

基于改进 DMAS 的平面波超声成像算法及其 GPU 实现

鲍喜荣, 沈晓燕, 张 石, 苏 婷
(东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169)

摘 要: 针对基于 DMAS 波束合成的平面波超声成像算法的图像对比信噪比偏低及算法复杂度大, 无法实现实时成像的问题, 提出了一种具有较高成像质量和较小计算复杂度的平面波超声成像算法 DSBMGCF (delay sum before multiply and generalized coherence factor), 借助 FieldII 仿真工具在 Matlab 上进行点目标和囊肿目标的仿真实验, 验证了该算法的成像质量. 同时, 对所提出的新算法进行了并行化研究和改进, 得到了一种适合在 GPU 上并行实现的平面波超声成像并行算法 PDMASGCF (parallel delay multiply and sum generalized coherence factor), 并在实验室戴尔 T7810 普通工作站上进行了平面波超声成像时间和质量的验证实验, 获得了较高的成像帧频, 并保证了较好的成像性能.

关 键 词: 平面波; DMAS; 对比信噪比; GPU; 并行
中图分类号: TP 391.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2019)07-0925-07

Plane Wave Ultrasonic Imaging Algorithm Based on Improved DMAS and Its GPU Implementation

BAO Xi-rong, SHEN Xiao-yan, ZHANG Shi, SU Ting
(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: SHEN Xiao-yan, E-mail: 15566037485@163.com)

Abstract: The contrast signal-to-noise ratio (SNR) of the image synthesized by the plane wave ultrasonic imaging algorithm based on DMAS beamforming is low and the real-time imaging problem cannot be realized due to the complexity of the algorithm. A new plane wave ultrasonic imaging algorithm named DSBMGCF (delay sum before multiply and generalized coherence factor) with higher imaging quality and less complexity of calculation was proposed. Then, the simulation experiment of point target and cyst target were done on Matlab by FieldII simulation tool. The imaging quality of the algorithm was verified. At the same time, the proposed algorithm was parallelized and improved, and a parallel algorithm for plane wave ultrasound imaging, PDMASGCF (parallel delay multiply and sum generalized coherence factor), which is suitable for parallel implementation on GPU was obtained. Finally, on the ordinary workstation Dell T7810 in the laboratory, the verification experiments on time and quality of imaging were carried out. Higher imaging frame rate was obtained, while better imaging performance was guaranteed.

Key words: plane wave; DMAS (delay multiply and sum); contrast signal-to-noise ratio; graphic processing unit (GPU); parallel

传统 B 超系统需要上百次的波束发射和合成才能形成一幅超声图像, 帧频只有 35 Hz 左右. 而为了满足更多器官的实时成像需求, 需要提高超声成像帧率, 但成像质量会受影响. 因此, 如何在成像质量和高帧频成像之间作好权衡成为医学超声成像领域内的研究热点之一. 目前, 已有学者提出了很多方法. 并行接收是在发射端发射一个较宽的波束, 可以实现一次性接收到多个波束, 可以大幅度提高帧频^[1]. 平面波超声成像方法通过对感兴趣区域进行一次扫描即获得一帧图像, 但因没有进行波束聚焦, 成像不佳. 为了解决这个问题, 学者们将发射的不同角度的平面波进行空间

复合(coherent, CO),复合角度个数越多,成像质量越好,但帧频会随之降低^[2-3].于是,一些学者将最小方差波束合成法、特征空间法等应用到平面波发射的快速成像中用于改善成像质量,但是算法复杂度太高,成像帧频依然很低^[4].随后,有学者将延时乘累加波束形成法(delay multiply and sum, DMAS)应用在乳腺癌的检测研究^[5],DMAS 便陆续被应用在 B 超系统的研究中且效果显著,但在对比噪声比和工程运用方面表现欠佳^[6-11].

为加快超声算法的工程化实现,GPU 被越来越多地应用在医学超声领域,针对声辐射力脉冲弹性成像提出相应的 GPU 并行算法,实现了实时处理^[12].2016 年,尉明望利用 CUDA 实现了平面波相干叠加算法、傅里叶成像算法和 F-K 迁移算法,但效果不是太理想^[13].

