

有效全身骨骼扫描图像增强方法的比较

Sulieman Mohammed Salih Zobly

苏丹 梅达尼 格齐拉大学物理与医疗仪器系

摘要: 核医学是用于不同类型研究的最重要的诊断工具之一, 如甲状腺扫描、肾功能和全身骨骼扫描。核医学成像系统的主要问题是产生的图像因大量噪声而退化。在这项工作中, 我们希望使用四种不同的增强方法来增强全身骨骼扫描图像, 以减少图像中的噪声并提高分辨率, 从而获得更好的图像质量并保持准确诊断的质量。使用直方图均衡、自适应直方图均衡、对数变换和伽马校正算法来提高图像质量。使用伽马相机的四对骨骼扫描图像来执行这项工作。通过计算峰值信噪比、均方误差和熵来量化和评估增强图像。结果表明, 在用于增强骨骼图像的四种算法中, 伽马校正算法给出了最佳结果。伽马校正算法可以帮助放射科医生诊断患者, 并准确快速地量化任何变化。

关键词: 全身骨骼扫描; 伽马照相机; 图像增强; 核医学

Comparison of Different Image Enhancement Methods for Effective Whole-Body Bone Scan Image

Sulieman Mohammed Salih Zobly

Department of Physics & Medical Instrumentation, University of Gezira, Medani, Sudan

Abstract: Nuclear medicine is one of the most important diagnostic tools used for different types of investigations such as a thyroid scan, renal function and whole-body bone scan. The main problem in nuclear medicine imaging system is the resulting images degraded with large amounts of noise. In this work we want use four different enhancement methods to enhance wholebody bone scan image so as to reduce the noise from the image and improve the resolution to achieve a better image quality and maintain quality for accurate diagnosis. Histogram equalization, adaptive histogram equalization, log transformation and gamma correction algorithms were used to improve the image quality. Four pair of bone scan images from gamma camera were used to perform this work. Enhanced images were quantified and evaluated by calculating the Peak Signal Noise Ratio, Mean Square Error and entropy. The result shows that the gamma correction algorithm gives best result among the four algorithms used for enhancing the bone images. The gamma correction algorithm can assist the radiologist in diagnosis the patient and quantify any changes accurately and quickly.

Keywords: Whole-body bone scan; Gamma camera; Image enhancement; Nuclear medicine

1. 引言

核医学成像系统用于在向患者注射极少量放射性核素后提供各种疾病的信息。放射性核素成像是放射性在核医学中最重要的应用之一。它用于获得体内放射性分布的图片^[1]。核医学成像的重要性在于它能够对人体内的各种生物过程提供极其灵敏的测量^[1]。核医学中最常用的成像是伽马照相机。这是一种用于对放射性同位素发射的伽马射线成像的设备。伽马相机成像系统已用于不同类型的研究, 如心脏成像、甲状腺扫描、全身骨骼扫描和其他器官功能^[2, 3]。伽马照相机最重要和最有用的应用是全身骨骼扫描, 它用于识别骨骼中的异常以及转移瘤对放疗或化疗的反应。此外, 骨骼扫描是检测从不同器官开始扩散到骨骼上的癌症是否萎缩的重要工具。

当需要查看某些特征时, 需要提高图像质量, 这一

过程称为图像增强。图像增强是图像处理中用于修改原始图像的最重要工具之一, 因此生成的图像更适合特定应用^[4, 5]。在医学成像中, 许多图像受到噪声和低对比度的影响, 因此有必要在显示图像之前对图像进行增强, 以便进行视觉、细节和准确的诊断。因此, 为了获得令人满意的结果, 提出了许多增强技术, 这些技术可以分为两类: ; 空间域方法和频域方法^[4]。本文仅讨论直方图均衡、自适应直方图均衡、对数变换和伽马校正算法, 并将其用于增强全身骨骼扫描图像。直方图均衡已应用于不同的应用, 如对比度增强和胸部x射线图像增强^[6, 7]。直方图均衡是基于空间域处理的重要技术之一, 可以有效地提取图像细节。自适应直方图均衡算法对于包含低对比度亮或暗区域的局部区域的图像非常有效。该算法已应用于增强图像对比度^[8]。对数变换是拉伸图像对比度的有用算法^[5]。乌尔瓦希和约贾纳在他们的工作^[9]中

表明,使用对数变换算法可以有效地从图像中提取细节。伽马校正是医学图像处理方法中最重要的预处理步骤之一。已经开发了许多基于伽马校正的增强算法,例如基于伽马校正和高斯噪声降低的自动医学图像对比度增强^[10, 11]。

