

王甜甜, 余晓镔. 基于小波分析的 CT 图像噪声类型识别[J]. CT 理论与应用研究, 2011, 20(2): 183-190.
Wang TT, Yu XE. Identifying of noise types for computed tomography images based on wavelet analysis[J]. CT Theory and Applications, 2011, 20(2): 183-190.

基于小波分析的 CT 图像噪声类型识别

王甜甜, 余晓镔✉

(南方医科大学生物医学工程学院, 广州, 510515)

摘要: 对 CT 图像噪声的类型进行识别, 采用相适应的去噪方法提高图像去噪效果, 减少去噪中的盲目性。分析小波高频子带系数的能量分布, 利用直方图的信息比和曲线拟合图的积分, 对 CT 图像中最常见的两类噪声, 即高斯噪声和椒盐噪声进行识别。直方图的信息比 R 为 0.2, 曲线拟合图积分 A 为 60, 可作为高斯噪声和椒盐噪声分界线。对大量含噪 CT 图像的实验结果表明, 该方法对 CT 图像噪声类型的识别比较准确。

关键词: 小波分析; 噪声类型; 信息比; 面积

文章编号: 1004-4140 (2011) 02-0183-08 **中图分类号:** TP 301.6; TP 391.41 **文献标识码:** A

CT 图像噪声直接影响系统的低对比度分辨力, 给进一步研究或应用带来不便和误差, 因此, 应当对 CT 图像进行适当的预处理以减少噪声。图像预处理中, 若假定噪声类型已知, 直接盲目地对 CT 图像噪声进行处理往往达不到去噪效果^[1-2], 而不同的去噪方法对不同噪声类型的处理效果大不相同^[3], 对于不同的噪声类型应当采用具有针对性的噪声算法, 所以在对 CT 图像噪声处理之前, 对噪声的类型进行识别是非常必要的, 同时也有助于研究图像去噪的自适应算法^[4]。

目前对噪声类型的识别方法, 有诸如, 分析小波高频系数直方图的不显著系数能量比^[5], 跳变点概率和曲线拟合图黄金分割点处窗口宽度^[6]等等, 这些方法对噪声类型的识别比较准确。本文在此基础上, 提出了一种更为简便的 CT 图像噪声类型识别方法。该方法在小波分解的基础上, 通过分析高频系数直方图的信息比和相应曲线拟合图的积分, 有效地识别 CT 图像噪声类型 (本文以高斯噪声和椒盐噪声为例), 从而为去噪方法的设计提供指导, 显著提高 CT 图像预处理效果。

1 图像噪声的小波分析

小波分解将信号分解为近似分量和细节分量, 它们在实际应用中分别有不同特点^[7]。信号的近似分量一般为信号的低频分量, 它的细节分量一般为信号的高频分量, 因此对信号的小波分解可以等效于信号通过了一个滤波器组, 其中一个为低通滤波器, 另一个为高通滤波器。小波分解的意义在于, 可以使我们在任意尺度上观察信号, 只要使用的小波函数尺度合适^[8]。

收稿日期: 2010-12-27。

项目基金: 广州科技支撑重点项目 (2009Z1-E341)。

比如, 图像的能量主要集中在尺度大的子带, 所含的噪声特性主要表现在小波各个尺度信号中高频部分^[9-10]。由于小波系数具有可加性^[11], 可以计算 CT 图像的二维小波变换来分析, 不同小波基所能带来的具体效果存在差异, 这里采用 db4 小波。二维小波分解, 将会生成一个低频, 三个方向 (水平, 垂直, 对角线) 的高频成分。通过分析对角线方向的高频系数直方图以及相应曲线拟合图, 从而对噪声类型进行识别。

以胸部 CT 图像为例, 分别加入方差为 15 的零均值高斯噪声和密度为 15% 的椒盐噪声。如图 1 所示, 分别为原 CT 图像, 噪声图像, 小波分解后对角线方向高频系数的直方图以及相应曲线拟合图。直方图的横轴是系数的幅值, 纵轴是对角线方向高频系数中不同幅值系数出现的概率。