为改善平面波成像质量,本文提出了一种基于改进 DMAS 的平面波超声成像算法;为提高成像帧频,加快算法的工程化实现,本文利用并行化硬件平台 GPU 对该新型算法作并行化改进和硬件加速,最后通过执行时间测试和成像性能测试验证了算法的有效性.

1 方 法

1.1 DMAS 平面波复合成像法

如图 1 所示,DMAS 平面波合成算法是对 M 个激励阵元施加一定的延时时间线,以发射一定角度的平面波,通过采集回波信号,获得不同通道所对应的射频回波信号 $s_m(t)$,将其两两组合,对组合信号分别进行符号运算和取绝对值后求取算术平方根的操作,再将两个结果相乘,最后再将各组合的结果叠加求和,得到对应位置的像素点.

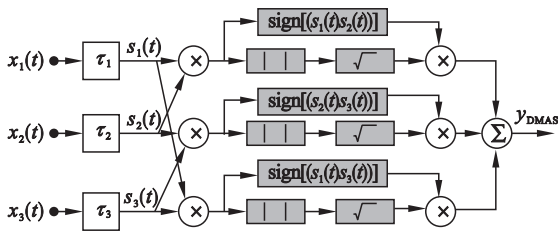


图 1 DMAS 算法框图

Fig. 1 DMAS algorithm diagram

由此,可得到基于 DMAS 的平面波超声成像法的每条波束合成的表达式为

$$y(t) = \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M \text{sign}(s_m(t)s_n(t)) \cdot \sqrt{|s_m(t)s_n(t)|} \quad (1)$$

DMAS 算法中的组合相乘再叠加的操作与空间自相关函数的计算步骤等价,所以,DMAS 波束合成算法充分考虑了回波信号之间的相干性,而噪声之间的这种相干性特别弱,故可以在很大程度上去除噪声,获得高质量的超声图像,但其至少进行 C_M^2 次乘法运算,成像时间相对较长.

1.2 DSBM 平面波复合成像法

从工程实现角度来看,过多的乘法运算次数会增加硬件电路的复杂程度.而从 Matlab 编程实现层面来讲,对于高精度的数据运算,过多的乘法运算次数会在很大程度上延长计算耗时,从而拉低成像帧频.因此,为了减少乘法的运算次数,对 DMAS 算法公式作以下变形,即

$$y_{\text{DSBM}}(t) = \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M \hat{x}_{mn}(t) = \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M \hat{x}_m(t) \hat{x}_n(t) = \hat{x}_1(t) [\hat{x}_2(t) + \hat{x}_3(t) + \cdots + \hat{x}_M(t)] + \hat{x}_2(t) [\hat{x}_3(t) + \hat{x}_4(t) + \cdots + \hat{x}_M(t)] + \cdots + \hat{x}_{M-2}(t) [\hat{x}_{M-1}(t) + \hat{x}_M(t)] + [\hat{x}_{M-1}(t) \times \hat{x}_M(t)].$$

其中, $\hat{x}_m(t) = \text{sign}[x_m(t)] \sqrt{x_m(t)}$, $1 \leq m \leq M$, $x_m(t)$ 为延迟时间后的第 m 通道回波数据.因变形后该算法要先进行累加和,再进行乘法运算,称之为延时累加乘波束合成算法(delay sum before multiply, DSBM).从变形公式可以看到,DSBM 方案将 $M-1$ 个公共项提取出来,分别与对应的不同长度的和因式相乘,仅需要 $M-1$ 次乘法,因此,从仿真实现角度上来讲,完成一个像素点的重建工作,DSBM 算法具有较少的乘法运算量,成像时间平均可缩短 87%.同时,从理论上讲,DSBM 也在一定程度上保留了延时乘累加波束合成算法利用回波信号之间较强空间相关性去除噪声的性质,可保证良好的成像质量.

1.3 DSBMGCF 平面波超声成像算法

基于 DSBM 波束合成的平面波成像方法通过减少乘法次数缩短了计算时间,牺牲了一定的抗噪能力.为此,提出了一种基于 DSBM 与广义相干系数(generalized coherence factor, GCF)相融合的平面波超声成像方法(DSBMGCF).通过引入 GCF,突出强调成像过程的高相干区域,消除因声速不均性所导致的相位畸变,有效改善图像的对比如度和分辨率.

