

基于局部与非局部医学图像降噪技术的研究进展

孙畅,张超

安徽理工大学医学院,安徽 淮南 232001

【摘要】医学图像对临床诊断具有重要的参考价值,为了获得高质量的医学图像,达到清晰辨识病理区域特征的目的,降噪技术成为重要的研究领域。首先,简要介绍医用设备成像原理及产生的噪声类型。然后,以局部、非局部为分类阐述几种常用的降噪方法,重点介绍非局部均值滤波算法的原理、优缺点、改进方式及应用范围。最后,总结上述降噪技术存在的主要问题,展望今后的研究方向,非局部与局部滤波技术结合运用可能为一种通用的医学图像降噪技术带来新思路。

【关键词】医学图像;降噪技术;局部降噪;非局部滤波;综述

【中图分类号】TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2018)05-0565-08

Progress in medical image denoising technology based on local and nonlocal filtering

SUN Chang, ZHANG Chao

College of Medicine, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China

Abstract: Medical image has important reference values for clinical diagnosis. In order to obtain high quality medical images and achieve the purpose of clearly identifying the features of pathological regions, denoising technology has become an important study topic. Firstly, the imaging principle of medical equipments and the types of noise were introduced briefly. Then several commonly used denoising methods were expounded based on local and nonlocal classification. The principle, merits and demerits, improvement method and application range of nonlocal means filtering algorithm were mainly introduced. Finally, the main problems of the denoising technology were summarized and prospects of potential future research directions were put forward. The combination of nonlocal and local filtering technology may bring new ideas for a general medical image denoising technology.

Keywords: medical image; denoising technology; local denoising; nonlocal filtering; review

前言

在现代医学治疗中,医学影像对医务人员的临床诊断具有重要的参考价值,对疾病的早期预防起着至关重要的作用。医学成像设备种类甚多,常见的有超声仪器、计算机断层扫描(CT)设备、核磁共振(MR)成像仪、正电子发射断层扫描(PET)仪、双能X线吸收仪等^[1-2]。这些医疗设备的成像原理、应用范围各有不同。例如,超声设备具有无创、无痛、便捷、经济等优点,常用于肝脏、胆道疾病、心腔内结构、胎儿早期发育状况等检查。超声设备利用换能器向人体发射超声波,由于人体器官具有特定的声阻抗及衰减特性,导致声波束产生不同反射、散射、衰减、频

移,换能器将接收到的回波转变为电信号,放大处理后即可获得组织器官的超声图像。医用CT设备常用于人体中枢神经系统疾病及头颈部疾患的临床诊断。当X射线束穿过人体组织时,不同的组织成分具有不同的吸收能力。CT设备利用X射线束对人体组织横断面在不同角度下进行投影,由探测器接收不同程度的射线残留量,并转变为光电信号后,运用模/数转换器转换为数字信号,通过计算机进行处理。CT设备灵敏度高,可以发现人体内的极小病变,同时,相比医学超声设备而言,其图像更加清晰^[3-5]。但X射线对人体健康不利,国际辐射防护委员会认为即使1 mSv的X射线剂量也可能导致恶性肿瘤发病率的增加,而低电流短时曝光的低剂量CT可以有效减少辐射伤害^[6]。MR设备利用原子核自旋运动的核磁共振原理已经广泛用于人类脑部疾病诊断,它可以很好区分脑部的灰白质,具有无创、对比度高、安全无辐射等优点,但临床检查耗时较长。

医学图像成像过程中不可避免会引入噪声,图像

【收稿日期】2017-12-21

【基金项目】安徽省教育厅大学生创客实验室建设项目(2015ckjh013)

【作者简介】孙畅,硕士研究生,研究方向:生物医学工程, E-mail: 18063035520@163.com

【通信作者】张超,教授,硕士生导师, E-mail: 1289719696@qq.com

出现物理伪影,造成病理区域模糊不清,干扰疾病诊断^[1]。不同的医学成像设备所产生的噪声类型也有所差异。超声成像中由于大量的粒子束相互干扰,回波信号散射叠加,导致非真实组织信号的出现,在图像上表现为明暗不同的斑点噪声,相比高斯(Gaussian)白噪声代表的加性噪声,这种乘性噪声对图像质量影响较大。CT成像时由于场偏移效应导致图像质量降低,产生近似服从泊松分布的量子噪声,而在低剂量CT图像中由于探测器接收的光子数量减少,图像重建时更容易出现边界模糊和条状伪迹噪声^[7-8]。MRI中噪声主要来源于设备电路及采集过程中患者的无意识动作,由此导致图像信噪比降低,边缘模糊。MRI中的噪声主要为热噪声与生理噪声^[9],通常认为该噪声服从Gaussian分布,但部分学者指出当低信噪比降得更低时应该服从Rician分布^[10]。

医学图像要求清晰度高,噪声的存在不利于疾病诊断,有时甚至导致误诊的可能。因此,有效的图像降噪技术需求更为迫切。各种医学成像设备对于临床诊断各有利弊,且对于各类医用设备图像的降噪要求有所差别,仅仅基于一种噪声分布的降质方法无法完全去除噪声信号。同时,降噪过度也会导致图像过平滑,边缘模糊不清。因此,降噪过程中需要保护图像细节信息,增强纹理特性。