受高斯噪声干扰 CT 图像的对角线方向高频系数分布近似于广义高斯分布, 而受椒盐噪声干扰图像较大的高频系数个数较少, 且后者的曲线拟合图沿水平轴的积分明显大于前者, 两者的直方图以及相应的曲线拟合图存在显著差异。利用这种分布的特点, 我们提出了利用对角线方向高频系数直方图信噪比和曲线拟合图积分对 CT 图像的噪声类型进行识别, 从而为图像预处理提供指导。不同部位 CT 图像灰度值范围变化较大, 我们也将实验部分证明此方法的普遍适用性。

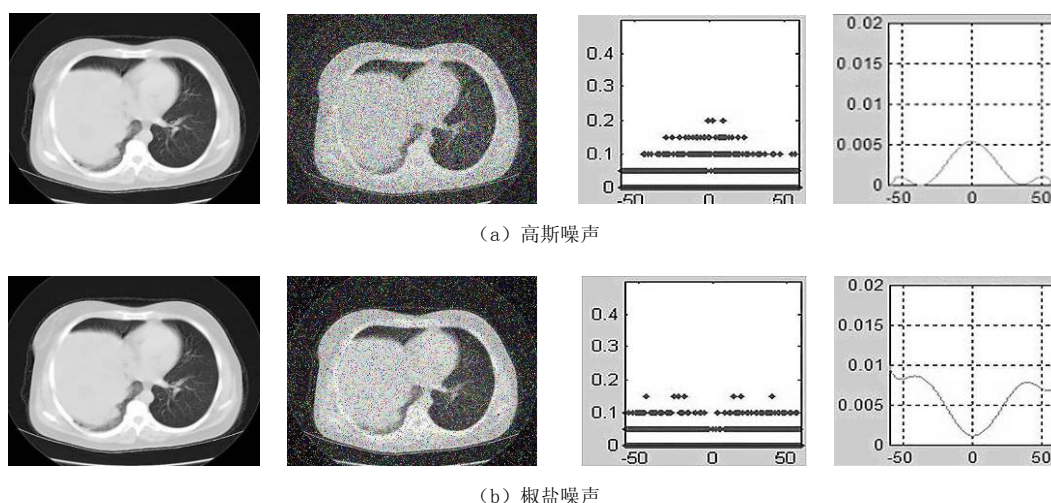


图 1 胸部 CT 图, 噪声图像, 高频系数的直方图和曲线拟合图

Fig.1 CT image of chest, noise image and histogram of high-frequency coefficient and curve fitting graph

2 噪声类型识别的方法

2.1 直方图信噪比

所谓直方图信噪比, 是指高频系数不同幅值所占比例的均值与方差的比值。它反映了对于不同类型噪声图像的小波分解高频系数不同幅值出现频率的平滑度和波动性。

设含噪 CT 图像高频系数矩阵可表示成 $\mathbf{H}(x, y)$ ($x, y = 1, 2, \dots, N$)。其中 x 是高频系数的幅值, y 是高频系数幅值出现的频率。因此, 直方图信噪比可表示为:

$$R = \frac{\frac{1}{n} \sum_{x,y} H(x,y)}{\sum_{x,y} \left(H(x,y) - E(H(x,y)) \right)^2 P_k} \quad (1)$$

式 (1) 中 n 为总的高频系数个数, P_k 是 $\mathbf{H}(x, y)$ 的分布率。

以胸部 CT 图像为例, 分别加入方差为 2, 4, 6, 8 和 10 的零均值高斯噪声, 密度为 0.02, 0.04, 0.06, 0.08 和 0.1 的椒盐噪声。噪声图像经小波分解后按式 (1) 计算出直方图的信噪比。图 2 小高斯噪声与小椒盐噪声直方图的信噪比, 其中虚线表示椒盐噪声, 实线表示高斯噪声。

