

一种多尺度 X 射线胸片图像增强算法

张敏, 牟轩沁

(西安交通大学图像处理与模式识别研究所, 710049, 西安)

摘要: 针对医学 X 射线胸片增强的同时会在大尺度边缘产生伪影从而影响医学诊断的问题, 提出了一种基于边缘的非线性 X 射线胸片增强算法(MSCE). 该算法先将图像进行多尺度分解, 然后结合人眼视觉对对比度敏感的感知特性, 计算图像基于边缘的局部对比度, 通过结合其局部对比度信息控制各尺度信号增强系数, 最后重建得到增强后的图像. MSCE 算法能在保证小信号增强能力的同时, 较大限度地抑止大尺度信号边缘伪影. 实验结果表明, 与 Vuylsteke 以及 Stahl 的非线性增强算法相比, 在保证同样细节增强能力的同时, 其大尺度边缘区的平均局部方差分别下降了约 36.78% 和 29.64%, 实验验证了 MSCE 算法具有优越的整体视觉质量.

关键词: X 射线胸片; 多尺度; 非线性增强

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)06-0083-05

Nonlinear Multi-Scale Contrast Enhancement for X-Ray Chest Radiography

ZHANG Min, MOU Xuanqin

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An algorithm for multi-scale nonlinear X-ray chest radiography contrast enhancement based on edge (MSCE) is presented to overcome the drawback of introducing visible artifacts in conventional methods. Images are decomposed within the multi-scale decomposition architecture, and then local contrast of images is obtained based on edge information. The enhancement coefficient is calculated from image's local contrast information, and the enhanced image is then obtained. The MSCE algorithm can provide a smooth enhancement of large structures to avoid these visible artifacts, and to maintain the same detail enhancement ability. Experimental results show that the average local variance in the edge region (ALVE) decreases about 36.78% and 29.64% with almost the same detail enhancement ability comparing with the Vuylsteke and Stahl's methods, and that the proposed method can achieve better perceptual quality.

Keywords: X-ray chest radiography; multi-scale; nonlinear contrast enhancement

X 射线成像是一类广泛应用于医疗诊断领域的成熟技术. 胸片检查在医学放射性诊断方面占到约 40%^[1], 是一类重要的 X 射线成像. 由于人体组织的复杂性以及数字 X 射线成像系统中存在 X 射线散射、电子噪声、光子量子噪声等各种不利因素, 数字 X 射线的成像结果存在各组织间对比度及细节对比度较差, 细节模糊的问题. 这些问题在 X 射线胸片中更加明显, 给医学诊断带来了困难, 因此完善的胸

片增强处理技术一直是医学图像处理中的一个重要研究课题.

在过去的十几年中, 多尺度医学图像对比度增强算法不仅限于实验室的理论研究, 而且已经在实际的 X 射线成像设备中被广泛应用^[1-10], 其中代表性的算法是 MUSICA 算法^[4] 以及文献^[10]提出的非线性增强算法. 上述算法在医学图像增强的过程中, 增强效果很容易受到伪影的干扰. 传统的多尺度

医学图像增强算法^[4-10]大多使用图像的子带像素值为参数来设计图像的增益,对于伪影的抑止主要是通过不同的增益函数来控制的.虽然控制子带增益能够在一定程度上减少伪影,但是过分地限制子带增益并不能完全去除伪影且可能会影响到图像对细节的增强能力,例如在骨与软组织的边缘位置.伪影对于医学诊断的影响是致命的,在某些情况下,它们可能被视为正常胸片中的病理特征,或者在某些情况下,它们可能会将微弱的创伤隐藏.

由于视觉具有对比度敏感特性^[11-13],本文以局部对比度为指标,引导增强算法的增益函数的设计,从而在增强图像的同时,更好地抑制伪影,形成一种基于图像局部对比度的非线性多尺度图像增强算法.与传统多尺度算法相比,该算法能够控制图像在大尺度边缘的局部质量退化,因此在增强细节的同时,能够有效地抑制大尺度边缘伪影,从而具有更好的视觉质量.

