

基于Anscombe变换的X射线图像序列盲源分离降噪

沈帆, 李翰林, 孙斌, 喻春雨

引用本文:

沈帆, 李翰林, 孙斌, 等. 基于Anscombe变换的X射线图像序列盲源分离降噪[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(1): 244–250.

SHEN Fan, LI Han-lin, SUN Bin, et al. X-ray image denoising using blind source separation in anscombe domain[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(1): 244–250.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/OPE.20202801.0244>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于稀疏处理的多能X射线分离成像

Separation of multi-energy X-ray imaging based on sparse processing

光学精密工程. 2017, 25(4): 1106–1111 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172504.1106>

非局部均值噪声预测的独立成分分析降噪研究

Noise reduction of independent component analysis based on NLmeans noise prediction

光学精密工程. 2018, 26(2): 511–516 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182602.0511>

数据保真项与稀疏约束项相融合的稀疏重建

Sparse reconstruction method based on integrating data fidelity term and sparse constraint term

光学精密工程. 2017, 25(9): 2437–2447 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172509.2437>

EEMD结合小波阈值的光电容积脉搏波信号降噪

Denoising and implementation of photoplethysmography signal based on EEMD and wavelet threshold

光学精密工程. 2019, 27(6): 1327–1334 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192706.1327>

遥感图像条带噪声的多尺度变分模型去除

A destriping method with multi-scale variational model for remote sensing images

光学精密工程. 2017, 25(1): 198–207 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172501.0198>

文章编号 1004-924X(2020)01-0244-07

基于 Anscombe 变换的 X 射线图像 序列盲源分离降噪

沈 帆¹, 李翰林¹, 孙 斌², 喻春雨^{1*}

(1. 南京邮电大学 电子与光学工程学院、微电子学院, 江苏 南京 210023;

2. 南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210023)

摘要:为降低泊松噪声对 X 射线图像质量的影响,本研究提出一种采用非线性主分量分析(NLPCA)对 X 射线图像序列进行盲源分离的降噪方法。该降噪方法首先采样一序列 X 射线图像,并通过 Anscombe 变换将图像中泊松噪声转化为高斯噪声;然后将每张含噪声图像视为噪声分量和信号分量的组合,进而采用 NLPCA 将信号分量和噪声分量分离达到降噪目的;最后通过 Anscombe 逆变换获取最终降噪图像。研究表明:当序列中含噪声图像张数从 2 增加到 50 时,提出的降噪方法可以将 Shepp-Logan 头模型含噪声图像的 PSNR 值由 28.289 4 dB 提高到 37.267 8 dB,SSIM 值由 0.700 7 提高到 0.963 8。相比较常用的降噪算法,提出的降噪方法在有效消除 X 射线图像中泊松噪声的同时,使图像中细节轮廓保留更完整。

关键词:X 射线图像;泊松噪声;Anscombe 变换;非线性主分量分析;盲源分离

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20202801.0244

X-ray image denoising using blind source separation in anscombe domain

SHEN Fan¹, LI Han-lin¹, SUN Bin², YU Chun-yu^{1*}

(1. *Nanjing Univ Posts & Telecommun, College of Electronic and Optical Engineering & College of Microelectronics, Nanjing 210023, China;*

2. *Nanjing Univ Posts & Telecommun, School of Automation, Nanjing 210023, China)*

* *Corresponding author, E-mail: yucy@njupt.edu.cn*

Abstract: To remove the Poisson noise from the X-ray images, in this paper, it was proposed that noise was reduced by using Nonlinear Principal Component Analysis (NLPCA) from the X-ray image sequence. At first, an X-ray image sequence was sampled and the Poisson noise in images was converted into Gaussian noise through Anscombe transform; every noisy image was regarded as a combination of the noise components and the signal component, and then NLPCA was used to separate the signal component from the noise components to reduce noise; the final denoised image was obtained by using Anscombe inverse transform. The results show that, when the number of noisy images in the

收稿日期:2019-07-08;**修订日期:**2019-08-29.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61801239);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 30918014106);南京邮电大学校企合作项目资助(No. 2018 外 002, No. 2019 外 157)

sequence increases from 2 to 50, the proposed denoising method increases the noisy Shepp-Logan image's PSNR value from 28.289 4 dB to 37.267 8 dB and increases the SSIM value from 0.700 7 to 0.963 8. Compared with other denoising methods, the proposed denoising method can preserve more image details while reducing the Poisson noise.

