

文章编号: 0258-7025(2009)10-2548-04

基于 OSV 模型的迭代规则化医学图像去噪方法

陈冠楠^{1,2} 陈 荣^{1*} 林居强¹ 黄祖芳¹ 冯尚源¹ 李永增¹ 杨坤涛²

(¹ 福建师范大学医学光电科学与技术教育部重点实验室, 福建 福州 350007)
² 华中科技大学光电科学与工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要 提出一种基于 Osher-Sole-Vese(OSV)模型的迭代规则化医学图像去噪方法。该方法使用迭代规则化方式,通过加入分解出的纹理和细节震动信号以修正原始 OSV 模型的全变分去噪结果,在一定程度上克服了医学图像去噪过程中对细节和纹理信息的过渡平滑。同时给出了迭代规则化医学图像去噪方法的实现步骤。实验结果表明,新方法能较好地保护医学图像的细节和纹理信息。

关键词 图像处理; 医学图像去噪; OSV 模型; 迭代规则化; 纹理和细节

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL20093610.2548

Iterative Regularization Denoising Method Based on OSV Model for Medical Image Denoising

Chen Guannan^{1,2} Chen Rong¹ Lin Juqiang¹ Huang Zufang¹
Feng Shangyuan¹ Li Yongzeng¹ Yang Kuntao²

¹ Key Laboratory of Optoelectronic Science and Technology for Medicine Ministry of Education, Fujian Normal University, Fuzhou, Fujian 350007, China

² College of Optoelectronic Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China

Abstract This paper proposes an iterative regularization denoising method based on Osher-Sole-Vese (OSV) model for medical image denoising. By using iterative regularization, the oscillating patterns of texture and details are added back to fit and compute the original OSV model, and the iterative behavior avoids overfull smoothing while denoising the features of textures and details to a certain extent. In addition, the iterative procedure is proposed in this paper. Experimental results show that the proposed method can achieve a better result in preserving the texture and details for medical image denoising.

Key words image processing; medical image denoising; OSV model; iterative regularization; texture and detail

1 引 言

基于偏微分方程的医学图像去噪方法已公认为具有显著效果的去噪技术^[1]。常用的偏微分方程去噪方法虽然可以去除变化平缓的图像中的噪声,同时保持边缘结构信息,但对带有较多纹理和细节特征的医学图像的去噪效果却不太理想^[2,3]。目前有

关纹理和细节医学图像去噪技术主要包含两类:一类是自适应调整参数的全变分方法^[4,5],在不同尺度空间下去噪,从而保持纹理;另一类将医学图像空间由有界变差(BV)空间上升到对偶(G)空间^[6-13]以保持纹理和细节,两种方法均能在实例应用中达到一定的效果,但是如何较好地去除噪声,需进一步研究。

收稿日期: 2009-06-22; 收到修改稿日期: 2009-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(60778046, 60910106016)、福建省科技项目(2008I0015, 2008J0016)和卫生部科研基金(WKJ2008-2-046)资助课题。

作者简介: 陈冠楠(1980—),男,讲师,博士,主要从事医学图像处理方面的研究。E-mail: edado@163.com

* 通信联系人。E-mail: chenr@fjnu.edu.cn

在第二类方法中,对于医学图像去噪和分解模型的工作主要集中在寻找适合于表示纹理和细节的震动信息的范数,同时减少阶梯现象。但其使用不同的范数依然会产生带有纹理和细节信息的丢失。本文将对 Osher-Sole-Vese(OSV)模型^[7]引入迭代规则化方法,修正丢失的纹理和细节信息,以达到较好的医学图像去噪效果。

2 基于 OSV 模型的迭代规则化去噪方法

首先引入 Meyer^[7]提出的震动特征分解方法将图像分解为两个部分,即 $f = u + v$,其中 u 表示图像分解中生成的图像结构特征信息,而 v 表示纹理合细节或噪声信息。该模型从理论角度阐述了震动分解,并在全变分最小化基础上建立了图像去噪与图像分解理论。该理论通过使用 G 空间对 BV 空间的进一步改进和延伸。其提出的 G 空间定义为

$$G = \{v \mid v = \partial_x g_1(x, y) + \partial_y g_2(x, y) \cdot g_1, g_2 \in L^\infty(\Omega)\}, \quad (1)$$

