

二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊

马倩¹, 黄成泉², 郑泽鸿²

(1. 贵州民族大学数据科学与信息工程学院, 贵阳 550025; 2. 贵州民族大学工程技术人才实践训练中心, 贵阳 550025)

摘要: 模糊的超声图像经过极端通道先验去模糊后不够稀疏, 导致极端通道稀疏约束可能不存在。因此, 为了充分利用图像通道信息, 通过增强去模糊后超声图像的稀疏性, 提出一种二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊算法。首先, 给出了相关的理论证明和实验说明二次稀疏极端通道先验用于约束模糊超声图像的可行性; 然后, 充分利用暗通道和亮通道的先验信息, 在交替迭代过程中采用半二次分裂方法估计中间图像和模糊核; 最后, 用傅里叶变换求得最终的清晰图像和模糊核。在超声图像集上的实验结果表明, 本文提出的二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊算法和其他超声图像去模糊方法相比更具可行性和优越性。

关键词: 盲超声图像去模糊; 二次稀疏极端通道; 半二次分裂; 交替迭代; 稀疏性

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Blind Ultrasound Image Deblurring via Quadratic Sparse Extreme Channel Prior

MA Qian¹, HUANG Chengquan², ZHENG Zehong²

(1. School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China; 2. Engineering Training Center, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

Abstract: The blurry ultrasound image is not sparse enough after the extreme channel prior deblurring, resulting in the extreme channel sparse constraint may not exist. Therefore, in order to make full use of the image channel information, a blind ultrasound image deblurring algorithm via quadratic sparse extreme channel prior is proposed by enhancing the sparsity of the obtained ultrasound image after deblurring. First, relevant theoretical proofs and experiments are presented to illustrate the feasibility of quadratic sparse extreme channel priors for constrained blurry ultrasound images. Then, making full use of the prior information of the dark and bright channels, the half-quadratic splitting method is used to estimate the intermediate image and the blur kernel. Finally, the Fourier transform is used to obtain the final clear image and blur kernel. Experimental results on the ultrasound image set show that the feasibility and superiority of the proposed algorithm compared other current ultrasound image deblurring methods.

Key words: blind ultrasound image deblurring; quadratic sparse extreme channels; half-quadratic splitting; alternating iteration; sparsity

引言

医学超声成像技术具有动态、三维观察器官病变、价格低廉、无需手术、对人体无害以及实时性强等优点。近年来,超声设备在临床医学中得到广泛应用,但在超声成像中会由于一些不可控因素导致扫描器官运动而引起图像模糊。随着数字图像去模糊技术的快速发展,如何利用数字图像处理技术来提高医学超声图像的质量逐渐引起人们的关注。文献[1-4]介绍了一些传统的图像去模糊算法:线性去模糊算法包括维纳滤波算法、约束最小二乘算法和总体变分法等;非线性去模糊算法包括基于贝叶斯理论框架下的最大后验去模糊算法和最大熵去模糊算法等。这些算法在超声图像去模糊上也取得了一定的效果。文献[5]将最优维纳滤波算法和用于抑制组织信号随机起伏的约束最小二乘算法相结合提出了一种新的组织信号模型。文献[6]针对散射体相对少的医学超声图像,提出一种快速有效的稀疏反卷积算法,提高了图像的分辨率且抑制了噪声。文献[7]利用Field II 超声仿真平台,对引起点扩散函数变化的参数进行了研究,并给出了相应的反卷积去模糊结果,得出横向聚焦和声速两个最重要的参数。文献[8]针对超声信号串扰、白噪声和通道对信号产生的影响提出了一种基于最大似然估计的超声图像反卷积算法,极大地改善了图像分辨率。文献[9]研究了一种后处理方法来反转超声成像的直接线性模型,能够计算范数正则随机共振问题的解析解。

