

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902622

基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪*

净亮 邵党国 相艳 马磊 熊馨 杨朝强 袁野

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘要:医学超声图像在成像过程中由于超声散射回波的相互干涉,导致所成图像中出现难以与器官、组织等人体结构区分的斑点噪声,给后期的临床诊断和图像后续处理带来了极大的不便。针对超声图像中的斑点噪声,提出了一种基于支持向量机(SVM)的自适应均值滤波超声图像降噪模型。该方法利用SVM的分类特性,将超声图像中的噪声信号和非噪声信号作出区分,再将SVM的分类结果和均值滤波相结合去对噪声图像进行去噪。这样可以保证医学含噪图像的组织区域和细节特征做到最大保留,噪声区域获得最大的平滑处理。在实验部分,通过对物理体膜和人体超声肝脏图像分别进行实验,结果表明,该方法可以有效抑制并降低超声图像中的斑点噪声,并保留了其边缘特征,使得去噪图像的信噪比显著增加,是一种有效的医学超声图像降噪方法。

关键词: 超声图像; 自适应滤波; 支持向量机; 斑点噪声抑制

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Adaptive mean filtering ultrasonic image denoising based on support vector machine

Jing Liang Shao Dangguo Xiang Yan Ma Lei Xiong Xin Yang Zhaoqiang Yuan Ye

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Due to the mutual interference of the ultrasonic scattering echoes in the imaging process, it may cause speckle noise in the formed medical ultrasonic images and it is difficult to distinguish from the human body structure, such as organ, tissue, etc, so that bringing about complications to the later clinical diagnosis and image subsequent processing. In order to process the speckle noise in ultrasound images, a noise reduction model is proposed for adaptive average-filtering ultrasound image based on support vector machine (SVM). The method uses the classification characteristics of SVM to distinguish the noise signal and the non-noise signal in the ultrasound image, then combines the SVM classification result and the average-filtering to denoise for the noise image. This operate can ensure the tissue area and detail characteristic of the medically noisy image are maximumly retain while the noise area is maximumly smooth. In the experimental part, the method used on the physical body membrane and human ultrasound liver image respectively. The results show that the proposed method can effectively suppress and reduce the speckle noise in the ultrasound image, and retain its edge features, and the signal-noise ratio of denoised image is increased. It can prove that the proposed method is useful for medical ultrasound image denoising.

Keywords: ultrasound image; adaptive filtering; support vector machine; speckle noise suppression

0 引言

现代医学影像技术主要有 X 射线 (X-ray)、CT (computed tomography)、核磁共振 (magnetic resonance

imaging, MRI)^[1], 其具有对人体无辐射、成像速度快、操作简单等特点, 广泛应用于医学检查和临床诊断^[2]。由于成像机制等因素的影响, 医学超声成像过程中特有的斑点噪声不但降低了图像的质量, 而且严重影响了图像的人工判读和后续处理。因此, 去除和降低超声图像中

收稿日期: 2019-09-29 Received Date: 2019-09-29

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61462054, 61732005, 61672271, 61741112)、云南省自然科学基金 (2017FB098)、国家博士后面上科学基金 (2016M592894XB)、云南省科技厅 (2015FB135)、云南省重大科技项目 (2018ZF017) 资助

的散斑噪声是医学图像处理领域的一个重要问题^[3]。为了有效的去除降低图像中的斑点噪声,研究人员提出了许多降低斑点噪声的方法。常见的传统方法有 Lee 滤波、Kuan 滤波^[4]、均值滤波^[5]等,这些方法虽然能在一定程度上降低斑点噪声,但是存在着保边不够好、自适应性较差等缺点。近些年提出的双边滤波^[6]也是一种比较常见的非线性滤波,该方法可以比较好的保留边缘特征、降低斑点噪声。Perona 等一种基于偏微分方程的个各项异性扩散滤波方法被提出^[7],该方法在扩散函数的控制下,在对图像进行平滑滤波时,在一定程度上保留了图像的边缘特征,对斑点噪声的抑制效果要优于一些传统的降噪方法,但由于该算法边缘阈值系数太单一,对一些具有复杂的特征信息和低信噪比^[8]的超声图像处理效果并不理想。为此,提出了斑点去除各向异性扩散滤波算法^[9],该方法根据斑点噪声的方差,构造出新的边缘检测因子,能够更好的平滑滤波且最大限度的保留边缘特征,但是在板区分、迭代次数、最优值的设定等方面存在较大的问题。

