

核磁共振图像归一化互相关非局部自适应去噪

师黎*, 许晓辉, 陈立伟

(郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001)

(* 通信作者电子邮箱 shili@zzu.edu.cn)

摘要:为了更好地去除核磁共振(MR)图像中莱斯(Rician)分布的噪声,首先提出使用图像局部归一化互相关(NCC)作为几何结构相似性的一个表征,对传统非局部算法中使用灰度计算像素相似性权值的方法进行有效补充;然后,将改进方法分别应用于非局部均值算法和非局部最小线性均方误差估计算法,并根据局部信噪比(SNR)动态自适应地计算非局部算法中待滤波像素自身的加权值或者像素之间相似性阈值,达到对核磁共振图像自适应降噪的目的。实验结果表明,该算法可以更好地抑制核磁共振图像中的莱斯噪声,有效保留图像中细节信息,对核磁共振图像进一步的分析研究以及应用于临床诊断等具有非常重要的应用价值。

关键词:归一化互相关;莱斯噪声;非局部算法;自适应加权

中图分类号: TP391.41; TN911.73 **文献标志码:** A

Adaptive non-local denoising of magnetic resonance images based on normalized cross correlation

SHI Li*, XU Xiaohui, CHEN Liwei

(School of Electric Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: In order to remove the Rician distribution noise in Magnetic Resonance (MR) images sufficiently, the Normalized Cross Correlation (NCC) of local pixel was proposed to characterize the geometric structure similarity, and was combined with the traditional method of using only pixel intensity to determine its similarity weight. Then the improved method was applied to the non-local mean algorithm and Non-local Linear Minimum Mean Square Error (NLMMSE) estimation algorithm respectively. In order to realize adaptive denoising, the weighted value of pixel to be filtered or the similarity threshold in non-local algorithms were computed according to the local Signal-to-Noise Ratio (SNR) dynamically. The experimental results show that the proposed algorithm not only can better inhibit the Rician noise in MR images, but also can effectively preserve image details, so it possesses a better application value in the further analysis research of MR images and clinical diagnosis.

Key words: Normalized Cross Correlation (NCC); Rician noise; no-local algorithm; adaptive weighting

0 引言

核磁共振(Magnetic Resonance, MR)成像是一种非侵入式的医学成像技术,是根据水含量不同的结构对能量衰减程度的不同而有效区分组织结构,在医学影像诊断、生物学和考古学研究、石油化工检测分析等方面具有重要的应用价值^[1-3]。在实际应用中,核磁共振图像的视觉质量好坏对于组织精确定位具有非常重要的作用,而图像获取过程中生物组织自身以及电路元器件引入的噪声会严重影响图像的质量。所以,降噪是核磁共振图像应用于医学诊断、自动分割计算、分类和三维重建等其他研究前不可或缺的预处理步骤,对于核磁共振图像的进一步分析研究利用具有非常重要的意义。

核磁共振图像成像过程中的噪声主要呈现莱斯分布^[4],传统的降噪方法如均值滤波^[5]、维纳滤波^[6]和各项异性扩散

滤波等,主要是去除图像中的高斯噪声,对于核磁共振图像不能达到很好的效果。目前图像处理领域已经提出很多种针对莱斯噪声的去除方法,其中非局部算法是新兴的非常有效的一类方法,它通过寻找图像中相似的像素点进行滤波,充分利用了图像中的冗余信息,在滤波的同时减少细节的丢失。如非局部均值(Non-Local Means, NLM)滤波^[7]、非局部线性最小均方误差(Non-local Linear Minimum Mean Square Error, NLMMSE)估计算法^[8]和非局部的最大似然(Non-Local Maximum Likelihood, NLML)估计算法^[9]。这些方法经过对莱斯噪声的偏差补偿在信噪比较高的情况下均可以取得非常好的滤波效果。但是这些方法在评价图像中与待滤波像素相似性时,仅仅使用像素点局部邻域的灰度加权均值信息或者局部均值方差,忽略了图像中的几何结构属性,所以评价出的像素相似性具有一定的局限性,而且这些方法在计算过程中一些参数的选择不能很好地适应图像中局部信噪比的变化。

