

# 基于 Laplacian 金字塔和小波变换的医学 CT 图像增强算法

吕鲤志 强彦

(太原理工大学计算机科学与技术学院 太原 030024)

**摘要** 对医学图像进行增强可提高信息的利用率。传统的图像增强方法应用于医学图像时处理效果一般,存在诸多问题,如在增强图像的同时使图像的细节丢失,减弱了图像中目标的边缘信息,降低了图像的对比度。针对上述问题,提出一种基于小波变换和 Laplacian 金字塔分解的图像增强算法。首先,对原医学图像进行小波变换分解,得到处理结果;然后,对原医学图像进行 Laplacian 金字塔分解,得到医学图像的高频信息;最后,利用小波变换的结果和 Laplacian 金字塔分解的结果进行重构,得到增强后的图像。实验结果表明,该方法的增强效果明显优于传统的图像增强算法,对医学图像具有较好的增强效果,同时能更好地抵抗噪声。

**关键词** 小波变换, Laplacian 金字塔分解, 图像重构, 图像增强, 医学图像

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.11.058

## Medical CT Image Enhancement Algorithm Based on Laplacian Pyramid and Wavelet Transform

LV Li-zhi QIANG Yan

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract** The enhancement of medical images can improve the utilization of information. The traditional image enhancement method applied in medical image has many problems, such as the loss of image details, the weakening of the target edge information and the decrease of the image contrast. To solve above-mentioned problems, a new image enhancement algorithm based on wavelet transform and Laplacian Pyramid decomposition was proposed in this paper. First, the original medical image is decomposed by wavelet transform. Then, the high frequency information of medical image is decomposed by Laplacian Pyramid. Finally, the results of wavelet transform and Laplacian decomposition of Pyramid is used to reconstruct the image. Experimental results show that the proposed method is better than the traditional image enhancement algorithm, which can better enhance medical images and resist noise.

**Keywords** Wavelet transform, Laplacian pyramid decomposition, Image reconstruction, Image enhancement, Medical image

## 1 引言

图像增强技术<sup>[1,2]</sup>是一类基本的图像处理技术,通过一定手段对原图像附加一些信息或者变换数据,对图像里面的某些特征进行增强或者抑制,使图像与视觉特性相匹配。其目的是放大图像中感兴趣区域结构的对比度,提高视觉质量,增加可理解性,经过处理后的图像可以用来更好地进行某些特殊分析。例如医学 CT 图像在医生的诊断过程中起到很重要的作用,CT 图像的质量往往直接影响到医生对病人病情的诊断,与广大病患有很大的关系。因此,对医学 CT 图像进行一些后期处理是十分有意义和医学价值的。与普通图像相比,医学 CT 图像有着特殊之处,因为人体内部各种组织存在密度差异,器官组织会蠕动,并且医学成像设备本身存在缺陷。上述因素会造成医学 CT 图像对比度差、边缘模糊等。因此,增强医学 CT 图像的重点是要突出图像的边缘等细节信息。

现有的图像增强方法包括直接灰度变换、空域滤波、直方

图处理方法和基于傅立叶变换的图像增强。这些方法都有一定的缺陷,直接灰度变换会使图像的细节信息丢失;空域滤波会将图像中目标的边缘模糊,并且降低图像的对比度;直方图处理不能很好地控制增强效果,并且不能很好地突出图像中的目标边缘。

小波变换<sup>[3,4]</sup>应用范围很广,相对于传统处理方法,小波变换的处理结果更好。基于小波变换的图像增强方法通常是对图像进行高频加强,而 Laplacian 金字塔对图像的细节进行一定的显示,也是一种高频加强。基于此,本文提出了一种基于小波变换和 Laplacian 金字塔的图像增强算法,利用小波变换和 Laplacian 金字塔得到高频信息并进行增强,然后重构得到增强后的图像。

## 2 相关工作

目前,有许多学者在图像增强方面进行研究。安超等人<sup>[5]</sup>研究了传统的 Retinex 增强算法,提出了一种基于模糊多尺度 Retinex 的快速彩色图像增强算法,该算法能更好地

