

文章编号:1007-2780(2017)04-0294-08

改进离散格子玻尔兹曼方法的图像去噪

于宁宁*

(浙江越秀外国语学院 网络传播学院, 浙江 绍兴 312000)

摘要:为解决生物医学图像处理过程中存在的图像反差低下且噪声污染严重等问题,本文对离散格子玻尔兹曼方法进行改进,提出了一种改进离散格子玻尔兹曼方法的图像去噪算法。算法对分段线性拉伸函数进行构造,并作为 LBM 公式的外力因子,构建演化求解方程,通过调节变化因子 σ ,同步控制图像降噪与反差增强的相关程度,消除降噪与反差增强之间的对立;通过优化平衡分布加权系数,折中扩散方程的求解精度和速度;将边缘特征和迭代步长嵌入松弛因子中,实现医学图像非线性扩散的去噪,解决医学图像处理中的同步降噪与反差增强间的矛盾。仿真实验表明,该算法与其他降噪算法相比,在有效抑制噪声的同时,细节处理更为有效。

关键词: 离散格子玻尔兹曼;图像去噪;外力因子;松弛因子;平衡分布

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20173204.0294

Image denoising based on modified discrete lattice Boltzmann method

YU Ning-ning*

(College of Network Communication, Zhejiang Yuexiu University of Foreign Language,
Shaoxing 312000, China)

Abstract: In order to solve the problem of low image contrast and serious noise pollution in the process of biomedical image processing, a modified lattice Boltzmann method is proposed. The algorithm structures the piecewise linear stretching function, and constructed it as the external force factor of the LBM formula to build the evolution equation. The algorithm adjusts the change factor σ to synchronously control the correlation between image noise reduction and contrast enhancement to eliminate the contrast between noise reduction and contrast enhancement. By optimizing the weighting coefficients of the equilibrium distribution, the solution accuracy and speed of the tradeoff diffusion equation are obtained. The edge feature and the iterative step are embedded in the relaxation factor to realize the non-linear diffusion denoising of the medical image and to solve the contradiction between the synchronous noise reduction and the contrast enhancement in the medical image processing. The simulation results show that the proposed algorithm is more effective than other noise reduction algorithms in suppressing noise effectively.

收稿日期:2016-10-20;修订日期:2016-12-07.

* 通信联系人, E-mail: dingningning1978@sina.com

Key words: discrete lattice Boltzmann method; image denoising; external force factor; relaxation factor; balanced distribution

1 引言

生物医学图像处理缺陷后容易导致工作人员对医学特征的误判,影响后续科研诊断。通过对生物医学图像进行降噪、增强反差,从而增强图像的视觉效果。而图像降噪与反差增强是个对立的观念。若先降噪后反差增强,容易造成医学图像边缘模糊,一旦降噪不充分,反而加重图像的噪声污染;若反差增强后降噪,会无形加大图像噪声污染^[1]。所以,如何有效解决生物医学图像处理中降噪与反差增强矛盾对立问题,妥善兼顾两种方法的优点是生物医学图像处理研究的热点方向之一。

离散格子玻尔兹曼方法^[2](Lattice Boltzmann Method, LBM)是一种不同于传统数值方法的流体计算和建模方法,在图像处理领域逐渐得到推广与应用。文献[3]通过设计分段线性拉伸函数作为格子玻尔兹曼方程的外力项,实现医学图像的同步去噪和反差增强;文献[4]在图像处理中引入LBM滤波,并用无初始化的C-V模型进行分割,从形态特征与纹理特征入手,提取图像中相应的特征参数;文献[5]通过在格子玻尔兹曼各向同性扩散模型的网格点间加入跨膜介质,建立了格子玻尔兹曼各向异性扩散模型,解决了P-M模型存在的灰度“阶越”现象,处理结果具有更高的峰值信噪比;文献[6]在扩散模型基础上,引入跨膜介质,构建各向异性扩散模型,然后模拟热扩散方程的活动轮廓模,建立热量场,通过LBADM模型对图像进行分割获得目标分割边缘;文献[7]提出一种基于格子玻尔兹曼(LB)模型的图像分割方法,该方法引入图像的边缘信息作为LB演化方程的松弛因子,引入区域统计信息作为LB的有源项,二者作为内力和外力共同控制活动轮廓的演化。由此可见离散格子玻尔兹曼方法具有快速便捷、并行处理、精确稳定等优点,是一种很好的PDE(Partial Differential Equations)数值求解机制。本文利用LBM方法的相关优点,提出了一种改进离散格子玻尔兹曼方法的生物医学图像去噪算法。