收稿日期: 2014-07-16; **修回日期:** 2014-08-05。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(U1304602);河南省重点科技攻关计划项目(122102210102);河南省高校科技创新团队支持计划项目(2012IRTSTHN001)。

作者简介: 师黎(1964-),女,河南郑州人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:智能控制、生物视觉信息; 许晓辉(1988-),男,河南灵宝人,硕士研究生,主要研究方向:控制理论、控制工程; 陈立伟(1983-),男,河南郑州人,讲师,博士,主要研究方向:自动化、检测技术与自动化装置。

归一化互相关(Normalized Cross Correlation, NCC)算法是图像匹配算法中较为经典的匹配算法,它是一种相似性程度或匹配程度的表征,把它作为图像之间的相似性度量测度已经广泛应用至各种图像处理算法中,如图像配准^[10]、机器人视觉^[11]、缺陷检测^[12]、目标探测等^[13],并且被证明具有较高的鲁棒性^[14]。使用归一化互相关作为相似性测度可以更好地反映图像中的灰度纹理变化情况。

针对以上问题,本文提出基于局部信噪比和归一化互相关的非局部自适应降噪算法,将灰度信息和结构信息结合起来进行自适应降噪。首先,使用归一化互相关来评价像素之间的几何相似性,与非局部算法中灰度相似性相结合进行相似性评价;然后,将这种相似性评价方法分别应用于非局部均值算法和非局部线性最小均方误差估计算法;最后,根据局部信噪比自适应地选取待滤波像素自身权值或相似性阈值。实验证明,本文方法在提高峰值信噪比的同时,可以有效地保留图像中的细节信息,更有利于改善人眼的视觉观察效果、促进对核磁共振图像的进一步分析研究。

1 基于归一化互相关的非局部滤波

图像的灰度属性和几何纹理属性都是图像的两个非常重要的特征,而传统非局部均值滤波算法仅采用灰度的加权欧氏距离计算两个邻域块之间的相似性是不够的。本文将归一化互相关分别与非局部均值算法和非局部线性最小均方误差估计算法相结合,对核磁共振图像进行自适应降噪,提高对图像细节信息保留的能力,达到改善核磁共振图像质量的目的。

1.1 归一化互相关

从非局部均值滤波算法^[15]的式(1)可以看出,每个像素的估计值是由邻域内像素的加权平均值获得,与待滤波像素灰度较为相似的具有较高的权重,但是仅仅使用灰度的加权均值并不能抓住邻域内像素包含的所有变化信息。

$$NLz(x) = \sum_{y \in \Omega} w(x, y) z(y) \quad (1)$$

其中: $z(y)$ 为含有噪声的图像中 y 像素;像素 x 处的滤波结果 $NLz(x)$ 为图像中所有像素灰度值的加权平均值; $w(x, y)$ 为相似性权重系数,表示像素 x, y 邻域的相似性程度。

为了在反映图像灰度属性的同时兼顾图像纹理特征,可以使用互相关作为相似性度量的一个补充条件。对于待滤波像素搜索邻域图像 I 和一个尺寸小于 I 的像素相似性比较邻域模板 T , 二维归一化互相关定义如式(2)所示:

$$cc(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y T(x, y) I(x - i, y - j)}{\sqrt{\sum_x \sum_y T^2(x - i, y - j)}} \quad (2)$$

计算所得 $cc(i, j)$ 为归一化相关矩阵,对应位置上为模板 T 在图像 I 中相应位置上的归一化互相关系数。使用归一化互相关作为相似性测度,可以反映图像中灰度的变化情况,包含图像中的细节纹理特征,所以可以在一定程度上反映图像之间的相似性。但是这种相似性不能表现图像像素之间灰度的相似程度。