1 降噪技术的研究进展

各类医疗设备成像原理有所差异,图像降噪技术的选择也略有不同。CT图像是由投影数据数学重建得到,重建方法不同必然导致图像质量的差异。临床上广泛应用的重构方法有滤波反投影(FBP)、大尺度非局部伪影抑制(AS-LNLM)法等^[11]。文献[12]中,通过临床检查对比AS-LNLM、FBP和40%自适应统计迭代重构法分别处理腹部低剂量CT图像的能力,以及不同剂量时AS-LNLM法处理图像能力,得出AS-LNLM技术在低剂量腹部CT图像去伪影中优于上述两种方法。投影域中的噪声可以视为服从泊松分布的噪声模型,当噪声均值足够大时近似于平稳的Gaussian噪声。对此,惩罚加权最小二乘估计(PWLS),经过霍特林变换后引入平滑约束项,可以实现目标函数收敛一致^[13]。文献[14]利用图像先验知识及噪声估计理论,提出基于小波域变换的PWLS。马尔可夫随机场理论描述像素空间连续性高,在图像复原中起到重要作用,常结合贝叶斯最大后验估计法对投影域数据进行降噪^[15]。本研究,不对投影域噪声处理过多叙述,主要考虑图像域中的去噪处理。

基于图像域的降噪处理中,以是否用单个像素点为处理对象,可以分为两大类:局部降噪和非局部降噪(NLM)。经典的降噪技术如中值滤波、维纳滤波、傅里叶变化以及基于偏微分方程的拉普拉斯(Laplacian)算子、全变分模型等都可以看做一种局部信息降噪方法。Buades等^[16]研究的NLM方法则是利用图像冗余信息,开启了新的降噪方式。

1.1 局部降噪技术

1.1.1 基于空间域的降噪 空域滤波以某像素为中心选取大小适合的邻域,用邻域内所有像素替换中心像素,搜索整幅图像实现降噪。空域滤波操作简单,平滑旨在降低噪声,但常会造成图像边缘模糊,锐化操作可以弥补其不足,增强图像纹理。非线性平滑滤波器中使用最广泛的是中值滤波,就平滑Gaussian白噪声而言,均值滤波明显优于中值滤波,但中值滤波更适合保存图像边缘,消除脉冲噪声^[17]。形态学的膨胀与腐蚀,开闭运算^[18]也是空域滤波的一种类型。

1990年,Perona等依据热力学扩散理论,给出经典的各向异性扩散算法(P-M模型)。P-M模型运用梯度算子区别边缘导致的较大梯度变化和噪声导致的较小梯度变化,再用邻域平均分别处理,通过多次迭代实现降噪。

$$c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + (\|\nabla I\|/K)^2} \quad (1)$$

$$c(\|\nabla I\|) = \exp(-(\|\nabla I\|/K)^2) \quad (2)$$

其中, $c(\|\nabla I\|)$ 为两种扩散系数, K 是扩散门限, $\|\nabla I\|$ 为梯度算子。当 $\|\nabla I\| \gg K$ 时, $c(\|\nabla I\|)$ 趋于0,扩散被抑制;当 $\|\nabla I\| \ll K$ 时, $c(\|\nabla I\|)$ 趋于1,扩散得到加强,相当于各向同性扩散,对图像进行全面滤波。随着梯度模式的变化,扩散发生在所有的方向,所以称为各向异性扩散。梯度算子的使用有效地区分出边缘和噪声。P-M模型中 K 的设计至关重要,但 K 难以控制,且方程对图像平滑部分和边缘信息收敛速度不一致,处理强噪声图像时容易出现阶梯效应。

对此,Catte-PM改进算法中引入Gaussian平滑函数预先和原梯度算子做卷积,有效消除Gaussian噪声的影响^[19]。虽然这种改进有效地减少了Gaussian噪声,但也降低了其他噪声的处理能力,模糊了图像的边缘。付丽娟等^[20]提出传统的的中值滤波与P-M模型结合,以中值滤波器替换Catte-PM中的Gaussian滤波器,消除噪声的同时保护边缘信息。文献[21]结合三维块匹配方法(BM3D)利用小波降噪理论,运用扩散方程使高频系数小于给定的阈值带,更有效地保留图像边缘。

1.1.2 基于变换域的滤波技术 变换域降噪最常用的方法有傅里叶变换、小波变换等。傅里叶变换能够获得图像频谱信息,更适合处理平稳的周期信号。而医学图像中的噪声信号以低剂量CT图像为例,具有非平稳非周期特性。对此,经过不断改良的小波分析理论更加适合医学图像降噪。

小波变换经伸缩平移分析信号特征,既给出图像的频谱信息又包含图像空间信息。二维小波分解将一幅图像分解得到表征细节和噪声等高频部分的小波系数和表示背景等低频部分的尺度系数。通常降噪处理仅针对高频部分。阈值选择直接影响降噪效果,全局阈值容易对高频部分造成“过扼杀”,局部阈值中的硬阈值能够更好地保护边缘信息,却可能导致重建信号震荡,出现伪不吉现象,软阈值的使用虽然能获得连续性较好的小波系数,但过于平滑会破坏图像的边缘,故此Donoho提出了统一阈值法^[22]。

