

基于相干系数的实时超声内镜合成孔径成像算法

肖禹泽, 陈晓冬*, 徐勇, 杨晋, 盛婧, 梁浩林, 汪毅

天津大学精密仪器与光电子工程学院, 光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072

摘要 针对医用超声内镜系统中合成孔径算法旁瓣噪声严重、时间复杂度高等问题, 基于图形处理器(GPU)的高速并行处理能力, 提出了一种基于相干系数的实时合成孔径算法。通过引入相干系数, 对超声回波图像中的旁瓣噪声进行有效抑制。通过 GPU 对算法进行并行处理, 提高算法的运行速度。使用仿真数据和实际暗斑回波数据进行实验验证, 结果表明, 该算法可以有效改善超声回波图像质量, 在回波图像数据量为 153 Mbit 时, 相较于合成孔径算法, 运算速度提升了 16.29 倍, 达 $6 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$, 满足医用超声内镜实时处理的要求。

关键词 医用光学; 内窥超声成像; 相干系数; 并行计算; 合成孔径

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.021701

Real-Time Synthetic-Aperture Imaging Algorithm for Ultrasonic Endoscopy Based on Coherence Factor

Xiao Yuze, Chen Xiaodong*, Xu Yong, Yang Jin, Sheng Jing, Liang Haolin, Wang Yi

Key Laboratory of Optoelectronic Information Technology, Ministry of Education,

College of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract To ameliorate the serious sidelobe noise and high time complexity of the conventional synthetic-aperture algorithm in medical ultrasonic endoscopy systems, a coherence-factor-based real-time synthetic-aperture algorithm is proposed in this paper, which is realized with the high-speed parallel processing capabilities of a graphic processor (GPU). Introducing the coherence factor effectively suppresses sidelobe noise in an ultrasonic echo image, and the algorithm is processed using a GPU to improve its speed. The simulation data and the actual data are compared for experimental verification, and the proposed algorithm is shown to effectively improve the quality of the ultrasonic echo image. When the echo image size is 153 Mbit, the operation speed is 16.29 times faster than that obtained by using the conventional synthetic-aperture algorithm. A processing speed of $6 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$ is achieved to satisfy the requirements of real-time processing for medical ultrasonic endoscopy.

Key words medical optics; endoscopic ultrasound imaging; coherence factor; parallel computing; synthetic aperture

OCIS codes 170.7180; 170.1650; 200.4960

1 引言

医用超声内镜(EUS)系统是检测人体内部组织器官病变情况的重要手段之一。由于 EUS 具有对人体无损伤、能够检查到人体内潜在病变等优势, 在人体消化道和其他部位的检测中占据重要的地位^[1]。

波束形成算法是医用超声内镜系统的核心^[2]。目前, 延时叠加算法(DAS)是最常见的波束形成算

法, 但是其存在分辨率低、信噪比低等缺点。为了得到高质量的回波图像, 丹麦技术大学的 Jensen 等^[3]提出了一种合成孔径超声成像算法(Synthetic Aperture Beamforming, SA)。与传统 DAS 相比, SA 处理结果的分辨率和信噪比均得到显著提高。但是, SA 需要求解多幅低分辨率图像, 并且需要对低分辨率图像中所有像素点进行计算, 其算法的时间复杂度较高, 实时性很难实现, 并且 SA 处理结果

收稿日期: 2018-06-15; 修回日期: 2018-06-19; 录用日期: 2018-07-30

基金项目: 天津市自然科学基金项目(15JCQNJC14200)

* E-mail: xdchen@tju.edu.cn

中旁瓣噪声较为严重,干扰了目标信号的检测。Li 等^[4]将广义消旁瓣算法引入超声内镜领域发现,该算法能够对旁瓣噪声进行有效抑制。

相干系数(CF)最早由 Li 等^[5]引入超声内镜系统^[5]。相干系数的定义为超声换能器阵列接收到的超声回波能量中的相干能量和总能量之比。相较传统 SA,引入相干系数,能够更好地抑制旁瓣噪声,提高回波图像质量。

图形处理器(GPU),采用多线程计算模式,具有强大的并行计算能力,已成为目前人工智能、数据挖掘等领域的热点^[6]。CUDA(Compute Unified Device Architecture)是 NVIDIA 公司推出的一款并行编程与计算平台。借助 CUDA 平台,能够便捷地将中央处理机(CPU)上的代码移植到 GPU 上执行。李激等^[7]利用 GPU 的并行处理能力,将 SA 的计算速度提升了 50 倍左右。

基于此,本文提出了一种基于相干系数的、适用

于医学超声内镜系统的实时合成孔径算法(CFSA),并利用 GPU 强大的计算能力实现了该算法。通过相干系数对旁瓣噪声进行抑制,利用 GPU 的并行处理能力提高算法的运行速度。相较于李激等^[7]的 SA 并行实现方法,CFSA 回波图像的横向分辨率提升了 53.4%,处理速度提升了 16.29 倍。