在实际应用中,医学超声成像系统的退化过程难以精确地描述出来,所以通常采用盲图像去模糊算法。由于超声成像系统在成像过程中存在固有的问题,只能得到畸变的图像。为便于描述,本文将去模糊后的图像称为清晰图像,将图像暗通道的再次变暗称为二次稀疏暗通道,将图像亮通道的再次变亮称为二次稀疏亮通道。由于超声图像经过二次稀疏后,模糊超声图像与去模糊超声图像的差异将更加明显。本文提出了二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊算法,用以提高极端先验知识的精度。本文通过均方误差(Mean squared error, MSE)来测量模糊核的精度,通过峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似性指数(Structural similarity index, SSIM)对去模糊结果进行了客观评价^[10]。由于超声成像系统只能获得畸变的图像,本文同时使用了分辨率增益(Resolution gain, RG)来进一步评估去模糊后的超声图像的质量。

本文主要贡献如下:(1)提出了图像二次稀疏暗亮通道理论;(2)在图像二次稀疏暗亮通道理论上提出二次稀疏极端通道先验;(3)将二次稀疏极端通道先验应用于模糊超声图像以展示本文所提方法去模糊的可行性和优异性。

1 理论基础

1.1 模糊图像基础

模糊图像的数学表达式可以表示为

$$B(x) = I(x) \otimes k(z) + n(x) \quad (1)$$

式中: $x \in \Omega_I$ (Ω_I 为图像 I 的范围); $B(x)$ 表示模糊图像; $I(x)$ 表示清晰图像; $z \in \Omega_k$ (Ω_k 为图像 k 的范围); $k(z)$ 为模糊核; $n(x)$ 为噪声; \otimes 为卷积算子^[11]。

定义 1 对于图像 I 而言,卷积定义为

$$B(x) = \sum_{z \in \Omega_k} I\left(x + \left\lfloor \frac{s}{2} \right\rfloor - z\right) k(z) \quad (2)$$

式中: Ω_k 表示模糊核的范围,其大小为 s ; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示舍入算子^[12]。根据模糊核的性质,有 $k(z) \geq 0$, $\sum_{z \in \Omega_k} k(z) = 1$ 。

1.2 暗通道理论基础

定义2 图像 I 的暗通道定义为

$$D(I(x)) = \min_{y \in \mathcal{N}(x)} \left(\min_{C \in \{r, g, b\}} I^C(y) \right) \quad (3)$$

式中: x 和 y 表示图像的像素点; $\mathcal{N}(x)$ 是以 x 为中心的图像模块; I^C 为第 C 种颜色通道。如果 I 为灰度图像,则有 $D(I(x)) = \min_{C \in \{r, g, b\}} I^C(y)$ 。

定义3 图像 I 的二次稀疏暗通道定义为

$$SD(I(x)) = \min_{y \in \mathcal{N}(x)} D(I(y)) \quad (4)$$

图1给出了模糊超声图像及模块大小为 5×5 的暗通道图像和二次稀疏暗通道图像,直观上可以看出二次稀疏暗通道图像更暗。

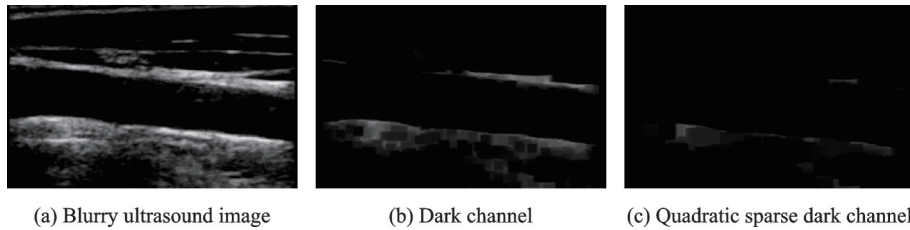


图1 模糊超声图像及其两种稀疏暗通道

Fig.1 Blurry ultrasound image and two kinds of sparse dark channels

图2给出了本文实验所用模糊超声图像数据集中所有模糊超声图像及其经去模糊后清晰图像暗通道的像素强度直方图(图2(a))和二次稀疏暗通道像素强度直方图(图2(b)),其横坐标表示像素强度,纵坐标表示像素强度对应的个数。从图2可以看出,模糊超声图像经二次稀疏暗通道所得结果较经暗通道所得结果有更多接近0的像素,即二次稀疏暗通道图像较暗通道图像更稀疏。