小波变换结合空域滤波算法可以更好地提高降噪质量。文献[23]中,在小波的基础上融入有效保护边缘信息的双边滤波,运用改进的小波域值函数及基于贝叶斯最大后验估计的小波收缩算法,对小波分解处理高频部分后,再对低频部分采用双边滤波,经实验证明有效去除了医学超声图像的斑点噪声。刘春明等^[24]提出联合中值滤波及小波软阈值抑制斑点噪声,保护了边缘信息。

小波变换在一维空间中的信号处理能够达到较为理想的效果,但它只能表示点奇异,在二维空间处理时,容易出现边缘信息丢失等情况,虽然二维离散小波变换能够较好地识别二维信号,但其捕获方向有限。经过不断改进,诸如曲波(Curvelet)、轮廓波(Contourlet)等多尺度、多分辨率小波迅速发展。Curvelet变换和Contourlet变换擅于捕捉图像的轮廓与纹理,起到去噪后的增强作用,但前者容易使边缘产生划痕,后者融合拉普拉斯金字塔及方向滤波器组,有效捕捉各个方向的轮廓信息,但平移时不具有不变性^[25]。文献[25]中的非下采样轮廓波(NSCT)克服了这一缺点,是一种多尺度、多分辨率具有平移不变性的算法,但NSCT算法分层的方向数量受分层数量限制,计算量大。文献[26]结合模糊对比强调图像结构层次感,提出增强图像纹理的NSCT-FU算法。文献[27]中的剪切波(Shearlet)不但具备各向异性,且实现了对二维乃至高维函数多方向的最优化逼近。文献[28]中,处理低剂量钼靶图像,利用非下采样剪切波和方差稳定变换相结合更好地拟合了噪声方差,并采用混合梯度下降法迭代重构,达到降噪效果。周飞等^[29]处理人脊髓及脑部图像时,融合伽

马校正、模糊对比,先对含噪图像进行Shearlet变换,低频处采用改进的伽马校正提高图像对比度,高频处采取改进的自适应阈值抑制噪声,最后对反变换后的重构图模糊对比增强处理。通过实验对比NSCT-FU等算法证明,这种算法更好地突出纹理增强细节。但Shearlet并没有实现计算量的简化,用于医学图像降噪仍有不足。

针对傅里叶变换和小波变换各自优缺点,文献[30]中首先利用傅里叶变换估计噪声功率谱结合维纳滤波预降噪,在小波域中利用一种非局部降噪的上下文量化技术改进阈值求得小波系数方差,最后进行图像重构。经过上述对二代小波、三代小波的分析,能否利用NSCT、剪切波进一步改进算法仍值得研究。

1.2 NLM技术

1.2.1 NLM算法 NLM算法主要原理:以任一像素为中心的相似邻域为整体,图像中该像素值都可以用图像其他所有像素与其加权平均来衡量。思路如下:如图1所示,已知一幅含噪图像像素 $u=\{u(p)|u\in I\}$ 。设 p 点是需要恢复的像素,分别取以 p 、 $q1$ 、 $q2$ 为中心的3个相似邻域,观察可知,相比邻域 p 与邻域 $q2$,邻域 p 与邻域 $q1$ 的灰度更接近,所以, $q1$ 对 p 权值贡献更大,权重更大。以这种方式搜索全部像素后加权平均即可获得降噪后的图像:

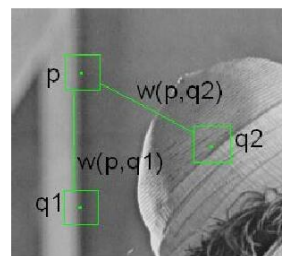


图1 NLM滤波示例^[31]

Fig.1 An example of nonlocal means filtering^[31]

$$N[u](p) = \frac{1}{C(p)} \sum_{q \in I} w(p, q) u(q) \quad (3)$$

$$C(p) = \sum_{q \in I} w(p, q) \quad (4)$$

其中, $u(q)$ 是 q 的灰度值, $w(p, q)$ 是以 q 为中心的相似邻域和以 p 点为中心的相似邻域的权重, $N[u](p)$ 表示滤波后的图像,相似权重通常可用Gaussian加权欧氏距离来衡量:

$$w(p, q) = \exp\left(-\frac{\|u(N(p)) - u(N(q))\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right) \quad (5)$$

$$\sum_j w(p, q) = 1, 0 \leq w(p, q) \leq 1 \quad (6)$$

其中, α 是大于0的 Gaussian 核标准差, 通常取值 2~5; h 是权重衰减参数值:

$$h = \lambda \sigma \quad (7)$$

其中, σ 是噪声标准差, 根据实验 λ 通常取 0.8~1.5。 $p=q$ 时, 估计如下:

$$w(p, q) = \max(w(p, q)), \forall p \neq q \quad (8)$$

NLM 算法摒弃了以往仅对单一像素进行处理的方式, 利用图像自相似, 通过对比像素块之间的相似性确定中心像素值的权重, 可以找到更多的相似细节。周子又等^[32]对 39 幅 MR 脑胶质瘤图像分别采用经典的 NLM 算法、中值滤波、PM 滤波、改进均值漂移分割等 6 种方法降噪处理, 得出 NLM 算法处理后图像的峰值信噪比大于其他 5 种方法, 精确度更高。