其空间上的范数为

$$\|v\|_G = \inf_{g=(g_1, g_2)} \left\{ \left\| \sqrt{g_1^2 + g_2^2} \right\|_{L^\infty} \mid v = \partial_x g_1 + \partial_y g_2 \right\}, \quad (2)$$

假定图像 $f \in L_2(\Omega), \Omega \subset R^2$, 则 Meyer 的模型为

$$\inf_u \left\{ E(u) = \int_\Omega |\nabla u| + \lambda \|v\|_G, f = u + v \right\}, \quad (3)$$

其中纹理信号 v 的震动程度可以通过 $\|v\|_G$ 计算,但由于 G 空间范数不易计算而导致没有标准 Euler-Lagrange 方程进行最小化,因此出现了几种逼近 Meyer 的理论模型方法,其中效果较好的是 OSV 模型

$$\inf_u \left\{ E(u) = \int_\Omega |\nabla u| + \lambda \int_\Omega |\nabla \Delta^{-1}(f-u)|^2, f = u + v \right\} = \|u\|_{BV(\Omega)} + \lambda \|f-u\|_{H^1(\Omega)}^2, f = u + v, \quad (4)$$

在此类方法中,对于医学图像去噪方法主要精力集中在寻找更适合表示纹理和细节信息 v 的范数^[11~13],并将其分解出来,并使用全变差正则化对

边缘保护,达到对纹理细节和基本结构的不同去噪效果。同时还能够进一步使用高阶导数^[14]或者对偶范数^[15]等其他方法消除提取纹理时产生的阶梯现象,但其依然有改进的空间。

以上模型中使用半范数来计算 v ,当噪声估计为 σ ,通过迭代选择出最佳的参数 λ 计算最小值,得出结果。但使用 G 空间时较之 BV 空间有很大的改进,能通过震动分解得到更多的图像纹理和细节特征,但在去噪过程中依然会把与噪声相似的纹理细节信号同时去除,在处理上的缺点是存在的。因此,可以设计一种迭代规则化方式,对在 G 空间上求出的去噪结果加以修正,使原去噪模型能够重新使用分离出的带有纹理和细节的震动信号,通过叠加后进行进一步去噪,以避免过度去噪。设计如下迭代的去噪方式

第一步,首先使用 OSV 模型获得

$$u_1 = \operatorname{argmin} \left\{ \int_\Omega |\nabla u| + \lambda \int_\Omega |\nabla \Delta^{-1}(f-u)|^2 \right\}, \quad (5)$$

同时定义

$$n_1 = \frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|}.$$

第二步,对第一步结果进行适当修正得到

$$u_1 = \operatorname{argmin} \left\{ \int_\Omega (|\nabla u| - \Delta^{-1} n_1 \nabla u) + \lambda \int_\Omega |\nabla \Delta^{-1}(f-u)|^2 \right\}, \quad (6)$$

显然

$$-\int n_1 \nabla u = \int u \nabla \cdot n_1 = \int u \nabla \cdot \left(\frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|} \right),$$

同时由于

$$f = u_1 + v_1$$

则有

$$\nabla \cdot \frac{\nabla u_1}{|\nabla u_1|} = -2\lambda(f-u_1) = -2\lambda v_1,$$

因此有

$$-\int n_1 \nabla u = -2 \int \lambda u v_1$$

将其代入第二步的结果(6)式并继续计算可得到

$$u_2 = \operatorname{argmin} \left\{ \int_\Omega (|\nabla u|) + \lambda \int_\Omega |\nabla \Delta^{-1}(f-u)|^2 - 2u v_1 \right\} = \operatorname{argmin} \left\{ \int_\Omega (|\nabla u|) + \lambda \int_\Omega |\nabla \Delta^{-1}(f+v_1-u)|^2 - \lambda \int_\Omega (v_1^2 + 2v_1 f) \right\}, \quad (7)$$