1.2 基于归一化互相关的非局部均值自适应滤波算法

为了在核磁共振图像降噪中,有效保留图像的灰度属性和几何纹理属性,本文采用归一化互相关与像素灰度欧氏距离或者邻域加权欧氏距离结合起来更好地评价像素之间的相似

性,给出更加合适的权值。

使用归一化互相关来计算像素 x 和像素 y 之间相似性权值,如式(3)所示:

$$w_s(x, y) = (1 + cc_{xy}(i, j))/2 \quad (3)$$

其中: $cc_{xy}(i, j)$ 表示,待滤波像素 x 与邻域内像素 y 之间的归一化互相关值,也就是归一化相关矩阵中对应于像素 y 位置处的归一化互相关系数; $w_s(x, y)$ 的取值范围为 $0 \sim 1$ 。像素之间灰度相似性权值如式(4)所示:

$$w_g(x, y) = 1 / \left(1 + \frac{\|z(N_x) - z(N_y)\|_{2,a}^2}{h^2} \right) \quad (4)$$

与原始 NLM 算法中类似,使用高斯核函数加权欧氏距离进行度量,或者可以简化使用两个像素灰度值之间的欧氏距离,如式(5)所示,效果接近邻域形式:

$$w_g(x, y)' = 1 / \left(1 + \frac{\|z(x) - z(y)\|^2}{h^2} \right) \quad (5)$$

其中 h 为滤波的一个参数,可以通过它来调节滤波程度及灰度与归一化互相关两个相似性系数之间的权重。所以,对于待滤波像素 x 邻域内像素 y 的加权系数如式(6)所示:

$$w(x, y) = \frac{1}{C(x)} w_s(x, y) * w_g(x, y) \quad (6)$$

其中 $C(x)$ 为归一化系数:

$$C(x) = \sum_{y \in \Omega} w_s(x, y) * w_g(x, y) \quad (7)$$

为了防止待滤波像素自身的过加权,本文中采用根据局部信噪比大小进行动态加权的办法,在信噪比较高的时候,自身像素的灰度值准确性较高,选用较大权值;相反信噪比较低的时候,选用较小的权值,如式(8)所示:

$$w(x, x) = \begin{cases} w_1, & SNR \leq \varepsilon_1 \\ \frac{w_2 - w_1}{\varepsilon_2 - \varepsilon_1} \times (SNR - \varepsilon_1) + w_1, & \varepsilon_1 < SNR < \varepsilon_2 \\ w_2, & SNR \geq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中: w_1 和 w_2 分别为在低信噪比和高信噪比时相对较优加权值,取值范围 $0 \sim 1$; SNR 为待滤波像素的局部信噪比; ε_1 和 ε_2 为两个阈值参数。信噪比为无噪声信号 A 和噪声标准差 σ 的比,对包含莱斯分布噪声图像的信噪比估计^[16]如式(9)所示:

$$\left. \begin{aligned} E(Z^2) &= E(A^2) + 2\sigma^2 \\ SNR &= A/\sigma \end{aligned} \right\} \Rightarrow SNR = \sqrt{\max\left(\frac{E(Z^2)}{\sigma^2} - 2, 0\right)} \quad (9)$$

其中: $E(\cdot)$ 表示期望, Z^2 和 A^2 分别表示含有噪声信号和无噪声信号的二阶矩。

根据统计学原理,采用加权均值方法作为无噪声信号的无偏估计并不合适,同样需要对滤波结果进行偏差补偿。对于含有莱斯噪声信号的二阶矩,噪声偏差与信号不再是独立的,可以很容易地计算出信号期望与原始信号的偏差为噪声方差的二倍 $2\sigma^2$, 滤波结果如式(10)所示:

$$UNLM(Y) = \sqrt{\left(\sum_{y \in \Omega} w(x, y) z(y) \right)^2 - 2\sigma^2} \quad (10)$$