综合以上方法存在的问题,本文提出了一种基于支持向量机(support vector machines, SVM)的自适应均值滤波超声图像降噪模型。首先,利用 SVM 对医疗超声图像进行有噪和无噪的分类处理,其次将处理好后的有噪声图像送入它均值滤波利用最大限度平滑图像中的噪声区域,保证有效的保留原图像中的边缘特征,从而达到了将原图中的噪声区域和组织区域区别处理的目的。和现有的一些方法比较,本文方法能在较少的迭代次数上提高医学图像的信噪比,并且保留图像的细节特征,去噪效率优于其他去算法。

1 斑点噪声的探测

1.1 斑点噪声的产生机理

超声是由物体机械振动而产生的一种机械波,在医学上比较常用的则为频率介于 2.5~5 MHz 的超声波。成像设备发出经过人体后,发生一系列散射和反射所形成的回波信号进行累加而形成了超声图像,由于人体的结构复杂、组织器官众多,以及大量随机分布的散射粒子的存在,导致超声波在传播过程中发生干涉现象,因此在超声图像中形成了亮暗不定的斑点,这些在图像中呈现出来的亮暗不定的斑点即为斑点噪声^[10]。

超声图像中存在着不同种类的噪声,有脉冲噪声、放大噪声和斑点噪声。高斯噪声就是放大噪声的一种。斑点噪声是一种具有乘法性质的粒状噪声,它在超声图像成像系统中占主导地位^[11]。

1.2 斑点噪声模型

当成像设备发出的超声波遇到不均匀或者具有特殊

结构的介质时,就会发生波的散射,从而形成一系列相干波,这些相干波之间相互干涉相长、干涉相消就形成了斑点噪声。鉴于散射体是随机分布在分辨单元内的,因此它们反向散射的能量无法确定,但这种回波信号是可以统计的。斑点分布可根据成分和类别分为不同种类,对于在分辨单元内存在大量精细随机分布的散射情况,此时的斑点分布可被建模为瑞利(Rayleigh)分布,其平均值和标准偏差成比例,且满足以下乘法模型^[12]:

$$f = un \quad (1)$$

式中: f 是由噪声 n 污染后的低质图像; u 是原始无污染的图像。对应的瑞利分布的密度函数为:

$$P(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

当成像条件发生变化时,回波信号发生了偏移,此时可以采用包括 K 分布和莱斯分布(Rician 分布)在内的一些其他分布来描述斑点噪声^[13]。然而,实际获得的超声图像并不完全符合以上几种分布^[14],Loupus 在调查斑点噪声的标准偏差与平均值后提出了更符合斑点噪声的独立信号噪声模型,此模型能更好的统计和描述斑点噪声的方差和分布^[15],如式(3)所示。

$$y = x + n\sqrt{x} \quad (3)$$

式中: n 为噪声; y 是噪声污染之后的图像; x 为原始无污染的图像,且 x 与 n 相互独立。

2 基于 SVM 的自适应均值滤波

2.1 SVM

SVM 作为机器学习领域新的学习方法,给数据分类和回归分析等问题上提供了一种新的方法,日益引起了广泛的应用和关注^[16]。SVM 的基础是统计学习理论,而统计学习理论则运用了结构风险最小化准则,在把样本点误差和结构风险降到最低,让其具有比较好的泛化能力^[17]。

如果从一个简单的线性可分得二元分类问题来说,其训练数据集的大小为 l ,记为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, 3, \dots, l\}$,由两个类别构成。如果 x_i 为第 1 类,那么 $y_i = 1$;如果 x_i 属于第 2 类,那么 $y_i = -1$,其中 x_i 代表特征向量, y_i 是类别标签。其满足式(4)。

$$\begin{cases} wx_i + b \geq 1, y_i = 1 \\ wx_i + b \leq -1, y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, l$$

