

正电子发射断层扫描图像非局部几何非线性扩散去噪方法

刘国才¹, 王帅卿¹, 朱苏雨²

1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 中南大学湘雅医学院附属湖南省肿瘤医院放疗科, 湖南 长沙 410013

【摘要】目的:评估一种新的正电子发射断层扫描技术(PET)图像去噪方法—非局部几何非线性扩散滤波。**方法:**首先, 计算PET图像的几何非线性扩散系数;然后, 对该扩散系数进行非局部邻域加权平均;最后, 用非局部加权平均后的扩散系数对PET图像进行几何非线性扩散滤波。**结果:**与原几何非线性扩散滤波、非局部均值滤波、PURE-LET滤波方法相比, 非局部几何非线性扩散滤波可提高PET图像峰值信噪比和结构相似性, 增强图像视觉效果。**结论:**非局部几何非线性扩散滤波是一种有效的PET图像去噪方法。

【关键词】正电子发射断层扫描技术; 图像去噪; 几何非线性扩散滤波; 非局部均值滤波; PURE-LET

【中图分类号】R318; TP391.4

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)04-0357-07

Non-local geometric nonlinear diffusion filter for denoising of positron emission tomography images

LIU Guo-cai¹, WANG Shuai-qing¹, ZHU Su-yu²

1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. Department of Radiation Oncology, Hunan Cancer Hospital, Xiangya Medical College, Central South University, Changsha 410013, China

Abstract: Objective To assess a novel non-local geometric nonlinear diffusion filter for denoising positron emission tomography (PET) images. **Methods** The geometric nonlinear diffusion coefficients of PET images were firstly calculated. And then, the non-local weighted average of the calculated coefficients was taken. Finally, the diffusion coefficients after the non-local geometric weighted averaging were applied for the geometric nonlinear diffusion filtering (GNLDF). **Results** Compared with GNLDF, non-local mean filtering and PURE-LET filtering, the non-local GNLDF improved the peak signal-to-noise ratio and structural similarity of PET images, and enhanced the image visual effect. **Conclusion** The non-local GNLDF is an efficient method for denoising PET image.

Key words: positron emission tomography; image denoising; geometric nonlinear diffusion filtering; non-local mean filtering; PURE-LET

前言

18F-脱氧葡萄糖(18FDG)正电子发射断层扫描技术(Positron Emission Tomography, PET)是一种在分子水平上非侵入性的生物学特性成像方法,是核医学影像技术中最先进的分子影像技术之一,目前已被广泛应用于恶性肿瘤的诊断和分期^[1-2]。但PET成像噪声很大,且主要为泊松噪声,这不仅使PET图像的有效去噪非常困难,而且严重影响PET图像在

临床中的定量分析应用。

PET图像是通过图像重建的方法从探测到的正电子湮灭生成的光子对计数正弦图(Sinogram)重建获得的,因此其成像噪声主要是泊松噪声,其特点与天文学成像较为类似,都具有低光子性、低信噪比性^[3-4],而自然图像一般以高斯噪声和椒盐噪声较多。其次,泊松类型的噪声方差与均值相等,并且与图像强度有着密切的关系^[5],而自然图像一般认为是零均值的高斯噪声。

目前,去除泊松类型噪声的方法主要有两种:第一种是利用噪声统计分布的特点,建立以泊松分布为基础的去噪算法,这方面的算法主要有Platelets变换^[6]、最小描述长度法^[7-8]、PURE-LET^[9]等。这些算法均在保留边缘的同时取得了较好的视觉效果;第二种是利用方差稳定性变换,先将图像噪声近似变为

【收稿日期】2016-01-16

【基金项目】国家自然科学基金(61271382);湖南省肿瘤医院科研平台建设基金

【作者简介】刘国才(1963-),男,教授,博士生导师,研究方向:医学图像处理与智能医疗系统, Tel: 13808484175, E-mail: lgc630819@hnu.edu.cn.

