{2^j}^{(2)} f(x, y))_{1 \leq j \leq J}$ 将对应信号 $S_1 f(x, y)$ 的高频成分, 而 $S_{2^j} f(x, y)$ 对应 $S_1 f(x, y)$ 的低频成分。

离散 2 维图像 $D = (d_{n,m})_{(n,m) \in Z^2}$ 可视作某函数 $f(x, y) \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 在尺度 1 经 $\Phi(x, y)$ 平滑后的均匀采样, 表达为

$$D = (d_{n,m})_{(n,m) \in Z^2} = (S_1 f(n, m))_{(n,m) \in Z^2} \quad (15)$$

2^j 尺度下函数 $f(x, y)$ 小波变换的均匀采样记作

$$\begin{cases} w_{2^j}^{(1)} f = (w_{2^j}^{(1)} f(n+t, m+t))_{(n,m) \in Z^2} \\ w_{2^j}^{(2)} f = (w_{2^j}^{(2)} f(n+t, m+t))_{(n,m) \in Z^2} \\ S_{2^j} f = (S_{2^j} f(n+t, m+t))_{(n,m) \in Z^2} \end{cases} \quad (16)$$

此处, t 依赖于小波函数的选择。于是, 图像 $D = (d_{n,m})_{(n,m) \in Z^2}$ 的 J 层离散二进小波变换可表示为

$$\{S_{2^j} f, (w_{2^j}^{(1)} f)_{1 \leq j \leq J}, (w_{2^j}^{(2)} f)_{1 \leq j \leq J}\} \quad (17)$$

2.2 图像信号的多尺度边缘表示

对于离散图像而言, 若基于与 Canny 边缘检测算法相同的考虑^[11], 引言部分所述的小波系数多尺度梯度最大值集合就是图像中物体的边缘。这里, 更明确地定义 2^j 尺度下小波系数的梯度最大值集合

$$E_{2^j} f(x^j, y^j) = \{((x^j, y^j); M_{2^j} f(x^j, y^j), A_{2^j} f(x^j, y^j)) | M_{2^j} f(x^j, y^j) \text{ 在 } (x^j, y^j) \text{ 处沿 } A_{2^j} f(x^j, y^j) \text{ 取得局部最大值}\} \quad (18)$$

其中, (x^j, y^j) 为 2^j 尺度下 2 维离散图像的采样点。

从而, 相应于 J 层离散二进小波变换, 图像的多尺度边缘表示记作

$$\{S_{2^j} f(x, y), (E_{2^j} f(x^j, y^j))_{1 \leq j \leq J}\} \quad (19)$$

Mallat 在文献[10]中已经证明, 可以从信号的多尺度边缘表示足够精确地重建图像。即寻求一个函数 $h(x, y)$, 使其满足: (1) 对于任意尺度 2^j , 及相应的小波系数梯度最大值位置 (x^j, y^j) , $w_{2^j}^{(1)} h(x^j, y^j) = w_{2^j}^{(1)} f(x^j, y^j)$, $w_{2^j}^{(2)} h(x^j, y^j) = w_{2^j}^{(2)} f(x^j, y^j)$; (2) 对于任意尺度 2^j , 函数 $h(x, y)$ 小波系数的梯度最大值位置为 (x^j, y^j) 。在文献[10]中, Mallat 采用迭代交替投影算法求取函数 $h(x, y)$ 。

2.3 迭代交替投影算法

在文献[10]中 Mallat 给出了迭代交替投影算法严格的数学描述。这里, 从工程上算法实现的角度给出该算法的描述。首先考虑 1 维信号情形下的迭代交替投影运算。这里, 记 1 维信号 $f(x) \in L(\mathbf{R})$ 的二进小波变换为 $w_j f(x)$, 小波系数的多尺度梯度最大值为 $w_j^m f(x)$ 。对于 2 维的离散图像, 则采用以下算法依次处理行与列。

初始化 $w_j h(x) = 0$;

迭代交替投影运算

(1) 投影运算 1 (文献[10]中 P_r 算子)