如果存在如下分类超平面:

$$wx + b = 0 \quad (5)$$

那么 SVM 模型的目标就是得到符合最佳分类超平面的参数 w_0 和 b_0 ,使得支持向量上的样本点到超平面的

距离达到最大且能够准确的将样本分为两类。一个样本点 x_i 到式(5)的分类超平面的最优参数 w_0 和 b_0 确定的超平面的距离可以表示为:

$$d_i = y_i(wx_i + b) = |wx_i + b| \quad (6)$$

那么对于分类超平面的最优参数 w_0 和 b_0 , 点 x_i 到超平面的距离则为:

$$d = \frac{|w_0x + b|}{\|w_0\|} \quad (7)$$

在每一个 w 和 b 组成的超平面中, 支持向量上的样本点距超平面的间隔越大效果越好, 由以上可得, 其距离等于 $\frac{2}{\|w\|}$ 。所以要得到最优超平面只要使 $\frac{2}{\|w\|}$ 最大, 即最小化 $\frac{\|w\|^2}{2}$ 的值, 其中 $\|w\|^2$ 为二次函数。对于该类二次型问题可以通过一种拉格朗日乘子法来求解, 即求出拉格朗日函数的鞍点:

$$L(w, b, \alpha_i) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(wx_i + b) - 1] \quad (8)$$

式中: $\alpha_i, i = 1, 2, 3, \dots, l$, 为拉格朗日系数, 并且满足 $\sum_{i=1}^m y_i d_i = 0$ 的约束条件。那么分类超平面的最优参数可以如下所示:

$$w_0 = \sum_{i=1}^m \alpha_i^0 y_i x_i = 0, b_0 = -\frac{1}{2} w_0 \cdot [x_i + x_j] \quad (9)$$

式中: x_i 和 x_j 分别是二元类的特征向量。因此可得到超平面的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i^0 y_i x_i \cdot x + b_0 \right] \quad (10)$$

对于训练数据不能线性可分的情况, 不能直接使用以上方法。对于解决这个问题, SVM 模型将输入信号转换为更高维的空间特征, 解决了这种空间特征的最优问题并返回到原始空间, 将最优超平面转换为非线性决策平面。

2.2 SVM 训练的数据采集及处理

本文引用 libsvm 软件包, 该软件包是由林智仁等开发的一套简单的、易于使用的 SVM 模式识别与回归机软件包, 该软件包利用收敛性证明的成果改进算法, 取得了很好的结果。其中主要包含 SVM 训练函数 svmtrain 和 SVM 预测函数 svmpredict, 值得一提的是, 与 BP 神经网络和 RBP 神经网络不同, 训练数据和训练标签都为列向量矩阵, 每一行对应一个训练样本。

本文使用的数据是采集于若干超声图像, 以物理体膜超声图像为例, 在物理体膜的超声图像中手动割取部分噪声区域和组织区域, 如图 1(a) 的黑色框所框的区域就是噪声区域, 再用 9×9 ^[15] 的窗口扫描割取的噪声样本, 这样每个窗口读取 81 个像素值就作为一组输入数据 x_i , 并将每组噪声区域的像素值作为正向训练集并标记为“1”, 即 $y_i = 1$, 如图(b)所示。图 1(a) 两处白色框所框的区域就为组织区域, 再用 9×9 的窗口扫描割取的组织区域样本, 这样每个窗口读取的 81 个像素值就作为一组输入数据 x_i , 每组组织区域的像素值作为反向训练集并标记为“-1”, 即 $y_i = -1$, 如图 1(c)、(d) 所示。