高斯噪声,然后再利用高斯噪声的去噪方法处理,之后再再进行逆变换。这种方法可以把大多数针对高斯噪声的方法运用在泊松噪声去噪中。常见的用于高斯噪声模型的去噪方法有几何非线性扩散滤波器(Geometric Nonlinear Diffusion Filter, GNLDF)^[10]、非局部均值滤波器(Non-Local Mean filter, NLM)^[11-12]以及基于Wavelet和Curvelet^[13]等频域变换的方法。

Michel-González等注意到原各向异性扩散滤波器(Anisotropic Diffusion Filter, ADF)^[14]的扩散系数仅依赖于图像全局噪声特性和图像梯度,提出了改进的GNLDF,它的扩散系数不仅依赖于图像全局噪声特性和图像梯度,而且依赖于感兴趣像素四邻域的特性。Buades等提出NLM中引入了一种对感兴趣像素进行非局部邻域(通常远大于四邻域)加权平均的思想,取得了较好的滤波效果。

针对PET图像噪声特点,本文综合GNLDF和NLM的优点,提出了非局部几何非线性扩散滤波器(Non-Local Geometric Nonlinear Diffusion Filter, NL-GNLDF),它的扩散系数依赖于图像全局噪声特性、图像梯度和感兴趣像素四邻域及其非局部邻域特性,是GNLDF扩散系数的非局部邻域加权平均值。头部PET图像去噪实验表明,图像的峰值信噪比(Peak Signal Noise Ratio, PSNR)可以提高约1 dB,图像增强系数能够提高2.7以上,并且能够消除GNLDF算法所产生的块状效应。

1 GNLDF算法原理

GNLDF是改进的ADF。ADF模型在连续域的表达式为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[c(|\nabla I|) \cdot \nabla I] \quad (1)$$

$$I(t=0) = I_0 \quad (2)$$

式(1)中扩散系数 $c(x)$ 是图像梯度 ∇I 的函数, I_0 是初始图像, $I(t)$ 为 t 时刻的扩散图像。ADF作者Perona和Maillik给出了扩散系数函数(3)和(4):

$$c(x) = \frac{1}{1 + (x/k)^2} \quad (3)$$

$$c(x) = \exp[-(x/k)^2] \quad (4)$$

其中, k 的选择与图像噪声大小有关,用来控制应用于梯度方向的扩散速度,对ADF的去噪效果有着十分重要的影响。目前,已有多种 k 值估计方法^[11]。

ADF的离散形式为:

$$I'_s(t + \Delta t) = I'_s + \frac{\Delta t}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} c(|\nabla I'_{s,p}|) |\nabla I'_{s,p}| \quad (5)$$

I'_s 是在 t 时刻的扩散图像,而 s 和 p 是离散图像在二

维网格上像素的坐标。 Δt 是时间步长大小, η_s 是像素 s 的邻域,其中 $\nabla I'_{s,p} = I'_p - I'_s$, $\forall p \in \eta_s$ 。

为了更加有效地去除噪声,同时较好地保留图像边缘等细节信息,Michel-González等^[10]根据图像噪声和边缘点及其邻域的不同强度分布几何特征,提出了一个改进的GNLDF扩散系数计算方法,如图1^[10]所示。

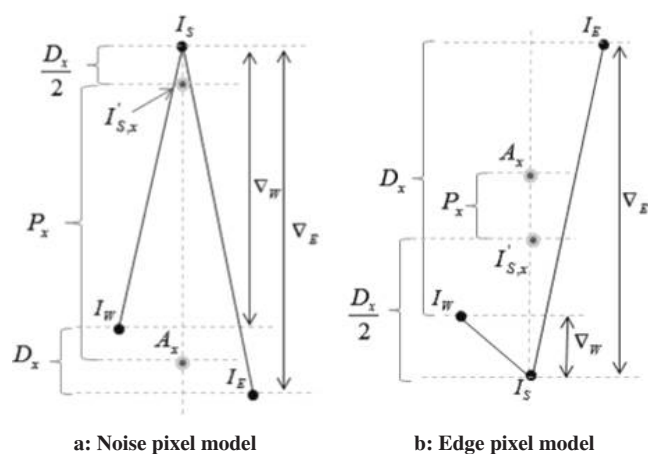


图1 像素分类模型

Fig.1 Pixel classifying model

A typical noise pixel (a) and a typical edge pixel (b) in the horizontal direction are showed in Fig.1. s is the interest pixel. E and W are respectively east-side and west-side pixels.