2 同步降噪增强的外力因子

2.1 直方图均衡化的微分方程

直方图均衡化^[8](Histogram Equalization, HE)的原理是将离散分布灰度的图像转换成直方图均匀分布的图像,从而使得图像更具立体感、层次性,本文采用文献[9]采取公式(1)进行HE方法求解:

$$D = f(d) = (D_{\max} - D_{\min}) \int_{d_{\min}}^d h_d(\eta) d\eta + D_{\min}, \quad (1)$$

其中: D 是反差增强之后的图像, d 是初始图像, $f(\cdot)$ 是灰度转换方法, $\int_{d_{\min}}^d h_d(\eta) d\eta$ 是初始图像的累积直方图。一般性HE求解机制如下:

- (1) 记录初始图像的直方图,推算 $\int_{d_{\min}}^d h_d(\eta) d\eta$;
- (2) 通过公式(1)推导一维数组;
- (3) 依据一维数组,对初始图像进行反差增强操作。

由文献[10]可知,PDE机制可实现HE的求解过程,其PDE的实现形式如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial P(s, t)}{\partial t} = \left[1 - \frac{P(s, t)}{D_{\max}} \right] A_{\text{v}} - A(P(s, t)) \\ P(s, 0) = P_0(s) \end{cases}, \quad (2)$$

其中: $P(s, t)$ 是HE处理之后图像, A_{v} 是域面积的大小, $A(\cdot)$ 是 A_{v} 面积方法。

根据文献[11]对公式(2)优化之后可得:

$$\frac{\partial P(s, t)}{\partial t} = [(D_{\max} - D_{\min})H(P(s, t)) + D_{\min}] - P(s, t). \quad (3)$$

将式(3)转化成一般性表达形式,如下:

$$\frac{\partial P(s, t)}{\partial t} = f(P(s, t)) - P(s, t), \quad (4)$$

其中: $f(\cdot)$ 是可配置的任意灰度转换方法。

2.2 灰度转换处理

图像灰度的分布信息可由直方图中获取,当直方图处于均匀分布状态时图像的视觉效果最优。为了让反差增强之后的图像处理效果达到最

佳状态,本文采取分段线性拉伸的方法作为反差增强因子,详细操作过程如下:

(1)将初始图像的动态区域随机离散地切割成 M 段,尽可能地让任何一段 Φ_m 中的直方图累积和值符合:

$$\sum_{i \in \Phi_m} h(i) \approx 1/M, m \in (1, 2, \dots, M),$$

那么任意子区间内的像素数量均保持一致。

(2)推算各个分段的边缘点:假定第 m 段的起始端使用 $d_1(m)$ 表示,其末端使用 $d_2(m)$ 表示,每个段的起始端是上一个段的末端增加 1,那么:

$$d_1(m) = d_2(m-1) + 1, m \in (1, 2, \dots, M),$$

反差增强之后的图像的末端是:

$$D_2(m) = \frac{m}{M}(D_{\max} - D_{\min}), m \in (1, 2, \dots, M).$$

(3)在平面直角坐标系 (d, D) 中,对全部分段的起始端坐标 $(d_1(m), D_1(m))$ 与末端坐标 $(d_2(m), D_2(m))$ 之间进行线性差值操作:

$$f^{(m)}(k) = D_1(m) + \frac{[D_2(m) - D_1(m) + 1][k - d_1(m)]}{D_2(m) - d_1(m) + 1}, \quad (5)$$

其中: $k = d_1(m), d_1(m) + 1, \dots, d_2(m), m \in (1, 2, \dots, M)$ 。

这里采用公式(5)作为(4)中的任意灰度转换函数。

3 改进 LBM 的图像去噪模型

LBM 是一种流场模拟方法,由离散化的计算网格构成,每个网格的值由粒子分布函数 $P_i (i = 0, 1, \dots, b-1)$ 和扩散量 $c_i (i = 0, 1, \dots, b-1)$ 决定^[5]。基于 LBM 设计出的 $D_a Q_b$ (a 表示空间维度, b 表示方向)机制目前应用最为广泛^[12]。图 1 是 $D_2 Q_5$ 与 $D_2 Q_9$ 的示意图。