2.3 基于 SVM 的均值滤波模型

均值滤波是采用线性的方法, 先求出给定窗口范围内的像素值的平均值, 再用窗口中的全体像素的平均值

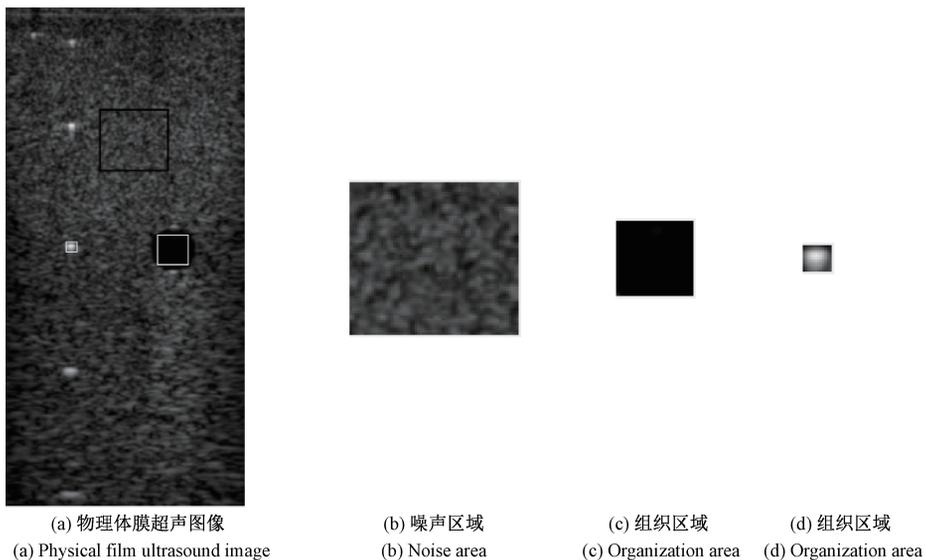


图1 数据提取示意图
Fig.1 Data extraction diagram

去代替原来像素值。传统的均值滤波处理图像,对于超声图像的边缘特征不能做到很好的保留,在去除图像噪声的同时也将图像的细节部分做了平滑,从而使整张超声图像变得模糊,不能很好地体现降噪和保边的效果。为改善这些缺点,本文的具体做法:用一个 9×9 的窗口扫描整幅图的每个像素点,用窗口确定的邻域内像素值的加权平均值去代替窗口中心的像素值,以此来遍历整张超声图像。这样就可以得到一幅整幅都被均值滤波器平滑过且没有保留任何边缘特征的图像 \bar{I} 。而想要得到既保留边缘特征有将噪声区域最大程度平滑,此时就可以将 SVM 分类器得到的数据进行归一化处理,使其值都处于 $0 \sim 1$,记作 φ ,让原图 I 、均值滤波图 \bar{I} 和归一化得到 φ 的满足以下关系式:

$$I_f = \varphi \cdot \bar{I} + (1 - \varphi) \cdot I \tag{11}$$

根据 SVM 的分类特性可知,在 φ 中,组织区域的值非常接近“0”,而噪声区域的值非常接近“1”,所以式(11)最后得到的结果 I_f 既保留了原图的细节边缘特征,又保留了均值滤波后的噪声区域。那么基于 SVM 的均值滤波去噪模型如图 2 所示。

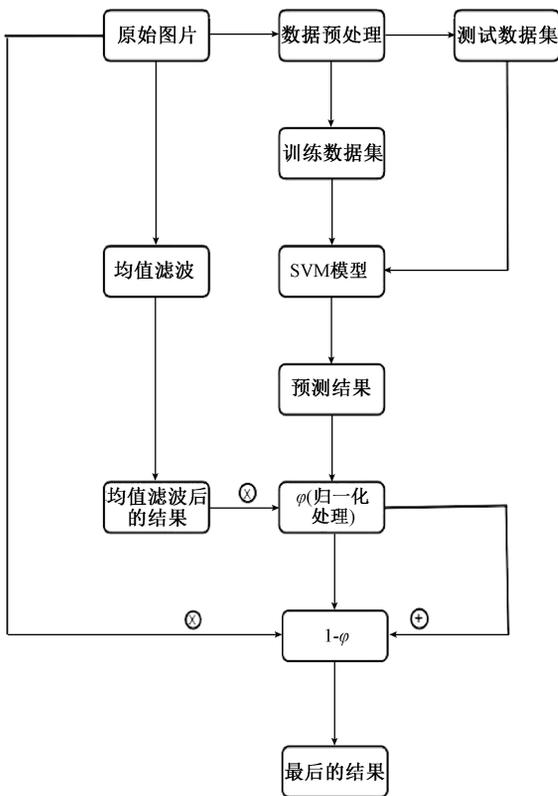


图 2 基于 SVM 的均值滤波模型