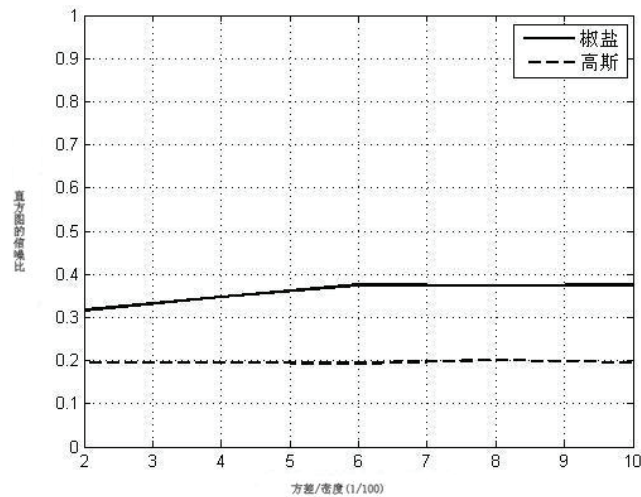


图 2 小高斯噪声与小椒盐噪声直方图的信噪比 (胸部 CT 图)

Fig.2 SNR of histogram for small Gaussian noise and small salt and pepper noise (CT image of chest)

由图 2 可以看出椒盐噪声图像小波分解高频系数直方图信噪比明显高于高斯噪声, 噪声较大时仍保持类似的趋势。这里只是针对一个特例 (胸部 CT), 实验部分将通过大量实例的分析对分类的稳定性给予证实。因此, 根据图 2, 初步假设信噪比 $R=0.2$ 是区分高斯噪声和椒盐噪声分界线, 即直方图信噪比 $R < 0.2$ 时可认为 CT 图像受到高斯噪声的干扰; 直方图信噪比 $R > 0.2$ 时可认为 CT 图像受到椒盐噪声的干扰。

2.2 曲线拟合图积分

利用 3 次样条曲线拟合高频系数的直方图, 计算曲线拟合图沿 X 轴的积分, 即所围图形的面积 A, 用 A 作为判定噪声类型的依据。

以胸部 CT 图像为例, 分别加入方差为 2, 4, 6, 8 和 10 的零均值高斯噪声, 密度为 0.02, 0.04, 0.06, 0.08 和 0.1 的椒盐噪声。噪声图像经小波分解后利用 3 次样条曲线拟合高频系数的直方图, 计算出拟合图与 X 轴所围图形的面积。如图 3 所示, 其中虚线表示椒盐噪声, 实线表示高斯噪声。

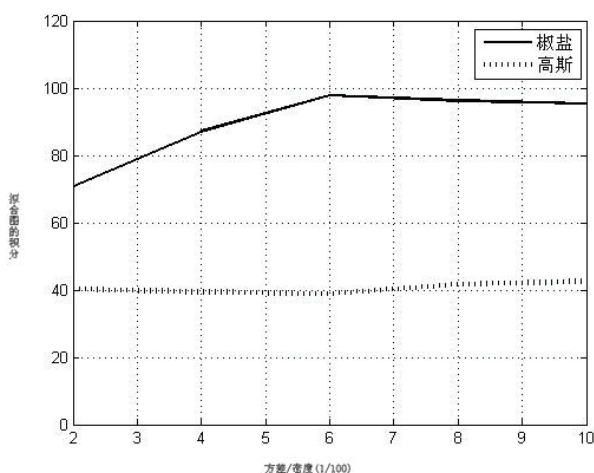


图 3 小高斯噪声与小椒盐噪声的拟合图的积分 (胸部 CT 图)

Fig.3 Area of fitting cure for small Gaussian noise and small salt and pepper noise (CT image of chest)

由图 3 可以看出椒盐噪声图像小波分解高频系数曲线拟合图面积明显高于高斯噪声, 噪声较大时仍保持类似的趋势。这里只是针对一个特例 (胸部 CT), 实验部分将通过大量实例的分析对分类的稳定性给予证实。因此, 根据图 3, 初步假设积分 $A=60$ 是区分高斯噪声和椒盐噪声分界线, 即曲线拟合图积分 $A < 60$ 时可认为 CT 图像受到高斯噪声的干扰; 曲线拟合图积分 $A > 60$ 时可认为 CT 图像受到椒盐噪声的干扰。

2.3 算法

先对含噪 CT 图像小波变换得高频系数, 再由高频系数直方图和相应曲线拟合图得出两个特征值, 用于识别噪声类型。具体步骤:

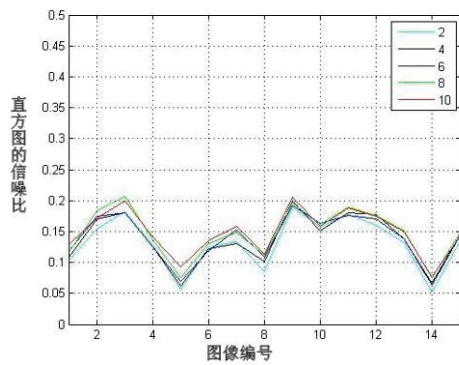
- 1) 对含噪 CT 图像进行小波变换, 得到噪声图像的小波分解高频系数;
- 2) 绘制高频系数的直方图。 x 轴代表高频系数的幅值, y 轴代表高频系数幅值出现的频率;
- 3) 由高频系数直方图求出其信噪比;
- 4) 利用 3 次样条曲线拟合高频系数的直方图, 得到曲线拟合图;
- 5) 计算曲线拟合图沿 X 轴的积分。

3 实验结果分析

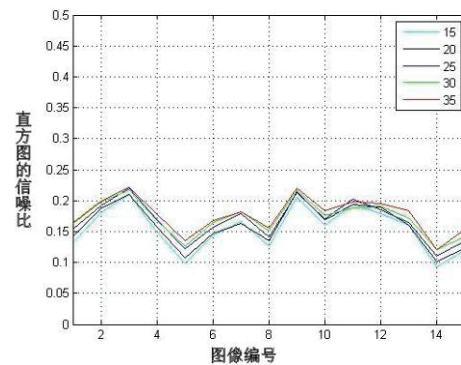
我们选取了 15 幅不同部位的 CT 图片, 实验中人为地给每幅 CT 图像分别加入了不同大

小的椒盐噪声和高斯噪声（共计 300 幅图片），然后按本文提出的方法对噪声类型进行识别。通过此实验证实了本文中噪声类型识别方法的非偶然性，以及实用性。

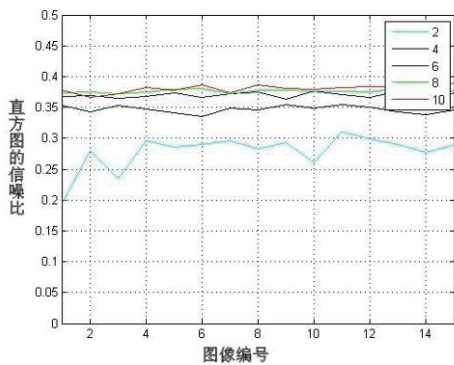
图 4 是不同噪声 CT 图像的直方图的信噪比，图 4 (a)~图 4 (d) 分别为小高斯噪声、大高斯噪声、小椒盐噪声和大椒盐噪声的直方图的信噪比。其中，横坐标表示的是实验图像的编号（1~15），纵坐标表示的是噪声图像高频系数直方图的信噪比。图 4 (a) 对应的是每幅图分别加入方差为 2、4、6、8 和 10 的小高斯噪声（共计 75 幅含噪声的实验图像）；图 4 (b) 对应的是每幅图分别加入方差为 15、20、25、30 和 35 的大高斯噪声（共计 75 幅含噪声的实验图像）；图 4 (c) 对应的是每幅图分别加入密度为 0.02、0.04、0.08 和 0.1 的小椒盐噪声（共计 75 幅含噪声的实验图像）；图 4 (d) 对应的是每幅图分别加入密度为 0.1、0.15、0.2、0.25 和 0.3 的大椒盐噪声（共计 75 幅含噪声的实验图像）。图中的 5 条曲线分别对应不同大小的噪声。可以看出不管噪声强弱，以 $R=0.2$ 作为噪声类型分界线是可行的，即直方图的信噪比 $R<0.2$ 时，CT 图像受高斯噪声影响；直方图的信噪比 $R>0.2$ 时，CT 图像受椒盐噪声影响。