1.3 基于归一化互相关的非局部线性最小均方误差估计算法

采用归一化互相关与非局部线性最小均方误差估计结合评价像素之间的相似性,主要过程如下。

1) 估计噪声方差。用背景区域灰度值的二阶矩进行估计,如式(11)所示:

$$\sigma = \sqrt{u'/2} \quad (11)$$

其中 u' 为核磁共振图像中背景区域灰度二阶矩均值。

2) 计算像素以半径为 R_{sim} 的局部邻域的灰度值二阶矩均值和方差。

3) 定义待滤波像素的搜索相似像素点的搜索范围(以 R_s 为半径的正方形)。

4) 使用1.2节中提到的方法,计算每一个像素与待滤波像素点的结构相似性 $w_s(x, y)$ 和灰度相似性 $w_g(x, y) = E(\eta_m)/E(\eta_n)$ 。

5) 根据局部信噪比自适应的选择相似性较高的一部分像素点进行线性均方误差估计,如式(12)所示:

$$\begin{cases} \text{相似,} & \mu_1 \leq \frac{E(\eta_m)}{E(\eta_n)} \leq \frac{1}{\mu_1} \text{ \& } w_s(x, y) > \mu_2 \\ \text{不相似, 其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中: η_m 和 η_n 分别为像素 m 和像素 n 的局部邻域, $E(\cdot)$ 表示局部样本的均值和方差, μ_1 和 μ_2 分别为两个判断是否相似的阈值参数,并且满足 $0 \leq \mu_1, \mu_2 \leq 1$, 根据局部信噪比动态的选取,如式(13)所示:

$$\mu = \begin{cases} w_1, & SNR \leq \varepsilon_1 \\ \frac{w_2 - w_1}{\varepsilon_2 - \varepsilon_1} \times (SNR - \varepsilon_1) + w_1, & \varepsilon_1 < SNR < \varepsilon_2 \\ w_2, & SNR \geq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (13)$$

其中: w_1 和 w_2 分别为在低信噪比和高信噪比时相对较优加权值, SNR 为待滤波像素的局部信噪比, ε_1 和 ε_2 为两个阈值参数。

6) 根据第5)步获得的像素点灰度值进行 LMMSE 估计,得到无噪声的灰度值。如式(14)所示:

$$\begin{cases} \hat{A}_{ij}^2 = \langle M_{ij}^2 \rangle - 2\sigma^2 + K_{ij}(M_{ij}^2 - \langle M_{ij}^2 \rangle) \\ K_{ij} = \max \left(1 - \frac{4\sigma^2(\langle M_{ij}^2 \rangle - \sigma^2)}{\langle M_{ij}^4 \rangle - \langle M_{ij}^2 \rangle^2}, 0 \right) \end{cases} \quad (14)$$

其中: σ^2 为噪声方差; \hat{A} 和 M 分别代表无噪声信号的估计值和包含噪声的图像灰度值;符号 $\langle \cdot \rangle$ 代表期望,噪声图像灰度值的二阶矩和四阶矩期望使用已经获得的相似像素点灰度值二阶矩或四阶矩的均值作为无偏估计。

2 实验结果及分析

选择 Matlab 7.0 图像工具箱中 MRI 图像和 Spine 图像^[17]来验证本文的方法,并将本文方法应用于实验获得的鸽子头部核磁共振图像。其中: MRI 人脑核磁共振图像包含非常多的细节结构; Spine 图像灰度较为平滑,具有较多的软组织轮廓结构,但是与 MRI 图像相比细节轮廓信息相对较少。将本文方法与该领域近年来出现的几种主流滤波方法,即维纳(Wiener)滤波^[3]、非局部均值(NLM)滤波^[18]、无偏非局部均值(Unbiased Non-Local Means, UNLM2)滤波^[18]、非局部最大似然估计(NLMSE)^[19]、基于归一化互相关的非局部均值(Unbiased Non-Local Means based on Normalized Cross-correlation, NC-UNLM)、基于归一化互相关的非局部线性最小均方误差估计(Nonlocal Maximum Likelihood based on