图1中, I_s 是当前感兴趣的像素点强度, I_e 和 I_w 是 I_s 的东、西方向邻近像素点强度,

$$D_x = \begin{cases} |I_e - I_w| - \delta; & \text{if } |I_e - I_w| > \delta \\ 0; & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

$\delta \in [0, \sigma]$,其中 σ 是图像噪声的标准差。 δ 是一个辅助参数,主要是为了防止将一些小噪声点误认为是边缘点,因此当 $|I_e - I_w| \leq \delta$ 时,把 D_x 置为0。在 D_x 中引入 δ 来计算扩散系数具有结合图像的局部信息和全局信息的作用。参数 δ 用MAD (Median Absolute Deviation)估计^[15],具体计算公式如下:

$$\delta = \frac{\text{median}(|I_{i,j} - \text{mean}(I_{i,j})|)}{0.6745} \quad (7)$$

此外

$$A_x = \frac{1}{2}(I_e + I_w) \quad (8)$$

$$I'_{s,x} = \begin{cases} I_s - \frac{1}{2}D_x; & \text{if } I_s > A_x \\ I_s + \frac{1}{2}D_x; & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

$$P_x = I'_{s,x} - A_x \quad (10)$$

其中, A_x 是东、西方向邻近像素的平均强度。从图1a

中可以发现对于噪声点, P_x 要远远大于 D_x , 而对边缘点则恰恰相反。类似地, 在南、北方向上定义 D_y 、 A_y 、 $I_{s,y}$ 和 P_y 。

进一步, 定义改进的扩散系数函数如下:

$$c(D_x, P_x) = \frac{1}{1 + (D_x/P_x)^2} \quad (11)$$

$$c(D_y, P_y) = \frac{1}{1 + (D_y/P_y)^2} \quad (12)$$

对于任何一个噪声像素点, 由于 $P_x \gg D_x$, c 将十分接近于 1, 代表着在此处有一个很大的扩散滤波, 从而有效去除噪声。而对于边缘像素点, 由于 $P_x < D_x$, c 将十分接近于 0, 代表着在此处几乎不进行扩散滤波, 因此可更好地保护图像的边缘信息。

与 ADF 扩散系数依赖于图像梯度幅值和全局参数 k 相比, GNLF 的扩散系数取决于两个局部参数 P_x 和 D_x , 因此比原始的 ADF 有着更好地局部扩散特性。

GNLF 的离散表达式为:

$$I_s^{t+\Delta t} = I_s^t + \Delta t [c(D_x, P_x) \cdot (\nabla_E + \nabla_W) + c(D_y, P_y) \cdot (\nabla_N + \nabla_S)] \quad (13)$$

其中, $\nabla p = I_p - I_s (p = E, W, N \text{ 和 } S)$, E, W, N, S 分别代表中心像素点的四邻域像素点。

GNLF 扩散速度快, 边缘保留好, 但该方法仅利用了图像像素四邻域点特性。

2 NLM 滤波器

图像去噪一般通过像素邻域点加权平均实现, 但由 Buades 等^[11]于 2005 年提出的 NLM 打破常规, 引入了非局部的相似像素加权平均的思想, 取得了更好的滤波效果。

给定一个离散的含噪声图像 $v = \{v(i) | i \in I\}$, 其中 I 是图像的像素集, 对于给定的像素 i , 其非局部加权平均之后的图像灰度值为:

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j) \quad (14)$$

其中, 权重 $w(i, j)$ 取决于像素点 i 和 j 之间的相似性, 满足: $\sum_j w(i, j) = 1$, 且 $0 \leq w(i, j) \leq 1$ 。

权重 $w(i, j)$ 通过像素点 i 和像素点 j 的邻域块之间的相似性计算得来的:

$$w(i, j) = \frac{1}{z(i)} \exp \left(\frac{-\|I(N_i) - I(N_j)\|_{2, \sigma}^2}{h^2} \right) \quad (15)$$

$$z(i) = \sum_j \exp \left(\frac{-\|I(N_i) - I(N_j)\|_{2, \sigma}^2}{h^2} \right) \quad (16)$$

其中, h 是滤波器的滤波程度, N_i 和 N_j 分别是像素 i 和像素 j 的邻域, $\|I(N_i) - I(N_j)\|_{2, \sigma}^2$ 是 Gauss 加权欧式距离, 其标准差为 σ 。 $z(i)$ 是归一化常数。

按照 Buades 等的方法, 权重 $w(i, j)$ 在计算过程中需要搜索整个图像空间 I 。也就是说, 这里面的 j 就是除去 i 之外, 这个图像中剩余的其他像素点。而在实际运用中往往并非是在整个图像上搜索, 通常是在 11×11 (即 $N = 11$) 范围内 (即搜索窗口), 用 3×3 邻域搜索相似的像素点。