记两个相邻梯度最大值位置为 x_0, x_1 , 计算该相邻最大值之间的偏差

$$\begin{cases} \varepsilon_j(x_0) = w_j^m f(x_0) - w_j^m h(x_0) \\ \varepsilon_j(x_1) = w_j^m f(x_1) - w_j^m h(x_1) \end{cases} \quad (20)$$

计算 x_0, x_1 之间其他元素值之间的偏差

$$\varepsilon_j(x) = \alpha \cdot e^{-\beta x} + \beta \cdot e^{-\beta x} \quad x \in [x_0, x_1]$$

公式中的常数 α, β 由式(20)确定。

修改 $w_j h(x)$ 的值

$$w_j h(x) = w_j h(x) + \varepsilon_j(x)$$

(2) 投影运算 2(文献[10]中 P_V 算子)

二进小波逆变换

$$w_j h(x) \rightarrow h(x)$$

二进小波变换

$$h(x) \rightarrow w_j h(x)$$

3 基于图像信号多尺度边缘表示的图像增强技术

3.1 算法

基于信号多尺度边缘表示的图像增强算法如下:

(1) 采用 Mallat 在文献[10]中给出的非正交样条小波基对图像实施离散二进小波变换。

(2) 调整小波系数

① 求取所有尺度上小波系数的梯度最大值,并记录该最大值在图像中的位置。即获得图像信号的多尺度边缘表示。

② 对小波系数的多尺度梯度最大值进行非线性变换。

③ 采用迭代交替投影算法,由经过非线性变换的小波系数梯度最大值,重构小波系数。

(3) 对调整后的小波系数实施离散二进小波逆变换,得到增强图像。

3.2 快速离散二进小波变换

若直接实现 Mallat 经典的快速离散二进小波变换,通常要先经内插处理获得某尺度下的滤波器,然后根据卷积定理,在频域完成卷积计算。显然,随分解层数的增大,滤波器长度呈指数级变化,致使计算效率明显下降。为了改善算法的时间性能,离散二进小波变换可采用 λ Trous 算法^[12]。该算法同样是在频域基于卷积定理实现离散二进小波变换的快速计算。由于依赖于尺度的滤波器长度始终等于待滤波信号的长度,从而计算效率不会随分解层数的加大而降低。

3.3 非线性变换

3.3.1 变换函数的构造

构造了下式分段函数(图 2)非线性地改变小波系数的梯度最大值,以提高图像中物体弱对比度边缘的清晰度。

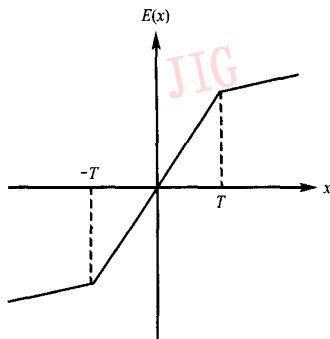


图 2 非线性变换函数

Fig. 2 Non-linear transform function

$$E(x) = \begin{cases} x - (K - 1)T & x < -T \\ Kx & |x| \leq T, K > 1 \\ x + (K - 1)T & x > T \end{cases} \quad (21)$$

其中, K 为可调常数。

非线性变换函数 $E(x)$ 的构造原则:

(1) 提升或拉伸幅值较小的小波系数梯度最大值,它们通常对应图像中对比度较弱的物体边缘;

(2) 单调性,以避免小波系数中增加新的极点,致使图像引入噪声或伪影(artifact)而降低图像质量;