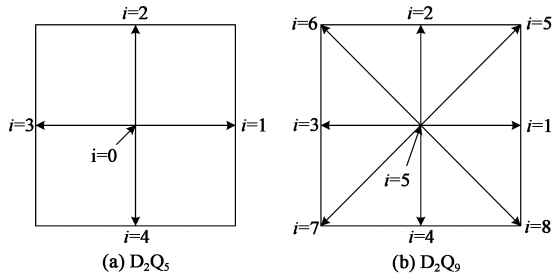


图 1 $D_2 Q_5$ 与 $D_2 Q_9$ 简易示意图

Fig.1 Sketch maps of $D_2 Q_5$ and $D_2 Q_9$

$D_2 Q_5$ 的离散速度向量为:

$$c = \begin{cases} (0, 0), i=0 \\ c(\cos\theta, \sin\theta), \theta = (i-1)\frac{\pi}{2}, i=1, 2, 3, 4 \end{cases} \quad (6)$$

$D_2 Q_9$ 的离散速度向量为:

$$c_i = \begin{cases} (0, 0), i=0 \\ c(\cos\theta, \sin\theta), \theta = (i-1)\frac{\pi}{2}, i=1, 2, 3, 4 \\ \sqrt{2}c(\cos\theta, \sin\theta), \theta = (i-5)\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{4}, i=5, 6, 7, 8 \end{cases} \quad (7)$$

在考虑外力影响情况下,设定 LBM 的微观演化求解公式如下:

$$P_i(s + c_i \Delta t, t + \Delta t) - P_i(s, t) = \omega(P)[P_i(s, t) - P_i^{\text{eq}}(s, t)] + \Delta t F_i(s, t) (i=0, 1, \dots, b-1), \quad (8)$$

其中: $P_i(s, t)$ 为 t 时刻在 s 位置处具有 c_i 速度的粒子密度分布函数, $\omega(P)$ 为松弛因子, P_i^{eq} 为平衡分布函数, $F_i(s, t)$ 表示外力因子。粒子的扩散满足质量守恒定律:

$$P = \sum_{i=0}^{b-1} P_i = \sum_{i=0}^{b-1} P_i^{\text{eq}}. \quad (9)$$

为了简化篇幅确,文章以 $D_2 Q_9$ 为例进行演化推理,根据粒子扩散的对称性, $D_2 Q_9$ 平衡分布函数为^[5,13]:

$$P_i^{\text{eq}} = \begin{cases} (1 - 4\delta_1 - 4\delta_2)P, i=0 \\ \delta_1 P, i=1, 2, 3, 4 \\ \delta_2 P, i=5, 6, 7, 8 \end{cases}, \quad (10)$$

式中: δ_1 和 δ_2 为 $D_2 Q_9$ 平衡分布函数各方向的加权系数, $0 < \delta_1, \delta_2 < 0.25$, $D_2 Q_9$ 所对应的宏观非线性扩散方程为:

$$\partial_t P = \text{div}((2\delta_1 + 4\delta_2)(\frac{1}{\omega(P)} - \frac{1}{2})\nabla P) + F. \quad (11)$$

将上述两小节的内容作为 LBM 模型的外力项:

$$F = \sigma(f(P(s, t)) - P(s, t)). \quad (12)$$

平衡分布函数反映了粒子扩散内部的稳定状态,而松弛因子则会影响粒子扩散的稳态速度,文章将在以下两个小节中设计平衡分布函数和松弛因子,利用优化的平衡分布加权系数,折中扩散方程的求解精度和速度,将边缘特征和迭代步长嵌入松弛因子中,在平缓粒子扩散稳态速度的同时,