现简要介绍本文所采用的 GCF 的方法:对回波数据组成的二维矩阵 $\mathbf{X}(n)$ 作二维傅里叶变换,获取其二维空间频谱^[8] $p(f)$.其中上标和下

标分别表示复合角度个数和阵列维度对应的频率分量.

$$p(f) = \text{FFT2}[X(n)] = \begin{bmatrix} p_1^1 & p_2^1 & \cdots & p_N^1 \\ p_1^2 & p_2^2 & \cdots & p_N^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_1^M & p_2^M & \cdots & p_N^M \end{bmatrix}. \quad (2)$$

与一维广义相干系数的定义相类似,定义 GCF 为低频能量占总能量之比:

$$\text{GCF} = \frac{\sum_{K_1=0}^{M_1} \sum_{K_2=0}^{M_2} |P(K_1, K_2)|^2}{\sum |p|^2}. \quad (3)$$

其中, M_1, M_2 分别代表合适的低频分量的取值. M_1, M_2 都为 0, 指的是不同角度的平面波发射的情况下, 各阵元所接收到的所有数据中共同的成分. 对于点扩散函数, 令 M_1, M_2 都为 0, 可获得最佳分辨率^[9].

图 2 为 DSBMGCF 平面波超声成像算法的实现流程图. 此外, 为了进一步验证引入 GCF 法

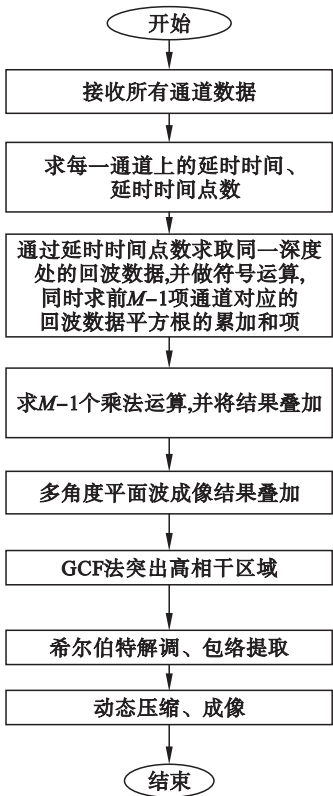


图 2 DSBMGCF 平面波超声成像算法的实现流程图
Fig. 2 Flow chart of the new plane wave imaging method DSBMGCF

可以明显改善图像的分辨率以及对比 DSBMGCF 平面波成像方法的优越性, 类似地, 将 GCF 引入 DMAS 平面波成像方法, 记为 DMASGCF, 并进行散射点和囊肿目标点的仿真实验.

2 实验及分析

2.1 Matlab 仿真

借助 FieldII 在 Matlab 上进行以上几种算法成像下的点目标和囊肿目标的仿真实验. 点目标设置 10 对点, 分布深度为 20 ~ 60 mm, 横向距离为 4 mm, 纵向距离为 10 mm. 复合角度间隔为 0.25°, 阵元个数为 128. 首先, 将复合角度个数设为 1, 不同成像方法的散射点仿真结果 (取深度 25 ~ 45 mm) 如图 3 所示. 散射点越小越亮, 即散射点的聚焦效果越好, 表明该波束合成算法的散射点成像质量越理想. 明显可见, 引入 GCF 之后, DSBMGCF 和 DMASGCF 平面波成像方法具有最好的散射点聚焦效果, 它可以极好地消除 CO 算法在水平方向以及 DMAS 和 DSBM 算法在纵向方向的伪影现象.

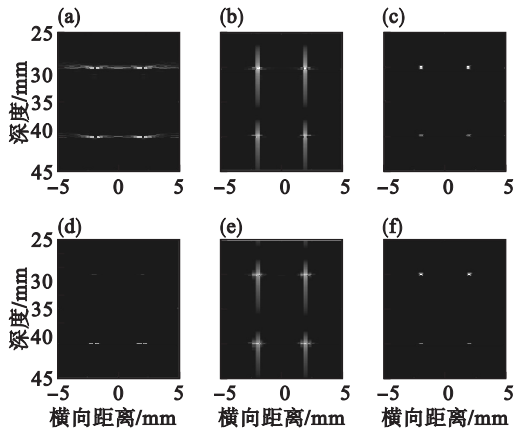


图 3 不同成像方法的散射点仿真结果
Fig. 3 Results of different imaging methods on scattered point
(a)—CO; (b)—DMAS; (c)—DMASGCF; (d)—GCF; (e)—DSBM; (f)—DSBMGCF.