到稿日期:2015-11-21 返修日期:2016-03-25 本文受国家自然科学基金(61373100,61202163,61373100),虚拟现实技术与系统国家重点实验室(BUAA-VR-15KF02)资助。

吕鲤志(1989-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:852090275@qq.com;强彦 教授,博士生导师,主要研究方向图像处理、大数据处理等。

保留图像细节,使图像显得更自然。方明等人<sup>[6]</sup>针对低对比度下的图像,提出了一种改进的自适应参数调整的对数图像处理(LIP)方法,对图像取得了较好的增强效果。Setty W S等人<sup>[7]</sup>改进多尺度加权平均的Retinex(MSR)算法,提出了多尺度采样技术,并且将其应用到脊髓医学图像中。Bhattacharya S等人<sup>[8]</sup>提出了一种基于奇异值分解(SVD)的局部图像增强算法,该算法适用于局部需要增强的图像。虽然上述算法可以很好地对图像进行增强,但是随着图像数量增多,图像尺寸变大,所需要的处理时间将会大大延长,同时不能较好地保存图像细节。所以需要一种能很好地增强图像质量并且有较好的时间复杂度的图像增强算法。结合Laplacian金字塔分解和自回归模型,Ploquin M等人<sup>[9]</sup>提出了一种超声波图像的分辨率增强算法,利用该方法处理后的超声波图像有较好的峰值信噪比。Teng Y等人<sup>[10]</sup>改进Laplacian金字塔图像增强算法,提出使用全局信息直接获得阈值,改进后的算法能减少不必要的运算消耗,缩短算法运行时间。戴霞等人<sup>[11]</sup>利用虚拟图像金字塔融合方法构建一种图像增强算法框架,该算法具有高度可扩展性和线性时间复杂度。Khan S等人<sup>[12]</sup>将Laplacian金字塔图像增强应用到视网膜图像的增强中,增强后的视网膜图像能更好地检测边缘和提取血管。

基于小波变换的图像增强技术能很好地增强图像的分辨率并保留边缘信息,而Laplacian金字塔分解虽然也能增强图像分辨率,但是不能平滑地保护图像的边缘信息。将两者结合,可以得到更好的图像增强效果。

### 3 相关理论

#### 3.1 小波分解

小波多尺度分解是将图像进行多尺度的分解,处理之后可以得到大尺度的图像粗略特征和小尺度的图像细节特征。

将图像的信号  $f(x, y) \in L^2(R^2)$  的频带定义在  $V^2(x, y)$  空间里,采用低通滤波器  $l$  和高通滤波器  $h$  分别从行和列两个方向对图像进行处理,处理后可以将图像分解成4部分:低频部分  $G^L$ 、水平方向上的高频部分  $D_1^H$ 、垂直方向上的高频部分  $D_1^V$  和对角线方向上的高频部分  $D_1^{HH}$ 。其中,低频部分  $G^L$  是反映图像大概的全貌,而  $D_1^H, D_1^V, D_1^{HH}$  等高频部分主要反映图像的细节部分。对低频部分  $G^L$  再进行一次小波变换就可以得到下一层的低频部分  $G_2^L$ ,高频部分为  $D_2^H, D_2^V, D_2^{HH}$ ,示意图如图1所示。

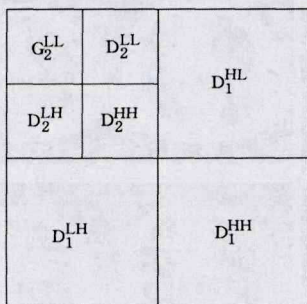


图1 图像小波分解示意图

#### 3.2 Laplacian 金字塔分解

在Laplacian金字塔分解之前先进行Gauss金字塔分解,将原始图像作为第0层,对原始图像进行Gauss低通滤波。得到的结果再经过下采样,就形成了Gauss金字塔的第1层子图像,子图像的分辨率是原始图像的一半。对第1层子图

