

基于 NL-Means 的双水平集脑部 MR 图像分割算法

唐文杰 朱家明 徐 丽

(扬州大学信息工程学院 江苏 扬州 225127)

摘 要 针对脑部 MR 图像中通常伴有灰度不均、高噪声的缺点,且传统水平集无法有效分割的问题,提出了一种基于 NL-Means 的双水平集算法。首先,利用改进型 NL-Means 算法对带有噪声的医学图像进行去噪处理,再通过双水平集算法对图像进行分割,提取多目标区域,为了去除医学图像中灰度不均对分割效果的影响,所提算法引入了偏移场拟合项,进一步改进了双水平集模型,进而对去噪图像分割效果进行了优化处理。实验结果表明,所提算法能有效地解决灰度不均与高噪声的问题,能够将伴有灰度不均的高噪声脑部 MR 图像完全分割出来,从而获得预期的分割效果。

关键词 医学图像, NL-Means, 双水平集, 偏移场矫正

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Double Level Set Algorithm Based on NL-Means Denoising Method for Brain MR Images Segmentation

TANG Wen-jie ZHU Jia-ming XU Li

(School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225127, China)

Abstract This paper proposed a novel double level set algorithm based on NL-Means denoising method for brain MR image segmentation, which has a large amount of noise and complicated background, and cannot be separated completely by traditional level set. First of all, this algorithm gets the denoised image by analyzing the image with NL-Means denoising method. Then, the algorithm identifies denoised image by segmenting the analyzed results in terms of improved double level set model. In order to deal with the effect of intensity inhomogeneities on the medical image, the algorithm introduces a bias fitting term into the improved double level set model and optimizes the denoising method result. The experimental result shows that the algorithm can reduce the problems of intensity inhomogeneities and noise, can separate brain MR image including intensity inhomogeneities and noise completely, and can obtain the expected effect of segmentation.

Keywords Medical image, NL-Means, Double level set, Bias correction

目前,医学图像分割中,基于能量的几何式活动轮廓模型(GAC)^[1]数值实现简单,稳定性好,无需以参数化方式描述曲线运动状态,并且可以适应曲线拓扑结构的变化。Vese 等^[2]于 2002 年提出了基于变分法和简化式 Mumford-Shah 模型的多相水平集方法,用 N 个水平集表示 2^N 个区域。但对于脑部 MR 图像,在数字化和传输过程中,由于受到成像设备和外部环境噪声干扰等影响,图像带有噪声;受射频场的不均匀性、MR 设备本身不同组织之间的差异性和组织的容积效应等影响,图像灰度不均匀^[3],直接运用多相水平集模型进行分割的结果并不理想。

针对脑部 MR 图像灰度不均的问题,文献^[4]基于双水平集(Double level set, DCV)模型的优点,在传统 DCV 中引入偏移场能量项。

针对脑部 MR 图像高噪声的问题,许多学者做了大量研究。Efros 等^[5]于 1999 年使用非局部相似性来合成纹理、填补图像中的小洞,该算法以在相似组块选择上花费大量的时间为代价来获取一个好的去噪结果。Zheng 等^[6]于 2010 年提出了基于 2 维主成分分析(2-dimensional Principal Compo-

nent Analysis, 2DPCA)的非局部滤波算法,虽然该方法能得到一个好的去噪结果,但是算法复杂度较高。本文提出了一种基于改进型 2DPCA 的 NL-Means 去噪算法,该算法直接通过 2DPCA 提取特征值来计算权重,同时方向信息也被用于确定权重项。

针对脑部 MR 图像灰度不均与高噪声的问题,本文引入改进型 NL-Means 算法去噪,并基于双水平集模型的优点,在传统 DCV 中引入偏移场能量项,提出了基于 NL-Means 的双水平集算法的脑部 MR 图像分割。

1 改进型 NL-Means 去噪算法

1.1 NL-Means 算法

设定一个有界域 $\Omega \subset R^2$, NL-Means 算法方程为:

$$I_i = \sum_{j \in \Omega} \omega(i, j) I_j^0 \quad (1)$$

$$\omega(i, j) = \frac{\exp(-\|I^0(f_i^t) - I^0(f_j^t)\|_2^2/h)}{C(i)} \quad (2)$$

其中, I 和 I^0 分别表示去噪图像和噪声图像; i 和 j 分别为图像 I 和 I^0 的指数; $\omega(i, j)$ 表示每一对像素块之间相似度的权