经典的 NLM 算法存在以下有待改进之处: (1) 计算量大, 耗时长, 若含噪图像大小为 $M \times M$, 相似邻域大小为 $n \times n$, 其计算复杂度为 $O(M^4 n^2)$; (2) 相似权重 ω 的选取十分关键, 但仅凭欧式距离衡量邻域的相似性存在不足; (3) 权重衰减参数 h 的表示不仅需要考虑噪声标准差, 还可能含有含噪图像标准差、相似邻域的大小等因素有关; (4) 医学图像中以血管造影图像为例, 相似成分较多但空间位置不同, 该算法衡量邻域相似性时不具有旋转不变性; (5) 噪声类型不同时, 降噪效果有差异。非局部均值滤波更适合处理 Gaussian 噪声, 对于处理椒盐噪声的能力较弱; (6) 当噪声方差较大时, 虽然降噪效果增强, 但图像出现过平滑; (7) 参数需要手动调节, 自适应差; (8) 降噪过度易出现伪影。

对此, 许多学者在原算法的基础上做出以下改进:

Buades 等^[33]认为待处理的像素仅与一定范围内的像素存在关联。通过对当前像素周围部分邻域加权处理, 不需要遍历整个图像, 可以有效降低时间复杂度。结合快速傅里叶变换, 复杂度可以进一步降低^[34]。文献[35]中, 融入双边滤波的局部处理思想, 先进行双边预滤波处理, 改进权重系数, 如式(9), 既考虑了相似块的距离又考虑了灰度相似性。

$$\hat{g} = \frac{1}{c(i)} \sum_{j \in I} w_1(i, j) w(i, j) g(j) \quad (9)$$

其中, $w_1(i, j)$ 表示相似邻域距离邻近度的空间邻近函数, $w(i, j)$ 为控制图像灰度的灰度相似函数, $g(j)$ 是双边预滤波处理后的图像。虽然双边滤波能够有效提取边缘信息, 但其阶梯效应容易导致图像中呈现虚假的“毛刺”现象, 所以双边滤波预处理的方式有待改进。

文献[36]结合防止噪声过估计改进的 Laplacian

算子对 h 中的噪声方差进行估计, 提出一种参数自适应的 NLM:

$$h^2 = 2\beta \hat{\sigma}^2 |N| \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{36 \times M \times N} \times \frac{\sum_{i,j} C \times (I(i, j) * L)^2}{\sum_{i,j} C} \quad (11)$$

$$C = \frac{1}{1 + C_m^2} \quad (12)$$

$$C_m = \max\{C_n, C_s, C_w, C_e\} \quad (13)$$

将噪声类型视为 Gaussian 噪声时, 其中 β 取 1, $\hat{\sigma}^2$ 为噪声方差, $|N|$ 为相似邻域大小, M 为图像的宽度, N 为图像的高度, L 为 Laplacian 算子。 C 为各像素权值, C_m 为像素 4 个梯度值中的最大值。

针对平滑部分图像伪影的出现, 文献[37]结合各向同性滤波, 对上述参数自适应的 NLM 再做改进。最后的降噪图像由之前预滤波参数自适应的 NLM 和融合各向同性处理的 NLM 两部分构成:

$$\text{NLM} = \sigma \times \text{NLM}_{\text{pre}} + (1 - \sigma) \times \text{NLM}_{\text{ad}} \quad (14)$$

$$\text{NLM}_{\text{ad}} = \text{NLM}_{\text{pre}(i, j)} + \lambda [C_n + C_s + C_w + C_e] \quad (15)$$

其中, λ 是各向同性滤波参数, σ 是归一化局部方差, NLM_{pre} 为上述参数自适应的 NLM 预滤波。

虽然, 文献[36]中作者仅对添加 Gaussian 噪声的 lena 图、barbara 图等非医学图像进行降噪, 该方法以其良好区分边缘信息的特点应该也能很好地适用于纹理复杂的脑部 MR 图像和近似 Gaussian 噪声污染的 CT 图像。对于受斑点噪声污染的超声图像, 由于噪声估计理论并不完善, h 选取时部分学者仍采用上述公式(14)。

文献[38]中, 结合小波分析不同纹理区域图像的能量特征与以最小二乘法拟合最优参数进行统计, 实现算法的自适应。为衡量图像块相似性的具有旋转不变性, 文献[39]利用 SIFT 算法提取图像纹理特征, 估计每个图像块的旋转大小, 但该算法不适用于结构平滑的图像。Manjón 等^[40]提出用于 MR 图像降噪的一种简单的旋转不变性权重估计[式(20)], 但这种相似性度量方式对噪声敏感。Tahaei 等^[41]采用这种权值衡量方式[式(20)]先对磁共振引导的 PET 图像预滤波, 得到初降噪图像; 原含噪图像减去初降噪图像得到残余图像; 再用 Gaussian 滤波器对原含噪图像降噪处理后计算权重; 该权重用于残余图像的再次降噪, 该方法有效添加了丢失的细节部分。陈星等^[42]对权值 ω [式(16)]进行改进, 以相似邻域中心像素之差、相似邻域像素中值之差、相似邻域像素和之差分别为 1:3:2 的构成比, 重新构造权值函数。这种改进从多个方面度量相似性, 更好地