(3) 反对称性, $E(-x) = -E(x)$, 以保证图像的相位特性,避免重建图像失真。

3.3.2 $E(x)$ 中阈值 T 的选择

为了使算法有一定的自适应性,设计非线性变换函数 $E(x)$ 中的阈值 T 依赖于小波变换尺度,且根据小波系数多尺度梯度最大值的分布直方图确定。这里,给定直方图量化区间数目 B (临床实验中, $B = 1024$)。令 Δ_{2^j} 表示 2^j 尺度下的量化区间步长,即

$$B \cdot \Delta_{2^j} = \max \{ M_{2^j} f(x^j, y^j) \} \quad (22)$$

则 2^j 尺度小波系数的梯度最大值分布直方图定义为

$$H_{2^j}(k) = \sum_x \sum_{y^j} \delta \left\{ \left[\frac{M_{2^j} f(x^j, y^j)}{\Delta_{2^j}} \right] - k \right\} \quad (23)$$
$$k = 0, 1, \dots, B - 1$$

引入参数

$$t = \frac{\sum_{k=0}^{\Gamma} H_{2^j}(k)}{\sum_{k=0}^{B-1} H_{2^j}(k)} \quad (24)$$

其中, $\Gamma \in [0, B - 1]$, 则调整 2^j 尺度小波系数梯度最大值的阈值定义为

$$T_{2^j} = \Gamma \cdot \Delta_{2^j} \quad (25)$$

显然,式(24)中定义的参数 t 表示由函数 $E(x)$ 提升或拉伸的小波系数梯度最大值所占的比例。

4 实验结果

利用山东大学附属医院 GE Hispeed CT 扫描机上获得的 40 幅图像进行了临床应用实验。图 3 给出了部分实验结果(图像规模为 512×512 ,图 3 给出的是缩小 50% 后的图像)。图 3(a)、(b)分别是成人头部及肺部原始图像;图 3(c)、(d)是采用传统的窗位-窗宽技术得到的图像,前者窗位 30、窗宽 90,后者的窗位-680、窗宽 700;图 3(e)、(f)是采用本文设计的图像增强算法得到的图像,相关的参数被设定为

头部: $J=5;t=0.88;K_{2^j}=\{3,5,5,3,3\} \quad j=1,2,\dots,J$ 。

肺部: $J=4;t=0.82;K_{2^j}=\{6,4,3,3\} \quad j=1,2,$

\dots,J 。

其中, 2^j 为小波分解的最大尺度, K_{2^j} 为 2^j 尺度下的 K 值。另外,每次图像重建进行 10 次迭代交替投影运算。

比较图 3(c)、(e)头部图像可以发现:图 3(e)中灰质、白质的对比度更大,区别更为明显,脑回等组织结构的轮廓、边缘更突出。而图 3(d)、(f)比较,后者的肺部毛细血管等纤细或细微结构更清晰。显然,图 3(e)、(f)有着更好的视觉效果,它们呈现出的特点更能满足 CT 放射医学图像临床检查的应用需求。

另外,临床实验还证明:对于不同病患相同的扫描部位和相同 CT 机扫描参数,本文算法中的主要参数(J,K)无需另外设置,仅微调参数 t ,即可获得较之窗位-窗宽技术视觉效果更佳的显示图像。这说明本文算法具有一定的自适应性,可免去窗位-窗宽技术必须依靠经验人工调整的不便。