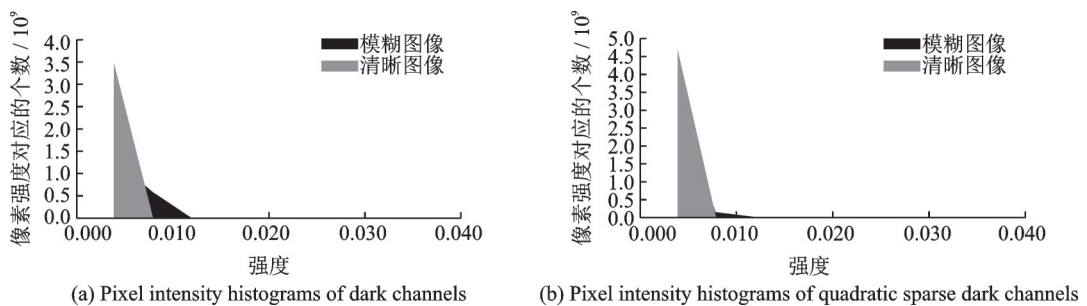


图2 两种暗通道的直方图对比

Fig.2 Histogram comparisons of two kinds of dark channels

1.3 亮通道理论基础

定义4 图像 I 的亮通道定义为

$$B(I(x)) = \max_{y \in \mathcal{N}(x)} \left(\max_{C \in \{r, g, b\}} I^C(y) \right) \quad (5)$$

如果 I 为灰度图像^[12],有 $B(I(x)) = \max_{C \in \{r, g, b\}} I^C(y)$ 。

定义5 图像 I 的二次稀疏亮通道定义为

$$SB(I(x)) = \max_{y \in \mathcal{N}(x)} B(I(y)) \quad (6)$$

图3给出了模糊超声图像及模块大小为 5×5 的亮通道图像和二次稀疏亮通道图像,直观上可以看出二次稀疏亮通道图像更亮。

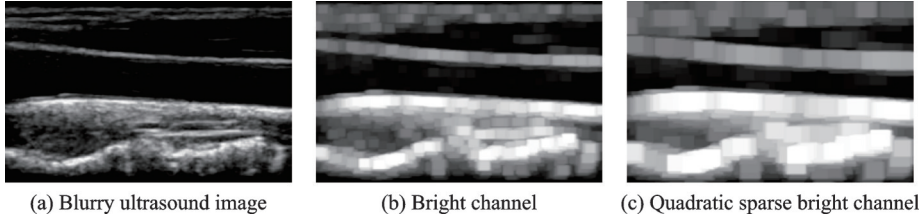


图3 模糊超声图像及其两种稀疏亮通道

Fig.3 Blurry ultrasound image and two kinds of sparse bright channels

图4给出了本文实验所用模糊超声图像数据集中所有模糊图像及其经去模糊后的清晰图像的亮通道的像素强度直方图(图4(a))和二次稀疏亮通道的像素强度直方图(图4(b))。从图4可以看出,模糊超声图像经二次稀疏亮通道所得结果较经亮通道所得结果有更多接近1的像素,即二次稀疏亮通道图像较亮通道图像更稀疏。