反映整体特征,具有旋转不变性同时简化了计算量[式(17)]。

$$\omega_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2} \times \frac{\|x_i - x_j\|^2 + 3\|u_{p_i} - u_{p_j}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

$$\omega(i,j) = \exp\left(-\frac{1}{2} \times \frac{(v(i) - v(j))^2 + 3(\omega_{1N_i} - \omega_{1N_j})^2 + 2(\omega_{2N_i} - \omega_{2N_j})^2}{2h^2}\right) \quad (17)$$

文献[43]中,作者利用Zernike矩对噪声不敏感和旋转不变性替代欧式距离,可以更准确地找出更多的相似邻域。文献[44]中作者改用一阶几何矩,虽然相似度衡量不如Zernike矩,但缩短了降噪时间。

文献[37]中,设计一种用SSIM结合欧式距离评估图像块相似度的方式,更符合人眼的视觉特性:

$$\text{SSIM}(x,y) = [l(x,y)]^\alpha + [c(x,y)]^\beta + [s(x,y)]^\gamma \quad (18)$$

$$s(i,j) = \frac{1 - \text{SSIM}(i,j)}{2} \quad (19)$$

$$s'(i,j) = \frac{s(i,j)}{\sum_{j \in I} s(i,j)} \quad (20)$$

$$\omega(i,j) = \frac{1}{z(i)} \exp(-s' d(i,j)/h^2) \quad (21)$$

其中, $l(x,y)$ 表示图像亮度,用均值描述; $c(x,y)$ 表示图像对比度,用标准差描述; $s(x,y)$ 表示图像结构,用协方差估计; $d(i,j)$ 为 Gaussian 加权欧式距离。

基于度量样本量协方差的马氏距离^[45],较之欧式距离更好地度量了像素块的相似性,文献[46]选用马氏距离改进 Gaussian 核函数,也简化了算法。Zachiu 等^[47]改进式(16)中的 β ,提出一种自适应的 NLM 滤波算法用于靶向热疗的实时 MR 测温图像,确保温度测量的实时可用性的同时简化了计算。

改进后的非局部均值滤波算法使用范围更广,已用于医学多普磁共振成像^[48-49]、超声图像^[42]、冷冻显微成像^[50]。

1.2.2 三维块匹配滤波算法(BM3D) 三维块匹配算法融合频率域的滤波思想,将相似的二维图像块重组成三维数组后联合滤波,聚集处理后经过逆变换得到处理后的高信噪比的图像^[51]。虽然 BM3D 算法处理高对比度边缘时优于非局部均值滤波,但 BM3D 运算复杂度高。文献[52]中结合小波变换提出 WBM3D 算法,对小波变换后的高频信息再进行三维匹配算法的处理,最终减少了运算量。杨学志等^[53]结合 NLM 算法运用 SSIM 优化权值函数,提出 NL-3DWT 算法。刘留等^[54]在 NL-3DWT 算法中融合非抽样小波预滤波,更有效地保持图像的结构信息。该算法对低剂量 CT 图像具有较好的去噪效果^[6]。

1.2.3 形态学成分分析法(MCA)与稀疏表示 Starck

等^[55]提出的 MCA 算法,构造表征纹理特征的字典和表征光滑部分的字典,运用反向传播算法,实现信号的稀疏表示。这种算法的重点在于选择何种原子构造字典,更适用含混合噪声的图像,但算法处理速度慢。信号稀疏表示运用尽可能少的原子能够最大程度地获取图像信息。文献[56]中提出一种结合梯度直方图和稀疏表示的鲁棒算法以获得对潜在图像稀疏编码系数的良好估计,并在保持纹理的同时实现图像去噪。文献[57]中在视作马尔科夫场的 X 射线心血管造影图像中运用加权稀疏表示结合奇异值分解方法更有效地保留毛细血管结构,抑制噪声。

1.2.4 基于深度学习的神经网络模型 随着人工智能的不断发展,基于深度学习的脉冲耦合神经网络^[58-59]、复合卷积神经网络^[60]等也已应用于医学图像处理。神经网络模型具有精度高、收敛快、自学习能力强等优点,不同于上述的降噪算法,但操作过程中具体数理分析有时难以理清。

2 存在的问题和展望

通过分析可知,现有降噪算法选择时多依据噪声统计特性,特别是局部降噪算法更侧重于拟合噪声分布,但噪声拟合过程中不可避免存在偏差,所以如何找到一种几乎无偏差的估计方法十分重要。由于神经网络模型具有良好的拟合精度,具备自学习能力,可能成为解决上述问题的有效途径。NLM 算法利用图像信息冗余,寻找图像中更多的相似部分,符合医学图像相似成分居多这一特征。该算法原理简单,对图像噪声类型强调不多,可以实现信号最优化稀疏表示,为后续医学图像的压缩存储提供便捷。众多学者对这一算法的不断改进也让其更加合理,可能成为一种医学图像降噪的通用方法,但该算法降噪时间长,处理一幅含噪图像有时甚至花费 30 min 以上,制约了该算法的临床应用。NLM 技术结合局部降噪中不断改良的频域处理可以有效解决运算时间长这一难题,可能是今后降噪技术又一发展方向。小波变换中,多数学者仅对表征图像纹理的高频信息降噪处理,但噪声分布具有随机性,忽略低频部分中的噪声也会造成降噪不彻底。经典的空域滤波以中值滤波处理椒盐噪声为例,仍具有不可替代的优势,可以用于图像预滤波后尖锐噪声点的消除。医学图像中的噪声也和图像生成时设备的电气特性、人工操作有关,从源头降低噪声也是一种有效的处理方式。部分实验显示,当图像噪声增强时较之低噪声图像降噪效果反而更好,但同时图像出现过平滑。因此,在含噪图像中人工添加适量的噪