Key words: X-ray image; poisson noise; anscombe transform; nonlinear principal component analysis; blind source separation

1 引言

自 1895 年 X 射线被发现以来, X 射线成像技术被广泛应用于工业、医疗等领域^[1]。由于泊松噪声是影响 X 射线图像质量的主要因素, 因此研究泊松噪声的消除方法及性能提高一直是恢复 X 射线图像质量的有效途径^[2-3]。在此方面较为典型的研究有: Selesnick 等人提出非高斯双变量分布, 通过贝叶斯理论导出非线性阈值函数^[4], 并结合隐马尔科夫模型实现对泊松噪声进行滤波^[5]; Ma, LY 等人将图像的稀疏表示用于图像恢复, 基于像素总变差正则化和数据保真度获得泊松噪声统计, 从而滤波泊松噪声^[6]。此外, 近年来还有对 X 射线图像进行 Anscombe 变换, 将图像中泊松噪声变换为高斯噪声, 然后利用相对成熟的高斯噪声降噪算法对其进行降噪^[7], 如: Manduca 等人提出将 Anscombe 变换结合双边滤波方法应用于低剂量 CT 投影数据降噪^[8]; 毕一鸣等人提出通过 Anscombe 变换和三维块匹配 (Block-Matching 3D, BM3D) 滤波相结合进行降噪, 最后用滤波反投影算法重建图像^[9]。

由于图像中信号和噪声被视为不相关分量, 则基于盲源分离 (Blind Source Separation, BSS) 理论, 将含噪声图像看作信号分量和噪声分量的组合; 而且通过 Anscombe 变换可以将泊松噪声转化为高斯噪声进行消除, 由此提出基于 Anscombe 变换的 X 射线图像序列盲源分离降噪方法 (以下称本文降噪算法), 其算法思想是: 首先取一序列 X 射线图像, 并利用 Anscombe 变换将图像中泊松噪声变换为高斯噪声; 然后将含噪声图像视为信号分量与噪声分量的混合, 通过非线性主分量分析 (Nonlinear Principal Component Analysis, NLPCA)^[10] 对图像序列进行 BSS 运算; 在分离分量中取方差较大的进行 Anscombe 逆变换, 得到降噪图像。

2 本文降噪算法介绍

首先获取一个 X 射线图像序列, 该序列包含至少 2 张图像, 然后对每张图像进行 Anscombe 变换; 将图像中泊松分布噪声转化为高斯噪声。Anscombe 变换是 Anscombe 于 1948 年提出的一种从泊松分布转到近似高斯分布的非线性变换方法^[11-12], 如式 (1) 所示:

$$\mathbf{x}' = 2 \sqrt{\mathbf{x} + 3/8}, \quad (1)$$

其中: \mathbf{x} 服从泊松分布, \mathbf{x}' 是近似服从方差为 1 的高斯分布。

通过式 (1) 产生一组新的含噪声图像序列。将每张图像视为一个观测信号, 则该含噪声图像序列视为多个观测信号; 每个观测信号是噪声分量与图像信号分量的混合, 因此可以用 BSS 处理将图像信号分量从噪声中分离出来^[13]。分离之后得到的是初步降噪图像, 要通过 Anscombe 逆变换才可以得到最终降噪图像。这里采用 NLPCA 进行 BSS 处理, 是因为主分量分析 (Principal Component Analysis, PCA) 用一系列直线来描述数据中的主要变化趋势, 而 NLPCA 使用若干开放曲线或闭合曲线来描述数据变化趋势, 更适合描述图像中信号和噪声之间的关系^[14], 其优化条件如式 (2) 所示:

$$\min E\{ \|\mathbf{x}' - \sum_{i=1}^m g_i(\mathbf{w}_i^T \mathbf{x}') \mathbf{w}_i\|^2 \}, \quad (2)$$

