

基于 MAP 的超声图像分解去噪算法研究

李春芳¹, 杨 鑫², 张旭明¹, 丁明跃^{1,3}

(1. 华中科技大学生命科学与技术学院, 生物医学工程系, 图像信息处理与智能实验室, 湖北武汉 430074;

2. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 多谱信息处理技术国防科技重点实验室, 湖北武汉 430074;

3. 湖北科技学院生物医学工程学院, 湖北咸宁 437100)

摘 要: 超声图像中的斑点噪声, 降低图像分辨率和对比度, 不利于后续图像处理. 本文基于最大后验概率 (Maximum A Posteriori, MAP) 推导出一种新的超声图像分解算法, 将原始超声图像分解为无散斑真实图像和散斑图像. 使用六组不同的参数值, 对 Field II 仿真的超声图像进行分解试验, 得出算法中比例参数对分解结果的影响规律. 用该方法分解三幅人体超声图像, 得到的真实图像平滑性好, 且能较好的保留细节和边缘. 本文提出的分解算法可用于超声图像的去噪, 且分解得到的真实图像和散斑图像可用于特征提取、图像分割和图像分类等.

关键词: 超声图像分解; 最大后验概率估计; 斑点噪声; 全变差去噪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)07-1291-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.07.008

MAP Based Ultrasound Image Decomposition and Denoising Method

LI Chun-fang¹, YANG Xin², ZHANG Xu-ming¹, DING Ming-yue^{1,3}

(1. Image Processing and Intelligence Control Key Laboratory of Education Ministry of China, Department of Bio-medical Engineering,

School of Life Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China;

2. State Key Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technologies, Institute for Pattern Recognition and Artificial

Intelligence (IPRAI), Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China;

3. School of Bio-medical Engineering, Hubei University of Science and Technology, Xianning, Hubei 437100, China)

Abstract: The speckle noise in ultrasound images reduces image resolution and contrast, and brings difficulty to subsequent image processing. Based on MAP (Maximum A Posteriori), the paper proposes an ultrasound image decomposition method, to decompose an observed image into a speckle-free true image and a speckle image. We use Field II to simulate an ultrasound image, and decompose it with the proposed method. By six tests with different parameters, we study how the weighted parameters influence the decomposition results. Then we use this method to decompose three real ultrasound images. The true image we get by decomposition can be seen as the denoised image, because it has good homogeneity, and preserves details and edges well. Both the true image and the speckle can be used in feature extraction, image segmentation, classification and so on.

Key words: image decomposition; maximum a posterior estimation; speckle noise; total variation denoising

1 引言

医学超声具有使用成本低、操作简便、无辐射、实时性强等优点, 在医学诊断领域得到了广泛应用. 但超声成像的相干特性导致超声图像中存在固有的散斑噪声, 大大降低了图像质量, 使解剖细节变模糊, 从而降低了超声图像的医疗分析价值^[1,2]. 如何在有效去除噪声的同时保留图像中对诊断和后期分析有用的细节信息, 一直是超声图像处理的重要研究内容. 目前研究人员已提

出许多不同的超声图像去噪技术^[3], 如各种中值滤波方法、基于小波的方法和各向异性扩散方法 (Anisotropic Diffusion, AD)^[4-6].

实际上, 超声图像去噪可看作是一个图像分解问题, 其目标是将被散斑污染的图像 f 分解为真实图像 u 和散斑噪声图像 v , 即 $f = u + v$ ^[7]. 现有的图像去噪方法都只试图从原始图像 f 中恢复真实图像 u , 即认为散斑图像 v 不包含任何有意义的信息. 然而近年来研究表明, 虽然散斑噪声的产生是一个随机过程, 但它也包

含了有用信息,这些信息可用于区分不同的组织类型^[8~11],所以简单地将散斑去除是不可取的.当散斑噪声和真实图像二者分离开时,各自都包含有用信息;但当二者混合在一起时,就会相互影响、相互掩盖.若能将二者分离开来,便能分别提取各自包含的有用信息作为特征,用于后续的图像处理如图像分割、组织分类等.目前,在肝脏超声图像的脂肪肝分类^[12]和超声甲状腺组织识别^[13]的研究中,已有学者分别从去散斑图像和散斑图像中提取各自特征,并成功将其运用于组织定征.

因此本文提出一种基于 MAP 得超声图像分解去噪模型,将一幅被散斑污染的超声图像 f 分解为真实图像 u 和散斑图像 v . 其中,真实图像 u 描述了解剖结构的区域回声特性及边界信息,为分片光滑函数;散斑图像 v ,遵循某个先验的概率分布统计模型.通过这种超声图像分解去噪方法,能从原始图像 f 中同时恢复出真实图像 u 和散斑图像 v ,即认为它们都包含有意义的信息.分解得到的真实图像 u 就是去噪后的图像,而散斑图像 v 同 u 都可用于后续图像分析和处理.