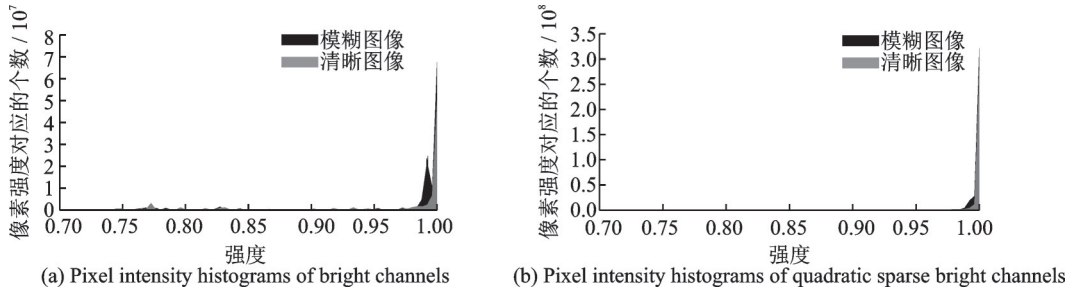


图4 两种亮通道的直方图对比

Fig.4 Histogram comparisons of two kinds of bright channels

1.4 二次稀疏极端通道先验

对于医学超声图像,暗通道和亮通道都有一定的局限性。结合1.2和1.3节分析,为了增强极端通道的稀疏性,本文提出了二次稀疏极端通道先验。二次稀疏极端通道先验主要解决了图像存在较多暗像素的问题。结合暗通道算法^[11]和亮通道图像取反算法^[12]提出的二次稀疏极端通道先验模型为

$$p(I) = \|SD(I)\|_0 + \|1 - SB(I)\|_0 \quad (7)$$

2 本文去模糊算法

将提出的二次稀疏极端通道先验项(式(7))引入图像去模糊框架中,则本文提出的图像去模糊目标函数变为

$$\{\hat{I}, \hat{k}\} = \arg \min_{I, k} \|I \otimes k - B\|_2^2 + \gamma p(k) + \theta p(I) \quad (8)$$

式中: I 表示清晰图像; B 表示模糊图像; k 表示模糊核; $p(k)$ 和 $p(I)$ 分别是模糊核先验与图像的二次稀疏极端通道先验; γ 和 θ 为权重参数。

利用 $\|SD(I)\|_0$ 范数和 $\|1 - SB(I)\|_0$ 范数分别度量二次稀疏暗通道和二次稀疏亮通道的稀疏性。同时本文使用 L_2 范数作为数据保真度函数,可使去模糊图像和模糊核的卷积输出与模糊图像相似。对于模糊核的先验信息,通过快速傅里叶变换得到模糊核 k 的 L_2 范数^[13-17]。 $\|\nabla I\|_0$ 保留清晰的图像梯度,同时去除微小的梯度。模型(8)变为

$$\{\hat{I}, \hat{k}\} = \arg \min_{I, k} \|I \otimes k - B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \mu \|\nabla I\|_0 + \lambda \|SD(I)\|_0 + \eta \|1 - SB(I)\|_0 \quad (9)$$

式中 γ, μ, λ 和 η 为权重参数。

在文献[11, 16, 18]的基础上,本文提出了二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊算法,算法流程如图5所示。

3 模型半二次分裂求解

由于模型(9)中清晰图像 I 和模糊核 k 未知,很难直接求出其解,因此本文采用了半二次分裂方法^[12, 19-20]和交替最小化方法^[11, 17-21],将模型(9)的优化问题变成2个子问题,交替求解中间图像 \hat{I} 和模糊核 \hat{k} 为

$$\hat{I} = \arg \min_I \|I \otimes k - B\|_2^2 + \mu \|\nabla I\|_0 + \lambda \|SD(I)\|_0 + \eta \|1 - SB(I)\|_0 \quad (10)$$

$$\hat{k} = \arg \min_k \|I \otimes k - B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 \quad (11)$$

3.1 清晰图像 I 的估计

为了解决子问题(10)中 L_0 正则项难以计算的问题,本文使用变量分离的 L_0 最小化方法。通过引入图像梯度的辅助变量 g ,二次稀疏暗通道与二次稀疏亮通道的梯度先验辅助变量 p 和 q ^[11-12],子问题(10)成为

$$\{\hat{I}, \hat{g}, \hat{p}, \hat{q}\} = \arg \min_{I, g, p, q} \|I \otimes k - B\|_2^2 + \alpha \|\nabla I - g\|_2^2 + \beta \|SD(I) - p\|_2^2 + \omega \|1 - SB(I) - q\|_2^2 + \mu \|g\|_0 + \lambda \|p\|_0 + \eta \|q\|_0 \quad (12)$$

式中 $\alpha, \beta, \omega, \mu, \lambda$ 和 η 为权重参数。容易看出,当这些权重参数趋近无穷大时,式(12)的解接近子问题(10)的解。因此,可以在固定其他变量的同时,通过交替最小化 I, p, q 和 g 来求解式(12)。关于中间图像 \hat{I} 的目标函数表达式成为

$$\hat{I} = \arg \min_I \|I \otimes k - B\|_2^2 + \alpha \|\nabla I - g\|_2^2 + \beta \|SD(I) - p\|_2^2 + \omega \|1 - SB(I) - q\|_2^2 \quad (13)$$