其中: $\mathbf{w}_i^T \mathbf{x}'$ 为非线性因子, $g(\mathbf{x}')$ 是非线性函数, 其表达如式 (3) 所示:

$$g(\mathbf{x}') = \mathbf{x} - G(\mathbf{x}') + G(\mathbf{v}), \quad (3)$$

其中: \mathbf{v} 为高斯随机向量, 取 $G(\mathbf{x}) = \tanh(a\mathbf{x})$, a 为一常数。

假设 \mathbf{W} 是一个正交矩阵, 令 $\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{x}'$, 则用于优化的指标函数如式 (4) 所示:

$$J(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^n E\{ [\mathbf{s}_i - g_i(\mathbf{s}_i)]^2 \}, \quad (4)$$

其中:算法采用非线性递归最小二乘学习规则^[15],它根据输入精度数据自动决定适合的学习速率参数,具有比随机梯度方法收敛快的优势^[16]。

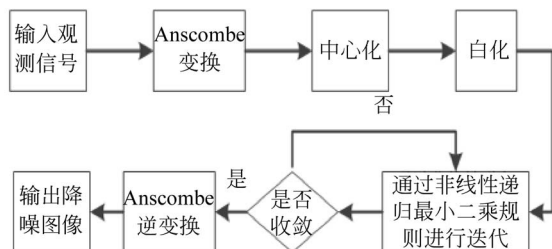


图 1 本文降噪算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed denoising algorithm

图 1 为本文降噪算法的流程图,算法流程依次为:对 X 射线图像序列中图像进行 Anscombe 变换;通过 NLPCA 对 Anscombe 变换后含噪声图像进行 BSS 处理,得到初步降噪图像;进行 Anscombe 逆变换,得到最终降噪图像。由此制定算法步骤如下:

Step 1:利用 X 射线成像设备拍摄一组图像序列,所拍摄目标与场景相对静止,采样张数为 n ;

Step 2:利用 Anscombe 变换将 X 射线图像中泊松噪声转化为高斯噪声;

Step 3:将经过 Anscombe 变换后的二维图像转换为一维数组,得到 n 个观测变量;

Step 4:对观测到的混合信号进行中心化处理,即去均值处理^[17];

Step 5:取 $t=0$,生成随机初始矩阵为 $\mathbf{W}(0)$;

Step 6:按照非线性递归最小二乘规则迭代;

Step 7:叠加次数 $t=t+1$,判断此次是否满足 $|J(\mathbf{W}(t)) - J(\mathbf{W}(t-1))| < k$, k 为判定算法收敛的精度值,设置为 10^{-3} 。若满足,则认为找到了极值解,输出独立信号;否则返回到 Step 6 继续迭代;

Step 8:将分离得到的图像信号再通过 Anscombe 逆变换,得到最终降噪图像。

3 本文降噪算法性能分析

本文分别通过 Shepp-Logan 头模型图像和

自制 X 射线机拍摄的图像对本文降噪算法进行性能分析。采用 Shepp-Logan 头模型图像是因为由它可以随机生成任意张数、任意噪声强度的含噪声图像,这有利于对本文降噪算法的降噪局限进行分析;采用真实低质量 X 射线图像来分析降噪方法可以验证算法的实用性。本文降噪算法的计算平台为 Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU、@3.40 GHz 3.40 GHz 四核处理器、8 GB 内存的 PC 机。