2 超声图像中的散斑噪声

在标准的超声系统中,有三种基本类型的超声数据可提供:RF 信号(Radio-Frequency signal),包络检测信号(envelope-detected signal)和 B 型图像(B-mode image)或显示图像(display image).大量研究表明,包络检测信号中,散斑噪声可被估计为乘性噪声^[3,14,15],即:

$$\mathbf{g}(x, y) = \mathbf{s}(x, y) \mathbf{n}(x, y) \quad (1)$$

其中, \mathbf{g} 是包络检测信号的幅值, \mathbf{s} 表示未被噪声污染的真实信号, \mathbf{n} 则表示散斑噪声.散斑噪声近似服从广义伽马分布^[16],即:

$$P_N(\mathbf{n}) = \frac{\gamma \mathbf{n}^{(\gamma\beta-1)}}{\alpha^{\gamma\beta} \Gamma(\beta)} \exp\left(-\left(\frac{\mathbf{n}}{\alpha}\right)^\gamma\right), \quad (2)$$

$$\alpha, \beta, \gamma > 0$$

其中, $\Gamma(\beta)$ 为伽马函数.采用广义伽马分布估计超声散斑噪声是因为它有效地囊括了其他一些较常用的散斑分布模型,如:当 $\beta = 1, \gamma = 2$ 时,为瑞利分布;当 $\beta = 1, \gamma = 1$ 时,为指数分布;当 $\gamma = 2$ 时,为 Nakagami 分布;当 $\beta = 1$ 时,为 Weibull 分布;当 $\beta \rightarrow \infty$ 时,为 Log-norm 分布^[16].

由于显示器的动态范围限制,超声成像系统需要对包络检测信号进行对数压缩,使回波包络信号的动态范围控制在显示设备所能够显示的较小的动态范围内,由此得出的信号再经插值和光栅处理等,才能得到我们所看到的 B 型超声显示图像.

经对数压缩后,乘性噪声转变为加性噪声^[14].用 $\mathbf{g}_l, \mathbf{s}_l$ 和 \mathbf{n}_l 分别表示 \mathbf{g}, \mathbf{s} 和 \mathbf{n} 的自然对数,则式(1)变为:

$$\mathbf{g}_l(x, y) = \mathbf{s}_l(x, y) + \mathbf{n}_l(x, y) \quad (3)$$

对数压缩将改变信号的概率密度函数的统计特性.根据式(2),经对数压缩后的噪声的概率密度函数表达如下^[16,17]:

$$P_{N_l}(\mathbf{n}_l) = P_N(\mathbf{n}) \exp(\mathbf{n}_l)$$

$$= \frac{\gamma \mathbf{n}^{(\gamma\beta-1)}}{\alpha^{\gamma\beta} \Gamma(\beta)} \exp\left(-\left(\frac{\mathbf{n}}{\alpha}\right)^\gamma\right) \exp(\mathbf{n}_l)$$

$$= \frac{\gamma}{\Gamma(\beta)} \exp(\gamma\beta(\mathbf{n}_l - \ln(\alpha)) - \exp(\gamma(\mathbf{n}_l - \ln(\alpha)))) \quad (4)$$

经对数压缩后的噪声呈不对称的双层指数分布,与 Fisher-Tippett 分布相似^[16].利用式(4)来估计噪声分布,比利用单层指数的高斯分布更准确.

常用的超声机一般只能提供 B 型图像,很难获取 RF 信号和包络检测信号^[18].充分考虑散斑噪声的对数压缩特性,本文假设 B 型图像中的散斑噪声为加性,且满足式(4)的概率分布.

3 基于 MAP 的超声图像分解去噪方法

3.1 问题描述

本文针对 B 型超声图像,推导一种新的分解去噪算法,将其分解为无散斑真实图像和散斑图像.改写式(3),得到如式(5)所示的分解去噪模型:

$$\mathbf{f}(x, y) = \mathbf{u}(x, y) + \mathbf{v}(x, y) \quad (5)$$

$$\mathbf{e}(x, y) = \mathbf{f}(x, y) - (\mathbf{u}(x, y) + \mathbf{v}(x, y)) \quad (6)$$

其中, \mathbf{f} 是含有散斑噪声的原始超声图像, \mathbf{u} 是无散斑真实图像, \mathbf{v} 是散斑图像,而 \mathbf{e} 是残余图像,它表示分解误差和其余不能被 $\mathbf{u} + \mathbf{v}$ 所描述的图像成分.