式中 $SD(\cdot)$ 与 $SB(\cdot)$ 为非线性运算。为了便于优化,本文将 $1 - SB(I)$ 转变为 $SD(1 - I)$ 以保持一致性。下面通过构造一个映射矩阵 M 来代替运算 $SD(I)$ 。令 $u = \arg \min_{w \in \mathcal{N}(y)} I(w), y = \arg \min_{z \in \mathcal{N}(x)} I(z)$, M 满足

$$M(x, z) = \begin{cases} 1 & z = u \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

由 M 的构造式(14)可知, M 的第 x 行乘以 I 可得出像素 z 的值,即 $MI = SD(I)$ 。根据估计的中间图像,本文可以计算出对应于 $SD(I)$ 和 $1 - SB(I)$ 的两个映射矩阵 M_I 和 M_{1-I} 。目标函数(13)可写为

$$\hat{I} = \arg \min_I \|I \otimes k - B\|_2^2 + \alpha \|\nabla I - g\|_2^2 + \beta \|M_I I - p\|_2^2 + \omega \|M_{1-I}(1 - I) - q\|_2^2 \quad (15)$$

用快速傅里叶变换求解式(19)得

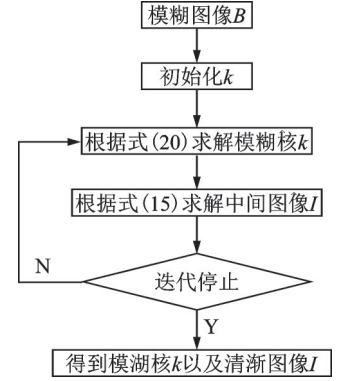


图5 本文算法流程图

Fig.5 Flow chart of the proposed algorithm

$$\hat{I} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \mathcal{F}(B) + \alpha \mathcal{F}_g + \beta \mathcal{F}(p) + \omega \mathcal{F}(q)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \mathcal{F}(k) + \alpha \overline{\mathcal{F}(\nabla I)} \mathcal{F}(\nabla I) + \beta + \omega} \right) \quad (16)$$

式中: $\mathcal{F}_g = \overline{\mathcal{F}(\nabla I_h)} \mathcal{F}(g_h) + \overline{\mathcal{F}(\nabla I_v)} \mathcal{F}(g_v)$; ∇I_h 和 ∇I_v 分别表示图像 I 的水平和垂直微分算子; $\mathcal{F}(\cdot)$ 与 $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 分别表示快速傅里叶变换和逆快速傅里叶变换。

给定 I , 对于 g 、 p 和 q 的子问题分别用以下方法求解

$$\hat{g} = \arg \min_g \alpha \|\nabla I - g\|_2^2 + \mu \|g\|_0 \quad (17)$$

$$\hat{p} = \arg \min_p \beta \|SD(I) - p\|_2^2 + \lambda \|p\|_0 \quad (18)$$

$$\hat{q} = \arg \min_q \alpha \|1 - SB(I) - q\|_2^2 + \eta \|q\|_0 \quad (19)$$

3.2 模糊核 k 的估计

给定 I , 子问题(11)中的模糊核估计是最小二乘问题。用梯度图像上梯度信息, 对模糊核 \hat{k} 进行了优化。因此, 模糊核 \hat{k} 估计方法为

$$\hat{k} = \arg \min_k \|\nabla I \otimes k - \nabla B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 \quad (20)$$

参照文献[11, 12, 16]方法, 通过快速傅里叶变换可获得子问题(11)的解为

$$\hat{k} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(\nabla I)} \mathcal{F}(\nabla B)}{\overline{\mathcal{F}(\nabla I)} \mathcal{F}(\nabla I) + \gamma} \right) \quad (21)$$