实现医学图像非线性扩散的去噪。

3.1 松弛因子

为了平滑噪声的同时保护医学图像的边缘特征,文章利用图像的梯度信息对图像的边缘特征进行估计,而后再将图像的边缘估计嵌入到松弛因子中以达到控制图像各点的控制速度。将图像看作为 m 维欧几里得空间,该空间中点的梯度为:

$$dP = \left(\frac{\partial P^1}{\partial x} dx + \frac{\partial P^1}{\partial y} dy, + \dots + \frac{\partial P^m}{\partial x} dx + \frac{\partial P^m}{\partial y} dy \right). \quad (13)$$

图像欧几里得空间中的范数为:

$$|dP|^2 = (dP, dP) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial P^i}{\partial x} dx + \frac{\partial P^i}{\partial y} dy \right)^2, \quad (14)$$

$$|dP|^2 = (dP, dP) = \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} ST \\ TW \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix}^T A \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中的向量可表示为:

$$\begin{cases} S = (P_x, P_x) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial P^i}{\partial x} dx \right)^2 \\ T = (P_x, P_y) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial P^i}{\partial x} dx \right) \left(\frac{\partial P^i}{\partial y} dy \right) \\ W = (P_y, P_y) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial P^i}{\partial y} dy \right)^2 \end{cases} \quad (16)$$

矩阵 A 的特征向量为:

$$\lambda_{1,2} = (S + W \pm \sqrt{(S - W)^2 + 4T^2}) / 2, \quad (17)$$

任一图像空间中的一点 (x, y) , $|dP|$ 表示图像像素值变化量的平方和,其综合了图像的变化,将 $|\lambda_2 - \lambda_1|$ 作为度量图像变化的量用以估计图像边缘特征。当进行大步长迭代时,为了有效掌控图像扩张速度,使用边缘截止函数:

$$h(|\lambda_2 - \lambda_1|) = 1 - \exp\left(-\frac{3.315}{(|\lambda_2 - \lambda_1|/\varphi)^8}\right), \quad (18)$$

式中:系数 φ 的作用是控制扩散范围,称为平滑阈值。根据公式(11),可以得出 D_2Q_9 模型的松弛因子为:

$$\omega(|\lambda_2 - \lambda_1|) = \frac{2}{1 + \frac{D}{\delta_1 + \delta_2} h(|\lambda_2 - \lambda_1|)}. \quad (19)$$

根据以上松弛因子便可以步长为 D 的非线性扩散方程进行处理图像。

3.2 平衡分布函数

平衡分布函数反映了粒子扩散内部达到稳定状态时的数值。在求解扩散方程时只要使加权系数总和为 1,满足质量守恒定律即可,针对 D_2Q_9 模型只要满足公式(9),设平衡分布函数 P_i^{eq} 与此时的粒子浓度呈线性关系:

$$P_i^{eq} = \eta_0 + \eta P, \quad (20)$$

将式(20)代入公式(9)中可得:

$$P_i^{eq} = \frac{P}{9}. \quad (21)$$

当邻居节点的粒子浓度与中心节点粒子浓度相等时,系统处于平衡,我们将平衡分布函数的选取与扩散状态相一致,使邻居节点与中心节点平衡分布函数的加权系数相等:

$$\delta_1 = \delta_2 = \frac{1}{9}, \quad (22)$$

将式(22)代入公式(19)可得:

$$\omega(|\lambda_2 - \lambda_1|) = \frac{2}{1 + 3Dh(|\lambda_2 - \lambda_1|)}. \quad (23)$$

3.3 本文模型

根据公式(12)可知,LBM 模型的外力项 $F = \sigma(f(P(s, t)) - P(s, t))$,这里设 $F_i = \varphi_i F$,并假设 $F = \epsilon F^{(0)}$,那么 $F_i = \epsilon F^{(0)}$,再根据公式(21)可得:

$$F_i = \varphi_i F = \frac{1}{9} \sigma(f(P(s, t)) - P(s, t)), \quad (24)$$

同时满足:

$$\sum_{i=0}^{b-1} F_i = F, \sum_{i=0}^{b-1} c_i F_i = 0. \quad (25)$$

假设系统在局部小范围内近乎于平衡状态,采用 Chapman-Enskog 多尺度展开^[14]:

$$P_i(s, t) = P_i^{eq}(s, t) + \epsilon P_i^{(1)}(s, t) + O(\epsilon^2), \quad (26)$$