理论上, \mathbf{v} 应满足如下分布:

$$P(\mathbf{v}) = \frac{\gamma}{\Gamma(\beta)} \exp(\gamma\beta(\mathbf{v} - \ln(\alpha)) - \exp(\gamma(\mathbf{v} - \ln(\alpha))))$$

$$\alpha, \beta, \gamma > 0 \quad (7)$$

3.2 算法推导

基于 MAP 的图像分解去噪算法的基本思想是:在给定原始超声图像 \mathbf{f} 的条件下,使后验概率 $P(\mathbf{u}, \mathbf{v} | \mathbf{f})$ 取得最大值时的 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 即为估计值.根据贝叶斯定理有:

$$P(\mathbf{u}, \mathbf{v} | \mathbf{f}) \propto P(\mathbf{f} | \mathbf{u}, \mathbf{v}) P(\mathbf{u}) P(\mathbf{v}) \quad (8)$$

通过负对数变换,将 $P(\mathbf{u}, \mathbf{v} | \mathbf{f})$ 的最大优化转化为 $L(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 的最小优化问题:

$$\arg \min_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} L(\mathbf{u}, \mathbf{v}),$$

$$L(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = -\log P(\mathbf{u}, \mathbf{v} | \mathbf{f}) \quad (9)$$

$\propto -\log P(\mathbf{f} | \mathbf{u}, \mathbf{v}) - \log P(\mathbf{u}) - \log P(\mathbf{v})$

为了对式(9)进行必要的简化,下面将考察 $L(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 中各项的具体意义.

$$(1) -\log P(\mathbf{f} | \mathbf{u}, \mathbf{v})$$

$P(\mathbf{f}|\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 是一个似然项,它描述了 \mathbf{f} 和 $\mathbf{u} + \mathbf{v}$ 之间的差异(即 \mathbf{e}),且假设 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 条件独立.由统计学的中心极限理论可推断残余图像 \mathbf{e} 为零均值的高斯噪声^[19].此时,相应的对数似然项 $-\log P(\mathbf{f}|\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 正比于 \mathbf{e} 的 l^2 范数:

$$-\log P(\mathbf{f}|\mathbf{u}, \mathbf{v}) \propto \|\mathbf{f} - (\mathbf{u} + \mathbf{v})\|_2^2 \quad (10)$$

(2) $-\log P(\mathbf{u})$

对真实图像的估计 \mathbf{u} ,可用马尔科夫模型^[20]来描述:

$$\mathbf{u} \sim Z^{-1} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(\bar{\mathbf{u}}(c))\right) \quad (11)$$

其中, $c \in C$, 表示某像素的一个邻域, C 表示在图像域 Ω 中所有这样邻域的集合, $\bar{\mathbf{u}}(c) = \{\mathbf{u}(X) | X \in c\}$ 是 \mathbf{u} 在 c 邻域的像素值的集合, $V_c(\bar{\mathbf{u}})$ 为吉布斯分布(Gibbs distribution),其相互势能为 $\{V_c, c \in C\}$. Z 是一个配分函数,对式(11)中的概率进行归一化.

真实图像 \mathbf{u} 表示软组织的局部回声及其边界信息,为分片光滑函数,故应选取 V_c 为一个边缘保留势能,由此可得:

$$\begin{aligned} -\log P(\mathbf{u}) &\propto \int_{X \in \Omega} |\nabla \mathbf{u}(X)| dX \\ &= \int_{X \in \Omega} \sqrt{\left(\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial y}\right)^2} dX = \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} \quad (12) \end{aligned}$$

其中, $X = (x, y)$ 是图像 \mathbf{u} 的一个特定像素位点, $\|\cdot\|_{\text{TV}}$ 表示全变差范数,其定义域为有界变差(BV)函数空间^[19]:

$$\text{BV}(\Omega) = \{\mathbf{g}: \Omega \rightarrow \mathbb{R} | \|\mathbf{g}\|_{\text{TV}} < \infty\} \quad (13)$$

事实表明:将 \mathbf{f} 映射到 $\text{BV}(\Omega)$ 会保留图像的不连续边缘,且消除图像中的噪声和振荡成分^[19].

(3) $-\log P(\mathbf{v})$

由(7)式可知,散斑图像 \mathbf{v} 遵循如下分布:

$$\begin{aligned} \mathbf{v} &\sim \frac{\gamma}{\Gamma(\beta)} \exp(\gamma\beta(\mathbf{v} - \ln(\alpha)) - \exp(\gamma(\mathbf{v} - \ln(\alpha)))) \\ \alpha, \beta, \gamma &> 0 \end{aligned} \quad (14)$$

假设 \mathbf{v} 的像素为独立同分布,则有:

$$-\log P(\mathbf{v}) \propto \phi(\mathbf{v}), \quad (15)$$

$$\phi(\mathbf{v}) = \sum_{X \in \Omega} (\exp(\gamma(\mathbf{v} - \ln(\alpha))) - \gamma\beta(\mathbf{v} - \ln(\alpha)))$$

应用式(10)、(12)和(15),式(9)等价于:

$$\arg \min E(\mathbf{u}, \mathbf{v}),$$

$$E(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{f} - (\mathbf{u} + \mathbf{v})\|_2^2 + k_1 \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} + k_2 \phi(\mathbf{v}) \quad (16)$$

其中, $k_1 > 0, k_2 > 0$,二者分别取决于真实图像 \mathbf{u} 和散斑图像 \mathbf{v} 对先验概率分布(式(11)和(14))的符合程度,符合程度越高,则相应的 k_1, k_2 值将越大.本文将 k_1 与 k_2 作为用户自定义参数,由用户根据实际应用需求灵活的调整和定义.

