

· 技术研究 ·

基于偏微分方程的保持纹理细节 的医学图像去噪方法

陈冠楠¹, 潘建基², 林居强¹, 王廷银¹, 陈荣^{1,3*}, 陈顺凡¹, 洪亲¹, 滕忠坚¹

(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. 福建省肿瘤医院, 福建福州 350001; 3. 厦门大学固体表面物理化学国家重点实验室, 福建厦门 361005)

摘要: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。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,但对带有较多纹理细节的医学图像的去噪效果却不太理想。在对目前有关纹理医学图像理解和综合的基础上,介绍了三种纹理图像去噪技术。第一种自适应调整参数的全变分方法,在不同尺度空间下去噪,可保持纹理和细节;第二种将医学图像空间由BV空间上升到G空间以保持纹理;第三种使用多尺度分解噪声以保持细节特征。这些方法均能在实际应用中达到一定的效果,但是如何更好的去除噪声,文章对其进行分析,并提出新的改进思路。

关键词:偏微分方程; 医学图像去噪; 纹理细节保持; 自适应调整; G空间

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1007-7146(2009)05-0682-03

Biomedical Images Denosing with Texture and Detail Preservation Based on PDE

CHEN Guan-nan¹, PAN Jian-ji², LIN Ju-qiang¹, WANG Ting-yin¹, CHEN Rong^{1,3*},
CHEN Shun-fan¹, HONG Qin¹, TENG Zhong-jian¹

(1. Key Laboratory of OptoElectronic Science and Technology for Medicine, Ministry of Education, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, Fujian, China; 2. Fujian Provincial Tumor Hospital, Fuzhou 350001, Fujian, China; 3. State Key Lab of Physical Chemistry of Solid Surface, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China)

Abstract: Biomedical images denosing based on partial differential equation are well-known for their good processing results. General denosing methods based on PDE can remove the noise of images with gentle change and preserve more structure detail of edges, but have a poor effectiveness on the denosing of biomedical images with many texture details. This paper attempts to make an overview of biomedical images texture detail denosing based on PDE. Three kinds of important image denosing schemes are introduced in this paper: one is image denosing based on the adaptive parameter estimation total variation model, which denosing the images based on muti-scale space; the other is using G norm to the perception of scale, which provides a more intuitive understanding of this norm; final is multi-scale denosing decomposi-

收稿日期:2009-07-05;修回日期:2009-08-22

基金项目:国家自然科学基金项目(60778046);福建省科技项目(2008J0015,2008J0016);卫生部科研基金项目(WKJ2008-2-046)

作者简介:陈冠楠(1980—),男,福州人,福建师大讲师,博士,主要从事医学图像处理研究。(电子邮箱)edado@163.com

* 通讯作者:陈荣(1950—),男,福州人,福建师大教授,博士生导师,主要从事医学光电科学与技术研究。(电子邮箱)chen@fjnu.edu.cn

tion. These former can preserve more structure of biomedical images texture detail. Then this paper demonstrates the applications of the three kinds of methods. At the end, the future trend of biomedical images texture detail denosing based on PDE is pointed out.

Key words: partial differential equation; biomedicine image denosing; texture and detail preservation; adaptive parameter estimation; G norm

基于偏微分方程的方法是近年来兴起的图像处理方法^[1],已广泛应用于医学图像处理各个方面。而其具有的各项异性特点,在医学图像去噪中可以在去除图像噪声的同时很好保护边缘,但容易丢失细节边缘和纹理信息。

在偏微分方程中,基于变分法的去噪方法^[2]通过确定图像能量函数,通过求解其最小化值使得图像达到最佳平滑状态,实现较好的去噪效果。而现有的一些方法在其基础上进一步考虑纹理和细节信息,以达到相应的保护目的。常用的方法主要有几种,一种是自适应调整参数的全变分方法^[3],通过调整参数使模型在不同区域下有不同的去噪效果,从而保持纹理;另一种将医学图像空间由 BV 空间上升到 G 空间^[4],在 G 空间上所表示的纹理和细节等震动信息比 BV 空间更加有效;而其他尺度分解和迭代正则化方法也能对纹理和细节信息的保持达到一定的效果。本文将介绍和分析各种方法,并给出其对于医学图像去噪效果的比较。