1 多尺度图像分解与重构框架

多尺度图像分解方法采用不同尺度下核函数模板卷积的方式,对图像进行线性尺度空间信号分解^[1].由于分解过程具有可逆性,因此通过控制一系列增益系数,可以获得对原图的增强效果.图像的线性尺度空间分解过程如图1所示.

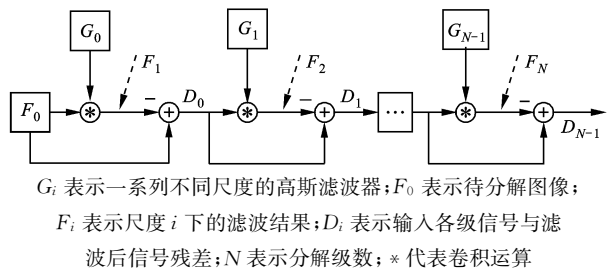


图1 多尺度图像分解过程

图1中的高斯滤波器表达式如下

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

每一次分解过程都可以看作是将待分解图像分解为高频部分与低频部分的过程.保留每次分解获得的分解系数,即可恢复原始图像,所恢复得到的图像表示为

$$F'_0(x, y) = \sum_{i=1}^N F_i(x, y) + D_{N-1}(x, y) \quad (2)$$

因此,加上增强效果的重建结果可以表示为

$$F'_{\text{REC}}(x, y) = \sum_{i=1}^N F_i(x, y)\alpha_i + D_{N-1}(x, y)\alpha_{N+1} \quad (3)$$

式中: $\alpha_i (i=1, 2, \dots, N+1)$ 为增强系数.

多尺度图像分解方法的重建过程如图2所示.

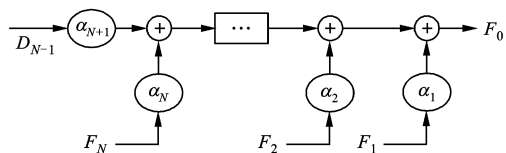


图2 多尺度图像分解方法的重建过程

2 局部对比度信息与非线性映射函数

由于视觉具有对比度敏感性,本文提出一种基于图像局部对比度的非线性多尺度图像增强算法.采用图像的局部对比度为参数设计增益因子,在保持图像增强效果的同时,达到有效抑制伪影的目的.

2.1 基于边缘检测的局部对比度

文献[14]对于图像的局部对比度定义如下:对于图像 I 中任意一个像素点 $I(i, j)$, $\Delta(i, j)$ 为 Laplacian 算子

$$\Delta(i, j) = |I(i, j) - \bar{I}_B| \quad (4)$$

式中: $\bar{I}_B$ 为以 $I(i, j)$ 为中心的 3×3 像素局局部窗口的背景平均灰度.

当 $\Delta(i, j) \neq 0$ 时,平均边缘值 $\bar{E}(i, j)$ 定义为

$$\bar{E}(i, j) = \frac{\sum_{(i, j) \in R_B} \Delta(i, j) I(i, j)}{\sum_{(i, j) \in R_B} \Delta(i, j)} \quad (5)$$

式中: R_B 为所选局部窗口范围,在本文中定义为 3×3 窗口.当 $\Delta(i, j) = 0$ 时,定义 $\bar{E}(i, j) = 0$.

像素点 $I(i, j)$ 处的局部对比度定义为

$$C(i, j) = \frac{|I(i, j) - \bar{E}(i, j)|}{|I(i, j) + \bar{E}(i, j)|} \quad (6)$$

2.2 增益函数设计

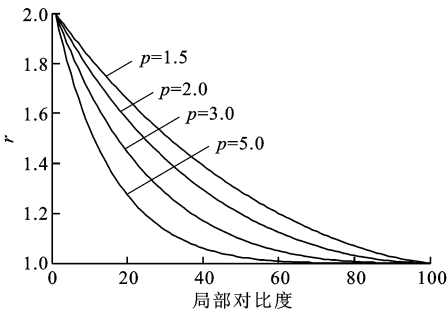
本文将图像多尺度分解后的子带系数的增益控制函数设计为该像素点的局部对比度的函数

$$r(i, j) = a^{\frac{(C_{\max} - C(i, j))^p}{C_{\max} - C_{\min}}}, \quad p \geq 1, a > 1 \quad (7)$$