在获得 k 之后, 本文将 k 的负元素设为 0, 并将 k 归一化, 使得 k 满足模糊核的性质。

4 实验分析

4.1 数据集来源

数据来自布尔诺理工大学信号处理实验室。数据库包含 10 名不同质量(平均质量 76.5 ± 9.7 kg)的志愿者(平均年龄 27.5 ± 3.5 岁)的颈总动脉(Common carotid artery, CCA)图像。图像数据库中包含 84 张 CCA 纵切面 B 超图像。

4.2 实验参数

本文盲去模糊模型主要有 4 个参数: λ 、 μ 、 η 、 γ , 为了分析这几个参数的作用, 对于每一个参数通过固定其他参数来验证其作用。通过实验验证, 本文采用以下固定参数: $\mu = \lambda = \eta = 0.004$, $\gamma = 2$, 同时模块大小 ω_I 设为 5。

4.3 实验结果对比

为了说明本文所提算法的可行性和优越性, 本节将该算法运行在 CCA 模糊超声图像数据集上进行测试, 并与文献[11, 12, 15]去模糊算法进行比较, 如图 6 所示, 其中去模糊实验结果的右上角是相对应算法所估计出的模糊核(大小为 5×5)。图 6 所示实验结果表明, 本文算法对模糊超声图像进行去模糊是可行的, 但文献[11]算法有明显的振铃现象, 文献[12]算法有块效应。

为进一步说明本文所提算法对模糊超声图像进行去模糊的优越性, 本文将 4 种算法去模糊结果进行定量评价, 评价结果如表 1 所示。从表 1 评价结果可以看出, 本文算法在 4 种评价指标上都优于其他算法。特别地, 本文算法能获得较低的 MSE 值, 说明本文算法所得模糊核精度较其他算法高, 对模糊核的估计较其他算法准确; 本文算法能获得较高的 RG 值, 说明本文算法对存在失真的模糊超声图像较其他算法能获得较好的去模糊图像。

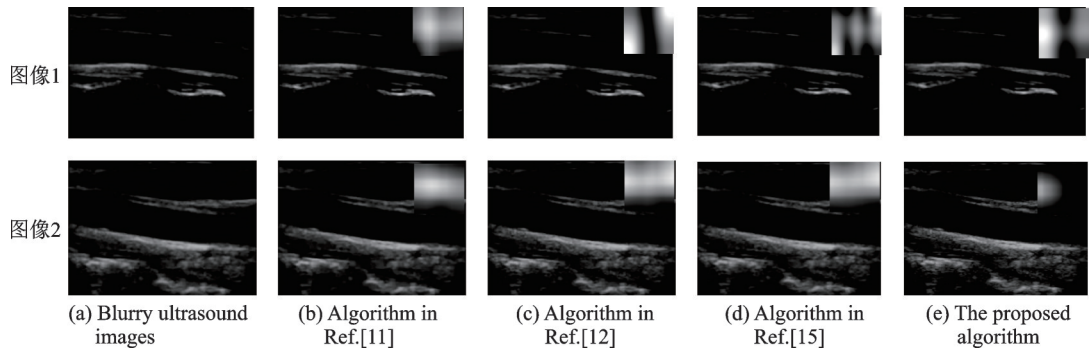


图6 模糊超声图像去模糊结果对比

Fig.6 Comparisons of deblurring results for blurry ultrasound images

表1 4种算法去模糊性能比较

Table 1 Deblurring performance comparisons of four algorithms

算法	图6(a)模糊图像1				图6(a)模糊图像2			
	MSE	PSNR	SSIM	RG	MSE	PSNR	SSIM	RG
文献[11]算法	21.83	37.07	0.89	0.98	22.73	34.30	0.85	0.80
文献[12]算法	20.95	37.23	0.87	0.99	20.95	34.92	0.87	0.95
文献[15]算法	17.29	38.91	0.89	1.01	19.29	35.81	0.92	0.86
本文算法	15.42	41.10	0.90	1.05	17.57	36.20	0.95	0.98

图7给出表1中4种去模糊算法结果的MSE、PSNR、SSIM和RG评价直方图。由图7可以看出,在4种模糊图像去模糊算法中,本文所提算法能获得最高的PSNR、SSIM和RG平均值,这也说明本文算法对模糊超声图像进行去模糊是可行和优异的。