1 自适应调整参数的全变分方法

Guy Gilboa 等^[3]通过引入随空间变化调整参数 λ 对空间变化的能量进行约束,来控制不同区域的去噪程度,使得在光滑区域去噪程度较强,而在带有纹理和细节的区域去噪能力较弱。该方法将医学图像描述成 3 部分: $I_0 = I_c + I_r + I_n$ 其中 $I_{orig} = I_c + I_r$ 是原始图像, I_c 是非细节部分, I_r 是细节部分, I_n 为噪声。因此,对于基本能量泛函最小化方法去噪后剩余能量,方法中定义自适应总体变差图像去噪算法是基于 BV 模型空间中能量函数最小化问题即当满足局部能量 $Pr(x, y) = S(x, y)$ 时,求解

$$\min \int_{\Omega} (|\nabla I|) dx dy$$

定义残余能量为: $P_r(x, y) = \frac{1}{\Omega} \int_{\Omega} (I_z(\bar{x}, \bar{y}) - E(I_z)) \cdot \omega_{x,y}(\bar{x}, \bar{y}) dx dy$ 其中 $E(I_z)$ 是 I_z 的均值, $\omega_{x,y}(\bar{x}, \bar{y}) = \omega_{x,y}(|\bar{x} - x|, |\bar{y} - y|)$ 是一个正则化的,方向对称的光滑窗函数,且 $\int_{\Omega} \omega_{x,y}(\bar{x}, \bar{y}) dx dy = 1$,原全

变分图像去噪模型可以变化为: $E_{\Phi}(u) = \frac{1}{2} \lambda(x, y)$

$$P_r(x, y) + \int_{\Omega} \Phi(|\nabla I|)$$

求其相应 Euler—Lagrange 方程并通过梯度下降法得

$$到 I_t = \bar{\lambda}(x, y) (I - I_0 + C) - div(\Phi' \frac{\nabla I}{|\nabla I|})$$

$$有 \lambda(x, y) = Q(x, y) / V(x, y)$$

$$C = \frac{\int_{\Omega} \lambda(x, y) (\bar{I}(x, y) - \bar{I}_0(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} \lambda(x, y)}$$

在一般情况下,我们不知道图像是否具有纹理或者细节这些信息,因此我们先假定初始的待去噪图像中的噪声能量为常量。选择第一个元为稳定尺度,其尺度所对应的 $P_r \geq \sigma^2$ 并且有 $V(x, y) = \frac{\sigma^4}{P_r(x, y)}$ 其中: $P_r(x, y)$ 是 I_r 的局部剩余能量且 $P_r(x, y) \approx P_r + P_n = P_r + \sigma^2$

对于 I_r 存在以下两种情况:1) 当 $I_r \approx I_n$,即原始图像中包含较少的纹理和细节信息或者位于图像中的光滑区域时候,局部剩余能量 $P_r \approx \sigma^2$ 为常量,因此有 $V(x, y) \approx \sigma^2$ 。2) 当位于纹理和细节信息上时其产生的残余能量可以记成 $P_r + P_n$,即为纹理和细节产生的局部剩余能量和噪声产生的残余能量的总和, $P_r \gg P_n$,因此应该减小在该区域内的滤波,从而得: $V(x, y) = \frac{\sigma^2}{1 + P_r(x, y) / \sigma^2}$

自适应调整参数全变分方法去噪算法描述:

- (1) 通过使用去除噪声公式最小化 $\int_{\Omega} \Phi(|\nabla I|)$,分离出噪声和纹理细节能量值,并且得到 $I_r = I_0 - I$
- (2) 使用公式计算 I_r 的局部剩余能量,及其对应的局部约束能量 $V(x, y)$
- (3) 通过使用公式迭代计算梯度下降值 I_t ,在迭代过程中不断更新局部纹理和细节能量相对应的 C 和 $\lambda(x, y)$

最终得到的 I 即为根据纹理和细节能量不断自适应更新参数 C 和 $\lambda(x, y)$ 的去噪图像。

2 G 空间分解图像特征方法

Meyer^[4]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。该理论通过使用对偶空间(G 空间)对 BV 空间的进一步改进和延伸,对 G 空间上医学图像的分解能够得到更有效的纹理和细节信息,并进一步达到保持纹理细节的效果。