非局部均值滤波不仅仅依靠局部的邻近像素, 而依靠整个图像中相似的像素, 因此取得了更好的滤波效果。而且, 在计算权重时考虑了非局部像素邻域的相似性, 因而该算法能够同时很好地保护图像边缘和细节信息。

3 NLGNLF 滤波器

通常情况下, 相同的人体组织器官具有相同或相似的生物学特性, 因此人体 PET 图像中具有许多相同或相似 18F FDG 等示踪剂标准摄入量 (SUV) 的体素。

针对 PET 图像特点, 利用 GNLF 和 NLM 各自的优点, 本文提出了一种新的 PET 图像去噪方法——NLGNLF。其主要思想是先通过 GNLF 计算出各个像素点的扩散系数, 然后对扩散系数进行非局部加权平均, 其具体处理过程如下:

a. 先对图像 I 通过 GNLF 计算出 $c(D_x, P_x)$ 和 $c(D_y, P_y)$;

b. 对 $c(D_x, P_x)$ 和 $c(D_y, P_y)$ 进行非局部加权平均, 得到 $c_{NL}(D_x, P_x)$ 和 $c_{NL}(D_y, P_y)$, 使得扩散系数能够结合非局部信息, 降低噪声对扩散系数的影响;

c. 使用 $c_{NL}(D_x, P_x)$ 和 $c_{NL}(D_y, P_y)$ 对图像 I 进行几何非线性扩散滤波, 得到去噪后的图像 \hat{I} ;

d. 通过计算 PSNR, 并与上次比较, 若 PSNR 提高量小于 0.01 dB, 迭代终止; 或者迭代次数大于 500 次, 迭代终止。反之, 令 $I = \hat{I}$, 跳转至 a。

综上所述, 非局部几何非线性扩散系数同时依赖于整个图像的全局信息 (通过全局辅助参数 δ)、像素点邻域信息 (如 P_x 、 D_x 、 P_y 、 D_y) 和非局部像素邻域信息 (通过扩散系数的非局部加权平均)。因此, 非局部几何非线性扩散滤波可更有效地去除噪声, 同时, 更好地保护图像边缘和细节。

4 实验结果与分析

4.1 评价指标

为了能够更加客观地评价我们提出的算法的有效性,采用PSNR、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、结构相似度(Structural Similarity, SSIM)、图像增强因子(Image Enhancement Factor, IEF)等评价指标,计算公式如下:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\text{MSE}} \quad (17)$$

其中 $\text{MSE} = (1/MN) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (I(m,n) - \hat{y}(m,n))^2$, I 是含噪声的图像, i 和 j 为像素点在图像中的坐标位置, \hat{y} 是去噪之后的图像。 M 和 N 分别是图像的长和宽, m 和 n 分别是图像的坐标, $I(m,n)$ 则是像素 (m,n) 的灰度值。

RMSE的计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}} \quad (18)$$

SSIM是Wang等^[16]于2004年提出的一种新的图像质量评价指标。这个指标是基于一个假设,即人类的视觉系统(Human Visual System, HVS)能够高度自适应地提取图像的结构信息。表达式为:

$$\text{SSIM} = \frac{(2\hat{\mu}_i\mu_i + c_1)(2\hat{\sigma}_i + c_2)}{(\hat{\mu}_i^2 + \mu_i^2 + c_1)(\hat{\sigma}_i^2 + \sigma_i^2 + c_2)} \quad (19)$$

其中 $\text{SSIM} \in [-1, 1]$ 。

IEF是用来评价图像的平滑程度的评价指标^[17],其计算公式如下:

$$\text{IEF} = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (y(m,n) - \hat{y}(m,n))^2}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (I(m,n) - \hat{y}(m,n))^2} \quad (20)$$

其中, y 是原始图像,即不含噪声图像。其他参数则与PSNR中的含义相同。

4.2 实验结果

本文中对比的算法主要有GNLDF、NLM以及PURE-LET。Mäkitalo等^[18]指出PURE-LET比Platelets等其它基于泊松噪声模型的去噪方法更有效,因此,本文选择PURE-LET作为对比方法。

需要特别指出的是,在实验过程中发现,PURE-LET算法结果很不稳定,就PSNR而言,最好和最差的情况(以3次为例)相差最高可达0.63 dB左右。为了能够更充分的比较,我们给出3次实验中最好和最坏的结果予以呈现,其中PURE-LET(1)代表较差的结果,而PURE-LET(2)代表较好的结果。