至此,式(16)的最小优化问题转变为求解使 $E(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 取得最小值的 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 值,即求得真实图像和散斑图像的估计,解决了式(5)中的超声图像分解去噪问题.

3.3 算法实施

3.3.1 算法流程

式(16)中 $E(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 不是一个凸函数,难以求得稳定解和唯一解.故本文采用交替最小化方法^[21],将式(16)转化为关于 \mathbf{v} 的 $E_v(\mathbf{v}|\mathbf{u})$ 和关于 \mathbf{u} 的 $E_u(\mathbf{u}|\mathbf{v})$ 两个函数(见式(17)和(18))的依次最小优化.由于二者均为凸函数,故能得到稳定解和唯一解,且求解相对简单,二者定义如下:

令 \mathbf{u} 为常数,对 $E(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 做相应变形,得:

$$E_v(\mathbf{v}|\mathbf{u}) = \|\mathbf{v} + (\mathbf{f} - \mathbf{u})\|_2^2 + k_2 \phi(\mathbf{v}) \quad (17)$$

同理,令 \mathbf{v} 为常数,对 $E(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 做相应变形,得:

$$E_u(\mathbf{u}|\mathbf{v}) = \|\mathbf{u} + (\mathbf{f} - \mathbf{v})\|_2^2 + k_1 \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} \quad (18)$$

多次重复 $E_v(\mathbf{v}|\mathbf{u})$ 和 $E_u(\mathbf{u}|\mathbf{v})$ 的依次最小优化过程,每次迭代得到的 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 估计值将使式(16)的值越来越小,直到最终 $E(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 收敛.本文设定迭代终止条件为:真实图像 \mathbf{u} 和光滑图像 \mathbf{v} 的相对变化均小于 0.1%.图 1 给出了本文超声图像分解算法的流程图.

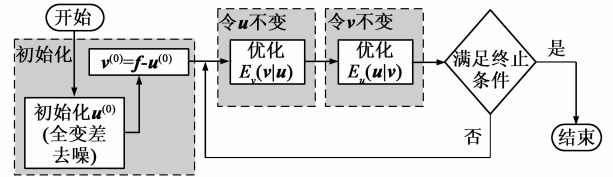


图1 本文提出的超声图像分解算法流程图

3.3.2 初始化

可直接使用初始条件 $\mathbf{u}^{(0)} = \mathbf{f}, \mathbf{v}^{(0)} = \mathbf{f}$,即将原始图像 \mathbf{f} 作为 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 的初始值.但是采用较优的 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 初始估计值将加速迭代收敛速度,故本文用全变差去噪模型^[19,21]的极小值解,做为 \mathbf{u} 的初始值,即:

$$\mathbf{u}^{(0)} = \arg \min_{\mathbf{u}} (\|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} + k \|\mathbf{f} - \mathbf{u}\|_2^2) \quad (19)$$

在式(19)中, $\|\mathbf{u}\|_{\text{TV}}$ 是正则化项,为图像的总变差范数,依赖于图像的变差幅度; $\|\mathbf{f} - \mathbf{u}\|_2^2$ 是逼真项,控制着真实图像 \mathbf{u} 和原始图像 \mathbf{f} 的差异; k 为一权值,其作用是保持正则化项和逼真项之间的平衡. k 值的变化会导致式(17)的最小优化问题得到不同的解,且 k 值越小,得到的真实图像 \mathbf{u} 越平滑,与原始图像 \mathbf{f} 的差异越大.

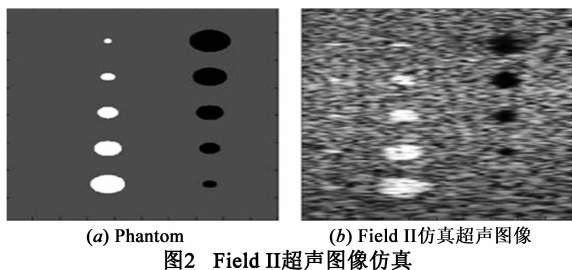
则 \mathbf{v} 的初始定义为原始图像 \mathbf{f} 和 $\mathbf{u}^{(0)}$ 的差值,即 $\mathbf{v}^{(0)} = \mathbf{f} - \mathbf{u}^{(0)}$.