图 4 展示了散射点目标分别在 30 mm 和 60 mm 深度处的横向剖面图. 从旁瓣上看, DSBMGCF 算法不论是在近场还是在远场, 旁瓣明显低于其他算法, 且主瓣宽度也明显窄于其他算法.

在囊肿仿真实验中, 设置 500 000 个强度服从高斯分布的点, 成像深度为 30 ~ 80 mm, 设置一个直径为 10 mm 的圆形囊肿, 内部点强度均为 0. 为了清晰看到成像细节, 设置数据动态压缩范围为 60 dB. 不同算法的囊肿仿真结果如图 5 所示.

由图 5 可见, GCF 算法的囊肿内外对比强烈, 但边缘毛刺较多. DMAS 和 DSBM 算法的囊肿横向分辨率很好, 但从纵向分辨率上看, 毛刺较多, 使得囊肿内外界限不清晰. 而 DSBMGCF 算

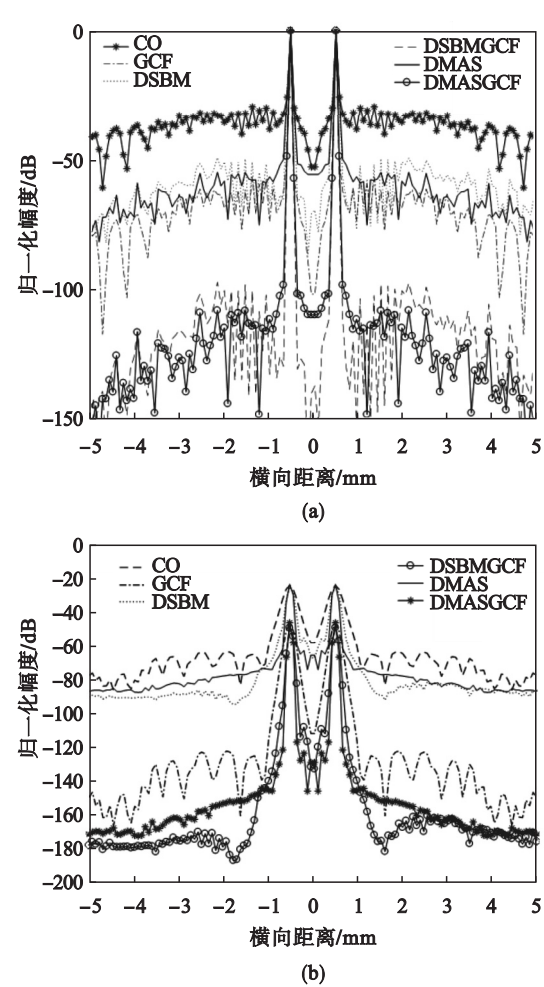


图 4 不同深度处横向剖面图
Fig. 4 Transverse map at different depths
(a)—30 mm; (b)—60 mm.

表 1 不同算法下,囊肿内部 CR 和 CNR 的统计结果
Table 1 CR and CNR of cysts for different methods/dB

性能指标	CO	GCF	DMAS	DSBM	DMASGCF	DSBMGCF
μ_c	-45	-75.5	-35.4	-41.8	-68	-80.2
μ_b	-15.5	-25.9	-27.3	-25.5	-52.4	-47.1
CR	29.6	49.5	18.1	17.3	15.5	33.2
CNR	3.5	3.5	0.8	2.15	0.8	2.2

由表 1 中可以看到:DSBMGCF 算法 μ_c 最小,说明囊肿内部噪声最小,同时对比度 CR 大于 CO 算法,远大于 DMAS 算法,仅次于 GCF 算法.由于囊肿仿体的采样点数目有限,与真实人体组织有一定的差距,所以在囊肿的外部区域会有一些的黑色斑点填充,导致背景区域平均强度较小,使 DSBMGCF 算法的 CNR 值略受影响,不过,相对 DMAS 要改进很多.