像进行上述操作,得到Gauss金字塔的第2层,依此类推。Gauss金字塔的层数可以预先设定,达到预定的层次后,此时的子图像分辨率为原始图像的  $1/2^n$ ,  $n$  为Gauss金字塔的层数。

Laplacian金字塔可以显示图像的细节信息,Laplacian金字塔是通过Gauss金字塔分解的中间过程演变出来的。在对图像使用Laplacian金字塔进行细节增强时,对Laplacian金字塔图像各层的系数进行调整,然后与Gauss金字塔进行融合,最终重新构造出想要的细节图像。

从Gauss金字塔的最上层  $E_n$  开始,对这层图像进行Gauss低通滤波,再作上采样,得到图像  $E_{n-1}$ 。上采样的目的是使  $E_{n-1}$  与原来位于  $n-1$  层的图像具有相同的分辨率。将  $E_{n-1}$  与原来位于  $n-1$  层的图像作差得到第  $n-1$  层Laplacian子图像  $D_{n-1}$ 。重复上述步骤,就可以得到Laplacian金字塔。这里需要指出,Laplacian金字塔的层数比Gauss金字塔少1层。

#### 3.3 图像重构

图像重构可以看成是图像分解的逆过程,用最后一层的Gauss图像做低通滤波和插值采样,再与上一层Laplacian图像融合,得到的图像作为下次的输入,重复这个过程,直到得到的图像的大小与原始图像相同。在图像重构时,如果按照上述步骤执行,不对中间的图像进行任何处理,那么重构得到的图像和原始图像应该是一样的。

### 4 算法实现

由于低剂量下CT薄层扫描会对CT图像的质量产生一定的影响,如图像模糊、病灶边缘粗糙等(见图2),这些问题不利于CT图像的后期处理,所以需要利用图像增强技术对CT图像进行增强。在低剂量薄层扫描的CT图像中,不仅仅是小的结节会被详细地显示,其它类似的区域例如血管、支气管等也会被详细地显示。



图2 需要增强的图像

本文算法将原始医学CT图像分别用小波变换和Laplacian金字塔进行处理,在Laplacian金字塔重构时,用小波变换处理的结果替换Laplacian金字塔重构所用的图像。算法流程如图3所示。

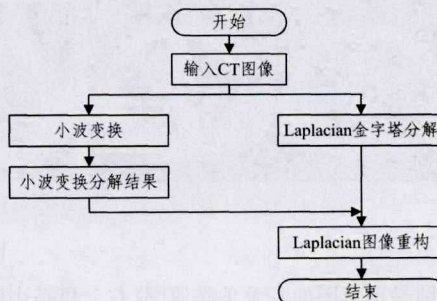


图3 算法流程图

#### 4.1 小波分解

小波分解是两层小波分解,采用高频加强法。高频加强法使用线性运算对图像进行处理,将图像中代表纹理的高频部分进行增强,然后再进行小波逆变换来恢复成原来大小的图像。这种方法突出高频分量,加强图像的轮廓,使图像更清晰。

假设将图像的信号  $f(x,y) \in L^2(R^2)$  的频带定义于  $V^2(x,y)$  空间里,尺度函数和小波函数分别是  $\varphi$  和  $\psi$ ,  $f(x,y)$  是输入图像,则有分解:

$$f(x,y) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} G_2^{(LL)} \varphi_{2,n}(x,y) + \sum_{i=1}^2 \sum_{n \in \mathbb{Z}} D_{i,n} \psi_{i,n}(x,y) \quad (1)$$

如果引入一些权值  $K_{i,n}$ ,则可以起到增强高频的效果,得到:

$$f(x,y) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} G_2^{(LL)} \varphi_{2,n}(x,y) + \sum_{i=1}^2 \sum_{n \in \mathbb{Z}} D_{i,n} K_{i,n} \psi_{i,n}(x,y) \quad (2)$$