3.1 采用 Shepp-Logan 头模图像对本文降噪算法进行性能分析

如图 2(a),Shepp-Logan 头模型被用来表示一个脑部断层图像,它由 10 个位置大小、方向、密度各不相同的椭圆组成,通过不同的椭圆来表征不同形状,利用不同灰度值模拟不同组织的衰减系数^[18]。

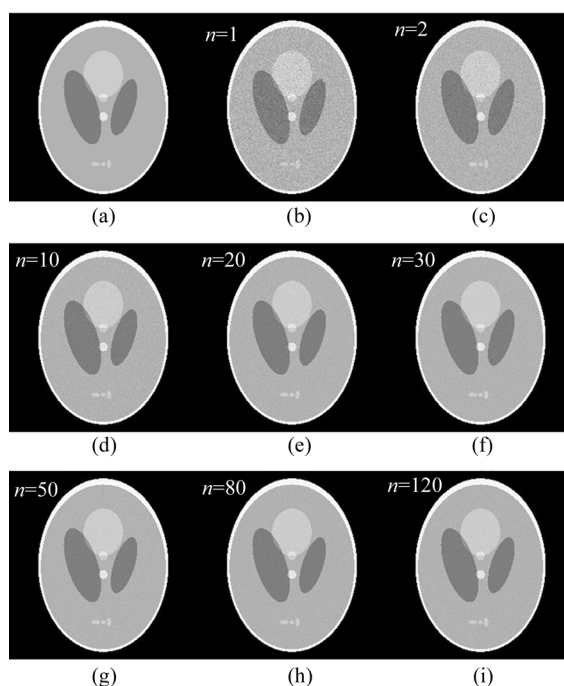


图 2 原始图、含噪声图及降噪图

Fig. 2 Comparison of original, noisy and the denoised

图 2(a)为 Shepp-Logan 原始图像;图 2(b)为含泊松噪声图像,其噪声是以图 2(a)中像素值为均值随机生成的,其峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)为 28.289 4 dB、结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)为 0.700 7;

图 2(c)~图 2(i)对应采样序列中含不同图像数目时的分离降噪图像; n 表示采样序列中图像数目。由图 2 看出:随着采样序列中图像数目的增加,降噪图像的质量得到明显改善。

表 1 降噪图像性能随采样序列中图像张数的变化

Tab.1 Denoising performance varies with number of images in sequence

采样数/张	PSNR/dB	SSIM	Runtime/s
2	31.859 8	0.790 2	0.122 9
10	36.105 3	0.932 7	0.279 1
20	36.795 6	0.951 9	0.399 6
30	37.045 7	0.958 2	0.551 2
50	37.267 8	0.963 8	0.738 4
80	37.184 5	0.962 4	1.371 4
120	36.829 4	0.958 6	1.943 6

表 1 所示为降噪图像的 PSNR、SSIM 和 Runtime。当采样序列中 n 数值从 2 增加到 50 时,降噪图像的 PSNR 和 SSIM 值明显提高,PSNR 由 31.859 8 dB 提高到 37.267 8 dB、SSIM 由 0.790 2 提高到 0.963 8。当采样序列中 n 数值增加到 50 时,本文降噪算法通过 13 次迭代即可以完成收敛,运行时间为 0.738 4 s;继续增加采样张数,算法运行时间增加,降噪效果无明显改善。

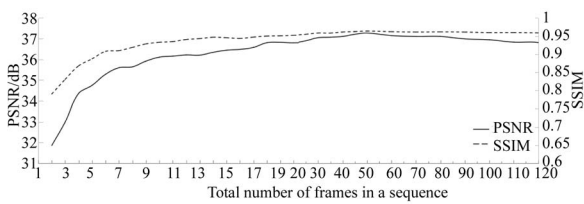


图 3 降噪图像 PSNR、SSIM 随序列中图像张数的变化

Fig.3 Denoising performs with number of images in sequence

相应于表 1 的代表性数据,图 3 截取本文降噪算法对 Sheep-Logan 头模型的降噪效果随采样序列中图像张数的变化规律曲线中[2,120]段;在图像采样数目处于[2,20]时,随着图像数目增加,降噪效果提升明显;图像采样数目处于[20,50],图像的 PSNR 值以及 SSIM 值提升缓慢,图