Normalized Cross-correlation, NC-UNLMSE)进行比较。

NC-UNLM 中计算待滤波像素加权值使用参数为 $\varepsilon_1 = 5$, $\varepsilon_2 = 10$, $w_1 = 0.45$, $w_2 = 1$; NC-NLMSE 中计算阈值 u_1 使用参数为 $w_1 = 0.9$, $w_2 = 0.95$, 计算 u_2 使用参数为 $w_1 = 0.45$, $w_2 = 0.6$ 。核磁共振扫描获得的是代表组织分布的复杂数据,需要进行逆傅里叶变换转换为幅值相位数据来更直接地表示物理和生理特征,这种复杂数据的实部和虚部同时包含来自于线圈的具有相同方差并且均值为零的无关高斯噪声,转换为幅值图像后,噪声就变为莱斯分布。根据核磁共振的过程及莱斯噪声的定义,噪声图像中的莱斯噪声可以通过对实部和虚部分别添加均值为零的高斯噪声来生成,本文在包含不同噪声水平(所用高斯噪声最大幅值为图像最大灰度值的1%、3%、5%、7%和9%)的情况下进行对比实验。为了对两种方法的滤波结果进行定量评估,使用两种质量度量指标,如下所示。

1) 峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)^[20]。它是图像处理中最广泛使用的评鉴画质的客观测量法,计算如式(15)所示:

$$PSNR = -10 \lg \left[\frac{\sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i, j) - I_d(i, j))^2}{H \times W \times 255^2} \right] \quad (15)$$

其中: $I(i, j)$ 和 $I_d(i, j)$ 分别代表原始无噪声图像和去噪后图像中像素 (i, j) 的灰度值。峰值信噪比越高表示去噪效果越好。

2) 结构相似度(Structural Similarity, SSIM)^[21]。SSIM 给出了原始无噪声图像和去噪后图像的结构相似度,更加符合人眼的视觉系统,它的取值范围为0~1,计算如式(16)所示:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (16)$$

其中: C_1 和 C_2 为常数,取值分别为 $C_1 = (K_1L)^2$ 和 $C_2 = (K_2L)^2$, K_1 和 K_2 为小于1的常数; L 是图像灰度值的范围(8位灰度图像取255); μ_x 和 μ_y 为灰度均值; σ_x 和 σ_y 为标准差。 σ_{xy} 的计算公式为:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (17)$$

图1为对包含噪声水平为最大灰度值9%的MRI图片用不同方法滤波后结果比较,为了促进视觉对比,分别给出了各个图片的灰度直方图。由图1(c)可以看出无偏非局部均值算法可以降低大部分噪声,但是因为算法在评价像素相似性的时候忽略了图像中的结构信息,所以滤波后图像丢失了很多细节结构信息,由对应的灰度直方图(图1(f))与原始图像灰度直方图(图1(d))和噪声图像灰度直方图(图1(e))对比可以看出较低灰度值的噪声降噪并不够完善。原始非局部线性最小均方误差估计算法的滤波效果(图1(h))中仍有较为明显的未滤除噪声,而且对部分像素点的灰度值会出现误估计的风险,估计值明显大于原始图片的最大灰度值,造成图像偏暗。本文方法加入归一化互相关测度后,充分利用了图像中的结构冗余信息,待滤波像素与图像中其他像素相似性评价更加准确。此外,为了防止自身像素的过加权,在基于归一化互相关的非局部均值方法中根据局部信噪比进行自适应加权,由灰度直方图(图1(j))与原始图像灰度直方图对比,降噪后图像(图1(g))效果相对优于原始算法,保留细节能力

得到较好提高。在基于归一化互相关的线性最小均方差估计算法中,根据信噪比自适应地选择阈值,保留更加准确的像素值进行最小均方差估计,由滤波后图像(图1(i))对应灰度直方图(图1(l))对比可以看出,本文方法在原方法基础上效果有所提高。图2对包含不同莱斯噪声水平的MRI降噪后峰值信噪比性进行统计。由定量评价可以看出具有偏差补偿的非局部滤波方法与传统的空域滤波等其他方法相比具有明显优势,使用本文方法可以进一步提高其峰值信噪比。图3为对包含不同莱斯噪声水平的MRI图像降噪后结构相似性的统计。从图3中可以看出本文的两种方法降噪后图片与原算法降噪后图片相比,结构相似性都有明显提高,证明本文方法可以保留更多的细节信息。