其中的最后一项 $\int_{\Omega} (v_1^2 + 2v_1 f)$ 不受 u 约束, 因此只需计算(7)式前面两项, 即

$$u_2 = \operatorname{argmin} \left\{ \int_{\Omega} (|\nabla u|) + \lambda \int_{\Omega} |\nabla \Delta^{-1}(f - u + v_1)|^2 \right\}. \quad (8)$$

在本文的方法中, 通过使用上一步计算出来的噪声项 v_1 , 不断地回加到原始图像的计算结果 f 中, 并使用新的累加和进一步求解。

算法的具体步骤:

- 1) 初始化 $u_0 = 0, v_0 = 0$;
- 2) 令 $k = 0, 1, 2, \dots$, 使用 OSV 模型计算 u_{k+1} :

$$u_{k+1} = \operatorname{argmin} \left\{ \int_{\Omega} (|\nabla u|) + \lambda \int_{\Omega} |\nabla \Delta^{-1}(f - u_k + v)|^2 \right\}; \quad (9)$$

- 3) 更新 v_{k+1} :

$$v_{k+1} = f + v_k - u_{k+1}, \quad (10)$$

在上述迭代求解过程中, 需要考虑步骤 2 的变分问题, 其相应的 Euler-Lagrange 方程为

$$2\lambda \Delta^{-1}(f + v - u) = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right), \quad (11)$$

并最后得到方程

$$u_t = -\frac{1}{2\lambda} \Delta \left[\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \right] - (u - v - f). \quad (12)$$

3 实验仿真

使用纹理和细节信息较为丰富的心脏血管图像对算法进行检验。图 1(a), (b) 给出原始图像和带有白噪声方差为 10 的噪声图像。

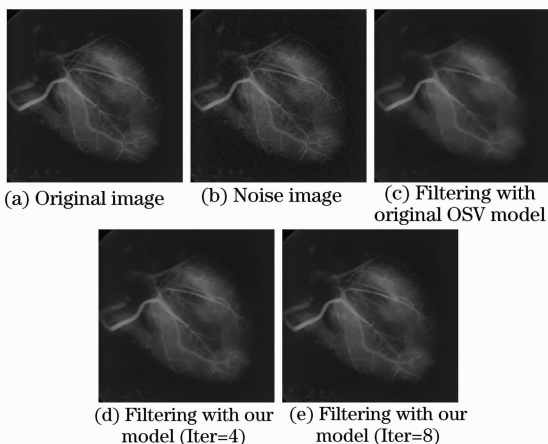


图 1 心脏血管图像去噪效果比较

Fig. 1 Comparison of denoise effects on heart imagine

从图 1 的效果可以看出, 使用原始非迭代规则化方法能够保留主干血管, 而对心脏血管的细节部

分过渡平滑, 而迭代规则化方法随着迭代次数的增加能够保留大部分较细的血管, 其去噪效果在主观上比非迭代规则化方法有明显提高。使用信噪比 (SNR) 作为客观数据对不同成像模式图像进行比较, 从表 1 的结果可看出, 对心脏血管图像的去噪处理中非迭代规则化方法去噪得到结果的 SNR 为 18.0885, 迭代规则化方法 4 次迭代去噪得到结果的 SNR 为 18.8391, 8 次迭代去噪得到结果的 SNR 为 19.4425, 即随着迭代次数的增加, 能取得更好的去噪效果。

可以看出本文迭代规则化方法的结果在主观和客观上均取得改进, 对医学图像纹理细节的保持达到较好效果。而针对不同方差噪声和噪声分布情况、不同成像模式的带有纹理和细节信息医学图像, 如何设置迭代次数, 以达到时间和效果的最优结果, 将作为下一步研究与实验的内容。

表 1 图像去噪效果测试指标 SNR 对比

Table 1 Comparison of denoise effects with test indicators (SNR)