设 $t' = \epsilon t, t'' = \epsilon^2 t, s' = \epsilon s$,其中 ϵ 为小参数的克努森数^[15]。

对公式(8)左端按泰勒展开,省去 $O(\Delta t^3)$,经过一些列推导可得^[16]:

$$\partial_t P(s, t) = \sum_i F_i^{(0)}, \quad (27)$$

$$\partial_t P = \sum_i (\zeta_i - 0.5) \Delta t (c_i c_j \partial_{x_i} \partial_{x_j}) P_i^{(0)}. \quad (28)$$

将式(27) $\times \epsilon + (28) \times \epsilon^2$ 可得偏微分方程:

$$\frac{\partial}{\partial t} P(s, t) = \text{div}(D_{ij} \nabla P) + F, \quad (29)$$

其中: D_{ij} 为扩散张量, 可知:

$$\frac{\partial}{\partial t} = \text{div}(D_{ij} \nabla P) + \sigma(f(P) - P), \quad (30)$$

$$D_{ij} = \sum_i (\xi_i - 0.5) \Delta t \delta_{ie_i} e_j. \quad (31)$$

式(30)为带外力因子的 LBM 宏观公式, $\text{div}(D_{ij} \nabla P)$ 为具有非线性各向异性延伸的降噪模型, $\sigma(f(P) - P)$ 为分段线性拉伸方法主导的直方图均衡化模型, 可应用于图像反差增强, 且降噪与反差增强的变化由参数 σ 控制。

考虑 lattice 的对称性, 假定如下情况:

$$\xi_i(P) = \xi_{i+2}(P) (i=1, 2, 5, 6), \quad (32)$$

将式(32)联合公式(21)可得扩散张量 D_{ij} 为:

$$\begin{cases} D_{ii} = \frac{1}{9} (2\xi_1 + 2\xi_5 + 2\xi_6 - 3) \\ D_{jj} = \frac{1}{9} (2\xi_2 + 2\xi_5 + 2\xi_6 - 3) \\ D_{ij} = D_{ji} = \frac{2}{9} (\xi_5 - \xi_6) \end{cases} \quad (33)$$

为了平滑噪声的同时保护医学图像的边缘特征, 文章设计平衡分布函数和松弛因子, 利用优化的平衡分布加权系数, 折中扩散方程的求解精度和速度, 将边缘特征和迭代步长嵌入松弛因子中, 以达到控制图像各点的控制速度和非线性扩散去噪的目的。同时设计带外力因子的基于 LBM 模型, 实现图像的同步降噪与反差增强功能。

4 仿真实验与结果分析

为了测试不同算法在图像处理效果方面的不同表现, 仿真实验采用 Matlab7.0 在 PC 上 (Intel (R) Core i3-3240 CPU@ 3.4 GHz 4G 内存) 运行实现。

以标准 Lena 图像在不同的反差增强系数 $s_i = (0.1, 0.3, 0.4, 0.7)$ 下, 验证本文算法的有效性, 其实验结果如图 2 所示。

从图 2 实验结果可知, 当反差系数为 0.1 和 0.7 时, 与原图像相比较暗淡, 当反差系数为 0.3 时, 处理后的图像曝光度较高。当反差增强系数为 0.4 时图像视觉效果最佳。

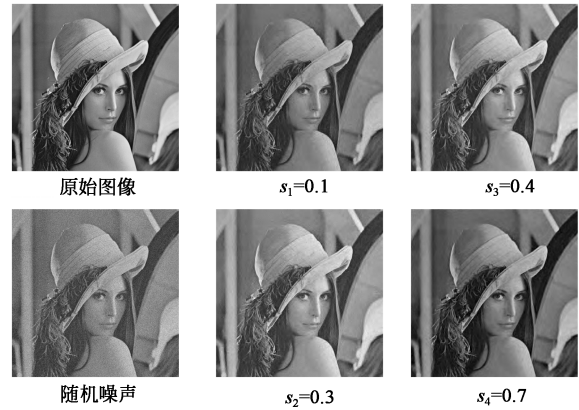


图 2 不同反差增强系数的图像处理效果

Fig.2 Image processing effect on different contrast enhancement coefficient

为了验证本文算法的优越性, 将 TV 去噪增强算法^[17]、文献[18]算法、文献[19]算法与本文算法对生物细胞的显微图像的去噪进行仿真实验。其中, 反差增强系数 $\lambda = 0.5$, 随机噪声平均值为 1, 步长 $C = 3$, 递归次数为 2 次, 方差为 10。实验对比结果如图 3 所示。