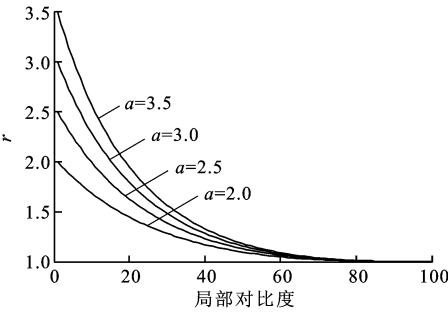
式中: $C_{\max}$ 和 $C_{\min}$ 分别为图像中局部对比度的最大与最小值;映射函数 r 是图像局部对比度的单调减函数,其动态范围被限制在 $[1, a]$ 之间.对于各个尺度下的最大对比度增益由参数 a ($a > 1$) 调节.参数 p 决定了增益的非线性程度,子带增益控制函数 r 如图3所示.

结合该非线性映射函数,重建图像可表示为

$$F_{\text{REC}}(i, j) = a_0 F_1(i, j) + \sum_{k=2}^N F_k(i, j) r_k(i, j) + D_{N-1} r_{k+1}(i, j) \quad (8)$$



(a) $a=2$ 时不同参数 p 下的增益控制函数



(b) $p=3$ 时不同参数 a 下的增益控制函数

图 3 子带增益控制函数图示

式中: $F_1(i, j)$ 为低频子带图像; a_0 为控制整幅图像对比度的动态范围参数. 在医学 X 射线成像的增强处理中, 我们可以选择 a_0 为一个 $[0, 1]$ 之间的常数, 来均衡获取图像和显示设备之间的动态范围差异. 将式(7)带入式(8), 则重建图像 $F_{\text{REC}}(i, j)$ 可表示为

$$F_{\text{REC}}(i, j) = a_0 F_1(i, j) + \sum_{k=2}^N F_k(i, j) a_k \left(\frac{C_{\text{max}} - C(i, j)}{C_{\text{max}} - C_{\text{min}}} \right)^{p_k} + D_{N-1} a_{k+1} \left(\frac{C_{\text{max}} - C(i, j)}{C_{\text{max}} - C_{\text{min}}} \right)^{p_{k+1}} \tag{9}$$

3 实验设计与实验结果分析

实验选择了一幅 990×989 像素、16 位 DICOM 格式的 X 射线胸片进行测试, 如图 4a 所示, 采用本文提出的 MSCE 非线性增强算法与文献[4]和文献[10]中提出的非线性增强算法进行性能比较, 结果见图 4. 由图 4 可以看出, 几种算法均具有良好的细节增强能力.



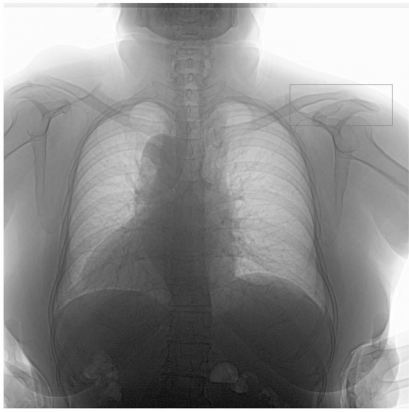
(a) 测试图像



(b) 文献[4]非线性增强算法结果



(c) 文献[10]非线性增强算法结果



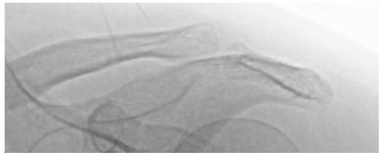
(d) 本文算法结果

图 4 线性增强与非线性增强算法结果对比

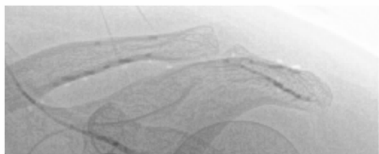
不同的映射函数会在图像增强过程中导致不同的边缘响应. 一般来说, 线性增强算法会导致严重的边缘伪影^[15]. 为了直观地说明不同算法的大尺度边缘的响应结果, 本文选择大尺度边缘较多的骨骼区域, (如图 4a 灰色框内所示) 放大, 并采用文献[4]、文献[10]非线性增强算法及本文 MSCE 算法进行处理, 结果如图 5 所示. 可以看出, 相比于文献[4]和[10]中的增强算法, 本文提出的 MSCE 增强算法可以相对较好地保持大尺度边缘结构, 减少了伪影的产生.