Original image	Noise image	Filtering with original OSV model	Filtering with our model (Iter:4)	Filtering with our model (Iter:8)
Heart	11.8703	18.0885	18.8391	19.4425
Barbara	14.7924	14.5772	15.0132	15.4427
X-ray	13.6897	22.3693	23.0081	23.6143

4 结 论

基于 OSV 模型的迭代规则化方法改进了传统 OSV 模型所带来的缺点, 采用迭代规则化修正原始方法, 通过使用叠加前一步生成的震动信息不断重新计算, 从而可以在去噪同时避免过度去除震动部分的纹理和细节信息。实验结果表明本文迭代规则化方法比原始 OSV 模型更加有效。当然, 这个模型可进一步改进, 比如使用其他的震荡函数分解噪声并进行迭代规则化去噪、对已知噪声分布情况的图像进行去噪, 以及验证其迭代次数与最优去噪结果的关系等。

参 考 文 献

- 1 T. F. Chan, J. Shen, L. Vese. Variational PDE models in image processing[J]. *Notices Amer. Math. Soc.*, 2003, **50**(1): 14~26
- 2 D. Strong, T. F. Chan. Edge preserving and scale dependent properties of total variation regularization [C]. *Inv. Probl.*, 2003, **19**(6): s165~s187
- 3 Shen Tingmei, Gu Ying, Wang Tianshi *et al.*. Speckle reduction

- in optical coherence tomography[J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(9): 1437~1440
- 沈婷梅, 顾 瑛, 王天时 等. 光学相干层析成像中散斑噪声减小算法[J]. *中国激光*, 2008, **35**(9): 1437~1440
- 4 G. Gilboa, N. Sochen, Y. Y. Zeevi. Variational denoising of partly-textured images by spatially varying constraints[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(8): 2281~2289
- 5 Yang Xia, Yu Qifeng, Fu Sihua. Adaptive window filter for electric speckle pattern interferometry fringe pattern [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(4): 625~630
- 杨 夏, 于起峰, 伏思华. 散斑条纹图的自适应窗口滤波方法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(4): 625~630
- 6 Fu Dongxiang, Chen Jiabi, Ma Junshan *et al.*. Two-wavelength laser confocal scanning system for microarray and image processing[J]. *Chinese J. Lasers*, 2006, **33**(8): 1097~1103
- 付东翔, 陈家璧, 马军山 等. 双波长激光共聚焦生物芯片检测与图像处理[J]. *中国激光*, 2006, **33**(8): 1097~1103
- 7 Y. Meyer. Oscillating Patterns in Image Processing and Nonlinear Evolution Equations[M]. University Lecture Series. Boston, USA: American Mathematical Society, 2001. 11~34
- 8 L. A. Vese, S. J. Osher. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing[J]. *J. Scientific Computing*, 2003, **19**(11): 553~572
- 9 S. Osher, A. Sole, L. Vese. Image decomposition and restoration using total variation minimization and the H-norm[J]. *J. Multiscale Modeling and Simulation*, 2003, **1**(3): 349~370
- 10 Bai Junqi, Chen Qian. Algorithm for infrared image noise filtering based on anisotropic diffusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 866~869
- 白俊奇, 陈 钱. 基于各向异性扩散的红外图像噪声滤波算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 866~869
- 11 E. Tadmor, S. Nezzar, L. Vese. Multiscale hierarchical decomposition of images with applications to deblurring, denoising and segmentation [J]. *Communications in Math. Sciences*, 2008, **6**(2): 281~307
- 12 T. Le, L. Vese. Image decomposition using the total variation and div (BMO) [J]. *J. Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, **4**(2): 390~423
- 13 J. F. Aujol, G. Aubert, L. Blanc-Feraud *et al.*. Image decomposition into a bounded variation component and an oscillating component[J]. *J. Math. Imag. Vis.*, 2005, **22**(1): 71~88
- 14 Chen Yunmei, S. Levine, M. Rat. Variable exponent, linear growth functionals in image processing [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2006, **66**(4): 1383~1406
- 15 J. F. Aujol, A. Chambolle. Dual norms and image decomposition models [J]. *International J. Computer Vision*, 2005, **63**(1): 85~104