4 结果及讨论

4.1 仿真图片测试

为了测试本文提出的基于 MAP 的超声图像分解算法的性能,用 Field II 仿真一幅 B 超图像^[22],如图 2 所

示.用本文算法对其分解,并且调整参数 k_1 和 k_2 ,分析参数对算法的影响.

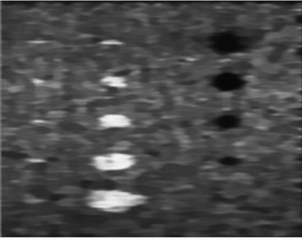
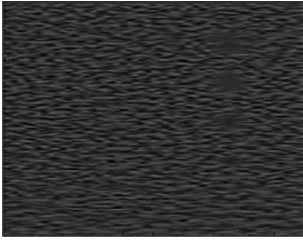



测试部分典型结果见表 1. 对于相同的 k_2 值, 比较实验组(1)、(4), (2)、(5)和(3)、(6)结果, 可见: 当 k_2 值相同时, k_1 值越大, 分解得到的真实图像 u 均质性越好, 包含的散斑成分越少, 而散斑图像 v 描述了越多的原始图像散斑成分. 对于相同的 k_1 值, 比较实验组(1)~(3)和(4)~(6)结果, 可见: 当 k_1 值相同时, k_2 值越大, 分解得到的真实图像 u 均质性越差, 包含的散斑成分越多, 而散斑图像 v 包含的原始图像散斑成分越少. 综合考虑分解后真实图像 u 的平滑性和散斑图像 v 所包含的散斑成分, 在图 2 中 $k_1=8, k_2=1$ 时, 分解效果最好.

表 1 Field II 仿真图像分解及参数 k_1 和 k_2 对分解结果的影响

实验序号	k_1, k_2 值	分解真实图像 u	分解散斑图像 $v + 50$	分解残余图像 $2 * e + 100$
(1)	$k_1 = 4,$ $k_2 = 1;$			
(2)	$k_1 = 4,$ $k_2 = 3;$			
(3)	$k_1 = 4,$ $k_2 = 5;$			
(4)	$k_1 = 8,$ $k_2 = 1;$			
(5)	$k_1 = 8,$ $k_2 = 3;$			

续表

实验序号	k_1, k_2 值	分解真实图像 u	分解散斑图像 $v + 50$	分解残余图像 $2 * e + 100$
(6)	$k_1 = 8,$ $k_2 = 5;$			

这与理论相符,因为: k_1 值越大,表明真实图像 u 能被有界变差函数空间描述的可能性越大,则由式(16)表述的最小优化问题得到的分解结果中,真实图像必将更加平滑,匀质性更好,则相应的更多的原始图像成分被认为是散斑图像成分;而 k_2 值越大,表明散斑图像 v 应对式(14)提出的分布的符合程度越高,那么在求解式(16)表述的最小优化问题的过程中,判别原始图像成分是否属于散斑图像的要求就变得更加严格,这样的分解必然使得更少的原始图像成分被认为属于散斑图像,从而造成 k_2 值越大而散斑图像内容越少的现象。

上面给出了 k_1 和 k_2 参数值变化对分解结果的影响,并分析了其理论原因.在实际处理应用中,可以根据处理需求调整 k_1 和 k_2 参数值.

4.2 基于 MAP 的超声图像分解结果

用本文基于 MAP 的超声图像分解算法,对三幅人体超声图像进行分解,得到真实图像 u 、散斑图像 v 、残余图像 e 以及复原图像 f' ($f' = u + v$),并将分解结果与非局部均值去噪(Non-Local Means, NLM)^[23]结果进行对比,结果如图 3~5 所示.