2 基于相干系数的合成孔径算法原理

2.1 SA 算法概述

SA 算法的步骤如下:1) 第一个超声换能器阵元发射超声波,所有超声换能器阵元接收超声回波;2) 对接收到的超声回波数据进行延时叠加,即可得到一幅接收聚焦的低分辨率图像;3) 将上述过程遍历所有超声换能器,把所得到的低分辨率图像加权叠加,即可得到最终显示的高分辨率图像,高分辨率图像实现了发射和接收的同时聚焦。SA 算法的实现过程如图 1 所示。

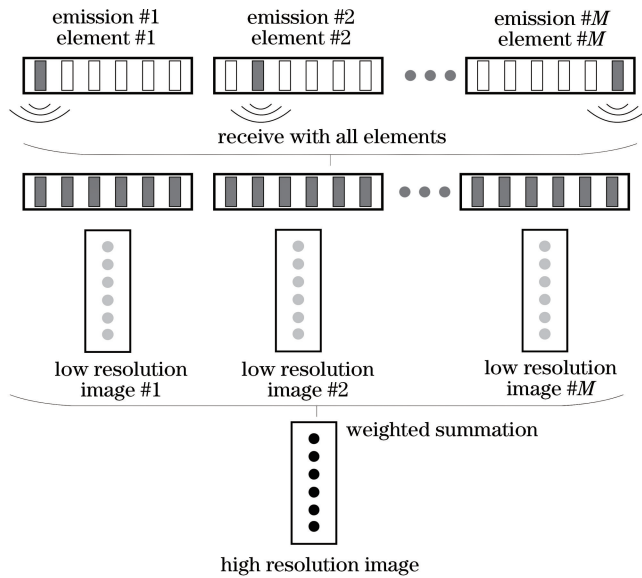


图 1 SA 算法实现过程

Fig. 1 Implementation of SA

为获得低分辨率图像,首先需计算渡越时间^[8]。渡越时间表示成像点反射的超声回波信号被各换能器阵元接收到的具体时间。渡越时间可通过图 2 中的几何关系得到^[9],其数学表达式为

$$t_{mn}(\mathbf{r}_p) = \frac{|\mathbf{r}_n - \mathbf{r}_p| + |\mathbf{r}_p - \mathbf{r}_m|}{c} \cdot f_s, \quad (1)$$

式中: c 为超声波速度; f_s 为采样频率; \mathbf{r}_m 为第 m 个发射阵元 T 的空间位置; \mathbf{r}_n 为第 n 个接收阵元 R 的空间位置; \mathbf{r}_p 为目标点 P 的空间位置。

在选定发射阵元的条件下,计算所有接收阵元

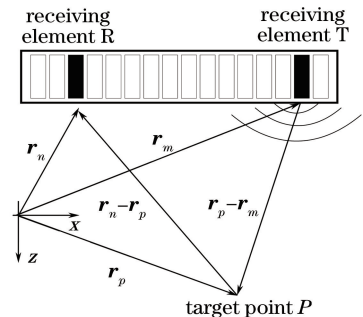


图 2 渡越时间计算

Fig. 2 Calculation of transit time

与空间中成像点的渡越时间,可得到一幅低分辨率图像。低分辨率图像的数学表达式为

$$I_{LR} = \sum_{n=1}^N \omega_R \cdot g_{mn} [t_{mn}(\mathbf{r}_p)], \quad (2)$$

式中: g_{mn} 为回波信号; ω_R 为接收阵元R的权值函数。对所有发射阵元进行上述计算,把所得到的低分辨率图像进行加权叠加,即可得到一幅高分辨率图像。高分辨率图像的数学表达式为

$$I_{HR} = \sum_{m=1}^M \omega_T \cdot I_{LR} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_R \cdot \omega_T \cdot g_{mn} \left(\frac{|\mathbf{r}_n - \mathbf{r}_p| + |\mathbf{r}_p - \mathbf{r}_m|}{c} \cdot f_s \right), \quad (3)$$

式中: M 为发射阵元的数目; N 为接收阵元的数目; ω_T 为发射阵元T的权值函数。

2.2 相干系数

相干系数的计算公式为^[10]

$$F_{CF} = \frac{S_{\text{coherent sum}}}{S_{\text{total energy}}} = \frac{\left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_{LR} \right)^2}{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (I_{LR})^2}, \quad (4)$$

式中: $S_{\text{coherent sum}}$ 为超声回波信号的相干能量; $S_{\text{total energy}}$ 为接收到的超声回波信号的总能量。 F_{CF} 的取值范围为 $0 \sim 1$, F_{CF} 越大,超声回波信号中相干能量所占的比率越高。在基于SA的EUS系统中,所有接收阵元接收到同一目标点的回波信号(即期望信号)的幅值和相位均相同。因此,若不存在噪声,只存在期望信号, F_{CF} 为1;反之,若各接收阵元接收到的回波信号完全不相干,不存在期望信号, F_{CF} 为0。 F_{CF} 越小,表示该目标点的回波信号中噪声信号的比重越高。