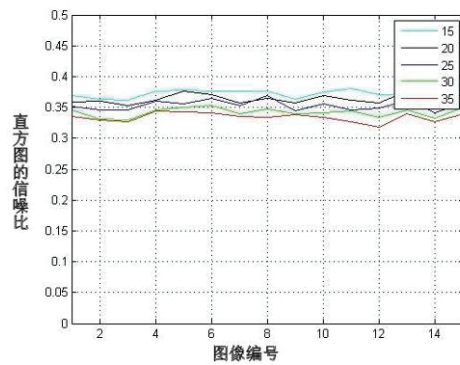
(a) 小高斯噪声



(b) 大高斯噪声



(c) 小椒盐噪声

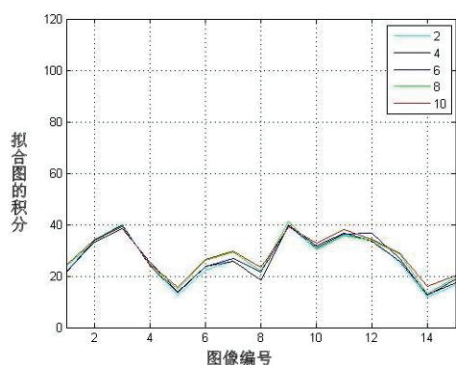


(d) 大椒盐噪声

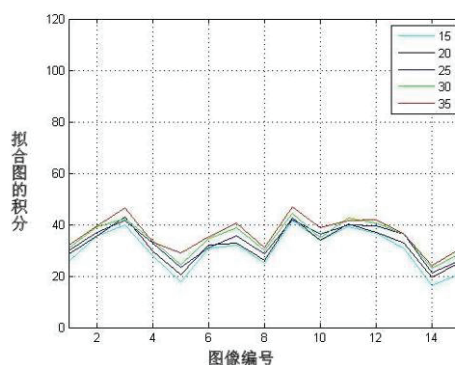
图 4 高频系数直方图的信噪比

Fig.4 SNR of histogram for small Gaussian noise, small salt and pepper noise, big Gaussian noise, and big salt and pepper noise

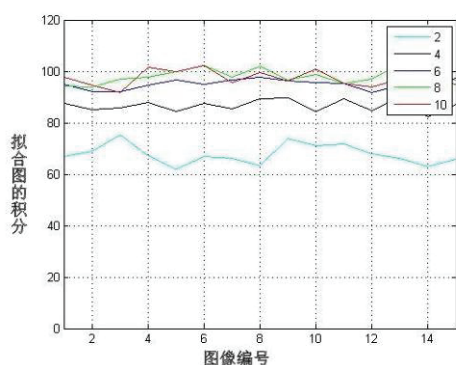
图 5 是不同噪声 CT 图像直方图的拟合图积分, 图 5(a)~图 5(d) 分别为小高斯噪声, 大高斯噪声, 小椒盐噪声, 大椒盐噪声直方图的拟合图积分。横坐标表示的是实验图像的编号 (1~15), 纵坐标表示的是噪声图像高频系数直方图的拟合图积分。图 5(a) 对应的是每幅图分别加入方差为 2、4、6、8 和 10 的小高斯噪声 (共计 75 幅含噪声的实验图像); 图 5(b) 对应的是每幅图分别加入方差为 15、20、25、30 和 35 的大高斯噪声 (共计 75 幅含噪声的实验图像); 图 5(c) 对应的是每幅图分别加入密度为 0.02、0.04、0.08 和 0.1 的小椒盐噪声 (共计 75 幅含噪声的实验图像); 图 5(d) 对应的是每幅图分别加入密度为 0.1、0.15、0.2、0.25 和 0.3 的大椒盐噪声 (共计 75 幅含噪声的实验图像)。图中的 5 条曲线分别对应不同大小的噪声。可以看出不管噪声强弱, 以 $A = 60$ 作为分界线是可行的, 即噪声图像直方图的拟合图积分 $A < 60$ 时, CT 图像受高斯噪声影响; 噪声图像直方图的拟合图积分 $A > 60$ 时, CT 图像受椒盐噪声影响。