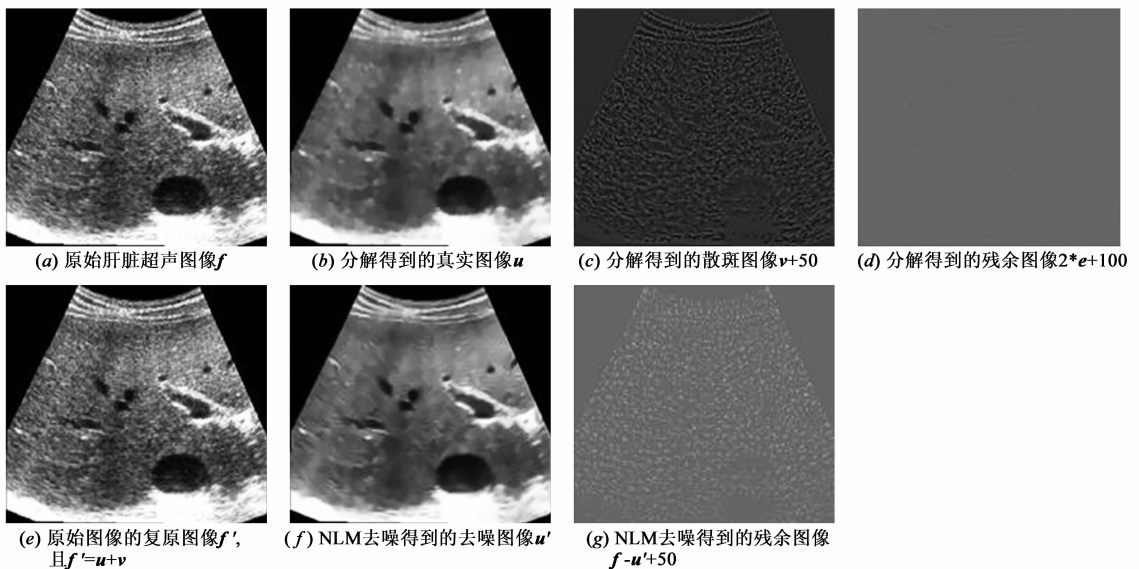


图3 基于MAP的肝脏超声图像分解,实验参数为: $k_1=0.9, k_2=0.1$,经38次(45.23 s)迭代

为了验证分解的有效性,计算原始图像 f 与复原图像 f' 之间的均方误差(Mean Square Error, MSE)和峰值的信噪比(Peak Signal Noise Ratio, PSNR).为了验证分解的效果,将分解得到的真实图像 u 和 NLM 去噪图像 u' 进行对比,计算二者的 MSE 值和 PSNR 值. MSE 值越小, PSNR 值越大,则两个图像之间的相似性越高,差异越小.此外,分别计算 u, v 与 f 的结构相似度(Structure SIMilarity, SSIM),以及 u' 与 f 的 SSIM 值. SSIM 值越大,则两个图像之间的结构相似度就越高.具体结果见表 2.

由表 2 可以看出,复原图像 f' 和原始图像 f 的差异较小,保证了原始图像即为各个分解成分之和,故分解具有有效性.真实图像 u 与 NLM 去噪图像 u' 差异较小,表明本文算法可达到与 NLM 去噪相近的效果.且真实图像 u 较好的保留了原始图像的边缘和细节,从 SSIM 值也可以看出真实图像 u 包含了原始图像 f 的大部分结构信息.因此本文提出的图像分解算法可有效地应用于超声图像去噪,分解后的真实图像 u 就是去噪之后的图像.用户可根据图像去噪程度的不同需求,合理地调整 k_1 和 k_2 参数值.

另外,适当的调小 k_2 参数,即对噪声部分与式(14)分布的符合程度要求不高时,该分解算法也可用于其

它普通数字图像的去噪,而限于超声图像.