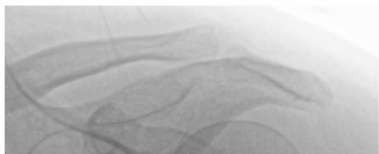
(a)原始图像



(b)文献[4]非线性增强算法结果



(c)文献[10]非线性增强算法结果



(d)本文算法结果

图5 图4中局部区域放大结果示意图

为了进一步验证该算法的性能, 我们利用文献[15-17]中使用的统计方法对以上算法性能做进一步的分析. 根据平均局部方差 σ_{ALV}^2 的不同, 原始图像被分割为 3 种不同的区域: 平滑区、细节区以及边缘区, 分别计算平滑区的平均局部方差 (ALVS)、细节区的平均局部方差 (ALVD)、以及边缘区的平均局部方差 (ALVE). 平均局部方差的计算如下

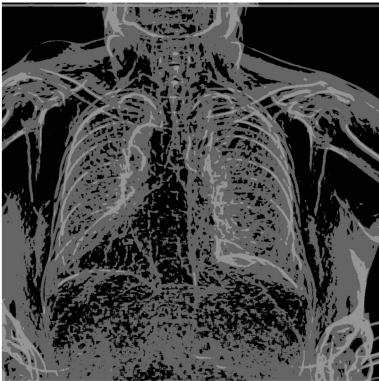
$$\sigma_{\text{ALV}}^2 = \frac{1}{N_r} \sum_{(i,j) \in R} \sigma_m^2(i,j) \tag{10}$$

式中: R 为被选中的计算区域; N_r 为区域 R 的像素

总数; $\sigma_m^2(i,j)$ 为像素点 (i,j) 在局部窗口尺寸为 $m \times m$ 下的局部方差.

好的增强算法应能够在保证较低的 ALVS 和 ALVE 的同时, 取得较高的 ALVD. 在本文实验中, 根据平均局部方差的不同, 图像被分割为 3 个区域: 边缘区、细节区和平滑区. 分割结果如图 6 所示.

表 1 列出了 3 种算法在滑动窗口尺寸为 8×8 时, 不同分割区域的 σ_{ALV}^2 统计数据. 从表 1 可以看出,



黑色表示平滑区; 灰色表示细节区; 灰白色表示边缘区

图6 测试图像分割结果

在保持几乎相当的细节增强能力的同时 (即相当的 ALVD), 3 种算法中, 文献[4]和文献[10]提出的算法均有较高的 ALVE, 这表明增强效果可能会受到伪影的影响, 而本文提出的非线性增强算法得到的 ALVE 明显小于其他 2 种算法, 因此本文算法可以在大尺度结构边缘附近较好地抑制伪影的产生, 同时能够保持相当的细节增强能力.

表1 不同增强算法的 σ_{ALV}^2 统计结果比较

分割区域	$\sigma_{\text{ALV}}^2 / 10^6$			
	原始图像	文献[4]算法	文献[10]算法	本文算法
平滑区	0.073 7	1.429 2	1.832 3	1.696 9
细节区	0.341 4	3.504 5	3.505 2	3.516 4
边缘区	2.567 0	12.932 0	11.621 0	8.176 0

4 结束语

本文提出一种基于视觉局部对比度的非线性多尺度医学图像增强算法. 该算法以图像的局部对比度为参数设计增益因子, 能在增强图像的同时, 较好地抑制算法在大尺度边缘附近的过冲响应, 从而减少图像中伪影的出现, 保证图像的整体视觉质量. 实验结果显示, 与传统多尺度算法相比, 本文算法在增强细节的同时, 能够更好地抑制大尺度边缘伪影的产生, 具有更好的医学诊断价值.