本文对比实验所用的PET影像数据由湖南省肿瘤医院提供。PET数据是通过GE Discovery ST PET/

CT扫描系统采集获得,对所采集的PET数据使用对应的CT信息进行衰减校正,之后再采用三维傅立叶重组迭代重建法进行三维重建。选取PET图像中包含有头部信息的部分区域,大小为 206×171 。采用Matlab 2012a的imnoise函数产生实验用泊松噪声数据。

部分原始PET图像横断面和相应添加噪声后的图像以及相应去噪后的图像如图2所示,局部放大后的图像如图3所示,客观评价指标值见表1。所有PET图像均是用jet伪彩色模式显示。

实验参数设置如下:GNLDF迭代步长为 $\Delta t = 0.2$,扩散系数计算公式采用公式(11)。迭代终止条件为迭代次数超过设定的迭代次数500次或者相邻两次结果的峰值信噪比提高量小于设定阈值,即0.01dB。其中,阈值次数是根据实验中的经验设定的。NLGNLDF迭代步长同样为 $\Delta t = 0.2$,扩散系数计算公式亦采用公式(11),非局部加权平均搜索窗口 $N = 21$,图像邻域大小为 7×7 。NLM搜索窗口大小 $N = 7$,图像邻域大小为 3×3 ,之所以这样设置是因为通常的设置值 $N = 11$ 不能取得较好的PSNR。PURE-LET采用原作者提供的默认设置值。

表1中的实验结果表明:NLGNLDF与PURE-LET相比较,PSNR提高大约1.2 dB;RMSE降低约0.00064以上;SSIM提高大约0.0051以上;图像增强系数IEF则能够提高2.7以上。并且NLGNLDF能够消除GNLDF方法产生的块状现象,如图2和图3所示。从表1中可以发现,NLM亦取得了很好的效果(如Slice=10中),在各种评价指标中比GNLDF都要好,这也说明了头部PET图像变化平缓,GNLDF并不适合这类图像的应用,但是同时也可以从表1中Proposed列看出非局部加权平均的扩散系数对头部PET的重要作用,并且没有出现PURE-LET结果中的不均滑现象。

5 总结

NLGNLDF充分利用PET图像中大量相似的体素,对扩散系数进行非局部地加权平均,从而有效克服噪声对几何非线性扩散系数的不利影响,使该方法不仅能够有效去除PET图像噪声,而且能够很好地保留PET图像边缘和细节。实验结果表明,NLGNLDF是一种有效的PET图像去噪方法,其临床应用价值有待进一步的实验验证。