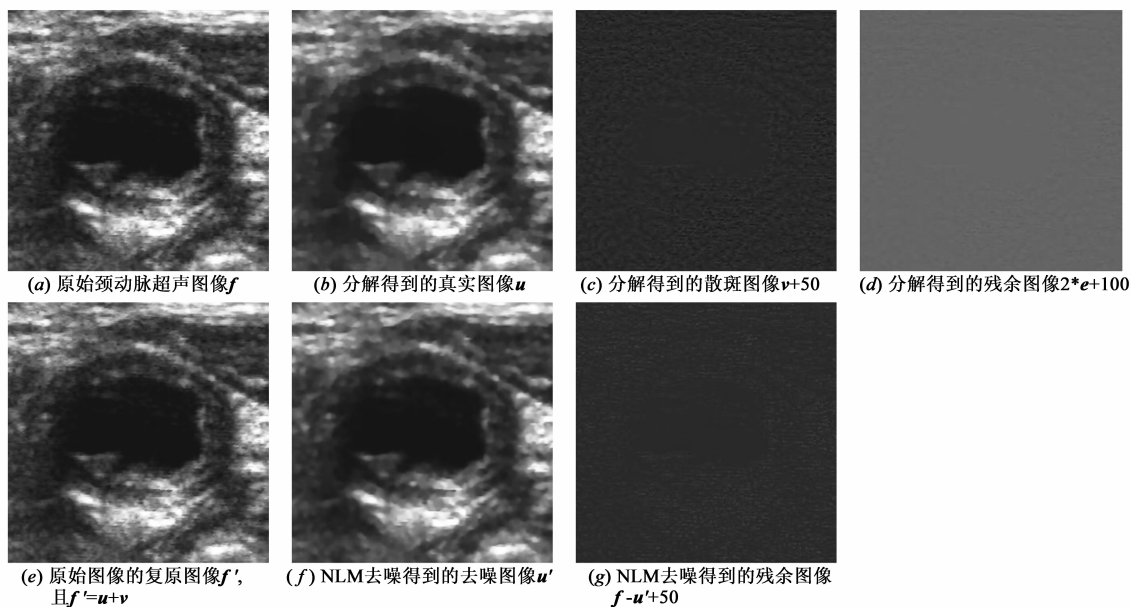


图4 基于MAP的颈动脉超声图像分解,实验参数为: $k_1=3$ 、 $k_2=1$,经15次(88.73 s)迭代

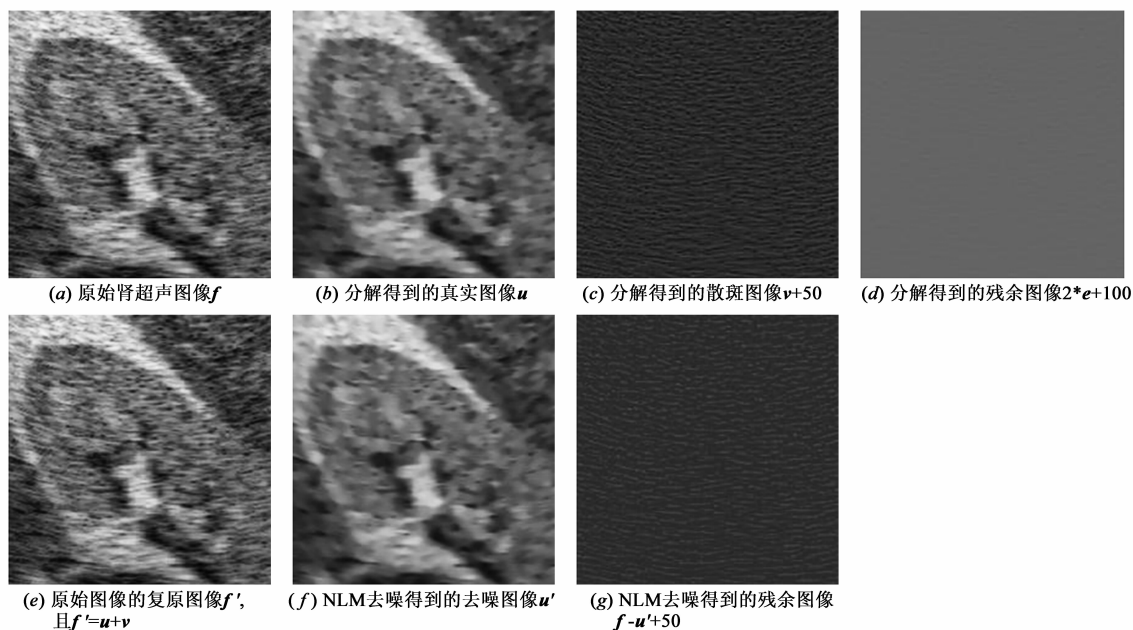


图5 基于MAP的肾超声图像分解,实验参数为: $k_1=1$ 、 $k_2=0.5$,经33次(70.03s)迭代

表2 MSE 和 PSNR 的计算

指标	原始图像 f 和 复原图像 f'		真实图像 u 和 NLN 去噪图像 u'		真实图像 u 和 原始图像 f	散斑图像 v 和 原始图像 f	原始图像 f 和 NLN 去噪图像 u'
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	SSIM	SSIM	SSIM
肝脏超声图像(图3)	0.166	55.926	4.685	41.423	0.792	0.068	0.755
颈动脉超声图像(图4)	0.589	50.433	4.002	42.109	0.885	0.029	0.861
肾超声图像(图5)	0.216	54.789	5.154	41.009	0.757	0.045	0.730

5 总结与展望

5.1 总结

本文利用图像分解思想,提出了一种基于最大后验概率的超声图像分解技术,能从原始的含有散斑噪声的超声图像 f 中同时恢复得到真实图像 u 和散斑图像 v 。算法充分有效地利用了超声图像散斑模型及概率分布等先验知识,从而可以更加准确完成超声图像的分解。通过对三幅超声图像分解结果的比较,得出结论:本文提出的分解算法可用于超声图像的去噪,分解后的得到的真实图像 u 就是去噪图像的良好估计,因为其匀质性很好,且能较好的保留原始图像的细节和边缘部分。

5.2 展望

近年来研究表明,超声图像的散斑噪声中也包含了有用信息,有利于区分不同的组织类型^[8~11]。在此基础上,文献[11]还提出了一种新的特征提取方法:先将原始超声图像分解为几个统计特性有较大差异的部分(如本文中的真实图像 u 、散斑图像 v 和残余图像 e),再单独对每个部分提取其独特的统计特征,最后将这些特征组合在一起。组合特征可用于后续的图像分析和处理,如分割、配准和组织分类等。

对分解得到的散斑图像的统计特性做进一步的分析 and 更深入的研究,将分解结果应用于特征提取以及后续的图像分析和处理,如分割、配准和组织分类等,这将是我们要接下来要进行的工作。

参考文献

[1] Liu Y S, Jiang M Y. Despeckling of ultrasound images in contourlet domain[J]. *Advanced Materials Research*, 2013, 647: 283 – 287.