Fig.2 SVM-based mean filtering model diagram

3 实验结果及分析

3.1 超声图像的评价指标

一般而言,评价一幅超声图像的质量,大多采用的是信噪比 (signal-to-noise ration, SNR) 和对比信噪比 (contrast-to-noise ration, CNR) 两个评价指标来说明超声图像质量的好坏。两个指标的定义如下:

$$SNR = \frac{\mu}{\sigma} \tag{12}$$

$$CNR = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b} \tag{13}$$

式中: μ 为噪声区域的均值; σ 为噪声区域的方差, μ_t 与 μ_b 分别为组织区域和噪声区域的均值; σ_b 为噪声区域的方差。为了衡量降噪方法对图像的质量提高率,本文还用了信噪比增长度 (upSNR) 和 (upCNR) 这两个评价指标,信噪比增长度是体现图像在处理前后其信噪比的变化量,对比信噪比则为图像处理前后对比信噪比的变化量,其具体表达式如下:

$$upSNR = 100 (SNR_{result} / SNR_{original} - 1) \tag{14}$$

$$upCNR = 100 (CNR_{result} - CNR_{original} - 1) \tag{15}$$

3.2 实验结果及分析

为了验证本文提出的斑点噪声抑制方法的有效性和鲁棒性,本文采用一幅超声物理体膜图像和一幅人体肝脏超声图像进行了实验,采用 P-M 模型、边缘保持的各向异性扩散 (DPAD) 算法和本文方法对这两幅超声图像分别进行降噪处理,并对这 3 种方法的处理结果进行对比分析。