#### 4.2 Laplacian 金字塔分解

Laplacian 金字塔分解之前是 Gauss 金字塔的分解,所以要先对图像进行 Gauss 金字塔分解以得到不同层次的子图像。

##### (1) Gauss 金字塔分解

原始图像  $M$  是 Gauss 金字塔的第 0 层  $G_0$  (本算法中金字塔层次从 0 开始计数),用 Gauss 滤波对  $G_0$  进行处理,然后向下采样,得到 Gauss 金字塔的第 1 层。如此重复,就能得到 Gauss 金字塔。

$$\begin{cases} G_0 = M \\ G_{i+1} = \text{down}(G_i) \end{cases}, 0 < i \leq N \quad (3)$$

算法过程如下:

Step 1 输入原始图像  $M$ , 大小为  $m \times n$ 。将原始图像作为 Gauss 金字塔的第 0 层  $G_0$ ;

Step 2 对  $M$  进行  $5 \times 5$  的 Gauss 滤波,得到图像  $M_1$ ;

Step 3 对 Step 2 得到的结果进行下采样,对  $M_1$  的各行列采样,得到图像  $G_1$ , 大小为  $\frac{m}{2} \times \frac{n}{2}$ ,  $G_1$  是 Gauss 金字塔的第 1 层;

Step 4 重复 Step 3, 直到得到第 3 层的 Gauss 金字塔图像  $G_3$ 。

##### (2) 建立 Laplacian 金字塔

对 Gauss 金字塔的第 3 层  $G_3$  进行 Gauss 滤波,然后向上采样,得到图像  $G_2'$ , 则  $G_2'$  与 Gauss 的第 2 层  $G_2$  之间的差值

就是第 2 层 Laplacian 金字塔  $L_2$ , 依次重复可得到 Laplacian 金字塔。

$$\begin{cases} G'_{i-1} = \text{up}(G_i) \\ L_{i-1} = G_{i-1} - G'_{i-1} \end{cases}, 0 < i \leq N \quad (4)$$

算法过程如下:

Step 1 将 Gauss 金字塔的第 3 层图像  $G_3$  先进行 Gauss 滤波,再进行行列上采样,得到图像  $G_2'$ 。

Step 2 将原来位于第 2 层的 Gauss 金字塔图像  $G_2$  与  $G_2'$  作差,得到图像  $L_2$ , 其即为 Laplacian 金字塔的最顶层。

Step 3 重复 Step 2, 直到得到 Laplacian 金字塔的第 0 层图像  $L_0$ 。

#### 4.3 利用小波变换和 Laplacian 金字塔进行图像重构

在本文中图像重构是将小波分解处理后得到的图像加入到 Laplacian 金字塔分解的最后一步,即将 Laplacian 金字塔的第 0 层图像  $L_0$  与小波分解处理后的图像进行融合,得到的图像就是本文最后所要的增强后的图像。通过 Laplacian 金字塔与小波分解对 CT 薄层扫描的图像进行处理后,原医学 CT 图像的细节部分被突出,而其他部分基本保持不变。

### 5 实验结果及分析

#### 5.1 实验环境

本算法的实验环境是 Matlab2012b, PC 处理器 Intel Core i3 M350, 主频 2.27GHz, 内存 6GB。

#### 5.2 实验数据集

本实验所使用的医学图像来自于山西某医院的 CT 图像。该医院使用的是美国通用公司的 Discovery ST16 PET-CT, CT 采集参数为 150mA, 140kV, 层厚 3.75mm, CT 图像大小为  $512 \times 512$ 。(关于数据的隐私工作,我们已与医院签订相关协议并做了相应处理。)