[2] 付晓薇,丁明跃,蔡超,周成平.基于量子衍生参数估计的医学超声图像去斑算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(4): 812 – 818.

FU Xiao-wei, DING Ming-yue, CAI Chao, ZHOU Cheng-ping. Despeckling of medical ultrasound images based on quantum-inspired parameters estimation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(4): 812 – 818. (in Chinese)

[3] João Miguel Sanches. *Ultrasound Imaging*[M]. US: Springer, 2012. 49 – 71.

[4] Yu Y, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11): 1260 – 1270.

[5] Yu J, Tan J, Wang Y. Ultrasound speckle reduction by a SUSAN-controlled anisotropic diffusion method [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(9): 3083 – 3092.

[6] Mandava A K, Regentova E E. Specklenoise reduction using lo-

cal binary pattern[J]. *Procedia Technology*, 2012, (6): 574 – 581.

[7] Levine S. An adaptive variational model for image decomposition[A]. Anand Rangarajan. *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2005. 382 – 397.

[8] Sehgal C M. Quantitative relationship between tissue composition and scattering of ultrasound[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1993, 94(4): 1944 – 1952.

[9] Moon W K, Lo C M, Huang C S, et al. Computer-aided diagnosis based on speckle patterns in ultrasound images[J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2012, 38(7): 1251 – 1261.

[10] Moon W K, Lo C M, Chang J M, et al. Computer-aided classification of breast masses using speckle features of automated breast ultrasound images[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(10): 6465 – 6473.

[11] João Miguel Sanches. *Ultrasound Imaging*[M]. US: Springer, 2012. 73 – 95.

[12] Helder Araujo. *Pattern Recognition and Image Analysis*[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2009. 354 – 361.

[13] Ana Fred. *Biomedical Engineering Systems and Technologies* [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2010. 286 – 298.

[14] Dutt V. *Statistical Analysis of Ultrasound Echo Envelope*[D]. US: Mayo Graduate School, 1995.

[15] Huang J, Yang X. Fast reduction of speckle noise in real ultrasound images[J]. *Signal Processing*, 2012, 94(3): 684 – 694.

[16] Michailovich O V, Tannenbaum A. Despeckling of medical ultrasound images[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2006, 53(1): 64 – 78.

[17] 杨金,刘志勤,王耀彬,高小明.基于对数压缩的超声各向异性扩散去噪方法[J]. *计算机应用*, 2012, 32(11): 3218 – 3220.

YANG Jin, LIU Zhi-qin, WANG Yao-bin, GAO Xiao-ming. Improved anisotropic diffusion ultrasound image denoising method based on logarithmic compression[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(11): 3218 – 3220. (in Chinese)

[18] João Miguel Sanches. *Ultrasound Imaging*[M]. US: Springer, 2012. 3 – 24.

[19] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1): 259 – 268.

[20] Li S Z. *Markov Random Field Modeling in Image Analysis* [M]. US: Springer, 2009.

[21] 王静,吕科,何宁,王茜.基于分裂 Bregman 方法的全变差图像去模糊[J]. *电子学报*, 2012, 40(8): 1503 – 1508.

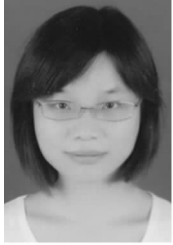
WANG Jing, LÜ Ke, HE Ning, WANG Qian. Total variant image deblurring based on split bregman method [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(8): 1503 – 1508. (in Chinese)

[22] Jensen J A, Svendsen N B. Calculation of pressure fields from

arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 1992, 39(2): 262 - 267.

[23] Buades A, Coll B, Morel J M. Image denoising methods. A new nonlocal principle[J]. SIAM Review, 2010, 52(1): 113 - 147.

作者简介



李春芳 女, 1990 年 2 月出生于重庆市云阳县. 研究生. 主要研究方向为医学图像处理.

E-mail: cfl2012@126.com

杨鑫 男, 1984 年 11 月出生于湖北省武汉市. 博士. 主要研究方向为医学图像处理.

E-mail: loveashun@gmail.com

丁明跃(通信作者) 男, 教授, 博导. 主要研究方向为: 医学影像, 三维医学超声成像, 图像导引手术与治疗, 电阻抗成像技术研究, 计算机视觉, 三维重建, 航迹规划, 图像天候模型研究.

E-mail: myding@mail.hust.edu.cn