2.2 GPU 实现

2.2.1 算法的并行化

GPU 并行计算是一种单指令多数据的计算模式,所以在算法并行化设计上的主要思路是降

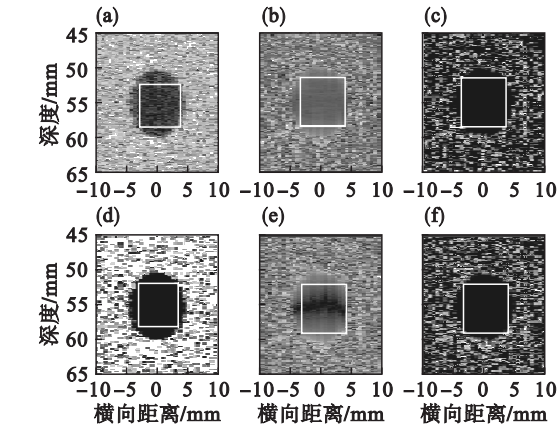


图 5 不同算法的囊肿仿真结果
Fig. 5 Simulation result of different methods on cyst
(a)—CO; (b)—DMAS; (c)—DMASGCF;
(d)—GCF; (e)—DSBM; (f)—DSBMGCF.

法的囊肿具有较清晰的囊肿边缘.现取 55 mm 深度处,囊肿内部和外部各一块(边长为 7 mm 的矩形,接近囊肿内接矩形,如图中白色方框),对比度 CR 和对比信噪比 CNR 的计算公式为

$$CR = \mu_b - \mu_c, \quad CNR = \frac{|\mu_c - \mu_b|}{\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma_b^2}}.$$

其中: μ_b, μ_c 分别表示背景区域和囊肿内部区域的平均强度,dB; σ_b, σ_c 分别代表背景区域和囊肿区域的方差. CR 绝对值越大,图像对比度越好.而 CNR 代表囊肿内部和外部噪声变化的比值, CNR 数值越大意味着囊肿更容易被可视化以及亮度分布更均匀.表 1 给出了复合角度个数为 1 时,不同算法下囊肿内部 CR 和 CNR 的统计结果.

低或者去除波束合成算法中数据的依赖性. DSBM 算法较 DMAS 减少了乘法次数,缩减了计算时间,但仍存在计算冗余.为此,本文提出了一种更简单的计算方法,推导如下.因为

$$\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^M \hat{x}_m(t) \hat{x}_n(t) = \frac{1}{2} [2 \times \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^M \text{sign}(x_m(t) \cdot x_n(t)) \cdot \sqrt{x_m(t) \cdot x_n(t)}] =$$
$$\frac{1}{2} \{2 \times [\sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) + \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1+1}^M \text{sign}(x_m(t) \cdot x_n(t)) \cdot \sqrt{x_m(t) \cdot x_n(t)}]\} = \frac{1}{2} \{2 \times \sum_{m=1}^{M-1} x_i(t) + 2 \times$$

$$\left[\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1+1}^M \text{sign}(x_m(t) \cdot x_n(t)) \cdot \sqrt{x_m(t) \cdot x_n(t)} \right] = \frac{1}{2} \left\{ 2 \times \sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) + 2 \times \underbrace{\left[\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1+1}^M \hat{x}_m(t) \hat{x}_n(t) \right]}_{P_1} \right\},$$

类比多项式求和公式为

$$s = \left[\sum_{m=1}^M a_m \right]^2 = \sum_{m=1}^M a_m^2 + 2 \times \left[\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M a_m a_n \right]. \quad (4)$$
$$2 \times \left[\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=m+1}^M a_m a_n \right] = s - \sum_{m=1}^M a_m^2 = \left[\sum_{m=1}^M a_m \right]^2 - \sum_{m=1}^M a_m^2, \quad (5)$$

有

$$P_1 = \left[\sum_{m=1}^M \hat{x}_m(t) \right]^2 - \sum_{m=1}^M |\hat{x}_m(t)|^2. \quad (6)$$

所以,

$$\sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^M \hat{x}_m(t) \hat{x}_n(t) = \frac{1}{2} \left[2 \times \sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) + P_1 \right] = \frac{1}{2} \left\{ 2 \times \sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) + \left[\sum_{m=1}^M \hat{x}_m(t) \right]^2 - \sum_{m=1}^M |\hat{x}_m(t)|^2 \right\} = \sum_{m=1}^{M-1} \hat{x}_m(t) + \left[\frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \hat{x}_m(t) \right]^2 - \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) = \frac{1}{2} \left[\sum_{m=1}^M \hat{x}_m(t) \right]^2 - \sum_{m=1}^{M-1} x_m(t) = y_{\text{PDMAS}}(t).$$