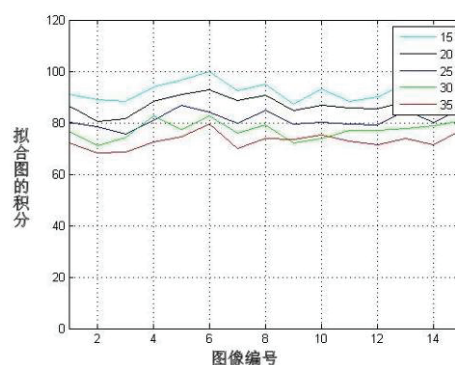
(a) 小高斯噪声



(b) 大高斯噪声



(c) 小椒盐噪声



(d) 大椒盐噪声

图 5 直方图的拟合图积分

Fig.5 Area of fitting cure for small Gaussian noise, small salt and pepper noise, big Gaussian noise, and big salt and pepper noise

4 结论

本文提出了一种基于小波分析的 CT 图像噪声类型识别方法。它不关注 CT 图像的内容, 结合了小波分析的思想, 只要通过分析小波分解高频系数直方图信噪比和相应曲线拟合图沿 X 轴的积分就可以有效地识别出 CT 图像噪声类型, 然后根据具体的噪声类型选择针对性的去噪算法, 有效地提高 CT 图像预处理效果。

本文分析了 CT 图像中椒盐噪声和高斯噪声的识别, 对于复合型的噪声情况, 将是进一步的工作方向之一。另外, 还需要补充一点: 当噪声的量到达无限小区域时, 因为噪声的影响可以忽略不计, 所以不同噪声的直方图信噪比和拟合图面积都会是相等的, 此时, 本文的方法是不适用的。但当噪声小到无限小区域时, 就没有噪声类型识别和图像预处理的必要了, 而且临床中一定量的噪声往往也是不可避免的, 所以本文的方法在实际应用中是合理的。

参考文献

- [1] Xie JC, Zhang DL, Wu WL. Overview on wavelet image denoising[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7A(3): 209-217.
- [2] Buades A, Coll B, Morel JM. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [3] Gonzalez RC, Woods RE. Digital image processing[M]. 2 ed. Beijing: Publishing House of Electron Industry, 2002. 88-94.
- [4] Miller M, Kingsbury N. Image denoising using derotated complex wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17: 1500-1511.
- [5] 张旗, 梁德群, 樊鑫, 等. 基于小波域的图像噪声类型识别与估计[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(4): 281-285.
Zhang Q, Liang DQ, Fan X, et al. Identifying of noise types and estimating of noise level for a noisy image in the wavelet domain[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(4): 281-285.
- [6] 徐莉, 黄地龙, 赵宁. 基于小波分析的自适应噪声识别[J]. 铁路计算机应用, 2007, 16(8): 11-14.
Xu L, Huang DL, Zhao N. Adaptive identifying of noise types based on wavelet analysis[J]. Railway Computer Application, 2007, 16(8): 11-14.
- [7] Donoho DL, Johnstone IM. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455.
- [8] Zhang Z, Blum RS. On estimating the quality of noisy images[A]. IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, 5, 1998: 2897-2900.
- [9] Bui TD, Chen GY. Translation invariant denoising using multiwavelets[J], IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(12): 3414-3420.
- [10] Chen GY, Bui TD. Multiwavelet denoising using neighboring coefficients[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(7): 211-214.
- [11] Chang SG, Yu B, Vetterli M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1522-1531.

Identifying of Noise Types for Computed Tomography Images Based on Wavelet Analysis

WANG Tian-tian, YU Xiao-e✉

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China)

Abstract: To identify the noise types of CT image, corresponding method was used to improve the effect of image denoising, reduce the blindness. By analysis the energy distribution of the HH subband's coefficients in the wavelet domain, *SNR* of the histogram and area of curve fitting was used to distinguish Gaussian white noise and salt & pepper noise in computed tomography images. We found histogram of the signal to noise ratio *R* equals 0.2, curve fitting map area *A* equals 60 are the distinguish lines between Gaussian white noise and salt & pepper noise. The experiments on a wide variety of images show the veracity of this method in distinguishing noise.

Key words: wavelet analysis; noise types; *SNR*; area

作者简介: 王甜甜 (1986—), 男, 目前是南方医科大学生物医学工程学院硕士研究生, Tel: 13265955886; E-mail: 273980569@qq.com; 余晓镔✉ (1968—), 女, 目前是南方医科大学生物医学工程学院教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 大型医疗设备质量保证, CT 检测与质量控制, Tel: 13539869731, E-mail: yxe@fimmu.com。