在这项研究中,我们打算使用不同的增强算法来增强全身骨骼扫描图像,以便在增强图像细节和保持图像质量的同时,减少生成图像的噪声。在这些算法中,我们希望选择能够提高图像质量和保持图像质量的更合适的算法。

论文的其余部分组织如下,在第二节中,除了骨骼扫描图像在核医学中的表现外,本文中用于增强图像的算法也进行了详细解释。第三节对增强图像的结果进行了解释和讨论。最后一节给出了工作的结论。

2. 材料和方法

在本节中,我们将讨论核医学中的骨扫描成像以及用于提高图像质量的四种增强方法。

2.1 骨骼扫描

全身骨骼扫描图像是核医学中最重要的诊断之一,它帮助医生诊断不同的疾病。用于检测骨损伤或骨感染的骨扫描,在X射线成像系统中无法检测到。

在给患者注射放射性药物(Tc-99m)三到四小时后,使用SPECT伽马照相机(Medis0, Sprit Nucline)采集全身骨骼扫描。患者仰卧在扫描床上,当获得全身图像时,摄像机探测器彼此面对。这通常需要大约20分钟,尽管时间可能更短或稍长,这取决于所使用的伽马相机的类型^[12]。双头摄像机用于记录分辨率为256 x 1024像素的前后全身骨骼扫描。四名患者被用于获得八对图像。

2.2 直方图均衡(HE)

直方图均衡是提高图像质量的最重要技术之一,是任何图像处理的最重要部分。HE用于改善图像的视觉外观,可以应用于整个图像或图像的一部分^[5]。

HE是一个变换函数,它将输入的强度, Υ 变换为一个新的强度值, Υ' 。变换函数是累积直方图和比例因子的乘积。新的强度值,通过比例因子拟合到强度值的范围。具体表现如下:

$$\Upsilon' = T(\Upsilon) = \sum_{i=0}^{\Upsilon} n_i \frac{\max \text{intensity}}{N} \quad (1)$$

其中 n_i 是强度为 i 的像素数, N 是图像中像素的总数。这意味着变换生成的图像具有相等的强度水平,并覆盖整个范围^[0, 1]。变换函数无非是累积分布函数。由于变量性质的离散值,图像的直方图将不相等^[4]。

2.3 自适应直方图均衡(AHE)

自适应直方图均衡(AHE)是一种基于计算机的图像处理技术,用于提高图像对比度。HE仅生成一个直方图,而AHE方法计算与图像的区域部分相对应的几个直方图,并使用什么来重新分布图像的强度值^[13]。

2.4 幂律运算符

其定义如下:

$$S = Cr^\lambda \quad (2)$$

其中 C 和 λ 是正常数, r 是输入像素的值, S 是输出像素的对应值。

可以通过更改 γ 值来控制此运算符的效果。在幂律中,可以用窄范围的暗值映射更宽范围的输出值。使用幂律增强图像的现象称为伽马校正。伽马校正是增强和准确显示图像以更好地诊断的重要工具。图像质量取决于伽马值,这会导致图像亮度的变化^[14]。

2.5 日志转换

是一种有用的增强方法,它在一个简单的点处理器中操作,每个像素值都用其对数替换。对数变换将低灰度值的窄范围映射到更宽的范围。对数变换的一般形式为:

$$S = C \log(r * 1) \quad (3)$$

其中 C 是常数,假设 $r \geq 0$ 。

通过使用三种不同的性能度量(均方根误差(RMSE)、峰值信噪比(PSNR)和熵)来评估结果图像的质量。

均方根误差是评价图像性能的最重要的性能指标之一。对于尺寸为 $(m \times n)$ 的两个图像I和II计算的RMSE,其中I是原始图像,II是重建图像。RMSE测量值很容易通过恢复图像和原始图像中每个像素之间的平均平方差(均方误差MSE)的平方根来计算。RMSE计算如下:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n [I(i,j) - II(i,j)]^2 \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (5)$$