声是否更利于提高降噪效果有待研究。降噪优劣的评价标准通常为主观视觉感受和客观评价指标、误差均方差、EPI、SSIM、FoM(Pratt's Figure of Merit)、信息熵。其中SSIM以其刻画图像结构特征的优势已用于NLM算法改进相似权重。FoM能够较好地比较降噪前后图像边缘的差异,是否可以结合SSIM更有效地识别NLM算法中像素块的相似度有待进一步研究。针对不同医学图像的具体结构特征,寻找更好的降噪效果评价指标,必须大量的实验探索。

3 结 语

综上所述,现有的降噪技术经过众多学者的不断改良,已能有效减少医学图像噪声,便于临床诊断。但医学图像种类繁多,纹理结构复杂,不同图像的降噪要求也有差异,并且噪声混合多变,至今仍未找到一种适合所有类型医学图像的降噪方法。非局部滤波技术降噪时对噪声类型的弱化可能为这种通用技术带来新的思路,但仅凭这一处理难以达到理想要求,这就需要配合局部降噪思想加以改进。医学图像降噪通用技术的探索可能是一大研究热点。

【参考文献】

- [1] KWAN H N, JEANNIE H D, SOCK K T. Defining the medical imaging requirements for a rural health center [M]. Singapore: Springer, 2017.
- [2] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 第3版. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [3] GONZALEZ R C. Digital image processing [M]. 3rd ed. Beijing: Electronics Industry Press, 2011.
- [3] DAG W. Contributions to spectral imaging of oil paintings using standard medical X-ray equipment [C]//2015 Colour and Visual Computing Symposium (CVCS). IEEE, 2015: 1-5.
- [4] LI B, XIE W. Adaptive fractional differential approach and its application to medical image enhancement [J]. Comput Electr Eng, 2015, 45: 324-335.
- [5] ZAIDI H, ABDOLI M, FUENTES C L, et al. Comparative methods for PET image segmentation in pharyngolaryngeal squamous cell carcinoma [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2012, 39(5): 881-891.
- [6] CHEN L L, GOU S P, YAO Y, et al. Denoising of low dose CT image with context based BM3D [C]//2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON). IEEE, 2016: 682-685.
- [7] LI T, LI X, WANG J, et al. Nonlinear sonogram smoothing for low-dose X-ray CT [J]. IEEE Trans Nucl Sci, 2004, 51(5): 2505-2513.
- [8] DONG Z, ZHAO Y B, JING H, et al. Statistical image reconstruction for low-dose dual energy CT using alpha-divergence constrained spectral redundancy information [C]//2016 IEEE Nuclear Science Symposium, Medical Imaging Conference and Room-Temperature Semiconductor Detector Workshop (NSS/MIC/RTSD). IEEE, 2016: 1-4.
- [9] NOKHAENG L, YOUNGJIN P. A method of using open-loop and adaptive control for reducing MRI noise [C]//2013 13th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2013). IEEE, 2013: 1781-1783.
- [10] HENKELMAN R M. Measurement of signal intensities in the presence of noise MR images [J]. Med Phys, 1985, 12(2): 232-233.
- [11] CHEN Y, YANG Z, HU Y, et al. Thoracic low-dose CT image processing using an artifact suppressed large-scale nonlocal means [J]. Phys Med Biol, 2012, 57(9): 2667-2688.
- [12] 余广海, 吴越, 刘斌, 等. 大尺度非局部均值伪影抑制技术对提高低剂量腹部CT图像质量的价值研究 [J]. 安徽医科大学学报, 2017, 52(6): 887-891.
- [12] YU G H, WU Y, LIU B, et al. Study on the value of large-scale non-local mean artifacts suppression technique in improving the quality of low-dose CT images [J]. Acta Universitatis Medicinalis Anhui, 2017, 52(6): 887-891.
- [13] LAM K Y. A meshless point weighted least squares (PWLS) method for the simulation of MEMS devices [C]//The Sixth World Congress on Computational Mechanics in Conjunction with the Second Asian-Pacific Congress on Computational Mechanics I. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 279.
- [14] WANG J, LU H B, WEN J H, et al. Multiscale penalized weighted least-squares sonogram restoration for low-dose X-computed tomography [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2008, 55(3): 1022-1031.
- [15] INGLE A, VARGHESE T, SETHARES W A. Efficient 3-D reconstruction in ultrasound elastography via a sparse iteration based on Markov random fields [J]. IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control, 2017, 64(3): 491-499.
- [16] BUADES A, COIL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms with a new one [J]. Multiscale Model Simul, 2005, 4(2): 490-530.
- [17] BURGER H C, SCHULER C J, HARMEILING S. Image denoising: can plain neural networks compete with BM3D [C]//Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 2392-2399.
- [18] NUR A S, NOR A A, HABIBOLLAH H, et al. A simple object detection of trabecular bone morphology in 2D image at bovine sample preliminary segmentation [C]//2017 6th ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC). IEEE, 2017: 1-5.
- [19] CATTÉ F, LIONS P L, MORE J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM J Numer Anal, 1992, 29(1): 182-193.
- [20] 付丽娟, 姚宇, 付忠良. 中值滤波与各向异性扩散相结合的医学图像滤波方法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(1): 145-148.
- [20] FU L J, YAO Y, FU Z L. Filtering method for medical images based on median filtering and anisotropic diffusion [J]. Computer Applications, 2014, 34(1): 145-148.
- [21] 冯象初, 李晓晖, 王卫卫, 等. 方向扩散方程修正BM3D图像去噪改进算法 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2017, 44(5): 111-117.
- [21] FENG X C, LI X H, WANG W W, et al. Modified BM3D algorithm for image denoising using the directed diffusion equation [J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2017, 44(5): 111-117.
- [22] GOWRI K, PALANISAMY P. Robust wavelet denoising based DOA estimation with mutual coupling compensation [C]//2017 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS). IEEE, 2017: 1-4.
- [23] 张聚, 王陈, 程芸. 小波与双边滤波的医学超声图像去噪 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 126-132.
- [23] ZHANG J, WANG C, CHENG Y. Medical ultrasound image denoising based on wavelet and bilateral filtering [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(1): 126-132.
- [24] 刘春明, 张相芬, 陈武凡. 基于小波的医学超声图像斑点噪声抑制方法 [J]. 中国医学物理学杂志, 2006, 23(5): 364-367.
- [24] LIU C M, ZHANG X F, CHEN W F. Wavelet-based method for