其提出的 G 空间定义为 $G = \{v | v = \partial_x g_1(x, y) + \partial_y g_2(x, y) \cdot g_1, g_2 \in L^\infty(\Omega)\}$

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

$$\inf_u \{ E(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \|v\|_c, f = u + v \}$$

其中纹理信号 v 的震动程度可以通过 $\|v\|_c$ 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,需要设计合适的数值模型求解。

最早出现的是由 Vese 和 Osher 提出的逼近 Meyer 理论模型的 VO 模型^[5]:

$$\inf_{u, g_1, g_2} \{ G(u, g_1, g_2) = \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \|f - (u + divg)\|_{L_2(\Omega)}^2 + \mu \|g\|_{L^p(\Omega)} \}$$

在其基础上,由 Osher, Sole 和 Vese 扩展了 VO 模型,得到 OSV 模型^[6]:

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

其中 $H^{-1}(\Omega)$ 为全变分的半范数。

另一个较好逼近 Meyer 模型的方法为 AABC 模型^[7],其利用对偶理论对 G 范数逼近,其模型为:

$$\inf_{u, v} \{ E(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| + \int_{\Omega} |(f - u - v)|^2 dx / (2\lambda), f = u + v \}$$

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,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,对偶范数等其他方法消除提取纹理时产生的阶梯现象。

3 多尺度分解或者迭代规则化方法

在 BV 空间基本方法上,还能使用多尺度分解或

者迭代规则化方法对医学图像噪声进行去除。例如在多尺度分解方式中, Tadmor^[8]使用迭代全变分方法将噪声图像分解为 $v = u_0 + n_0$ 。同时认为 u_0 中仅包含图像最大尺度上的几何信息,因此继续对 n_0 进行相同分解,得到 $n_0 = u_1 + n_1$, 同样得到仅包含医学图像相对小尺度的几何信息的 u_1 , 而 n_1 具有的几何信息比 n_0 更少。通过不断迭代而获得 $u = u_0 + u_1 + u_2 + \dots + u_k$, 而 u_k 被认为是最小尺度上的噪声残余项。当然权重参数 λ 也随着迭代的进行而得到了 $\lambda, 2\lambda, \dots, 2^k \lambda$ 。

因此得到新的算法:

(1) 初始化尺度 $\lambda = \lambda_0 \quad v = I_0 + n_0$

$$[I_0, n_0] = \arg \min_{v=I+n} \int |DI| + \lambda_0 \int |v(x) - I(x)|^2 dx$$

(2) 连续分解 $n_j = I_{j+1} + n_{j+1}$ 并有

$$[I_{j+1}, n_{j+1}] = \arg \min_{n_j=I+n} \int |DI| + \lambda_0 2^{j+1} \int |n_j(x) - I(x)|^2 dx$$

(3) 通过 k 步分解,我们得到 v 的如下结果:

$$\begin{aligned} v &= I_0 + n_0 = I_0 + I_1 + n_1 = \dots \\ &= I_0 + I_1 + \dots + I_k + n_k \end{aligned}$$

$\sum_{j=0}^k I_j$ 是最后得到的医学图像去噪结果,而 n_k 是噪声残余项。

Tadmor 迭代全变分方法通过使用多尺度分解方法,对不同尺度空间上的结构信息和噪声信息进行分解,将更小尺度上的纹理和细节信息补充回原去噪图像,以达到保留更多纹理细节信息的效果。

4 结论

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。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的医学图像的去噪效果却不太理想。本文介绍分析了三种改进的医学图像去噪技术:第一种是自适应调整参数的全变分方法,在不同尺度空间下去噪,从而保持纹理和细节。第二种将医学图像空间由 BV 空间上升到 G 空间以更加有效描述医学图像纹理和细节,第三种通过多尺度方法分解噪声等方法均能达到在对医学图像去噪中保持更多的纹理和细节。以上方法均达到了一定的去噪效果,但依然有改进的余地,比如在几种方法中均能够对噪声进行估计后进行去噪,或者对 G 空间进行多尺度分解 (下转第 705 页)