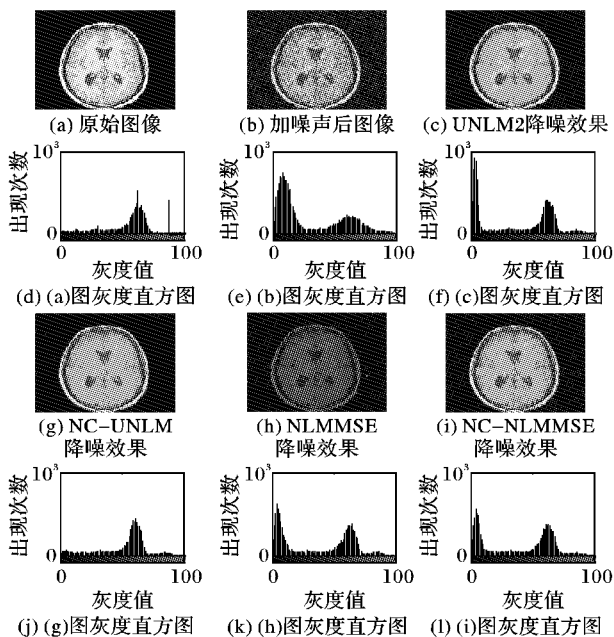


图1 人脑核磁共振图像(噪声最大幅值为最大灰度值9%)去噪结果

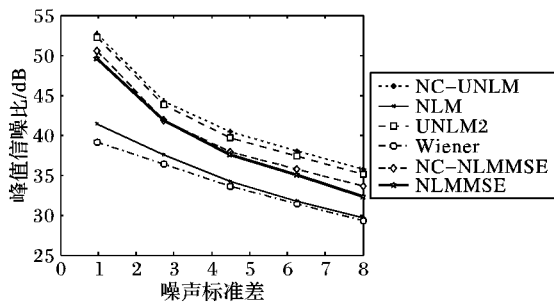


图2 不同方法对包含不同噪声水平的人脑MRI图像滤波后的PSNR

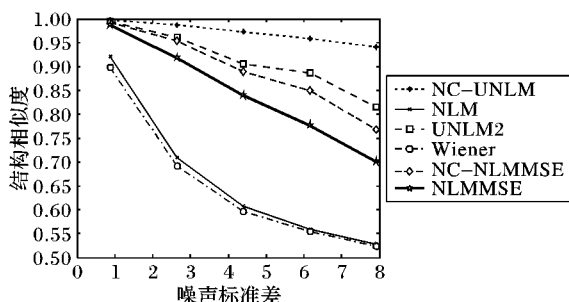


图3 不同方法对包含不同噪声水平的人脑MRI图像滤波后的SSIM

图4为对包含噪声水平为最大灰度值9%的Spine图片滤波后结果比较。由图4(c)、(h)及相应的灰度直方图4

(f)、(k)可以看出原始方法噪声滤波效果并不完善,由图4(g)、(j)可以看出基于归一化互相关非局部均值方法,不仅可以较好地降低噪声,并且降低了原始图像中背景区域的较低灰度值噪声,非局部线性最小均方差估计算法滤波后效果图4(i)、(l)相对原方法也有改善;由图5~6定量的评价可以看出本文方法在提高峰值信噪比的同时可以明显提高结构相似性,保留更多细节信息。