像采样数目为 50,降噪效果最佳;图像采样数目处于 $[50, +\infty)$,降噪效果无明显提升,但可以通过改变算法精度完善。

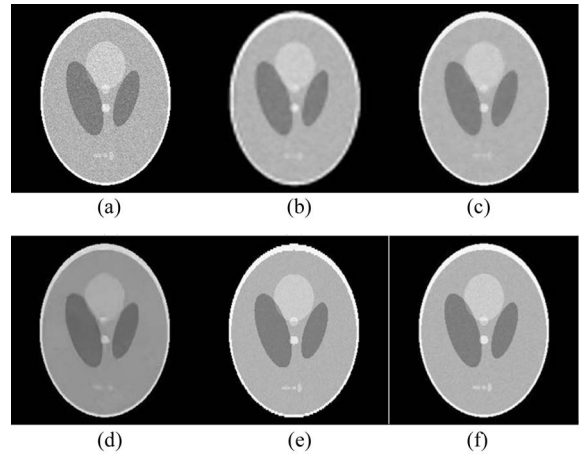


图 4 不同降噪算法的降噪效果图

Fig.4 Denoised images using different algorithms

此外,图 4 给出本文降噪算法同几种常见消除泊松噪声的算法降噪效果比较。图 4(a)为含噪声图像;图 4(b)为软阈值小波(Wavelet)降噪图像;图 4(c)为双边滤波(Bilateral filter)降噪图像;图 4(d)为 Anscombe+BM3D 降噪图像;图 4(e)为参考文献[19]的 SVD+Sequence 降噪图像^[19],序列中图像数目为 9;图 4(f)为本文降噪算法的降噪图像,序列中图像数目同样取 9。在视觉效果上比较:图 4(b)噪声残留较多;图 4(c)细节轮廓不全;图 4(d)图像亮度较差;图 4(e)和图 4(f)在图像亮度和细节轮廓保留上有优势,且图 4(f)效果最优。

表 2 不同降噪算法性能对比

Tab.2 Noise reduction's performance comparison

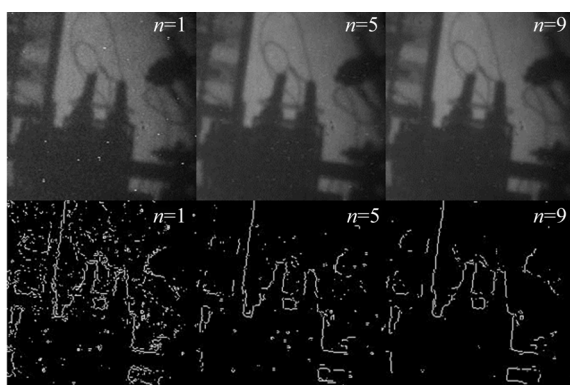
降噪算法	PSNR/dB	SSIM	Runtime/s
Wavelet	30.473 1	0.880 4	0.191 3
Bilateral filter	34.245 8	0.918 6	0.965 3
Anscombe+BM3D	35.256 4	0.912 6	2.858 1
SVD+Sequence ^[19]	34.688 1	0.917 9	0.225 4
The proposed denoising	35.922 4	0.925 4	0.246 7