本文受国家自然科学基金(61273352, 61573307, 61473249, 61473250)资助。

唐文杰(1992-),男,硕士,主要研究方向为图像处理与分析, E-mail: tangwenjie1992@163.com;朱家明(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能与自适应控制及图像处理研究;徐 丽(1994-),女,硕士,主要研究方向为数字图像处理。

值系数; f_i^l 表示中心为 i 、大小为 $l \times l$ 的方块; $\|\cdot\|_2^2$ 表示权重为 0 均值、方差为 σ 的高斯函数的欧几里德距离。

1.2 基于 2DPCA 的改进型 NL-Means 算法

传统的 NL-Means 去噪算法通常包括两个步骤:相似组块的选择和 NL-Means 算法计算,该算法总是以在相似组块选择上花费大量的时间为代价来获取一个好的去噪结果。

另外,图像组块的均值、方差和梯度方向等特征不能非常好地表示图像组块,拥有相同均值和方差的两个图像组块通常有着不同的图像结构。并且,噪声会严重影响梯度方向,因此均值、方差、梯度方向等特征并不可靠。

PCA 是一种经典的特征提取和数据表示技术。与 1DPCA 不同,2DPCA 不需要预先把矩阵转换成向量形式来进行特征提取,如式(3)所示:

$$Y_i = \frac{1}{l} \sum (f_i^l - \tilde{f}^l)^T (f_i^l - \tilde{f}^l) \quad (3)$$

基于 2DPCA,我们可以获取每一个图像组块 f_i^l 的特征矩阵 Y_i 。当前图像以像素 i 为中心的图像组块和另一幅图像以像素 j 为中心的图像组块之间的相似距离为:

$$S_{i,j} = S(f_i^l, f_j^l) = \sum_{k=1}^d \|y_i^k - y_j^k\| \quad (4)$$

其中, $\|y_i^k - y_j^k\|$ 表示主要组成向量 y_i^k 和 y_j^k 的欧几里德距离。 $S_{i,j}$ 越小表示两个图像组块之间的相似度就越高,反之亦然。

然后,通过相似距离进行 NL-Means 算法计算:

$$I_i = \frac{\sum_{j \in S_i} W(i,j) I_j^0}{\sum_{j \in S_i} W(i,j)} \quad (5)$$

$$W(i,j) = \exp\left(\frac{aS_{i,j} + bd_{i,j}}{h}\right) \quad (6)$$

其中, $W(i,j)$ 为权值项,由相似距离 $S_{i,j}$ 和方向相似度 $d_{i,j}$ 计算得出, a 和 b 为调节参数, $d_{i,j}$ 用于测量图像组块的方向相似度,如式(7)所示:

$$d_{i,j} = d(v_i^l, v_j^l) = \frac{(\sum_i v_i^l - \sum_j v_j^l)^2}{l^2} \quad (7)$$

其中, v_i^l 表示位置 i 处的方向信息,可以通过结构张量的最小特征值对应的特征向量计算得出。

式(6)中, h 是一个敏感参数,根据文献[7],其计算式如下:

$$h = \beta \sigma^2 \quad (8)$$

$$\sigma = \frac{\sum_{i \in \Omega} \epsilon_i^2}{N}$$

$$\epsilon_i = (2I_i^0 - (I_{i+(1,0)}^0 + I_{i+(0,1)}^0)) / \sqrt{6}$$

其中,低噪声下, β 取 0.7;高噪声下, β 取 1。

1.3 改进型 NL-Means 算法的性能分析

图 1 是 NL-Means 算法、基于 2DPCA 的 NL-Means 算法与本文去噪算法的去噪效果图,原始图像为 Lena 图像,噪声图像为原始图像加 2% 的高斯噪声。

由图 1 可知,经本文算法去噪后所得到的效果图可以在保留噪声图像细节信息的同时大幅降低图像的噪声干扰,效果优于传统 NL-Means 算法。表 1 列出了 NL-Means 算法、基于 2DPCA 的 NL-Means 算法与本文去噪算法的去噪效果图的峰值信噪比(PSNR)。



图 1 Lena 图

表 1 各算法在 Lena 图像上的峰值信噪比(PSNR=22.76)

(单位:db)	
方法	信噪比
NL-Means 算法	30.55
基于 2DPCA 的 NL-Means 算法	31.96
本文去噪算法	33.63

2 改进型双水平集模型

2.1 双水平集模型描述

Vese 等根据 Mumford-Shah 模型,提出了基于变分法与梯度下降流的多项水平集 Chan-Vese 模型。该模型用 N 个水平集表示 2^N 个区域,可以避免多个水平集函数的重叠,实现多目标多区域的分割。