可以看到合成一个点需要一次乘法运算(忽略加权过程所消耗的 N 次乘法运算量). 并行改进后的 DMAS 复合算法 (parallel DMAS, PDMAS) 具有较低的算法复杂度, 且从并行角度分析, 它可对输入的各通道回波数据单独处理, 具有较强的数据并行性. 在单个角度平面波发射模式下, 采用 PDMAS 波束合成法合成像素点, 且所有像素点共用一个延时计算模型, 像素点之间具有相互独立性, 不同深度、不同通道的像素点的合成工作具备充分的并行条件. 因此, 令一个工作项负责一个像素点的合成工作, 所有工作项并发执行, 完成一帧图像的重建工作. PDMAS 平面波波束合成并行方案如图 6 所示.

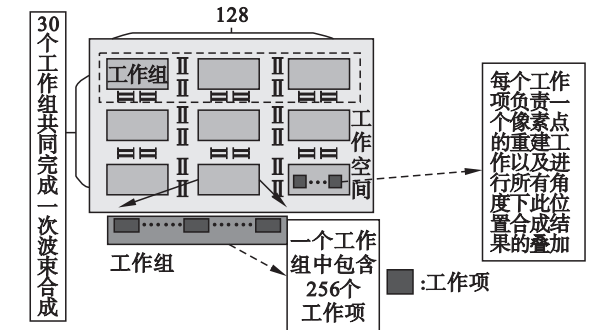


图 6 PDMAS 平面波波束合成并行方案

Fig. 6 Parallel implementation scheme of PDMAS plane wave beamforming

而对于广义相干系数部分的并行化实现, 重点是将回波数据的 FFT 运算移植到 GPU. 通过设置 INIT_kernel, 结合本实验平台为 AMD GCN 架构以及补零到 2 的整数次幂之后, 回波数据大小为 1 048 576, 令各个工作项访问处理 16 个元素的 FFT, 因此共需要 256 个工作组, 65 536 个工作项, GCF 并行方案如图 7 所示.

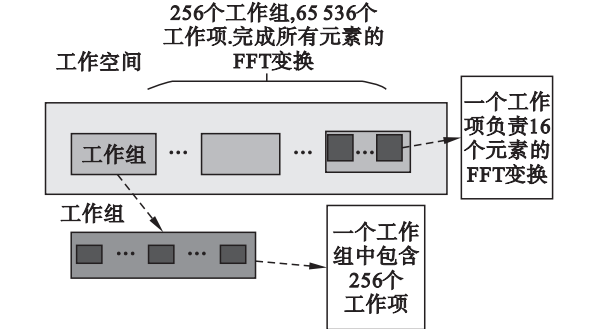


图 7 GCF 并行任务分配示意图

Fig. 7 Assignment diagram of GCF parallel task

首先, 工作项将输入地址按位反转, 接着按照新的地址从全局内存中加载 4 个 float2 型数据 (每个 float2 包含两个 float 型, 对应实数和虚数部分), 并对其作 4 点 FFT. 然后, 将 4 元素归并为 8 元素的 FFT, 循环迭代, 直到工作项所能处理的元素数量达到上限. 再设置 Stage_kernel, 将 16 个元素的 FFT 归并 32 个元素的 FFT 序列. 同样经过在更大 FFT 序列中分配一个位置, 完成相应元素的 FFT, 这个过程循环往复直到整个 FFT 计算结束. 综上, 将并行化改进后的算法称作 PDMASGCF 算法, 其成像步骤主要包括 3 个阶段: 阶段一, 进行 PDMAS 波束合成; 阶段二, 按照空间二维广义相干系数法, 通过并行 FFT 计算得到回波数据的频域变换, 进而计算得到广义相干系数 GCF; 阶段三, 用 $(1 + \text{GCF})$ 作用于阶段一合成的图像, 得到最终的超声图像.

2.2.2 GPU 实现

在实验室戴尔 T7810 工作站进行了算法的 GPU 实现. 所采用的硬件平台见表 2.