#### 5.3 实验结果与分析

实验由 3 部分组成:第 1 部分是各算法对 CT 图像进行处理后的结果;第 2 部分和第 3 部分是对各算法增强后的图像进行质量评估检测。

在第 1 部分中,分别用小波变换、Laplacian 金字塔和本文提出的算法对原始医学图像进行处理。本文列举了 3 组实验的结果图,如图 4 所示。

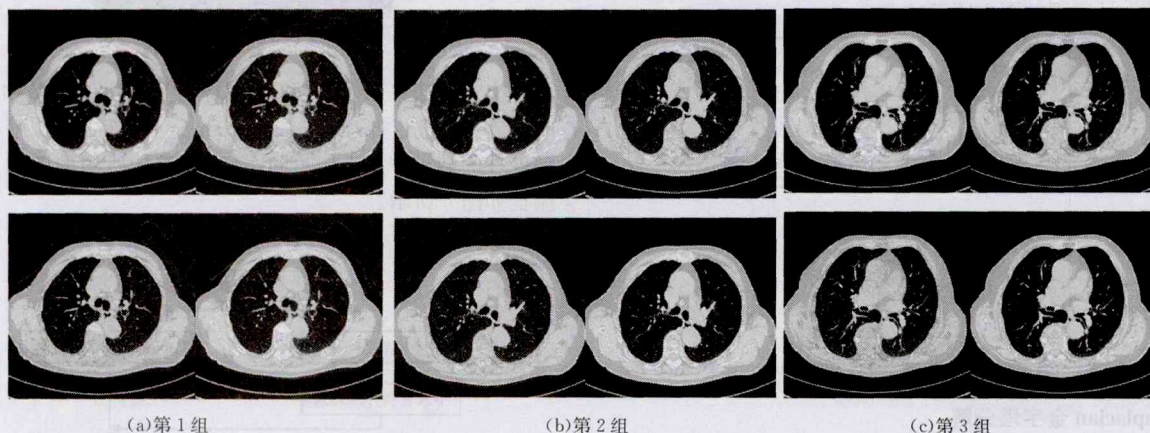


图 4 3 组实验结果示意图

每组结果示意图的左上角是原图,右上角是小波分解处理的结果图,左下角是 Laplacian 金字塔分解处理的结果图,

右下角是本文算法处理的结果图。

均方差 (Mean Squared Error, MSE)、信息熵 (Information

Entropy, IE) 和峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 这 3 个参数是最简单的图像质量评价标准, 其计算复杂度小, 容易实现, 在图像处理中被广泛地应用。在第 2 部分中, 我们使用均方差、信息熵和峰值信噪比这 3 个参数来对比 3 种算法的好坏, 列举的 3 组实验结果如表 1—表 3 所列。

表 1 3 种图像增强算法比较(第 1 组)

方法	IE	MSE	PSNR
Laplacian 金字塔	5.6943	755.0898	19.3508
小波变换	5.5566	462.0222	21.4842
本文算法	5.2298	84.2855	28.8733

表 2 3 种图像增强算法比较(第 2 组)

方法	IE	MSE	PSNR
Laplacian 金字塔	5.9213	761.2453	19.3156
小波变换	5.7213	442.9117	21.6676
本文算法	5.1593	64.4654	30.0375

表 3 3 种图像增强算法比较(第 3 组)

方法	IE	MSE	PSNR
Laplacian 金字塔	6.2377	715.6385	19.5839
小波变换	5.9384	314.9703	23.1481
本文算法	5.4832	116.0943	27.4827

从表 1—表 3 可知, 本文算法对医学图像高频增强具有很明显的优势, 用本文算法对医学 CT 图像处理, MSE 降低, PSNR 提高, 说明本文算法在图像增强时能够更好地抵抗噪声。

在第 3 部分中, 用随机顺序让参与者观看原始 CT 图像和增强后的图像, 该方法被国际电信联盟 (International Telecommunication Union, ITU) 在标准 BT-510 中提出, 然后根据参与者给出的分数, 得到平均分。评估等级设为 5 个, 分别是很差、差、一般、好和很好, 用 1—5 分表示。为了减少主观随意性, 邀请 5 名专业医师和 5 名非专业人士参与实验测试。图 5 为观测者给出的平均分。