其中, $I(I, j)$ 和 $II(I, I)$ 分别是原始图像和恢复图像的像素值, m, n 是图像的大小。

PSNR反映原始图像和恢复图像之间包含的信息的差异。PSNR数字以分贝(dB)为单位报告,作为两个图像之间相对权重的度量。以dB表示的数字越高,相关性越高。PSNR与图像质量成正比。当PSNR较高时,这表明重建质量较高。PSNR计算如下:

$$PSNR = 20 \log_{10} (255 / RMSE) \text{ dB} \quad (6)$$

图像熵是用于描述必须在图像中编码的信息量的量。熵非常低且接近零的图像是完美的。

图像熵可以如下计算:

$$\text{entropy} = \sum_i P_i \log_2 P_i \quad (7)$$

其中 P_i 是2个相邻像素之间的差等于 i 的概率,Log₂是以2为底的对数。

3. 结果和讨论

在给患者注射放射性药物(Tc-99m)三到四小时后,使用SPECT伽马照相机(Medis0, Sprit Nucline)采集的全身骨骼扫描图像用选定的增强方法进行增强,并用三

种不同的性能测量进行评估。图 1、2、3 和 4 显示了将选定的增强方法应用于四个不同的患者骨骼扫描图像的结果。

图 1 显示了第一例转移患者的图像，图 1a 是原始图像，b、c、d 和 e 分别是用 HE、AHE、Gamma 校正和对数变换算法增强的图像。从图中可以看出，伽马校正和对数变换给出了具有较少噪声的清晰图像。另一方面，HE 和 AHE 图像具有非常高的噪声，并且在生成的图像中军团点不清晰。对数变换从图像中减去噪声并保持不变。该算法的问题是，可以从生成的图像中减去小的军团。伽马校正算法去除了大部分噪声，并保持大量清晰，从而使图像清晰，易于医生诊断。



图 1. 第一张患者图像，(a) 原始图像，(b) HE 增强的图像，(c) AHE 增强的图像、(d) 伽马校正增强的图像和 (e) 对数变换增强的图像。

图 2 显示了用于执行本研究的第二名患者的图像。图 2a 表示原始图像，图 2 表示。B、c、d 和 e 分别是经过 HE、AHE、伽马校正和对数变换的增强图像。与其他算法相比，AHE 算法给出的图像具有非常高的噪声，伽马校正给出的图像噪声非常低且清晰，这使得医生易于诊断。对数变换使图像无噪声，但可以从增强图像中减去少量噪声。

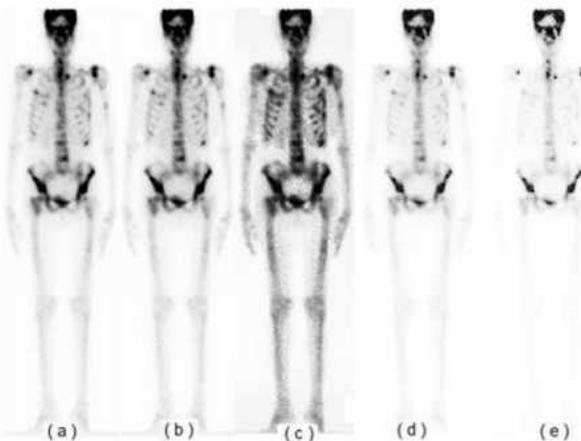


图 2. 第二张患者图像，(a) 原始图像，(b) HE

增强的图像，(c) AHE 增强的图像、(d) 伽马校正增强的图像和 (e) 对数变换增强的图像。

图 3 显示了用于执行本研究的第二名患者的图像。图 3a 表示原始图像，图 3 表示。B、c、d 和 e 分别是经过 HE、AHE、伽马校正和对数变换的增强图像。与原始图像相比，伽马校正提供了更清晰的图像和更少的噪声。此外，对数变换算法给出了没有任何噪声的清晰

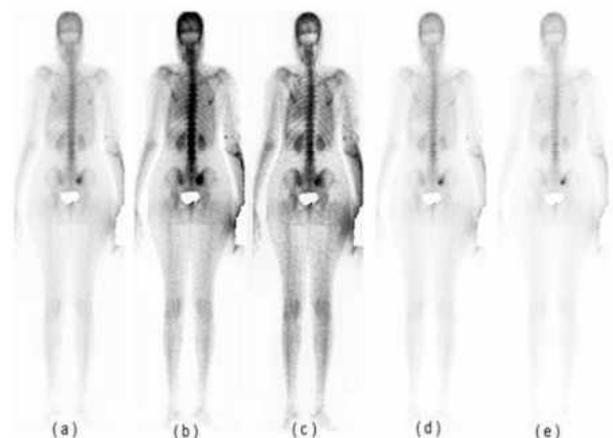


图 3. 第三张患者图像，(a) 原始图像，(b) HE 增强的图像，(c) AHE 增强的图像、(d) 伽马校正增强的图像和 (e) 对数变换增强的图像。

图 4 显示了用于执行本研究的第四名患者的图像。图 4a 表示原始图像，图 4 表示。B、c、d 和 e 分别是经过 HE、AHE、伽马校正和对数变换的增强图像。用 HE 和 AHE 增强的图像噪声很大，通过使用伽马校正和对数变换增强算法，这种噪声逐渐降低。对数变换给出了清晰的图像和伽马校正清晰的图像，带有少量噪声。