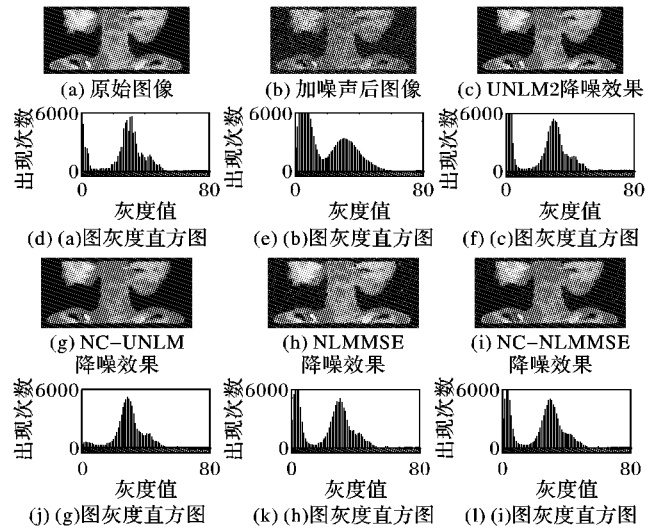


图4 Spine图像(噪声最大幅值为最大灰度值9%)去噪结果

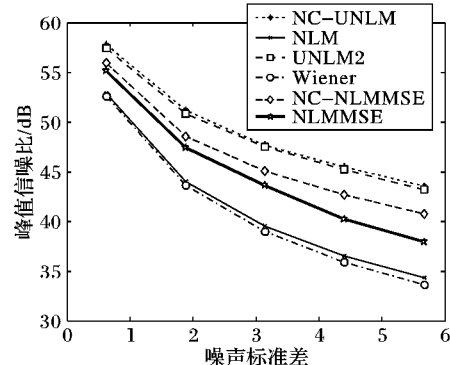


图5 不同方法对包含不同噪声水平的Spine图像滤波后的PSNR

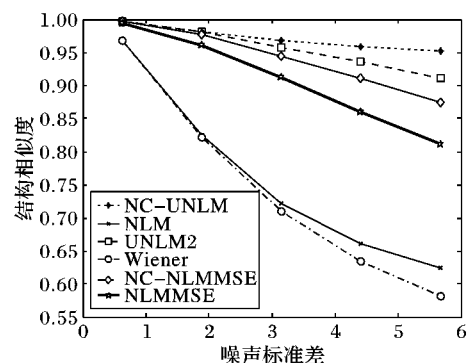


图6 不同方法对包含不同噪声水平的Spine图像滤波后的SSIM

由于Spine图像相对MRI图像灰度较为平滑并具有细节结构较少,由定量指标可以看出整体降噪效果相对较好,但是对于包含更多细节的人头部核磁共振图像比包含较少细节的Spine图像的结构相似性提高更多,说明本文方法可以有效地保留了图片中细节结构信息,取得了良好的效果。对于同一幅图,本文提出的两种方法相对原始算法去噪效果均有提高,

但是由于基于归一化互相关的非局部线性最小均方误差估计算法仅考虑与待滤波像素之间的相似性较高的像素作用,而未考虑局部邻域像素的作用,滤波后图像会出现不平滑的现象,所以基于归一化互相关的非局部线性最小均方误差估计算法去噪效果相对于基于归一化互相关的非局部均值算法去噪效果较差,但是在图像较为平滑、噪声标准差较小的时候,去噪后图像的结构相似性几乎等于非局部均值和基于归一化互相关非局部均值算法的效果,可以取得较好效果。

将本文方法应用于某大学实验平台实验获得的鸽子头部核磁共振图像,滤波结果如图7所示。

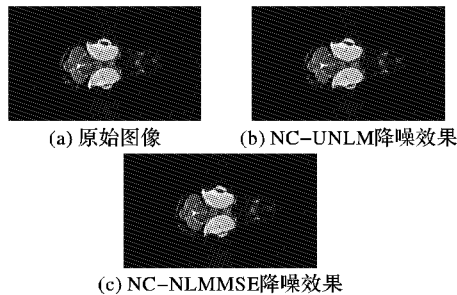


图7 鸽子头部核磁共振图像去噪结果

3 结语

本文将归一化互相关理论分别应用于非局部均值算法和非局部线性最小均方误差估计算法,根据局部信噪比自适应地对待滤波像素自身加权或选取像素之间的相似性阈值,设计出核磁共振图像中莱斯噪声的自适应去噪算法。实验结果表明:基于归一化互相关的非局部线性最小均方误差估计算法在灰度较为平滑、信噪比较高的情况下可以取得较好效果,基于归一化互相关的非局部均值算法相对更好,对于不同噪声水平均可以取得较好效果。本文提出方的两种法比原方法对不同噪声水平均有所提高,在有效降低图像中噪声的同时都可以更好地保留图像细节信息,并且能很好地应用于实际核磁共振图片中的莱斯噪声去除。