本文模型采用双水平集进行四相分割,定义水平集函数 ϕ_1 和 ϕ_2 分割 4 个区域。互不重叠的 4 个区域分别为: $\{\phi_1 > 0, \phi_2 > 0\}$, $\{\phi_1 > 0, \phi_2 < 0\}$, $\{\phi_1 < 0, \phi_2 > 0\}$, $\{\phi_1 < 0, \phi_2 < 0\}$,如图 2 所示。

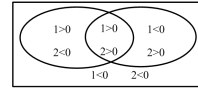


图 2 四相分割区域划分图

定义能量函数如式(9)所示:

$$\epsilon(\phi) = E_1^{CV} = \int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) H_{\epsilon}(\phi_2) (I - c_1)^2 dx dy + \int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) (I - c_2)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) H_{\epsilon}(\phi_2) (I - c_3)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) (I - c_4)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} \|\nabla H(\phi_1)\| dx dy + \mu \int_{\Omega} \|\nabla H(\phi_2)\| dx dy \quad (9)$$

其中, E_1^{CV} 为双水平集能量函数。4 个区域的灰度均值 $\{C_1, C_2, C_3, C_4\}$ 的迭代更新式如下:

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) H_{\epsilon}(\phi_1) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy}$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi_1) (1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy}$$

$$c_3(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y)(1 - H_{\epsilon}(\phi_1))H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1))H_{\epsilon}(\phi_2) dx dy}$$

$$c_4(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y)(1 - H_{\epsilon}(\phi_1))(1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi_1))(1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) dx dy} \quad (10)$$

根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_1) \{ \mu \cdot \text{div}(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|}) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_2) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2)(1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) \}$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_2) \{ \mu \cdot \text{div}(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|}) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2)(1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) \} \quad (11)$$

Li 提出在能量函数 $\epsilon(\phi)$ 中增加能量惩罚项 $p(\phi)$ 。

$$p(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi_1| - 1)^2 dx dy + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi_2| - 1)^2 dx dy \quad (12)$$

能量惩罚项有着约束的作用,能够使水平集在演化过程中保持水平集函数为符号距离函数,因此在每一次迭代过程中无需重新对水平集进行初始化,大大减少了算法的计算量和时间复杂度。更新能量函数如下:

$$\epsilon(\phi) = E_4^{CV} + v p(\phi) \quad (13)$$

其中, v 为能量惩罚项的系数。在不考虑图像数据项的作用下,根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = v[\Delta \phi_1^2 - \text{div}(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|})]$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = v[\Delta \phi_2^2 - \text{div}(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|})] \quad (14)$$

2.2 偏移场的拟合

在之前的工作中已经详细介绍了偏移场拟合的过程。本文引入水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 来表示图像的不同区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^4$,图像的4个区域分别可以用水平集函数表示为 $M_1 = H(\phi_1)$, $M_2 = H(\phi_1)(1 - H(\phi_2))$, $M_3 = (1 - H(\phi_1))H(\phi_2)$, $M_4 = (1 - H(\phi_1))(1 - H(\phi_2))$ 。令:

$$e_i(x) = \int_{\Omega} K(y - x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy \quad (15)$$

能量方程可以写成:

$$J(\phi) = \int \sum_{i=1}^4 e_i(x) M_i(\phi(x)) dx \quad (16)$$

在不考虑图像数据项和能量惩罚项的作用下,根据欧拉拉格朗日方程和梯度下降流,可求得两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = -\delta(\phi_1)(e_1 + e_2 - e_3 - e_4) \quad (17)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = -\delta(\phi_2)(e_1 + e_3 + e_2 + e_4)$$

更新能量函数如下:

$$\epsilon(\phi) = E_4^{CV} + v p(\phi) + J(\phi) \quad (18)$$

模型边界特征由梯度信息表示:

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma}(x, y) * u(x, y)|^p}, p \geq 1 \quad (19)$$