表 2 为对应图 4 的算法性能参数对比,对比评价参数:本文降噪算法在降噪效果上最优,且在

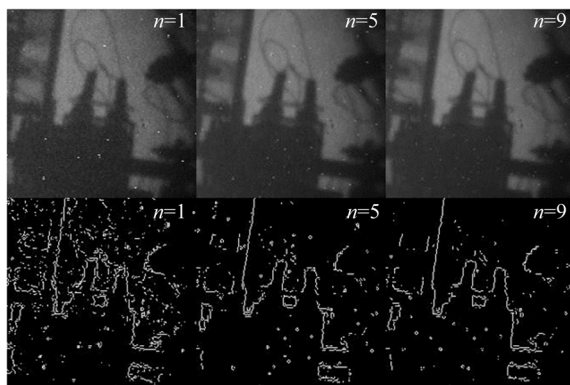
运行时间上也具有明显优势。

3.2 真实 X 射线图像对本文降噪算法的性能分析

在使用真实 X 射线图像对本文降噪算法进行性能分析时,选用实验组自制的 X 射线机拍摄 9 帧像素为 768×576 的 X 射线图像组成图像序列。由于无“干净”原图像做降噪对比,这里采用信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)、信息熵(Entropy)、标准差(Standard Deviation, SD)和运行时间(Runtime)作评价参数,与参考文献[19]的 SVD+Sequence 降噪方法做对比。



(a) 本文降噪算法
(a) Proposed algorithm



(b) SVD+Sequence^[19]

图 5 两种算法在不同采样图像数目下的降噪效果对比

Fig. 5 Denoised images and edge detection

图 5 中,图 5(a)为采用本文降噪算法的降噪效果及其边缘检测图,图 5(b)为采用 SVD+Sequence 降噪算法的降噪效果及相应边缘检测图。

图 6 给出了本文降噪算法和参考文献[19]降噪算法的对比曲线,横坐标均为序列中采样图像

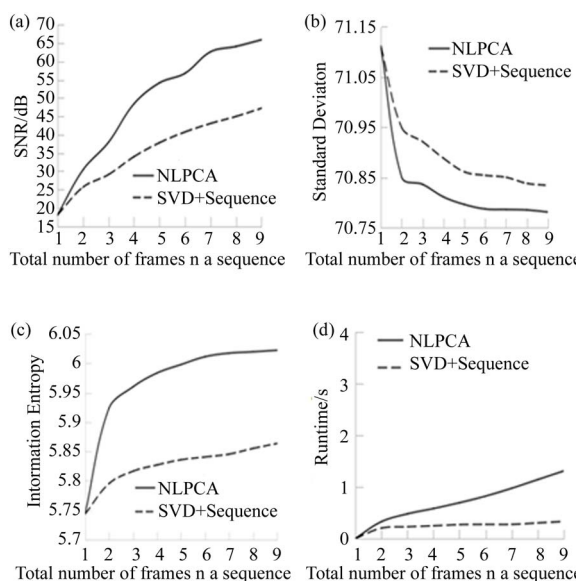


图 6 SNR,SD,Entropy 和 Runtime 上的对比

Fig. 6 Comparison of denoising performance

数目。图 6(a)为 SNR 对比,由此可见当序列中图像数目由 2 增加到 9 时,本文降噪算法的 SNR 值由 30.355 1 dB 提高到 65.949 8 dB,高于 SVD+Sequence 算法的 SNR 值;图 6(b)为 SD 对比,可见本文降噪算法的降噪图像 SD 较低,说明其受像素值干扰较小;图 6(c)为 Entropy 对比,可见当序列中图像数目由 2 增加到 9 时,本文降噪算法图像 Entropy 从 5.923 5 提高到 6.022 3,值优于 SVD+Sequence 算法,说明本文降噪算法更有效保留细节信息;图 6(d)为 Runtime 对比,可见本文降噪算法运行时间较长,采用 9 张 X 射线图像降噪时,迭代 16 次,Runtime 为 1.311 s,同样满足实时观测需要。

由图 5 和图 6 得出结论:当参与降噪的图像张数增加时,两种算法的降噪效果均有改善且图像边缘更完整;本文降噪算法在降噪效果及边缘细节保留上更优;本文降噪算法在运算时间上不占优势。