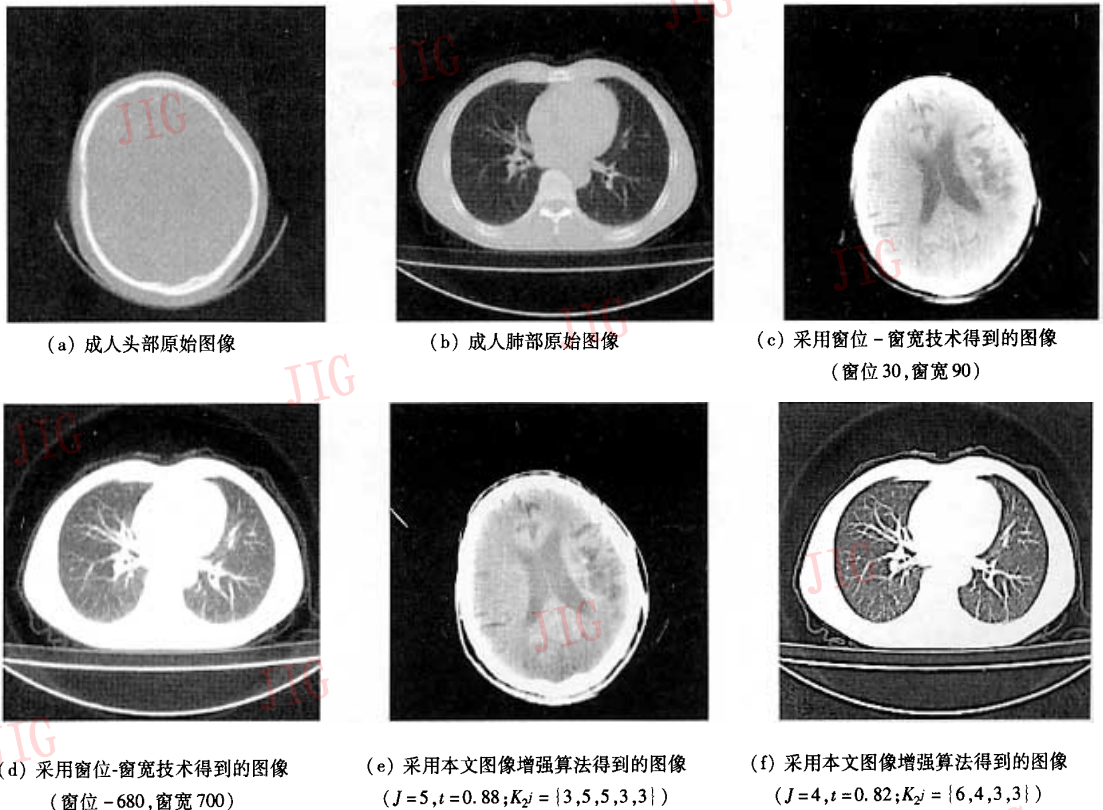


图3 实验结果

Fig.3 Results of experiments

5 结 论

本文提出的一种新的 CT 医学图像增强方法,其设计思想源于 Mallat 的信号多尺度边缘表示理论。与传统的 CT 医学图像增强方法相比,本文算法可以免去依靠临床实践经验人工选择并调整窗位、窗宽的操作,具有一定的自适应性。同时,它可以明显地提高密度差异较小的人体内部组织的对比度,更加突显人体组织结构的轮廓、边缘等形态特征,也可以更加清晰地显示人体内部组织的纤细或细微结构。这些特点更好地满足了 CT 医学图像放射科临床检查的应用需求,也表明了本文算法的良好应用前景和实际的临床应用价值。

参考文献 (Reference)

- 1 Hummel R A. Histogram modification techniques [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1975, 4(3):209 ~ 224.
- 2 Levi L. Unsharp masking and related image enhancement techniques [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1974, 3(2):163 ~ 177.
- 3 Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(3):165 ~ 168.
- 4 Gonzales R C, Wintz P A. Digital Image Processing[M]. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1987.
- 5 Laine A, Fan J, Yang W. Wavelets for contrast enhancement to digital mammography [J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1995, 14(5):536 ~ 550.
- 6 Lu J, Healy D M Jr, Weaver J B. Contrast enhancement of medical images using multiscale edge representation [J]. Optical Engineering, 1994, 33(7):2151 ~ 2161.
- 7 Yang G Z, Hansell D M. CT image enhancement with wavelet analysis for the detection of small airways disease [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1997, 16(6):953 ~ 961.
- 8 Jin Y P, Fayad L M, Laine A F. Contrast enhancement by multiscale adaptive histogram equalization[A]. In: Wavelets Applications in Signal and Image Processing IX [C]. San Diego CA, USA, 2001, 4478:206 ~ 213.
- 9 Mallat S G. Zero-crossings of a wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1991, 37(4):1019 ~ 1033.
- 10 Mallat S G, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7):710 ~ 732.
- 11 Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679 ~ 698.
- 12 Shensa M J. The discrete wavelet transform: wedding the À Troun and Mallat algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(10):2464 ~ 2482.