表 2 GPU 硬件资源					
Table 2 GPU hardware resources					
显卡型号	显存 GB	带宽 $\text{GB} \cdot \text{s}^{-1}$	CU 个	单精度 浮点 TFLOPs	OpenCL
w7100	8	160	1 792	3.3	2.0

图 8 为每个工作项的数据计算流程图. 可以看到, GPU 实现要依赖 CPU, GPU 和 Matlab 3 个平台完成. CPU + GPU 异构平台主要是利用

OpenCL 编程,在 CPU 端完成波束合成以及回波数据的 FFT 等计算任务. Matlab 端则是进行平面波超声数据的产生、回波数据的采集和广义相干系数的计算以及后续的成像工作.

中可直观看到,引入 GCF 方法之后,PDMSGCF 算法的 Matlab 成像质量明显变好,仅次于 DSBMGCF 算法. PDMSGCF 算法分别在 Matlab 和 GPU 上执行后,发现经 GPU 加速后,成像效果基本相同,且都明显好于 DMAS 算法.

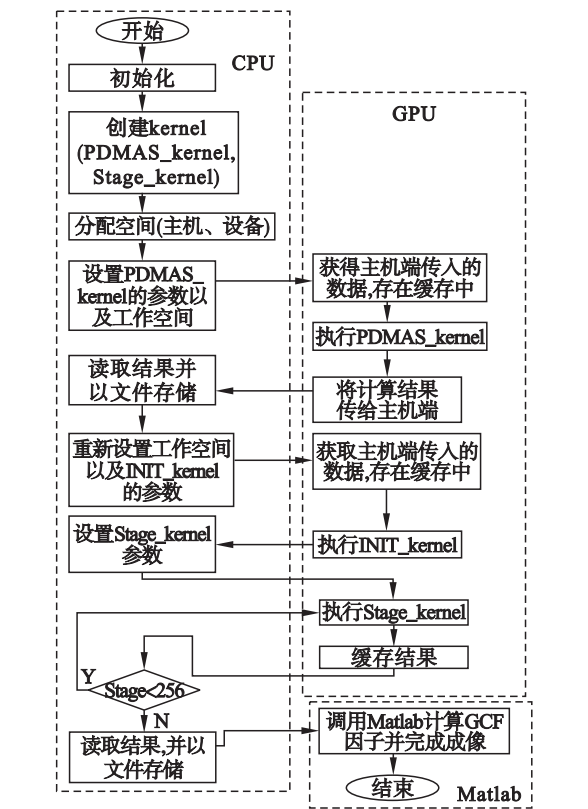


图 8 每个工作项的数据计算流程图
Fig. 8 Data calculation flowchart for each work item

因 Matlab 2016a 在底层实现中对矩阵运算作了优化,且采用了 GPU 加速,所以将 GPU 实现结果与 Matlab 的执行结果对比具有一定的参考意义. 分别在 Matlab 和 GPU 上进行了 10 次关于执行时间的测试,结果如表 3 所示, GPU 和 Matlab 的平均执行时间分别为 16 ms 和 18.3 s,相对 Matlab 来说,本设计的 GPU 并行方案具有高达 1 129 倍的加速比,且在有限的硬件资源条件下,成像帧频可达 62 帧/s,远超过实时成像的帧频要求.

表 3 Matlab 和 GPU 的计算时间										
Table 3 Calculation time on Matlab & GPU										
次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
GPU 时间 ms	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
Matlab 时间 s	19	18	19	19	18	18	19	18	17	18

接下来借助 Matlab 进行了成像性能测试. 从图 9 的单点成像和图 10 的囊肿成像的测试结果

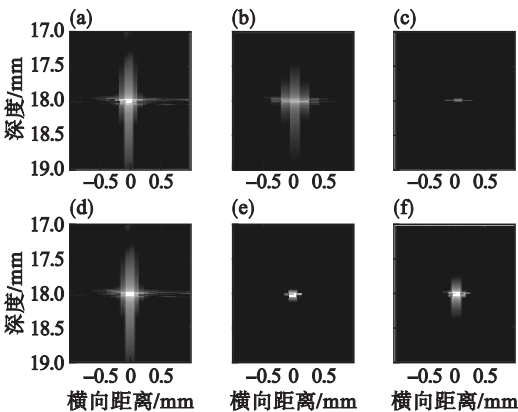


图 9 单点成像
Fig. 9 Single point imaging
(a)—Matlab 上实现 DMAS;
(b)—Matlab 上实现 DSBM;
(c)—Matlab 上实现 DSBMGCF;
(d)—Matlab 上实现 PDMA;
(e)—Matlab 上实现 PDMSGCF;
(f)—CPU 上实现 PDMSGCF.