图 7 给出本文降噪算法同其他几种常用降噪算法的降噪效果对比,这里采样序列中图像数目为 9。图 7(a),7(d)分别为 Wavelet 降噪图及对应边缘检测图;图 7(b),7(e)为 Bilateral filter 降噪图及对应边缘检测图;图 7(c),7(f)为 Anscombe+BM3D 降噪图及对应边缘检测图。由对比看出,相比较图 5(a)中本文降噪算法($n=9$),常见的这 3 种算法得到的降噪图像中噪声残留更

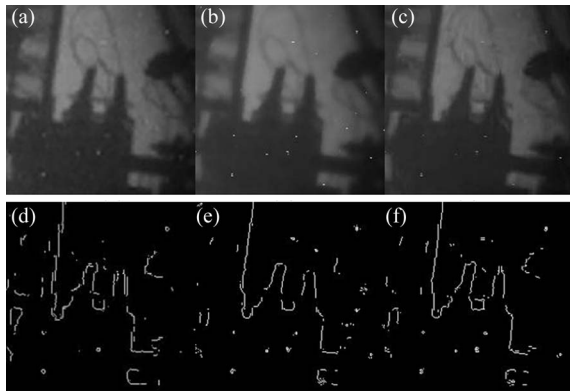


图 7 其他常用降噪算法的降噪效果图

Fig. 7 Denoised of other common algorithms

多,图像细节、边缘保留较差。这说明:当序列中取适当数量含噪声图像时,本文降噪算法更具性能优势,不仅可以有效分离噪声,还可以有效保留图像的轮廓边缘和细节信息。

表 3 为图 7 所示图像的 SNR, Entropy, SD 以及 Runtime。图像 SNR 值高说明算法对于噪声滤除更有效;Entropy 高则说明降噪后图像中细节信息保存较多;图像 SD 大说明像素值受干扰较大。分析数据说明:本文降噪算法在降噪和信息保留上均优于其他算法,同时算法运行时间也满足实时需要。

参考文献:

- [1] KANG E, MIN J, YE J C. A deep convolutional neural network using directional wavelets for low-dose X-ray CT reconstruction[J]. *Medical Physics*, 2017, 44(10): 360-375.
- [2] WANG C, YANG J. Poisson noise removal of images on graphs using tight wavelet frames[J]. *The Visual Computer*, 2017, 34(10): 1357-5369.
- [3] 费彬, 孙京阳, 张俊举, 等. 基于稀疏处理的多能 X 射线分离成像[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(4): 574-579.
FEI B, SUN J Y, ZHANG J J, *et al.*. Separation of multi-energy X-ray imaging based on sparse processing[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(4): 574-579. (in Chinese).
- [4] SELESNICK IW, SENDUR L. Bicariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency[J]. *IEEE Transactions on signal processing*, 2002, 50(11): 2744-2756.

表 3 常用降噪算法降噪性能对比

Tab. 3 Denoising performance comparison of common algorithms

降噪算法	SNR/dB	Entropy	SD	Runtime/s
Wavelet	55.304	45.959	870.796	0.299
Bilateral filter	47.274	35.903	470.815	1.625
Anscombe+BM3D	51.377	55.962	571.035	4.596
SVD+Sequence ^[19]	47.233	75.863	670.834	0.381
Proposed denoising	65.949	86.022	370.782	1.311

4 结 论

本研究介绍一种基于 Anscombe 变换的 X 射线图像序列盲源分离降噪方法,并分别利用 Sheep-Logan 模型图像和真实 X 射线图像对该降噪方法的性能进行评价分析。分析结果表明:随着图像序列中采样张数增加,本文算法降噪效果显著提高,并在采样张数达到 50 的时候,降噪性能达到最优;增加图像序列中采样张数会提高降噪性能,但也会增加算法运行时间,需要根据实际情况找到运行时间和降噪性能的平衡;本文降噪算法性能可以通过 GPU 得以大大改善,是一种实用的降噪方法。