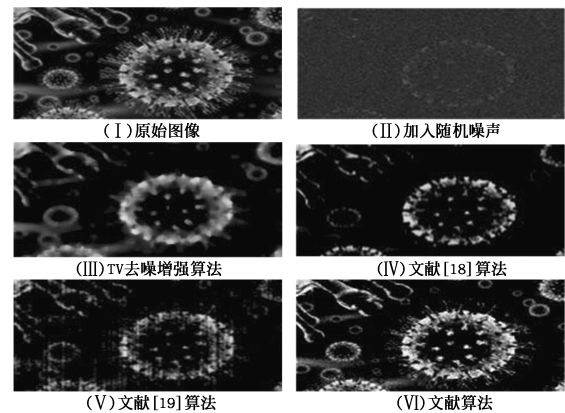


图 3 各算法对生物细胞显微图像的去噪效果

Fig.3 Denoising effects on different algorithms to biological cell microscopic images

从图(3)实验结果可以看出, 4 种算法都能有效的抑制噪声, 较好地提取到了生物细胞的轮廓。TV 去噪增强算法在去噪后所提取的生物细胞不够平滑, 视觉上较差, 出现了虚影; 文献[18]算法在细节处理上较为欠缺, 在抑制噪声的同时将原图像中的一些细节模糊丢失了; 文献[19]算法能较好保留原图中的细节, 但是细节区域出现了竖纹伪影; 本文算法较好地抑制了噪声, 在平滑噪声的同时保护细胞图像的边缘特征, 提取的细胞轮

廓清晰,细节处理也较为恰当,视觉上较为接近于原图。

将上文3种算法与本文算法对脑部核磁共振图像进行仿真实验,图像大小 $512 \times 512 \times 25$ 。其中,反差增强系数 $\lambda=0.2$,高斯噪声标准差为30,步长 $C=3$,递归5次。实验结果如图4所示。

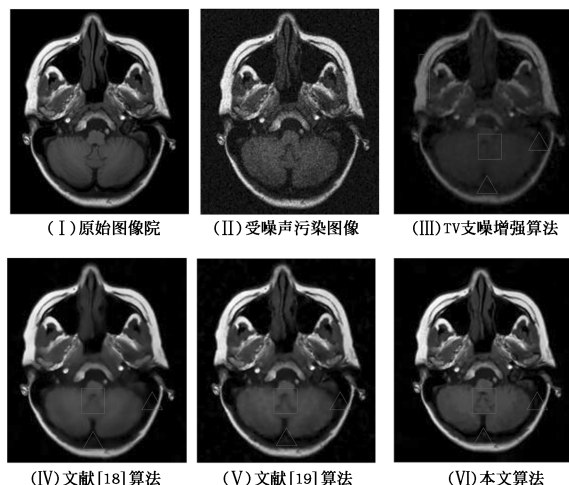


图4 各算法对脑部核磁共振图像的去噪效果

Fig.4 Denoising effects on different algorithms to brain magnetic resonance images

从图4实验结果可以看出,4种算法都能有效抑制噪声,较好地提取到了脑部核磁共振的大体图像,区别主要体现在细节的处理上。TV去噪增强算法在对图像去噪后所得的效果较为模糊,特别是对类似于(III)中长方形区域的处理较为暗淡,正方形和三角形等细节不能很好的去噪,以至于结果不清晰;文献[18]算法、文献[19]算法和本文算法对噪声图像的处理效果比TV去噪增强算法要好,较好地提取到了脑部核磁共振的轮廓,但本文算法在正方形和三角形所标注区域的细节处理上更为细腻和清晰,这是由于本文算设计带外力因子,在实现图像降噪的同时,对局部区域进行反差增强,将边缘特征和迭代步长嵌入在松弛因子中,控制着图像各点的非线性扩散去噪。

峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)用来评价图像优劣化的程度^[20],其公式如下:

$$\text{PSNR} = -10 \log \left(\sum_x \frac{(P(x, N) - P(x))^2}{255^2} \right), \quad (34)$$