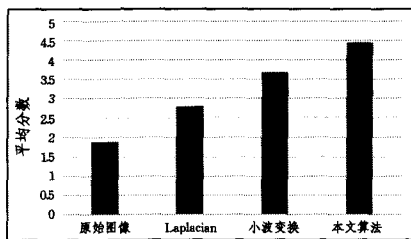


图 5 观测者对实验结果给出的评估结果

从图 5 中的实验评分来看, 本文的算法优于 Laplacian 金字塔分解和小波变换的增强算法, 可以得到更高质量的增强图像。

**结束语** 本文提出了一种基于小波变换和 Laplacian 金字塔的医学 CT 图像增强算法, 在 Laplacian 金字塔多层分解增强的基础上, 使用小波变换对 CT 图像进行进一步增强。实验通过 3 个方面来评价所提算法, 第 1 部分使用各算法对原始 CT 图像进行处理, 将处理结果作对比; 第 2 部分使用 PSNR, MSE, IE 等参数来评价算法的性能质量; 第 3 部分邀请参与者给实验得到的处理图像进行打分。通过观察这 3 部分的实验结果可以看出, 本算法对医学图像高频增强具有很明显的优势, 比对照方法更加有效, 并且在增强图像的同时能够更好地抵抗噪声的干扰。

## 参考文献

- [1] Suprijanto, Gianto, Juliastuti E, et al. Image contrast enhancement for film-based dental panoramic radiography[C]//2012 International Conference on System Engineering and Technology (ICSET). IEEE, 2012: 1-5
- [2] Premkumar S, Parthasarathi K A. An efficient approach for colour image enhancement using Discrete Shearlet Transform [C]//2014 2nd International Conference on Current Trends in Engineering and Technology (ICCTET). IEEE, 2014: 363-366
- [3] Wang X B. Image Enhancement Based on Lifting Wavelet Transform [C]//4th International Conference on Computer Science & Education, 2009 (ICSE'09). 2009: 739-741
- [4] Gourav, Singh S R. Enhancement of contrast and resolution of gray scale and color images by wavelet decomposition and histogram shaping and shifting [C]//2014 International Conference on Medical Imaging, m-Health and Emerging Communication Systems (MedCom). IEEE, 2014: 300-305
- [5] An C, Yu M. Fast color image enhancement based on fuzzy multiple-scale Retinex [C]//2011 6th International Forum on Strategic Technology (IFOST). IEEE, 2011, 2: 1065-1069
- [6] Ming F, Junping D, Pengcheng H, et al. Hybrid algorithm for low contract image and image sequence enhancement [C]//2013 32nd Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2013: 3776-3780
- [7] Setty W S, Srinath N K, Hanumantharaju M C. Development of multiscale retinex algorithm for medical image enhancement based on multi-rate sampling [C]//2013 International Conference on Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition (ICSIPR). IEEE, 2013: 145-150
- [8] Bhattacharya S, Gupta S, Subramanian V K. Localized image enhancement [C]//2014 Twentieth National Conference on Communications (NCC). IEEE, 2014: 1-6
- [9] Ploquin M, Girault J, Kouame D. Laplacian pyramid decomposition-type method for resolution enhancement of ultrasound images [C]//2010 2nd International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA). IEEE, 2010: 235-240
- [10] Teng Y, Liu F, Wu R. The Research of Image Detail Enhancement Algorithm with Laplacian Pyramid [C]//Green Computing and Communications (GreenCom), 2013 IEEE and Internet of Things (iThings/CPSCoM), IEEE International Conference on and IEEE Cyber, Physical and Social Computing. IEEE, 2013: 2205-2209
- [11] Dai Xia, Li Hui, Yang Hong-yu, et al. A Fast Image Enhancement Method by Virtual Image Pyramid Sequence Fusion [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37 (3): 602-610 (in Chinese)
- [12] Khan S, Qidwai U, Muhammad H, et al. Retinal image enhancement using Laplacian pyramidal multi-scaling [C]//2014 IEEE Region 10 Symposium. IEEE, 2014: 141-146