参考文献:

- [1] RODRIGUEZ A O. Principles of magnetic resonance imaging[J]. Revista Mexicana de Física, 2004, 50(3): 272–286.
- [2] LUO S, ZHOU G. Medical image processing and analysis[M]. Beijing: Science Press, 2010. (罗述谦, 周果宏. 医学图像处理与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2010.)
- [3] CHEN J. Medical image processing and 3D reconstruction technology research[M]. Beijing: Science Press, 2010. (陈佳欣. 医学图像处理及三维重建技术研究[M]. 北京: 科学出版社, 2010.)
- [4] NOWAK R D. Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1408–1419.
- [5] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. Digital image processing using Matlab[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 64–130. (GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. 数字图像处理: Matlab 版[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2005: 64–130.)
- [6] MOHAN J, GUO Y, KRISHNAVENI V, et al. MRI denoising based on neutrosophic Wiener filtering[C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques. Piscataway: IEEE, 2012: 327–331.
- [7] COUPE P, MANJON J V, ROBLES M, et al. Adaptive multiresolution non-local means filter for three-dimensional magnetic resonance image denoising[J]. IET Image Processing, 2012, 6(5): 558–568.
- [8] GOLSHAN H M, HASANZADEH R P R, YOUSEFZADEH S C. An MRI denoising method using image data redundancy and local SNR estimation[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2013, 31(7): 1206–1217.
- [9] RAJAN J, VERAAART J, van AUDEKERKE J, et al. Nonlocal maximum likelihood estimation method for denoising multiple-coil magnetic resonance images[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2012, 30(10): 1512–1518.
- [10] MALINSKY M, PETER R, HODNELAND E, et al. Registration of FA and T1-weighted MRI data of healthy human brain based on template matching and normalized cross-correlation[J]. Journal of Digital Imaging, 2013, 26(4): 774–785.
- [11] SHENN Y. Efficient normalized cross correlation calculation method for stereo vision based robot navigation[J]. Frontiers of Computer Science in China, 2011, 5(2): 227–235.
- [12] TSAI D M, LIN C T. Fast normalized cross correlation for defect detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2625–2631.
- [13] XIE J, LIU T, CHEN Z, et al. Joint template matching algorithm for associated multi-object detection[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2012, 6(1): 395–405.
- [14] THEODORIDIS S, KOUTROUMBAS K. Pattern recognition[M]. 4th ed. New York: Academic Press, 2008.
- [15] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490–530.
- [16] SIJBERS J, den DEKKER A J, SCHEUNDERS P, et al. Maximum-likelihood estimation of Rician distribution parameters[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(3): 357–361.
- [17] AARYA I, JIANG, D, GALE T. Signal dependent Rician noise denoising using nonlinear filter[J]. Lecture Notes on Software Engineering, 2013, 1(4): 344–349.
- [18] MANJON J V, CARBONELL-CABALLERO J, LULL J J, et al. MRI denoising using non-local means[J]. Medical Image Analysis, 2008, 12(4): 514–523.
- [19] GOLSHAN H M, HASANZADEH R P R. A non-local Rician noise reduction approach for 3-D magnitude magnetic resonance images[C]// Proceedings of the 2011 7th Iranian Machine Vision and Image Processing. Piscataway: IEEE, 2011: 1–5.
- [20] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment[J]. Electronics Letters, 2008, 44(13): 800–801.
- [21] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.
- [22] RAJAN J, JEURISSEN B, VERHOYE M, et al. Maximum likelihood estimation-based denoising of magnetic resonance images using restricted local neighborhoods[J]. Physics in Medicine and Biology, 2011, 56(16): 5221–5234.