- speckle reduction in medical ultrasound image[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2006, 23(5): 364-367.
- [25] 吴一全, 孟天亮, 吴诗嫒. 基于NSST和人眼感知保真约束的图像自适应增强[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 978-985.
- WU Y Q, MENG T L, WU S H. Adaptive image enhancement based on NSST and constraint of human eye perception information fidelity[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2015, 26(5): 978-985.
- [26] MEN G Z, YANG J L, ZHAO J. Fuzzy contrast enhancement for remote sensing image based on fuzzy set in nonsubsampling contourlet domain [C]//Proc. of Ninth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. IEEE, 2010: 735-740.
- [27] WANG L, LI B, TIAN L F. Multi-modal medical image fusion using the inter-scale and intra-scale dependencies between image shift-invariant shearlet coefficients[J]. Inf Fusion, 2014, 19(1): 20-18.
- [28] 张云逸. 低剂量CT图像的质量改善算法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2015.
- ZHANG Y Y. Study of image quality improvement algorithm for low-dose CT[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2015.
- [29] 周飞, 贾振红, 杨杰, 等. 基于剪切波域改进Gamma校正的医学图像增强算法[J]. 光电子·激光, 2017, 28(5): 566-572.
- ZHOU F, JIA Z H, YANG J, et al. Medical image enhancement method based on improved Gamma correction in Shearlet domain[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2017, 28(5): 566-572.
- [30] 邓宏贵, 李明辉, 高小龙. 基于上下文模型的混合傅里叶-小波图像降噪方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(1): 166-171.
- DENG H G, LI M H, GAO X L. Fourier-wavelet image reduction using context-based model[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(1): 166-171.
- [31] 左海琴. 基于纹理增强的纺织品缺陷检测方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2013.
- ZUO H Q. Fabric defect detection method based on texture enhancement[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2013.
- [32] 周子又, 刘奇, 任静. 基于MRI脑肿瘤的滤波方法与分割技术对比研究[J]. 中国医学影像学杂志, 2015, 23(7): 553-556.
- ZHOU Z Y, LIU Q, REN J. Comparison of filtering methods and segmentation techniques for brain tumor MR images[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2015, 23(7): 553-556.
- [33] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Nonlocal image and movie denoising [J]. Int J Comput Vision, 2007, 76(2): 123-139.
- [34] LIU Y L, WANG J, CHEN X, et al. A robust and fast nonlocal means algorithm for image denoising[J]. J Comput Sci Technol, 2008, 23(2): 270-279.
- [35] 梁广顺, 汪日伟, 温显斌. 基于双边滤波与非局部均值的图像去噪研究[J]. 光电子·激光, 2015, 26(11): 2231-2235.
- LIANG G S, WANG R W, WEN X B. Image denoising based on bilateral filtering and non-local means[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2015, 26(11): 2231-2235.
- [36] 郭贝贝, 易三莉, 贺建峰, 等. 改进的非局部均值滤波算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 227-231.
- GUO B B, YI S L, HE J F, et al. Improved non-local means filtering algorithm[J]. Computer Engineering, 2016, 42(7): 227-231.
- [37] 尚晓清, 张振山, 白键, 等. 一种基于结构相似度与全变差混合模型的图像去噪新方法: 201310285213.9[P]. 2013-09-18.
- SHANG X Q, ZHANG Z S, BAI J, et al. A new method of image denoising based on structural similarity and total variation mixture model: 201310285213.9[P]. 2013-09-18.
- [38] 吴振静. 基于小波和非局部均值的图像去噪算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011.
- WU Z J. The research on image denoising algorithm based on wavelet and NLN[D]. Changchun: Jilin University, 2011.
- [39] 岳昕, 尚振宏, 强振平, 等. 基于信息熵与SIFT算法的天文图像配准[J]. 计算机科学, 2015, 42(6): 57-60.
- YUE X, SHANG Z H, QIANG Z P, et al. Astronomical image registration combining information entropy and SIFT algorithm [J]. Computer Science, 2015, 42(6): 57-60.
- [40] MANJÓN J V, COUPÉ P, MARTIBONMATI L, et al. Adaptive non-local means denoising of MR images with spatially varying noise levels[J]. J Magn Reson Imaging, 2010, 31(1): 192-203.
- [41] TAHAEI M S, READER A J, COLLINS D L. MR-guided PET image denoising [C]//2016 IEEE Nuclear Science Symposium, Medical Imaging Conference and Room-Temperature Semiconductor Detector Workshop (NSS/MIC/RTSD). IEEE, 2016: 1-3.
- [42] 陈星, 宋智洋, 周明全. 面向脑血管分割的改进型非局部均值滤波算法研究[J]. 中国光学, 2014, 7(4): 572-580.
- CHEN X, SONG Z Y, ZHOU M Q. An improved non-local mean filter filtering algorithm facing the cerebrovascular segmentation [J]. Chinese Optics, 2014, 7(4): 572-580.
- [43] JI Z X, CHEN Q, SUN Q S, et al. A moment-based nonlocal-means algorithm for image denoising[J]. Inform Process Lett, 2009, 109(23-24): 1238-1244.
- [44] 窦阳超. 基于非局部均值滤波的超声图像及图像序列去噪[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- DOU Y C. Denoising of ultrasonic images and image sequences based on non local means filtering[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.
- [45] 李玉榕, 项国波. 一种基于马氏距离的线性判别分析分类算法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(8): 86-88.
- LI Y R, XIANG G B. A linear discriminant analysis classification algorithm based on Mahalanobis distance[J]. Computer Simulation, 2006, 23(8): 86-88.
- [46] 阴盼强, 路东明, 袁渊. 基于马氏距离的改进非局部均值图像去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(3): 404-410.
- YIN P Q, LU D M, YUAN Y. An improved non-local means image de-noising algorithm using Mahalanobis distance [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(3): 404-410.
- [47] ZACHIU C, RIES M, MOONEN C, et al. An adaptive non-local-means filter for real-time MR-thermometry [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(4): 904-916.
- [48] LIU Q H, ZHANG Q, LI T B. Slice Interpolation in MRI using a decomposition-reconstruction method [C]//2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE). IEEE, 2017: 678-681.
- [49] MANJON J V, ROBLES M, THACKER N A. Multispectral MRI denoising using nonlocal means[C]//Proc of Annual Conference in Medical Image Understanding and Analysis. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 41-45.
- [50] DARBON J, CUNHA A, CHAN T F, et al. Fast nonlocal filtering applied to electron cryomicroscopy [C]//Proc of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE, 2008: 1331-1334.
- [51] GAO J R, WANG Q. BM3D image denoising algorithm based on K-means clustering [C]//China Academic Conference on Printing & Packaging & Media Technology. Springer, 2016: 265-272.
- [52] 刘向乐, 冯象初. 小波域三维块匹配图像去噪[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(16): 185-187.
- LIU X L, FENG X C. Image denoising by mixing wavelet transformation with sparse 3D collaborative filtering[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(16): 185-187.
- [53] 杨学志, 陈靖, 周芳, 等. 基于同质像素预选择的极化SAR图像非局部均值滤波[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(12): 2991-2999.