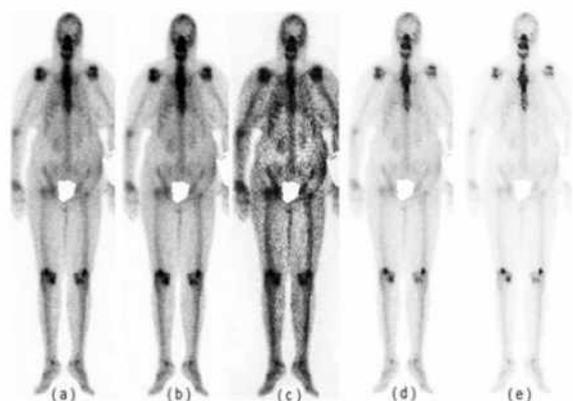


图 4. 第四张患者图像，(a) 原始图像，(b) HE 增强的图像，(c) AHE 增强的图像、(d) 伽马校正增强的图像和 (e) 对数变换增强的图像。

Zobly 等人^[14]表明，可以通过伽马校正增强骨骼，并提供清晰的图像，但这一结果取决于伽马值，因为伽马值增加或减少，图像将退化。根据他的研究，最适合的伽马值是 0.6。为选择合适的伽马值而进行的一些实验表明，用 0.6 的伽马值增强的图像是最佳的，并且该

结果与 Zobly 所示的结果相同。Aslantas 等人^[15]使用特征提取和分类来检测身体中的热点。他的结果表明,该算法识别了 130 幅图像中的 120 幅。如我们的结果所示,该算法只能检测骨骼中的热点区域,不能提高图像的质量。Zobly 和 Elfadil^[16]他们表明,使用最常见的增强算法增强骨骼扫描是可能的,但结果图像的质量因算法而异。X.Liu^[17]提出了一种基于模糊隶属度的图像增强算法。他将图像分成高灰度和低灰度两个区域,但该算法仅适用于普通图像。

通过使用三种不同的性能度量(RMSE、PSNR 和熵)测量得到的图像质量。表 1 显示了性能度量的结果。结果表明,用对数变换增强的图像的 RMSE 非常低,而 AHE 在所有增强图像中给出了更高的 RMSE。伽马校正增强图像的 RMSE 低于 HE 增强图像的增益。还从增强图像中计算了 PSNR,结果表明,对数变换给出了更高的 PSNR,而 AHE 给出了更低的 PSNR。另一方面,对数变换得到了更好的图像。伽马校正算法对图像的增强效果优于 HE 增强算法。除 RMSE 和 PSNR 外,还计算了熵。与其他算法相比,对数变换图像具有低熵。伽马校正增强的图像的熵低于 HE 增强的图像熵。AHE 在用于全身骨骼扫描图像的所有算法中给出了更高的熵。

我们可以得出结论,用对数变换增强的图像是最好的,给出了较低的 RMSE、较低的熵和较高的 PSNR。另一方面,该算法可以丢弃增强的图像,因此伽马校正算法优于对数变换,因为生成的图像没有噪声,并给出非常清晰的图像。

Images	Quality measue	HE	AHE	Log	Gamma
First	RMSE	9.888	11.468	3.699	4.283
	PSNR	28.2286	26.9406	36.7675	35.4944
	Entropy	3.043	3.398	1.832	2.550
Second	RMSE	10.871	19.434	2.484	4.310
	PSNR	27.4054	22.3591	40.2268	35.4399
	Entropy	5.316	6.686	3.407	4.458
Third	RMSE	18.582	19.098	0.7368	2.709
	PSNR	22.7489	22.5107	50.7842	39.4724
	Entropy	5.688	6.308	4.101	4.443
Fourth	RMSE	14.058	18.944	2.456	4.826
	PSNR	25.1719	22.5812	40.3237	34.4583
	Entropy	6.268	7.241	4.502	5.472