为了让各种算法之间具有可比性,在实验中将 P-M 模型、DPAD 算法和本文算法的图像实验参数设置相同:平滑窗口大小统一固定为 9×9 ,迭代次数都设置为 10 次。实验所用的物理体膜和肝脏超声图像是从某商用数字超声扫描仪获取。本实验使用的计算机主要配置如下:处理器为英特尔酷睿双核,主频为 3.4 GHz,实验所用软件为 MATLAB 2016b 版本。物理体膜实验结果如图 3 所示,肝脏超声图像实验结果如图 4 所示,表 1 和 2 分别表示了物理体膜实验和肝脏超声实验中各种算法的参数设置、图像处理前后的 SNR 和 CNR 值、upSNR 和 upCNR 值。

通过比较图 3(b) ~ (d) 和图 4(b) ~ (d) 的实验结果,本文算法处理过后的超声图像既做到了噪声区域的最大程度平滑,又较好地保留了图像的边缘细节特征。根据表 1 和 2 的实验评价指标可以看出,在算法的迭代次数和平滑窗口大小相同的情况下,本文算法对超声图像处理的 SNR 值和 CNR 值的提高都要优于其他两种算法。通过比较图像的 upSNR 值和 upCNR 值,

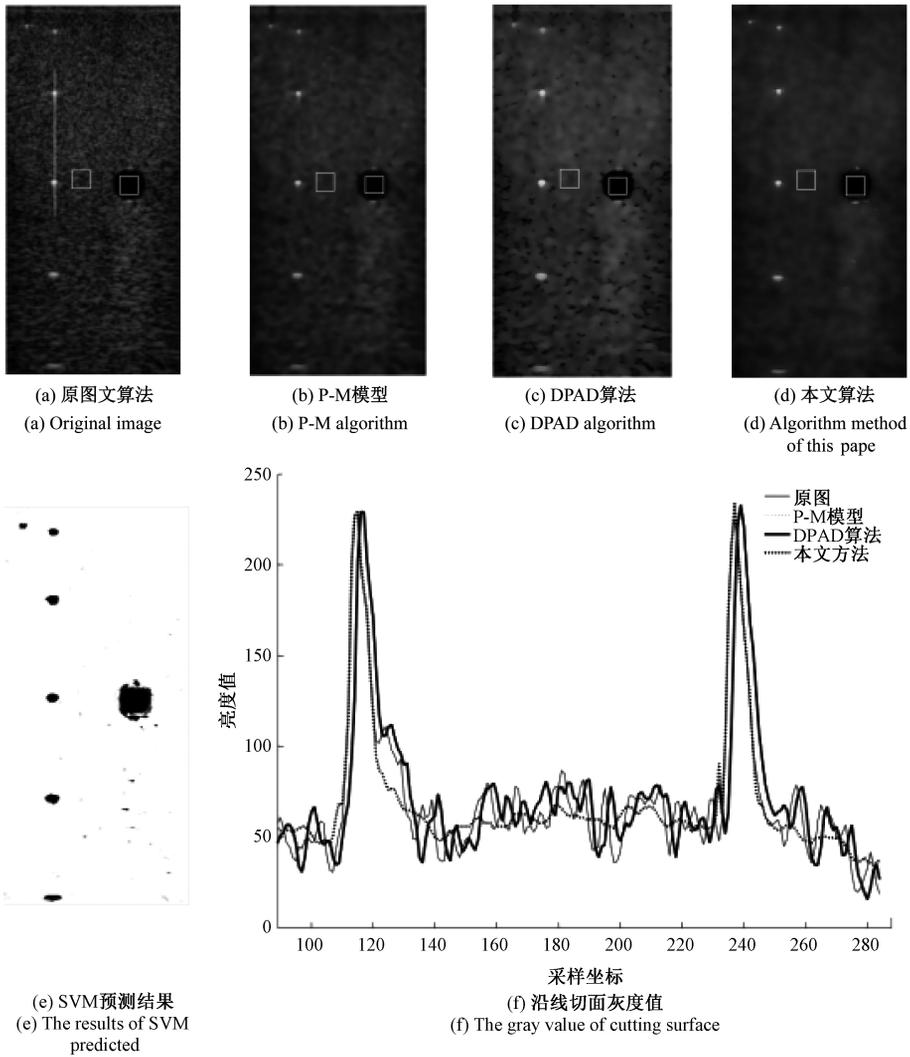
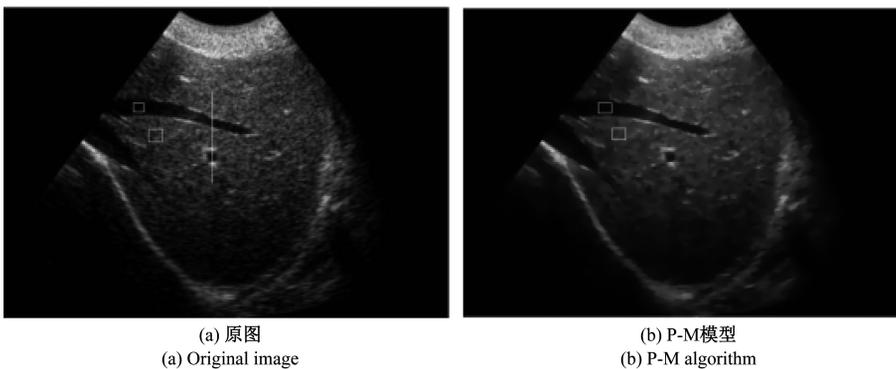