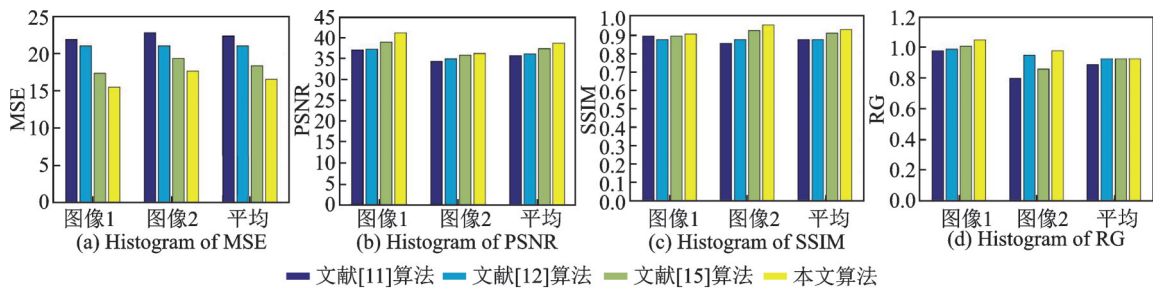


图7 4种算法在CCA数据集上去模糊结果评价指标直方图

Fig.7 Evaluation index histogram of deblurring results of four algorithms on CCA dataset

5 结束语

本文提出了二次稀疏极端通道先验盲超声图像去模糊方法。通过实验得知,二次稀疏模糊超声图像与二次稀疏清晰超声图像之间的差异更加明显。因此,将图像的二次稀疏暗通道和图像的二次稀疏亮通道相结合,得到二次稀疏极端通道先验,提高了极端通道先验知识的准确性。本文算法充分利用了暗亮通道先验信息,对利用暗亮通道信息进行模糊超声图像去模糊具有重要意义。由于亮通道和暗通道的二次稀疏性运算增加,使得本文算法运行时间增加。接下来将针对如何缩短本文算法运行时间展开研究。

参考文献:

- [1] 胡双年,李艳艳,牛玉俊.基于模糊核稀疏先验正则化图像盲复原处理[J].安徽大学学报(自然科学版),2019,43(6):43-47.
HU Shuangnian, LI Yanyan, NIU Yujun. Image blind restoration processing based on blur kernel sparse prior regularization [J]. Journal of Anhui University (Natural Sciences), 2019, 43(6): 43-47.
- [2] 孙成阳,毛家发,胡亚红,等.基于RGB通道自适应的维纳滤波图像去模糊研究[J].计算机测量与控制,2019,27(11):215-219,238.
SUN Chengyang, MAO Jiafa, HU Yahong, et al. Research on adaptive Wiener filtering image deblurring based on RGB channel[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(11): 215-219, 238.
- [3] 余孝源,谢巍,陈定权,等.一种基于改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法[J].控制与决策,2020,35(7):134-140.
YU Xiaoyuan, XIE Wei, CHEN Dingquan, et al. A motion blur kernel estimation method based on improved dark channel prior [J]. Control and Decision, 2020, 35(7): 134-140.
- [4] 肖宿.基于稀疏先验正则化的图像盲去模糊[J].绥化学院学报,2019,39(2):143-147.
XIAO Su. Blind image deblurring based on sparse prior regularization[J]. Journal of Suihua University, 2019, 39(2): 143-147.
- [5] YEOH W S, ZHANG C S, CHEN M. An iterative constrained least squares filter for ultrasound image deconvolution[C]//Proceedings of 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. [S.l.]: IEEE, 2006: 2758-2761.
- [6] OLOFSSON T, WENNERSTROM E. Sparse deconvolution of B-scan images[J]. IEEE Transactions on Ultrasonic Ferroelectrics and Frequency Control, 2007, 54(8): 1634-1640.
- [7] SHIN H C, PRAGER R. Sensitivity to point spread function parameters in medical ultrasound image deconvolution[J]. Ultrasonics, 2009, 49(2): 344-357.
- [8] PALLADINI A, TESTONI N, MARCHI L D, et al. A reduced complexity estimation algorithm for ultrasound images deblurring[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2009, 95(2): S4-S11.
- [9] ZHAO N N, WEI Q, BASARAB A, et al. Single image super-resolution of medical ultrasound images using a fast algorithm [C]//Proceedings of 2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). [S.l.]: IEEE, 2016: 473-476.
- [10] 涂春梅,陈国彬,刘超.暗像素先验的模糊图像盲复原方法[J].计算机工程与应用,2020,56(10):213-219.
TU Chunmei, CHEN Guobin, LIU Chao. Blind restoration method of blurred image with dark pixel prior[J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(10): 213-219.
- [11] PAN J S, SUN D Q, PFISTER H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2016: 1628-1636.
- [12] YAN Y Y, REN W Q, GUO Y F, et al. Image deblurring via extreme channels prior[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2017: 4003-4011.
- [13] YU X Y, XIE W. Single image blind deblurring based on salient edge-structures and elastic-net regularization[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2020. DOI: 10.1007/s10851-020-00949-6.
- [14] LIU Q H, SUN L P, SHAO Z G. Compound L_0 regularization method for image blind motion deblurring[J]. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(5): 053013.1-053013.15.
- [15] WEN F, YING R D, LIU Y P, et al. A simple local minimal intensity prior and an improved algorithm for blind image deblurring[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020(99): 1.
- [16] CHEN X, ZHU Q. A fast FFT-based iterative algorithm for image deblurring with anti-reflective boundary conditions[C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Network, Communication, Computer Engineering (NCCE 2018). [S.l.]: Atlantis Press, 2018.
- [17] HEHN L, TILLEY S, PFEIFFER F, et al. Blind deconvolution in model-based iterative reconstruction for CT using a normalized sparsity measure[J]. Physics in Medicine & Biology, 2019, 64(21): 215010.
- [18] HU Z, CHO S, WANG J, et al. Deblurring low-light images with light streaks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2014: 3382-3389.
- [19] SHU Q L, WU C S, ZHONG Q X, et al. Alternating minimization algorithm for hybrid regularized variational image dehazing

[J]. *Optik*, 2019, 185: 943-956.

[20] CHENG K H, DU J, ZHOU H X, et al. Image super-resolution based on half quadratic splitting[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020: 103193.

[21] ZHANG H P, YUAN B, DONG B, et al. No-reference blurry image quality assessment by structural similarity index[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(10): 2003.

作者简介:



马倩(1995-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理、计算机视觉、机器学习, E-mail: maaqian@126.com。



黄成泉(1976-),通信作者,男,博士,教授,研究方向:图像处理、模式识别、机器学习, E-mail: hcq863@163.com。



郑泽鸿(1990-),男,硕士,助理实验师,研究方向:图像处理、机器学习, E-mail: gzmzzzh@163.com。

(编辑:张黄群)

撤稿声明

《数据采集与处理》2022年第2期346-358页发表的“基于深度强化学习的认知无线电协作频谱感知”一文(作者:彭艺,朱桢以,魏翔,谢钊萍,单位:昆明理工大学信息工程与自动化学院),因论文内容问题应作者要求在本刊及相关数据库中撤稿,请广大读者注意,勿再引用。特此告知并向读者诚挚致歉。

《数据采集与处理》编辑部
2022-09-29

Retraction

The editorial office of *Journal of Data Acquisition and Processing* wishes to retract “Cognitive Radio Network Cooperative Spectrum Sensing Based on Deep Reinforcement Learning”, authored by PENG Yi, ZHU Zhenyi, WEI Xiang, XIE Zhaoping from Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology. Following publication, the authors themselves raised questions regarding the critical analyses in this paper. These issues decrease confidence in the integrity of the research. All authors request a withdraw of this paper from *Journal of Data Acquisition and Processing* and all the databases that legally index this paper. The editorial office and the authors of this paper sincerely apologize to the scientific community for any confusion and any unintended harm derived from the publication of this paper.

Editorial Office of *Journal of Data Acquisition and Processing*
Sep. 29, 2022