其中: $P(x)$ 是未经过噪声污染的初始图像, $P(x, N)$ 是 N 次递归操作之后的图像。本文从脑部核磁共振图像库中下载一组脑部核磁共振图像作为测试图像,噪声图像是由标准脑部核磁共振测试图像加上标准差为 α 高斯白噪声构成,仿真实验取5次平均值。在不同的噪声标准差下4种算法对应的PSNR值如图5所示。

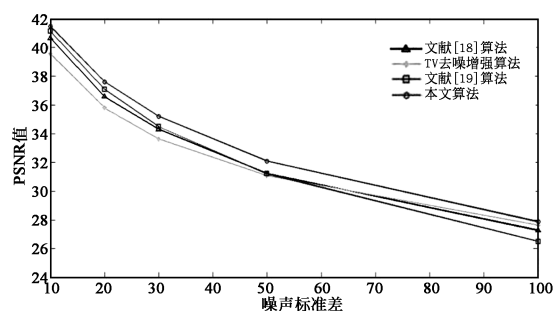


图5 不同算法的PSNR对比

Fig.5 Contrasts of different algorithms to PSNR

从图5的PSNR折线图可知,4种算法在低高斯噪声标准差下能得到较好的去噪效果,文献[18]算法、文献[19]算法和本文算法要比TV去噪增强算法稍好,但随着高斯噪声标准差增大,本文算法的PSNR值一直高于其他3种算法的PSNR值,表明本文算法的图像处理效果始终优于其他3种算法。

5 结 论

本文利用LBM方法的精确稳定及高效优化等特点,提出了一种改进离散格子玻尔兹曼方法的生物学图像去噪算法,算法对分段线性拉伸函数进行构造,并作为LBM公式的外力因子,构建演化求解方程,通过调节变化因子 σ ,同步控制图像降噪与反差增强的相关程度,消除降噪与反差增强之间的对立,通过优化平衡分布加权系数,折中扩散方程的求解精度和速度,将边缘特征和迭代步长嵌入松弛因子中,实现医学图像非线性扩散的去噪,解决医学图像处理中的同步降噪与反差增强间的矛盾。然而算法仍存在部分细节问题,如参数选取不能自适应、参数种类较复杂等问题,需进一步研究完善。

参考文献:

- [1] 韩红伟, 苗加庆. 基于 WFCM 算法在 MRI 图像分割中的应用[J]. 现代电子技术, 2015, 38(6): 90-93.
HAN H W, MIAO J Q. Application of an improved WFCM-based algorithm in MRI image segmentation [J]. *Modern Electronics Technique*, 2015, 38(6): 90-93. (in Chinese)
- [2] 温军玲, 严壮志, 蒋皆恢. 一种区域统计信息的格子波尔兹曼图像分割模型[J]. 应用科学学报, 2016, 34(1): 49-57.
WEN J L, YAN Z Z, JIANG J H. A lattice Boltzmann model with statistic region information for image segmentation [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2016, 34(1): 49-57. (in Chinese)
- [3] 温军玲, 严壮志, 林笑曼. 格子波尔兹曼方法的医学图像同步去噪增强算法[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(9): 2197-2200.
WEN J L, YAN Z Z, LIN X M. Synchronization algorithm for denoising and enhancement of medical image based on lattice Boltzmann method [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2013, 34(9): 2197-2200. (in Chinese)
- [4] 宋茜, 严壮志, 周志崇, 等. 基于 BI-RADS 的超声乳腺图像的计算机辅助诊断研究[J]. 生物医学工程学进展, 2009, 30(1): 9-13.
SONG Q, YAN Z Z, ZHOU Z C, *et al.* Computer-aided diagnosis of breast ultrasound image based on BI-RADS [J]. *Progress in Biomedical Engineering*, 2009, 30(1): 9-13. (in Chinese)
- [5] 陈玉, 严壮志, 钱跃斌. 基于格子波尔兹曼模型的图像去噪[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 574-580.
CHEN Y, YAN Z Z, QIAN Y H. The lattice Boltzmann method based image denoising [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(3): 574-580. (in Chinese)
- [6] 滕刚, 陈玉, 吴倩. 基于元胞自动机各向异性扩散模型的图像分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(16): 3666-3669.
TENG G, CHEN Y, WU Q. Image segmentation based on lattice Boltzmann anisotropic diffusion model [J]. *Computer Engineering and Design*, 2010, 31(16): 3666-3669. (in Chinese)
- [7] 温军玲, 严壮志, 孙玉彪, 等. 集成边缘和区域信息的格子波尔兹曼模型图像分割[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2013, 34(6): 687-692.
WEN J L, YAN Z Z, SUN Y B, *et al.* Image segmentation of integrated edge and region information by lattice Boltzmann model [J]. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2013, 34(6): 687-692. (in Chinese)
- [8] 吴桑, 彭良玉. 基于小波变换的图像增强新算法[J]. 现代电子技术, 2013, 36(4): 89-91.
WU S, PENG L Y. New image enhancement algorithm based on wavelet transform [J]. *Modern Electronics Technique*, 2013, 36(4): 89-91. (in Chinese)
- [9] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理中的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
WANG D K, HOU Y Q, PENG J Y. *Partial Differential Equation Methods on Image Processing*[M]. Beijing: Science Press, 2008.
- [10] 陈颖, 彭进业, 王大凯, 等. 基于 PDE 的图像去噪和反差增强同步算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(23): 224-226.
CHEN Y, PENG J Y, WANG D K, *et al.* Synchronization algorithm of image denoising and contrast enhancement based on PDE [J]. *Computer Engineering*, 2009, 35(23): 224-226. (in Chinese)
- [11] 韩希珍, 陈朝东, 赵健. 基于 PDE 的非线性图像去噪与增强[J]. 液晶与显示, 2011, 26(1): 111-115.
HAN X Z, CHEN C D, ZHAO J. Nonlinear image de-noising and enhancement based on PDE [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(1): 111-115. (in Chinese)
- [12] 刘作楚, 陈翰林, 鲜大权. 基于格子波尔兹曼的图像修复模型研究[J]. 西南科技大学学报, 2013, 28(2): 64-68.
LIU Z C, CHEN H L, XIAN D Q. Study of lattice Boltzmann method based image inpainting [J]. *Journal of Southwest University of Science and Technology*, 2013, 28(2): 64-68. (in Chinese)
- [13] CHANG Q S, YANG T. A lattice Boltzmann method for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(12): 2797-2802.
- [14] LYSAKER M, LUNDERVOLD A, TAI X C. Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time [J]. *IEEE Transactions on Image Process-*

- ing, 2003, 12(12): 1579-1590.
- [15] KE J, HOU Y Q, WANG D K, *et al.* An improved algorithm for shape preserving contrast enhancement [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(1): 214-219.
- [16] YANG M, ZHANG L, FENG X C, *et al.* Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Barcelona: IEEE, 2011: 543-550.
- [17] 贾迪,董娜,孟祥福,等.基于矢量扩散控制的图像同步去噪增强方法[J].*计算机工程*,2014,40(6):230-233.
JIA D, DONG N, MENG X F, *et al.* Synchronization method of image denoising and enhancement based on vector diffusion control [J]. *Computer Engineering*, 2014, 40(6): 230-233. (in Chinese)
- [18] 肖贵仁,谢芳森,胡海江.改进型 Q-NLM 算法在医学图像去噪中的应用[J].*计算机工程与应用*,2015,51(10):174-176, 181.
XIAO G R, XIE F S, HU H J. Advanced Q-NLM algorithm application in medical image denoising [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(10): 174-176, 181. (in Chinese)
- [19] LIN X B, QIU T S. Denoise MRI images using sparse 3D transformation domain collaborative filtering [C]//*Proceedings of the 2011 4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*, Shanghai: IEEE, 2011: 233-236.
- [20] 刘巧红,李斌,林敏.结合复方向滤波器组高斯尺度混合模型及非局部均值滤波的图像去噪[J].*光学精密工程*, 2014,22(10):2806-2814.
LIU Q H, LI B, LIN M. Image denoising with dual-directional filter bank GSM model and non-local mean filter [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(10): 2804-2814. (in Chinese)

作者简介:于宁宁(1978—)女,山东烟台人,硕士,讲师,研究方向:图像处理与模式识别。E-mail: dingningning1978@sina.com