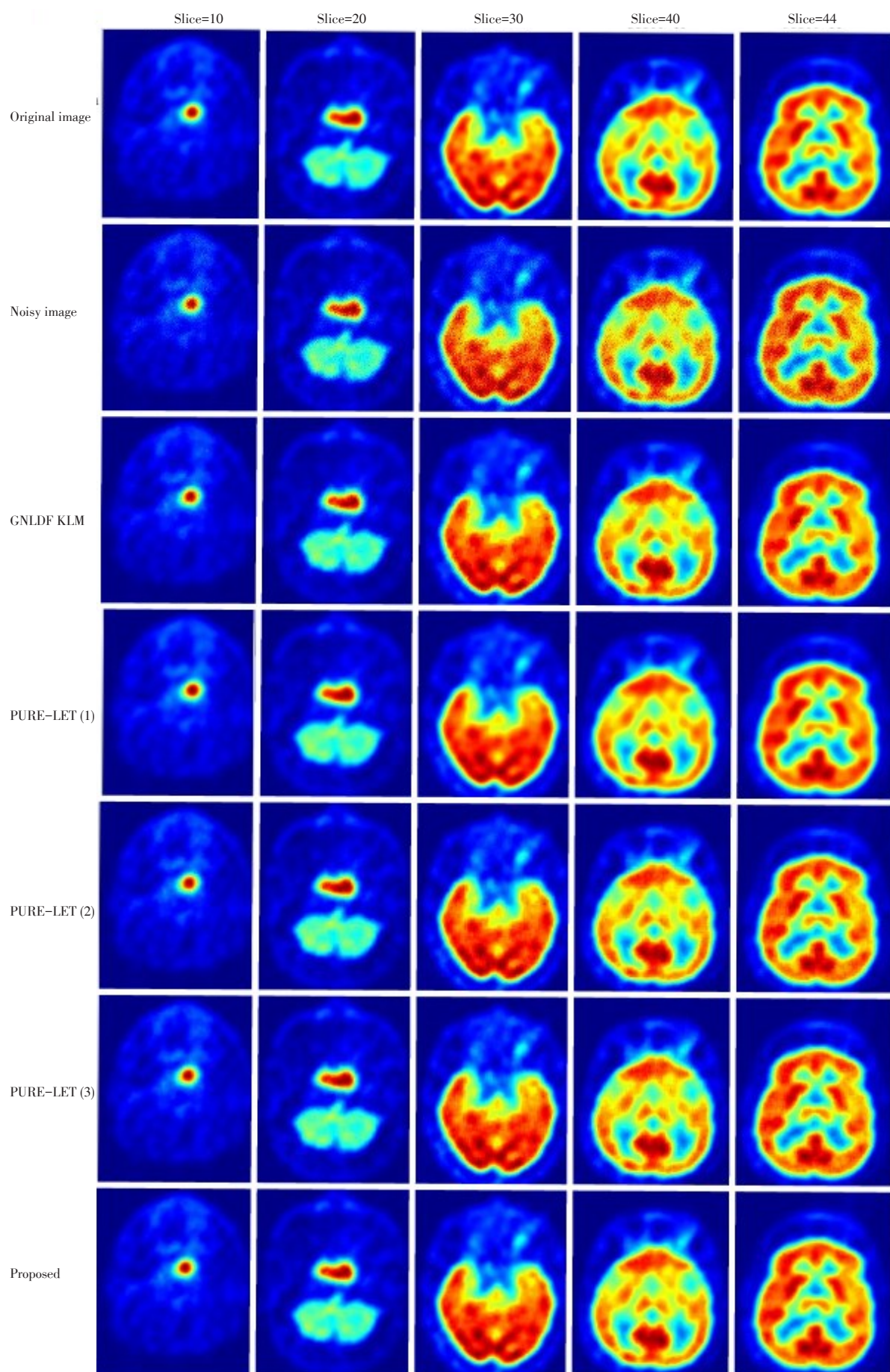


图2 原始图像、对应的噪声图像及几种算法的滤波结果

Fig.2 Original images, corresponding noisy images and filtering results of some algorithms