- [5] 骆乐, 吴长强, 林杰, 等. 基于光子计数激光雷达的时域去噪[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(5): 1175-1180.
LUO L, WU CH Q, LIN J, *et al.*. Time-domain denoising based on photon-counting LiDAR [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(5): 1175-1180. (in Chinese).
- [6] MA L, MOISAN L, YU J, *et al.*. A dictionary learning approach for poisson image deblurring[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(7): 1277-1289.
- [7] 孙京阳, 喻春雨, 董仕佳. 非局部均值噪声预测的独立成分分析降噪研究[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(2): 511-516.
SUN J Y, YU CH Y, DONG SH J, *et al.*. Noise reduction of independent component analysis based on NLmeans noise prediction[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(2): 511-516. (in Chinese).
- [8] MANDUCA A, YU L, TRZASKO J D, *et al.*. Projection space denoising with bilateral filtering

- and CT noise modeling for dose reduction in CT [J]. *Medical Physics*, 2009, 36(11): 4911-4919.
- [9] 毕一鸣, 马建华, 刘楠, 等. 基于 Anscombe 变换域 BM3D 滤波的低剂量 CT 重建[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(13): 216-220.
- BI Y M, MA J H, LIU N, *et al.*. Anscombe transform and BM3D filtering based projection restoration for low-doses CT Reconstruction[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(13): 216-220. (in Chinese).
- [10] 张倩颖, 谢晓振. 加权 Schatten 范数低秩表示的高光谱图像恢复[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(2): 421-432.
- ZHANG Q Y, XIE X ZH. Hyperspectral image restoration via weighted Schatten norm low-rank representation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(2): 421-432. (in Chinese).
- [11] REVELL L J, KLAUS S, EUGENIO V, *et al.*. Graphs in phylogenetic comparative analysis: Anscombe's quartet revisited[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2018, 9(10): 2145-2154.
- [12] BORGES L R, AZZARI L, BAKIC P R, *et al.*. Restoration of low-dose digital breast tomosynthesis[J]. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(6): 064003.
- [13] GROTHAS S, YAKOBY Y, GERA I, *et al.*. Power systems topology and state estimation by graph blind source separation[J]. *IEEE Transactions On Signal Processing*, 2018, 67(8): 2036-2051.
- [14] 戚佳佳, 顾国华, 陈远金, 等. 基于贝叶斯自适应估计的光子计数集成成像[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(3): 565-571.
- QI J J, GU G H, CHEN Y J, *et al.*. Photon counting integral imaging based on adaptive Bayesian estimation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(3): 565-571. (in Chinese).
- [15] FENG P, WANG W, NAQVIS M, *et al.*. Adaptive retrodiction particle phd filter for multiple human tracking[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(11): 1592-1596.
- [16] GRANIC A, DAVIES K, MARTIN-RUIZ C, *et al.*. Grip strength and inflammatory biomarker profiles in very old adults[J]. *Age and Ageing*, 2017, 46(6): 976-982.
- [17] 王迪, 司玉娟, 刘通, 等. 基于主成分分析进行特征融合的心拍分类[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10): 453-458.
- WANG D, SI Y J, LIU T, *et al.*. Heart beat classification based on feature fusion by principle component analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10): 453-458. (in Chinese).
- [18] QI H L, ZHOU L H, XU Y, *et al.*. A Bayesian-map method based on TV for CT image reconstruction from sparse and limited data[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2017, 26(2): 82-88.
- [19] YU C Y, LI Y, FEI B, *et al.*. Blind source separation based x-ray image denoising from an image sequence[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2015, 86(9): 093701.

作者简介:



沈帆(1995—),男,江苏盐城人,硕士研究生,主要从事 X 射线成像及图像降噪算法研究。E-mail: 18751965190s@sina.com

导师简介:



喻春雨(1976—),女,辽宁沈阳人,博士,副教授,2006 年于南京理工大学获光学工程博士学位,2006~2008 年在北京大学信息科学技术学院从事博士后工作,2014~2015 年在宾夕法尼亚大学医学院访学,主要从事 X 射线成像新方法研究。E-mail: yucy@njupt.edu.cn