表 1. 图像的性能度量。

4. 结论

这四种增强方法已应用于使用 Tc-99m 从伽马相机生成的全身骨骼扫描图像。结果表明,增强方法可以提高全身骨骼扫描图像质量,以更好地可视化和准确诊断。AHE 给出了本工作中使用的算法中最低的 PSNR,而对数变换给出了较高的值,这意味着对数变换图像是最佳的。伽马校正方法增强的图像质量优于 HE 增强的图像。从第一、第二、第三和第四图像的对数变换增强图像计算的熵分别为 3.7、3.4、4.1 和 4.5, AHE 给出了所有图像组的较高熵值。除 PSNR 和熵外,从所有增强图像中计算 RMSE。AHE 增强的图像的 RMSE 最高,而对数变换增强的图像最低。从结果中我们可以得出结论,对数

变换提供了无噪声和清晰细节的图像,这有助于放射技师进行诊断。然而,该算法的问题是,在增强过程中,某些重要的细节可以从图像中去除。伽马校正还提供了一个非常清晰的图像,没有任何噪声和非常清晰的军团。这可以帮助医生准确诊断图像。HE 和 AHE 在增强后给出有噪声的图像。伽马校正方法是最佳的增强算法,该算法可用于增强全身骨骼扫描图像,并导致准确的诊断和低噪声的图像。

利益冲突

作者声明,本论文的发表不存在利益冲突。

参考文献

- [1] S. Cherry, J. Sorenson, M. Phelps, physics in Nuclear Medicine, 3rd Edition, Elsevier 2000.
- [2] J. Mallard, M. Myers, clinical application of gamma camera, physics in medicine and biology, vol. 8 (2).
- [3] A. Kantzas, et al., Application of gamma camera imaging and SPECT systems in chemical processes chemical engineering journal, vol. 77 (1-2), 2000, pp: 19-25.
- [4] R. Gonzalez, R. Woods, Digital Image Processing, second Edition, Prentice Hall, Inc, 2002.
- [5] R. Gonzalez, R. Woods, Steven L. Eddins, Digital Image Processing using MATLAB, 2end Edition, Gatesmark Publishing, 2009.
- [6] D. Chang, W. Wu, Image contrast enhancement based on a histogram transformation of local standard deviation, IEEE transaction on medical imaging, vol. 17 (4), 1998, pp. 518-531.
- [7] R. Senthilkumar, M. Senthilmurugan, TRIAD histogram to enhance chest X-ray image, international journal of advanced research in computer and communication engineering, vol. 3 (11), 2014, pp. 8577-8580.
- [8] J. A. Stark, W. J. Fitzgerald, An Alternative Algorithm for Adaptive Histogram Equalization, Graphical Models and Image Processing, vol. 58 (2), 1996.
- [9] Urvashi Manikpuri, Yojana Yadav, Image Enhancement through Logarithmic Transformation, international journal of innovation research in advanced engineering, 2014, 357-362.
- [10] S. Suman, et al. Image enhancement using geometric mean filter and gamma correction for WCE images, ICONIP, 2014, pp. 276-283.
- [11] K. Somasundaram, P. Kalavath Medical Image Contrast Enhancement based on Gamma Correction 2014.
- [12] M. Ouvrier, S. Vignot, J. Thariat. [State of the art in nuclear imaging for the diagnosis of bone metastases]. Bull Cancer. 2013 Nov. 100 (11): 1115-1124. [Medline].
- [13] D. Sonker, Comparison of Histogram Equalization

Techniques for Image Enhancement of Grayscale images in Natural and Unnatural Light, international journal of engineering research and development, Vol. 8 (9), 2013, pp. 57–61.

[14] S. Zobly et al, Selecting Suitable Gamma Value for Bone Scan Image Enhancement using Gamma Correction Method, Red Sea University Journal of Basic & Applied science, vol. 2 (1), 2017, pp. 485–490.

[15] A. Aslantas et al, A computer-aided Diagnosis Sys-

tem for Whole Body Bone Scintigraphy Scans, J Can Res Ther 2016, pp. 87–92.

[16] Zobly S. and Elfadel M., Whole-Body Bone Scan Image Enhancement Algorithms, 2018 International Conference on Computer, Control, Electrical and Electronic Engineering (ICCEEE), Khartoum, 2018, pp. 1–4.

[17] X. Liu, An Improved Image Enhancement Algorithm Based on Fuzzy Set, 2012 International Conference on Medical Physics and Biomedical Engineering, 2012, 790–797.