GNLDF: Geometric nonlinear diffusion filtering; NLM: Non-local mean filtering

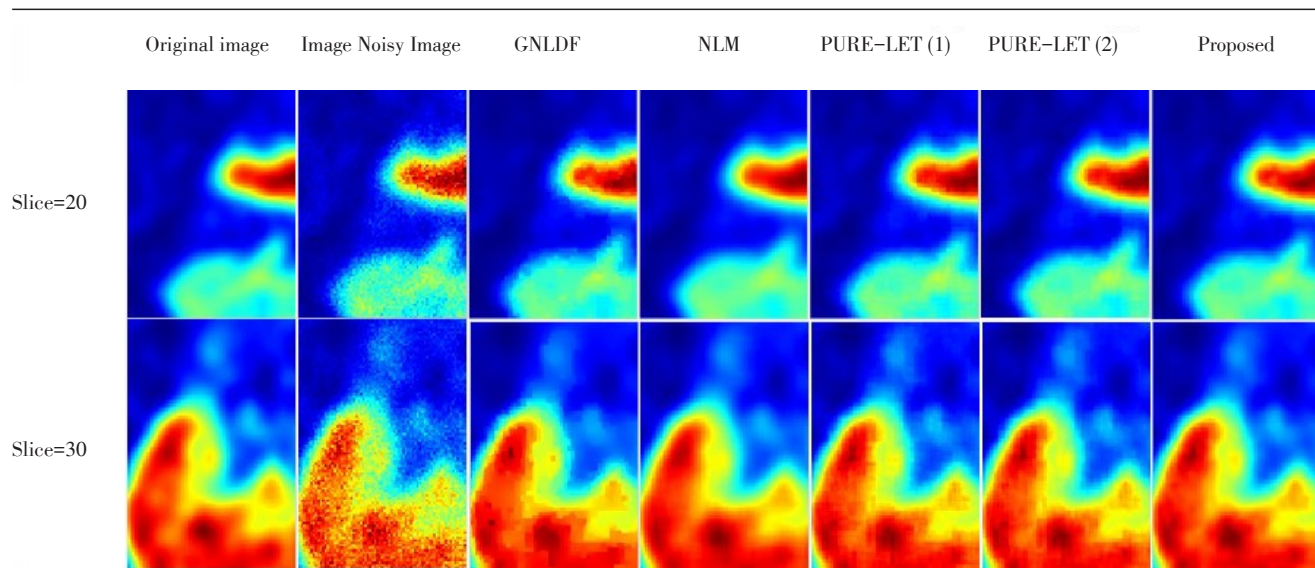


图3 图像的局部显示

Fig.3 Local displays of images

表1 评价指标对比

Tab.1 Evaluation index comparison

Slice		Noisy image	GNLDF	NLM	PURE-LET(1)	PURE-LET(2)	Proposed
Slice=10	PSNR/dB	35.776 1	44.244 0	45.904 9	45.940 1	46.270 2	47.496 8
	RMSE	0.016 26	0.006 13	0.005 07	0.005 05	0.004 86	0.004 22
	SSIM	0.837 2	0.981 3	0.991 7	0.985 8	0.986 8	0.991 9
	IEF	--	7.027 41	10.301 1	10.384 8	11.204 9	14.862 0
Slice=20	PSNR/dB	34.073 7	41.328 5	43.050 9	43.602 1	44.233 1	45.248 7
	RMSE	0.019 78	0.008 58	0.007 04	0.006 61	0.006 14	0.005 46
	SSIM	0.837 7	0.975 1	0.989 0	0.981 5	0.984 4	0.990 1
	IEF	--	5.314 80	7.901 8	9.204 6	10.373 9	13.107 1
Slice=30	PSNR/dB	29.899 5	37.845 6	38.758 2	39.953 6	40.276 0	41.481 0
	RMSE	0.031 99	0.012 82	0.0115 4	0.010 05	0.009 69	0.008 43
	SSIM	0.7498	0.959 4	0.981 6	0.968 2	0.970 9	0.983 3
	IEF	--	6.231 72	7.689 0	10.125 4	10.9055	14.392 8
Slice=40	PSNR/dB	29.766 7	37.544 2	38.574 5	39.647 7	39.947 6	41.242 5
	RMSE	0.032 48	0.013 27	0.011 78	0.010 41	0.010 06	0.008 67
	SSIM	0.770 1	0.962 5	0.985 3	0.972 4	0.973 8	0.985 7
	IEF	--	5.994 43	7.599 3	9.729 7	10.425 3	14.046 9
Slice=44	PSNR/dB	29.339 3	37.129 1	38.356 9	39.265 6	39.688 1	40.895 9
	RMSE	0.341 2	0.013 92	0.012 08	0.010 88	0.010 37	0.009 02
	SSIM	0.776 5	0.963 6	0.985 8	0.970 1	0.973 6	0.985 4
	IEF	--	6.011 40	7.975 5	9.831 7	10.836 2	14.310 4

'--' means there is no data. PSNR: Peak signal noise ratio; RMSE: Root mean square error; SSIM: Structural similarity;