- YANG X Z, CHEN J, ZHOU F, et al. Polarimetric SAR image despeckling using non local means filter based on homogeneous pixels preselection[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(12): 2991-2999.
- [54] 刘留, 杨学志, 周芳, 等. 3维块匹配小波变换的极化SAR非局部均值滤波[J]. 遥感学报, 2017, 21(2): 218-227.
- LIU L, YANG X Z, ZHOU F, et al. Non-local filtering for polarimetric SAR data based on three dimensional patch matching wavelet transform[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2): 218-227.
- [55] STARCK J L, ELAD M, DONOHO D. Image decomposition *via* the combination of sparse representation and a variational approach[J]. IEEE Trans Image Process, 2005, 14(10): 1570-1582.
- [56] ZHANG M L, DESROSIERS C. Image denoising based on sparse representation and gradient histogram[J]. IET Image Processing, 2017, 11(1): 54-63.
- [57] HUANG Z H, LI Q, FANG H, et al. A novel weighted sparse representation denoising method for X-ray cardiovascular angiogram image[C]//2nd IET International Conference on Biomedical Image and Signal Processing (ICBISP). IEEE, 2017: 1-6.
- [58] DEBANJAN K, SIDDHARTHA B, NIBARAN D, et al. A quantum bi-directional self-organizing neural network (QBDSOINN) for binary image denoising[C]//2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE, 2015: 1225-1230.
- [59] KANWAL L, SHAHID M U. Denoising of 3D magnetic resonance images using non-local PCA and transform-domain filter [C]//2016 19th International Multi- Topic Conference (INMIC). IEEE, 2016: 1-5.
- [60] WANG G, LI J N, SN Q T, et al. Algorithm based on morphological component analysis and scale-invariant feature transform for image registration[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2017, 22(1): 99-106.

(编辑:陈丽霞)