两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程更新如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_1) \{ \mu \cdot \text{div}(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|}) + \mu [g \nabla \cdot (\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|}) + \frac{\nabla g \cdot \nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|}] - (e_1 + e_2 - e_3 - e_4) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_2) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2)(1 - H_{\epsilon}(\phi_2)) \} + v[\Delta \phi_1^2 - \text{div}(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|})]$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi_2) \{ \mu \cdot \text{div}(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|}) + \mu [g \nabla \cdot (\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|}) + \frac{\nabla g \cdot \nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|}] - (e_1 + e_3 + e_2 + e_4) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\epsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2)(1 - H_{\epsilon}(\phi_1)) \} + v[\Delta \phi_2^2 - \text{div}(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|})] \quad (20)$$

2.3 算法流程

算法的具体步骤如下:

- (1) 读取待处理图像,利用改进的 NL-Means 算法进行降噪处理,获取去噪图像;
- (2) 利用改进水平集算法对去噪图像进行分割,得出最终的分割效果图。

3 实验仿真与评估

本文实验环境: MATLAB 2014a, CORE i3 CPU 2.10 GHz,内存 4GB, Windows 7。

实验中的参数设置为:能量惩罚项系数 $v=1$,长度能量项系数 $\mu=0.001 * 255^2$,时间步长 $\Delta t=0.01$,水平集函数迭代30次。

为了比较本文算法与传统 DCV 算法得到的分割效果精确度,本文选用了3幅脑部 MR 图像进行分析,每幅图像均加上2%的高斯噪声。图3是3幅脑部 MR 图像的分割效果图。

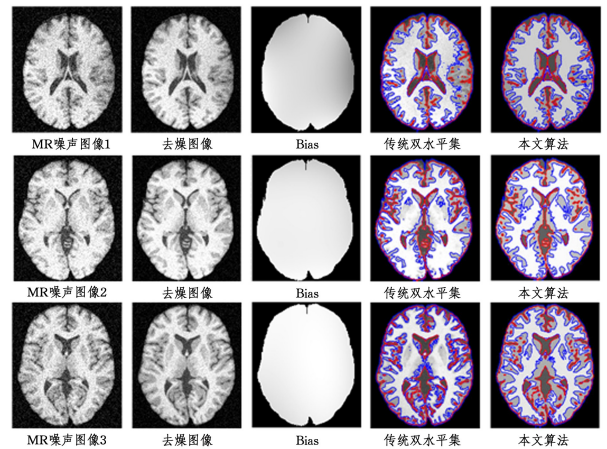


图3 脑部 MR 图像的分割效果图

从图3可以看出,本文去噪算法可以有效减少 MR 图像中的噪声干扰。在图像伴有噪声且信息量与偏移场干扰增大时,由于脑部灰质与白质的边缘灰度值接近,弱化了边缘,导致分割效果图中灰质部分不能完全分割出来,被白质部分同化,且随着偏移场的增大,传统 DCV 算法的分割效果变差,无法有效地处理干扰信息,从而无法提取出有效的区域目标。

本文算法在分割时,先通过改进型 NL-Means 算法进行预降噪处理,再结合偏移场矫正,虽然图像的偏移场与需要处

(下转第 277 页)

了基础,具有较好的应用价值。

参 考 文 献

- [1] 王德明,王桂宝,张广明,等.基于激光轮廓扫描仪的钢轨磨耗检测系统[J].仪表技术与传感器,2015(10):90-91.
- [2] 陈坤.便携式钢轨磨耗检测系统的研究[D].长沙:中南大学,2007:1-8.
- [3] JIN W R,ZHAN X Q,JIANG B H. Non-contact Rail-Wear Inspecting System Based on Image Understanding [C]// Proceeding of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics And Automation. Harbin,2007:3854-3858.
- [4] 郑树彬,柴晓冬,安小雪,等.基于动态模板的钢轨磨耗测量方法研究[J].中国铁道科学,2013,23(2):7-11.
- [5] 占栋,于龙,邱存勇,等.钢轨轮廓测量中的车体振动补偿问题研究[J].仪器仪表学报,2013,34(7):1625-1632.
- [6] 张秀峰.小型钢轨损伤自动检测装置的开发[J].大连民族大学学报,2016,18(3):217-220.
- [7] 徐会杰,刘启宾,彭华,等.基于轨轮接触的高速铁路钢轨磨耗量[J].北京交通大学学报(自然科学版),2014,38(3):44-49.