IEF: Image enhancement factor

【参考文献】

- [1] NAQA I E. The role of quantitative PET in predicting cancer treatment outcomes[J]. Clin Trans Imaging, 2014, 2(4): 305-320.
- [2] SCHWARTZ D L, FORD E, RAJENDRAN J, et al. FDG-PET/CT imaging for preradiotherapy staging of head-and-neck squamous cell carcinoma[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2005, 61(1): 129-136.
- [3] MEJIA J M, OCHOA DOMINGUEZ HDE J, VERGARA VILLEGAS O O, et al. Noise reduction in small-animal PET images using a multiresolution transform[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2014, 33(10): 2010-2019.
- [4] YAN J, LIM J C, TOWNSEND D W. MRI-guided brain PET image filtering and partial volume correction[J]. Phys Med Biol, 2015, 60(3): 961-976.
- [5] LI Y, LU J, WANG L, et al. Removing poisson noise from images in wavelet domain [C]//Industrial Technology, 2005. IEEE International Conference on. IEEE, 2005: 39-44.
- [6] WILLETT R M, NOWAK R D. Platelets: a multiscale approach for recovering edges and surfaces in photon-limited medical imaging [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(3): 332-350.
- [7] HANSEN M, YU B. Wavelet thresholding via MDL for natural images[J]. IEEE Trans Inform Theory, 2000(5): 1778-1788.
- [8] MORSHEDDOST H, ASEMANI D, MIRAHADI N. Optimization of MDL-based wavelet denoising for fMRI data analysis[C]//Biomedical Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium on. IEEE, 2014: 33-36.
- [9] LUISIER F, VONESCH C, BLU T, et al. Fast interscale wavelet denoising of poisson-corrupted images[J]. Signal Processing, 2010, 90(2): 415-427.
- [10] MICHEL-GONZÁLEZ E, CHO M H, LEE S Y. Geometric nonlinear diffusion filter and its application to X-ray imaging[J]. Biomed Eng Online, 2011, 10(1): 47.
- [11] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2005: 60-65.
- [12] CHUNG C, ROGER F, ROBERT B, et al. Postreconstruction nonlocal means filtering of whole-body PET with an anatomical prior[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2014(3): 636-650.
- [13] LE POGAM A, HANZOULI H, HATT M, et al. Denoising of PET images by combining wavelets and curvelets for improved preservation of resolution and quantitation [J]. Med Image Anal, 2013, 17(8): 877-891.
- [14] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1990, 12(7): 629-639.
- [15] BLACK M J, SAPIRO G, MARIMONT D H, et al. Robust anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans Image Process, 1998, 7(3): 421-432.
- [16] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13(4): 600-612.
- [17] EBENEZER D. A blur reducing adaptive filter for the removal of mixed noise in images[M]//Advances in Computer, Information, and Systems Sciences, and Engineering. Netherland: Springer, 2006: 26-30.
- [18] MÄKITALO M, FOI A. Optimal inversion of the Anscombe transformation in low-count poisson image denoising [J]. IEEE Trans Image Process, 2011, 20(1): 99-109.

(编辑:薛泽玲)

(上接356页)

- LAN K, ZHANG Y. Design and implementation of ECG monitoring software system based on android[J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(8): 2951-2956.
- [7] 郭兴明, 陈丽珊, 陈旻, 等. 基于智能手机的心电实时监护系统的设计[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6): 2181-2183.
- GUO X M, CHEN L S, CHEN M, et al. Design of real-time ECG monitoring system based on smart-phone[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(6): 2181-2183.
- [8] 邱明林. 基于人体传感网的穿戴式远程健康监护系统的设计与实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- QIU M L. Design and implementation of a wearable remote health system based on body sensor network [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [9] 周光清, 吴书裕, 薛冰冰, 等. 基于物联网的社区健康管理平台设计与实现[J]. 医疗卫生装备, 2014, 35(8): 53-56.
- ZHOU G Q, WU S Y, XUE B B, et al. Design and implementation of community health management platform based on internet of things[J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2014, 35(8): 53-56.
- [10] 薛冰冰, 吴书裕, 李亚萍, 等. 基于STM32的微型多参数健康监护终端的设计[J]. 电子技术应用, 2014, 40(2): 12-15.
- XUE B B, WU S U, LI Y P, et al. Design of miniature multi-parameter health monitor based on stm32 [J]. Application of Electronic Technique, 2014, 40(2): 12-15.
- [11] KLASNJA P, PRATT W. Healthcare in the pocket: Mapping the space of mobile-phone health interventions[J]. J Biomed Informatics, 2012(1): 184-198.
- [12] 韩璐, 吴书裕, 耿庆山, 等. 慢性病健康监护平台的设计与实现[J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(5): 4421-4426.
- HAN L, WU S Y, GENG Q S, et al. Design and realise of health monitor management platform [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2013, 30(5): 4421-4426.
- [13] 范晨灿. 基于蓝牙4.0传输的Android手机心电监护系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- FAN C C. The Android smartphone's ECG monitoring system based on bluetooth 4.0[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [14] 周欣, 庞宇, 李畅. 一种应用于移动医疗的体征参数管理软件的设计[J]. 电子质量, 2013(2): 33-35.
- ZHOU X, PANG Y, LI C, et al. Design of parameter management software used in mobile healthcare [J]. Electronics Quality, 2013(2): 33-35.
- [15] 陈心浩, 马恒, 陈军波. 基于Android移动式心电监护系统的设计[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2014, 33(1): 82-85.
- CHEN X H, MA H, CHEN J B. Design of portable ECG monitoring system based on android[J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2014, 33(1): 82-85.

(编辑:黄开颜)