图 3 物理体膜实验结果

Fig.3 Experimental results of a physical phantom image

可以明显看出本文方法对图像的 SNR 值和 CNR 值的提高效率也是最高,说明了本文算法对图像的斑点噪声抑制效果优于其他两种算法。为了更加直观的反映各算法对图像边缘特征的处理情况,本文在包括原始图像在内的每副图像的同一个坐标区域,如图 3(a)和 4(a)的亮

线条所示,沿着此线条区域采集其切面灰度值,并做出灰度值随位置坐标的变化如图 3(f)和 4(f),用各算法处理后的结果的切面灰度值变化情况和原图比较,本文方法的组织边缘处的亮度突变情况和原图基本保持一致,表明了本文方法对图像组织区域边缘特征做了比较好的保



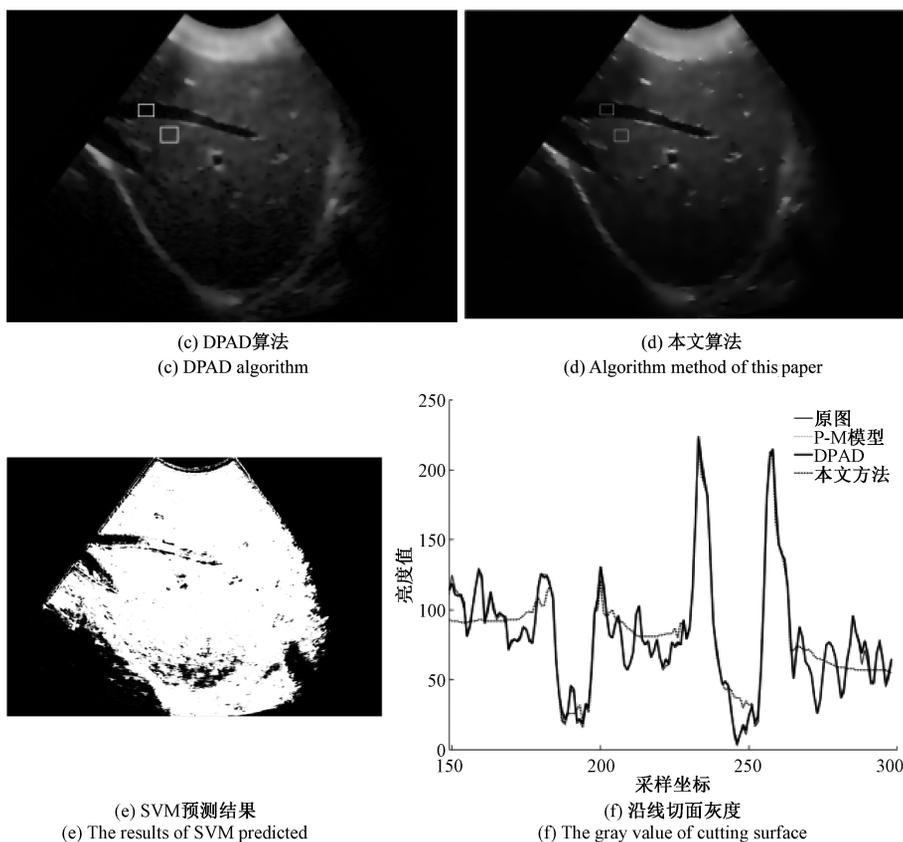


图 4 肝脏超声图像 1 实验结果

Fig.4 Experimental results of first liver ultrasound image

表 1 各算法参数的设置及降噪效果比较

Table 1 Parameter setting and noise reduction performance of algorithm

图像 3	图像大小	平滑窗口大小	迭代次数	SNR	CNR	upSNR	upCNR
(a)	507×243			3.670	3.590		
(b)	507×243	9×9	10	10.391	10.321	183.30	187.45
(c)	507×243	9×9	10	10.077	10.031	174.58	179.42
(d)	507×243	9×9	10	17.528	17.011	377.60	378.84

表 2 各算法参数的设置及降噪效果比较

Table 2 Parameter setting and noise reduction performance of algorithms

图像 4	图片大小	平滑窗口大小	迭代次数	SNR	CNR	upSNR	upCNR
(a)	512×741			3.501	3.149		
(b)	512×741	9×9	10	12.001	10.844	242.79	244.36
(c)	512×741	9×9	10	11.973	9.921	241.99	215.05
(d)	512×741	9×9	10	17.681	16.007	405.02	408.32

留。从这两方面综合比较,本文算法有效的抑制了超声图像的斑点噪声,同时较好的保留了其边缘特征。

4 结论

超声图像的组织结构在医学临床诊断中是非常重要的,而斑点噪声的抑制和边缘特征的保留则是图像增强和后期处理的关键之所在,为了减少斑点噪声对超声图像质量的影响,本文提出了一种基于 SVM 的自

适应均值滤波方法,该方法基于支持向量机模型的二分类问题为基础,实现了对超声图像的噪声区域和组织区域区别对待。从人体物理体膜图像实验和肝脏图像实验结果可以看出,本文方法成功地对噪声区域做到了最大程度的平滑,同时保留了组织区域的边缘特征。在下一步的工作和研究中,正在尝试增加更多超声图像作为训练集,训练一种新的机器学习算法调整和参数优化,为超声医学图像的临床诊断和后续处理带来更多便利。