- trums of Mono-hepa Tocellular Carcinoma [J]. *Laser & Infrared*, 2007, 37:9.
- [26] ZHIWEI H, ANNETTE M, HARVEY L, *et al.* Near Infrared Raman Spectroscopy for Optical Diagnosis of Lung Canaer [J]. *Int J Cancer*, 2003, 107:1047-1052.
- [27] YAMAZAKI H, KAMIN S, KOHDA E, *et al.* The Diagnosis of Lung Cancer Using 1064nm Excited Near-infrared Multichannel Raman Spectroscopy [J]. *Radiat Med*, 2003, 21(1):1-6.
- [28] 付莉, 刘婉华, 李立祥, 等. 肺癌组织拉曼光谱的统计分析 [J]. *应用激光*, 2007, 12(27):6.
FU Li, LIU Wan-hua, LI Li-xiang, *et al.* Raman Spectroscopic Statistics Analysis on Tissues Lung Cancer [J]. *Applied Laser*, 2007, 12(27):6.
- [29] 李蓉, 周光明, 彭红军, 等. 甲状腺癌组织的傅里叶变换拉曼光谱研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, 26(10):1868-1870.
LI Rong, ZHOU Guang-ming, PENG Hong-jun, *et al.* FT-Raman Spectroscopic Investigation on Hypothyroid Cancer [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2006, 26(10):1868-1870.
- [30] 陈荣, 李步洪, 陈金铠, 等. 激光照射人血液荧光光谱变化的研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2003, 23(4):748-750.
CHEN Rong, LI Bu-hong, CHEN Jin-kai, *et al.* Study on the Change of Blood Fluorescence Spectrum Induced by Laser Irradiation [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2003, 23(4):748-750.
- [31] 姚辉璐, 朱森, 王桂文, 等. 单个鼻咽癌细胞的拉曼光谱分析的研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2007, 27(9):1761-1764.
YAO Hui-lu, ZHU Miao, WANG Gui-wen, *et al.* Study of Raman Spectra of Single Carcinoma of Nasopharynx Cell [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2007, 27(9):1761-1764.
- [32] SHIM M G, SONG L M, MARCON N E, *et al.* Related Articles, Links *in vivo* Near-infrared Raman Spectroscopy: Demonstration of Feasibility during Clinical Gastrointestinal Endoscopy [J]. *Photochem Photobiol*, 2000, 72(1):146-150.

(上接第 684 页) 或者迭代规则化等。我们可以通过对医学图像的 G 空间中分解出的纹理和细节信息进行迭代规则化, 将小尺度的纹理和细节信号代入原始模型进行去噪修正, 进一步克服医学图像去噪过程中对细节和纹理信息的过渡平滑, 以得到更好的去噪结果。

References

- [1] GILLES A, PIERRE K. *Mathematical Problems in Image Processing* [M]. New York: Springer Verlag, 2002:1-34.
- [2] CHAN T F, SHEN J, VESE L. Variational PDE Models in Image Processing [J]. *Notices Amer Math Soc*, 2003, 50:14-26.
- [3] GILBOA G, SOCHEN N, ZEEVI Y Y. Variational Denoising of Partly-textured Images by Spatially Varying Constraints [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(8):2281-2289.
- [4] MEYER Y. *Oscillating Patterns in Image Processing and Nonlinear Evolution Equations* [M]. University Lecture Series Boston, USA: American Mathematical Society, 2001.
- [5] VESE L A, OSHER S J. Modeling Textures with Total Variation Minimization and Oscillating Patterns in Image Processing [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2003, 19(11):553-572.
- [6] OSHER S, SOLE A, VESE L. Image Decomposition and Restoration Using Total Variation Minimization and the H-Norm [J]. *Journal of Multiscale Modeling and Simulation*, 2003, 1(3):349-370.
- [7] AUJOL J F, CHAMBOLLE A. Dual Norms and Image Decomposition Models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 63(1):85-104.
- [8] TADMOR E, NEZZAR S, VESE L. Multiscale Hierarchical Decomposition of Images with Applications to Deblurring, Denoising and Segmentation [J]. *Communications in Math Sciences*, 2008, 6(2):281-307.