- [8] 孟佳,高晓蓉.钢轨磨耗检测技术的现状与发展[J].铁道技术监督,2005(1):34-36.
- [9] 常治学,王培昌,逢凌滨,等.基于抛物线拟合的十字激光图像像脊边缘检测[J].光电工程,2009,36(9):93-97.
- [10] 苑玮琦,荆澜涛,林森,等.基于分类区分度和相关性的手形特征选择方法[J].仪器仪表学报,2013,34(8):1787-1794.
- [11] BOGDAN M, FITA S. Measurement of the Geometry of the Transverse Cross-section of a railway[J]. Measurement Science Review,2003(3):747-751.
- [12] 王伟华,孙军华,刘震,等.钢轨磨耗动态测量结构光条纹中心提取算法[J].激光与红外,2010,40(1):87-90.
- [13] JIN W R,ZHANG X Q,JIANG B H. Non-Contact Rail-wear Inspecting System Based on Image Understanding [C]// Proceeding of the 2007 IEEE, International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin,2007:3854-3858.
- [14] 李立明,柴晓冬,郑树彬.基于图像处理的轨道轮廓提取算法[J].上海工程技术大学学报,2009,23(2):170-174.
- [15] 高晓蓉,王黎,赵全柯,等.线阵 CCD 传感器检测铁路轨道不平顺状态[J].光电工程,2002,29(3):50-53.

(上接第 258 页)

理的信息量增大,但本文算法依旧能够处理噪声与灰度不均的现象,降低图像的噪声干扰,强化原始图像的弱边缘,准确地分割出不同的区域,证明了本文算法的鲁棒性。为了科学地判断医学图像的分割结果,本文采用 Jaccard similarity(JS)指标来定量分析分割精度:

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (21)$$

其中, S_1 表示分割算法分割出的结果, S_2 表示真实的分割结果。判断标准为指标越高,算法的分割效果就越好。本文算法与传统水平集算法的 JS 指标如表 1 所列。从表 1 可以得出,本文算法的分割效果优于传统 DCV 分割算法。

表 2 两种算法的 JS 指标

(单位:%)

图像	组织	分割算法	
		DCV 算法	本文算法
医学图像 1	白质	80	92
	灰质	72	88
医学图像 2	白质	77	90
	灰质	71	86
医学图像 3	白质	75	89
	灰质	70	85

结束语 针对医学图像灰度不均、高噪声的现象,本文引入改进型 NL-Means 算法进行去噪,以降低噪声对图像的干扰;并基于 DCV 模型的优点,在传统 DCV 中增加能量惩罚项,避免了水平集迭代过程中重新初始化的问题;针对医学图像中存在的灰度不均及弱边缘的问题,引入偏移场拟合思想,消除了弱边缘的影响。实验表明,较传统的 DCV 模型,本文提出的基于 NL-Means 的双水平集算法,在分割灰度不均且高噪声的脑部 MR 图像时具有更强的抗噪性,并能消除灰度不均及弱边缘对图像分割的影响。

参 考 文 献

- [1] AUJOL J F, CHAN T F. Combining geometrical and textured information to perform image classification[J]. Journal of Visual

Communication and Image Representation, 2006, 17(5): 1004-1023.

- [2] VESE L A, CHAN T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [3] 詹天明, 韦志辉, 张建伟, 等. 脑 MR 图像分割和偏移场矫正的耦合水平集模型[J]. 中国图象图形学报, 2011(11): 2017-2023.
- [4] 唐文杰, 朱家明, 张辉. 多分辨率双水平集医学图像分割算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(S2): 189-192.
- [5] EFROS A A, LEUNG T K. Texture synthesis by non-parametric sampling [C]// The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999, 2: 1033-1038.
- [6] ZHENG Y H, WEN X Z, TIAN W. 2DPCA based nonlocal means filter [C]// 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE, 2010: 996-999.
- [7] Boulanger J, Kervrann C, Boutheimy P. Adaptive spatio-temporal restoration for 4D fluorescence microscopic imaging [C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2005). 2005: 893-901.
- [8] QIAN S, WENG G. Medical image segmentation based on FCM and Level Set algorithm [C]// IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science. IEEE, 2017: 225-228.
- [9] WANG H, ZHUO Z, WU J, et al. Self-adaptive level set methods combined with geometric active contour [C]// IEEE International Conference on Signal and Image Processing. IEEE, 2017: 578-581.
- [10] LI B N, CHUI C K, CHANG S, et al. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation [J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.
- [11] ZHANG X W, MA F C, HAO P F, et al. Mechanical behavior of pathological and normal red blood cells in microvascular flow based on modified level-set method [J]. Science China (Physics, Mechanics & Astronomy), 2016, 59(1): 72-80.