参考文献

- [1] 王琦. 放射医学技术与医学影像技术分析[J]. 世界最新医学信息文摘, 2017(65):150-150.
WANG Q. Radiological medical technology and medical imaging technology analysis [J]. The World's Latest Medical Information Abstracts, 2017(65):150-150.
- [2] 房立洲, 王红燕. 医学影像技术在医学影像诊断中的合理运用[J]. 影像技术, 2016(4):3-4,6.
FANG L ZH, WANG H Y. Rational use of medical imaging technology in medical imaging diagnosis [J]. Imaging Technology, 2016(4):3-4,6.
- [3] 金涛, 罗斌. CCD 光电测量信号的高速传输与控制设计[J]. 现代电子技术, 2011, 34(18):142-145.
JIN T, LUO B. High-speed transmission and control design of CCD photoelectric measurement signals [J]. Modern Electronic Technology, 2011, 34(18):142-145.
- [4] HAN Q, ZHANG R, CHAM W K, et al. Quadtree-based non-local Kuan's filtering in video compression [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(5):1044-1055.
- [5] 曹新容, 薛岚燕, 林嘉雯, 等. 基于匹配滤波和自动阈值的眼底血管分割方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017,31(1):51-57.
CAO X R, XUE L Y, LIN J W, et al. Retinal vessel segmentation method based on matched filtering and automatic threshold [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(1):51-57.
- [6] KARTHIKEYAN P, VASUKI S. Multiresolution joint bilateral filtering with modified adaptive shrinkage for image denoising[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(23):16135-16152.
- [7] FERRARI R J. Off-line determination of the optimal number of iterations of the robust anisotropic diffusion filter applied to denoising of brain MR images [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2013, 51(1-2):71-88.
- [8] 秦冬冬, 陈志军, 闫学勤. 多层阈值函数下的小波图像去噪[J]. 计算机工程, 2017,43(6):202-206.
QIN D D, CHEN Zh J, YAN X Q, Wavelet image denoising under multilayer threshold function [J]. Computer Engineering, 2017,43(6):202-206.
- [9] 陈婷婷, 沈民奋, 杨金耀. 一种复合各向异性扩散的图像去噪算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(5):757-763.
CHEN T T, SHEN M F, YANG J Y, An image anisotropic diffusion image denoising algorithm [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2014, 29(5):757-763.
- [10] UDDIN M S, TAHTALI M, LAMBERT A J, et al. Speckle-reduction algorithm for ultrasound images in complex wavelet domain using genetic algorithm-based mixture model[J]. Applied Optics, 2016, 55(15):4024.
- [11] SINGH P, MUKUNDAN R, RYKE R D. Synthetic models of ultrasound image formation for speckle noise simulation and analysis [C]. International Conference on Signals & Systems, IEEE, 2017.
- [12] TSUI P H, WAN Y L, TAI D I, et al. Effects of estimators on ultrasound nakagami imaging in visualizing the change in the backscattered statistics from a rayleigh distribution to a pre-rayleigh distribution[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2015, 41(8):2240-2251.
- [13] LIANG D, WANG L J. Image denoising algorithm integrating anisotropic diffusion with contourlet transform[J]. Laser Journal, 2013, 34(3):16-18.
- [14] 张宏群, 陈小晴, 陶兴龙. 基于混合阶偏微分方程的超声图像降噪[J]. 信息技术, 2013(1):77-80.
ZHANG H Q, CHEN X Q, TAO X L, Method of ultrasound image denoising based on hybrid-order PDE[J]. Information Technology, 2013(1):77-80.
- [15] SHAO D, LIU P, LIU D C. Characteristic matching-based adaptive fast bilateral filter for ultrasound speckle reduction [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(5):463-469.
- [16] 苑玮琦, 朱立军, 张波. 基于形态学与支持向量机的虹膜空洞纹理检测[J]. 仪器仪表学报, 2017,38(3):664-671.
FAN W Q, ZHU L J, ZHANG B, Iris crypt texture detection based on morphology and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(3):664-671.
- [17] 黄挺, 王元庆, 张自豪. 基于GS-SVM的彩色图像分割算法[J]. 电子测量技术, 2017,40(7):105-108.
HUANG T, WANG Y Q, ZHANG Z H. Color image segmentation algorithm based on grid search-support vector machine[J]. Electronic Measurement Technology, 2017,40(7):105-108.

作者简介



净亮, 2017年于西安理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为自然语言处理、图像去噪处理。

E-mail: 624477064@qq.com

Jing Liang received B.Sc. from Xi'an University of Technology in 2017. He is currently a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include natural language processing and image denoising.



邵党国,2012 年获四川大学计算机科学博士学位,现为昆明理工大学副教授,主要研究方向为图像处理、文本处理、机器学习和数据挖掘等领域。

E-mail: 23014260@qq.com

Shao Dangguo received Ph. D. from Sichuan University in 2012. He is currently a professor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include image processing, text processing, machine learning and data mining.



相艳,2001 年于武汉大学获得硕士学位,现为昆明理工大学讲师,主要研究方向为医学图像处理、自然语言处理等。

E-mail: 50691012@qq.com

Xiang Yan received her M. Sc. degree from Wuhan University in 2001. She is currently a lecturer at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include medical image processing and natural language processing.



马磊,2005 年于澳大利亚莫纳什大学获得硕士学位,现为昆明理工大学讲师,主要研究方向为数据挖掘、生物信息学、医疗信息系统等。

Ma Lei received his M.Sc. degree from Monash University in Australia in 2005. He is

currently a lecturer at Kunming University of Science and

Technology. His main research interests include data mining, bioinformatics, and medical information systems.



熊馨,2014 年于东北大学获得博士学位。现为昆明理工大学讲师,主要研究方向为医学图像处理和模式识别。

Xiong Xin received Ph. D. from Northeastern University in 2014. Now she is a lecturer at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include medical image processing and pattern recognition.



杨朝强,2017 年于西安理工大学获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为自然语言处理。

E-mail: 457705137@qq.com

Yang Zhaoqiang received his B. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2017. He is currently a M.Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include natural language processing.



袁野,昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理。

Yuan Ye is currently a M.Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interest is medical image processing.