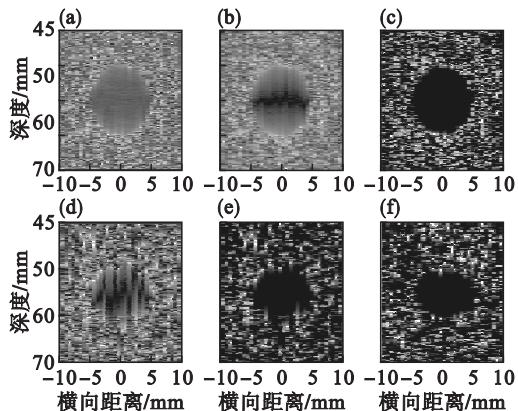


图 10 囊肿成像
Fig. 10 Cyst imaging
(a)—Matlab 上实现 DMAS;
(b)—Matlab 上实现 DSBM;
(c)—Matlab 上实现 DSBMGCF;
(d)—Matlab 上实现 PDMA;
(e)—Matlab 上实现 PDMSGCF;
(f)—CPU 上实现 PDMSGCF.

3 结 论

本文提出的平面波超声成像算法在对比噪声比和复杂度方面都显著优于 DMAS 平面波超声成像算法,在一定程度上解决了平面波成像算法的质量与帧频不能兼得的问题. 借助 GPU 完成了

本文算法的并行化改进与硬件加速,通过执行时间和成像性能的测试,验证了该算法具有优良的成像性能.同时,可在普通 GPU 工作站上实现实时成像,具有很好的工程应用前景.

参考文献：

[1] Shattuck D P, Weinshenker M D, Smith S W, et al. Explososcan: a parallel processing technique for high speed ultrasound imaging with linear phased arrays[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1984, 75 (4): 1273 – 1282.

[2] Tanter M, Fink M. Ultrafast imaging in biomedical ultrasound [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2014, 61 (1): 102 – 119.

[3] Montaldo G, Tanter M, Bercoff J, et al. Coherent plane-wave compounding for very high frame rate ultrasonography and transient elastography[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2009, 56 (3): 489 – 506.

[4] Deylami A M, Jensen J A, Asl B M. An improved minimum variance beamforming applied to plane-wave imaging in medical ultrasound[C]//2016 IEEE International Ultrasonics Symposium(IUS). Tours, 2016: 1 – 4.

[5] Lim H B, Nhung N T T, Li E P, et al. Confocal microwave imaging for breast cancer detection: delay-multiply-and-sum image reconstruction algorithm [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55 (6): 1697 – 1704.

[6] 赵金鑫,汪源源,郭威,等. 基于广义相干系数的超声平面波复合成像 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35 (sup2): 186 – 190.
(Zhao Jin-xin, Wang Yuan-yuan, Guo Wei, et al. Ultrasonic plane wave composite imaging based on generalized coherence coefficient [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35 (sup2): 186 – 190.)

[7] Matrone G, Savoia A S, Caliano G, et al. The delay multiply and sum beamforming algorithm in ultrasound B-mode medical imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34 (4): 940 – 949.

[8] Matrone G, Savoia A S, Caliano G, et al. Ultrasound plane-wave imaging with delay multiply and sum beamforming and coherent compounding [C]//The 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC). Orlando, 2016: 3223 – 3226.

[9] Li P C, Li M L. Adaptive imaging using the generalized coherence factor [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2003, 50 (2): 128 – 141.

[10] Denarie B, Tangen T A, Ekroll I K, et al. Coherent plane wave compounding for very high frame rate ultrasonography of rapidly moving targets[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 32 (7): 1265 – 1276.

[11] Lu J Y. 2D and 3D high name rate imaging with limited diffraction beams [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 1997, 44 (4): 839 – 856.

[12] Rosenzweig S, Palmeri M, Nightingale K. GPU-based real-time small displacement estimation with ultrasound[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2011, 58 (2): 399 – 405.

[13] 尉明望. 超快速超声成像方法研究及其 CUDA 实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
(Yu Ming-wang. Ultra-fast ultrasonic imaging and implementation on CUDA [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.)