参考文献:

- [1] ZHANG Min, MOU Xuanqin, LONG Ying. A novel contrast equalization method for chest radiograph [EB/OL]. [2009-09-28]. http://spie.org/x648.html?product_id=654387.
- [2] DIPPEL S, STAHL M, WIEMKER R, et al. Multi-scale contrast enhancement for radiographies: Laplacian pyramid versus fast wavelet transform [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2002, 21(4):343-353.
- [3] BURT P J, ADELSON E H. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Trans Commun, 1983,31(4): 532-540.
- [4] VUYLSTEKE P, SCHOETERS E. Multiscale image contrast amplification (MUSICA) [C]//Proc SPIE Image Processing. San Diego, CA, USA: SPIE, 1994: 551-560.
- [5] MOU Xuanqin, ZHANG Min. Nonlinear multi-scale contrast enhancement for chest radiograph [C]//IEEE Proc ICIP 2008. New York, USA: IEEE Signal Processing Society, 2008:3184-3187.
- [6] COUWENHOVEN M, SENN R, FOOS D. Enhancement method that provides direct and independent control of fundamental attributes of image quality for radiographic imagery [C]//Proc SPIE Med Imag 2004. San Diego, CA, USA: SPIE, 2004:474-481.
- [7] QIAN Wei, CLARKE L P, ZHENG Baoyu. Computer assisted diagnosis for digital mammography [J]. IEEE Eng Med Biol Mag, 1995,14(5):561-569.
- [8] LAINE A, FAN Jian, YANG Wuhai. Wavelets for contrast enhancement of digital mammography [J]. IEEE Eng Med Biol Mag, 1995, 14(5):536-550.
- [9] COWEN A R, GILES A, DAVIES A G, et al. An image processing algorithm for PPCR imaging [C]//Proc SPIE Image Processing. San Diego, CA, USA: SPIE, 1993:833-843.
- [10] STAHL M, AACH T, DIPPEL S. Digital radiography enhancement by nonlinear multiscale processing [J]. Med Phys, 2000, 27(1): 56-65.
- [11] WANG Zhou, BOVIK A, SHEIKH H, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [12] WANG Zhou, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multi-scale structural similarity for image quality assessment [C]//Proc IEEE Asilomar Conf on Signals, Systems, and Computers. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2003:1398-1402.
- [13] DAMERA V N, KITE T D, GEISLER W S, et al. Image quality assessment based on a degradation model [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(4): 636-650.
- [14] BEGHDADI A, LE NEGRATE A. Contrast enhancement technique based on local detection of edges [C]//Proc Comp Vis, Graph and Image. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1989:162-174.
- [15] CHANG D C, WU Wenrong. Image contrast enhancement based on a histogram transformation of local standard deviation [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1998, 17(4):518-531.
- [16] VANZO A, RAMPONI G, SICURANZA G L. An image enhancement technique using polynomial filters [C]//Proc IEEE ICIP. New York, USA: IEEE Signal Processing Society, 1994:477-481.
- [17] RAMPONI G, STROBEL N, MITRA S K, et al. Nonlinear unsharp masking methods for image contrast enhancement [J]. J Electron Imag, 1996, 5(3):353-366.

[本刊相关文献链接]

人眼视觉特性与粗糙集结合的X射线图像增强算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 48-51.

基于小波变换的扩散滤波模型数值解的收敛性. 西安交通大学学报, 2009, 43(4): 121-124.

一种医学X射线图像动态范围扩展方法. 西安交通大学学报, 2008, 42(12): 1468-1471.

CT模体投影解析计算及其在射束硬化校正中的应用. 西安交通大学学报, 2008, 42(6): 664-668.

锥束X射线CT投影的蒙特卡罗仿真. 西安交通大学学报, 2008, 42(4): 414-417.

一种从衰减数据重建X射线球管光谱的方法. 西安交通大学学报, 2006, 40(10): 1056-1060.

基于医学X射线成像物理模型的模体投影仿真计算. 西安交通大学学报, 2006, 40(8): 901-905.

基于信息熵窗的小波低频子带弱目标图像的增强. 西安交通大学学报, 2006, 40(2): 187-190.

(编辑 刘杨)