2.3 基于相干系数的合成孔径算法

在合成孔径算法中,高分辨率图像由各幅低分辨率图像加权求得。 ω_T 为各发射阵元的权值函数,表征目标点的回波信号在构建高分辨率图像中的权重。根据回波信号 g_{mn} 对 ω_T 进行动态调整,能够在保留目标信号的同时尽量抑制干扰信号和噪声信号。

基于相干系数的合成孔径算法,计算每一目标点处相干能量和总能量之比,给 F_{CF} 较大的目标点赋予更大的权值函数 ω_T ,人为提高超声回波图像中相干能量的比重,从而改善超声回波图像质量。权值函数的计算公式为

$$\omega_T = F_{CF}. \quad (5)$$

高分辨率图像计算公式为

$$I_{HR} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_R \cdot F_{CF} \cdot \omega_T \cdot g_{mn} \left(\frac{|\mathbf{r}_n - \mathbf{r}_p| + |\mathbf{r}_p - \mathbf{r}_m|}{c} \cdot f_s \right). \quad (6)$$

3 基于相干系数的实时合成孔径算法加速

基于相干系数的合成孔径算法虽然改善了成像质量、抑制了旁瓣噪声,但是也增加了算法的计算量,一般的硬件平台很难实时成像,所以需要借助GPU,通过多线程并行处理实现实时成像^[11]。

在CFSA中,超声图像的求解过程包含大量并行计算。假设EUS具有16个发射和接收阵元,则一幅 $1920 \text{ pixel} \times 1080 \text{ pixel}$ 的低分辨率图像的求解过程需要对图像中2073600个目标点均进行渡越时间的计算,再根据渡越时间进行延时叠加。在求解2073600个目标点的渡越时间过程中,每个目标点渡越时间的计算过程相同,且两两之间相互独立,互不影响。因此,求解低分辨率图像的过程具有很好的并行性。

同理,在求解高分辨率图像时,需要对16幅低分辨率图像进行加权叠加。16幅低分辨率图像的求解过程互不影响,也能够并行执行。

采用GPU和CPU并行异构的模式,将低分辨率图像和高分辨率图像的求解过程放到GPU平台,通过GPU中内存优化和线程优化的方法实时地实现基于相干系数的超声内镜合成孔径成像算法。图3为并行处理的实现流程,超声回波数据需经过以下几个步骤的处理:

- 1) 将回波数据从CPU传输到GPU。
- 2) 在GPU端,增加噪声补偿,使回波信号更切合实际超声数据。
- 3) 通过阵元和目标点的空间坐标计算每个目标点的渡越时间。根据渡越时间进行延时叠加,得到低分辨率图像。
- 4) 根据低分辨率图像计算相干系数 F_{CF} 。
- 5) 通过相干系数对所有低分辨率图像进行加权叠加,实现发射接收聚焦。
- 6) 将处理好的图像从GPU传输回CPU。

4 实验结果分析

实验测试在Windows 7操作系统下进行。CPU为Intel i7-7700K,主频为4.2 GHz, GPU为

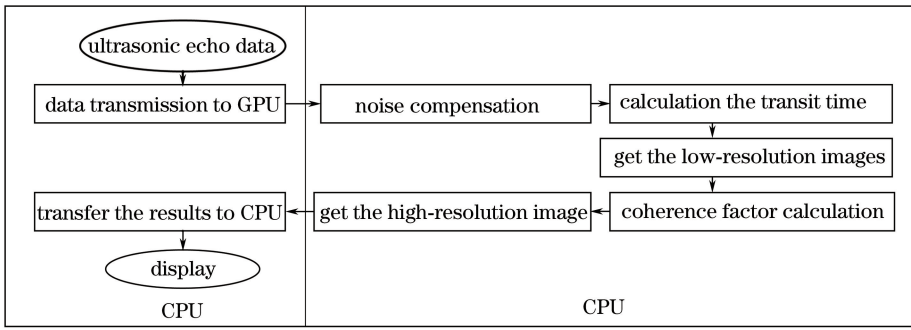


图3 并行处理的实现流程

Fig. 3 Implementation process of parallel processing

NVIDIA GTX1080Ti,核心频率为 1733 MHz,显存为 11 GB。

4.1 仿真实验

首先通过仿真软件 Field II^[12] 进行仿真与分析。仿真系统的主要参数如表 1 所示,与搭建的实际实验系统参数相同。实验中所获得数据均为程序运行 50 次的平均值。

表 1 仿真实验参数

Table 1 Simulation experimental parameters

Parameter	Value
Ultrasonic velocity in body / $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	1540
Center frequency of transducer /MHz	7
Sampling frequency /MHz	180
Array element width /mm	0.2400
Transducer interval /mm	0.145
Number of element	64

在探测深度 25~55 mm、横向距离 -5~5 mm 的成像区域内均匀设置 7 个散射点目标。散射点的空间位置分别为(0,0,25 mm)、(0,0,30 mm)、(0,0,35 mm)、(0,0,40 mm)、(0,0,45 mm)、(0,0,

50 mm)和(0,0,55 mm)。

当图像尺寸为 5303 pixel×59 pixel 时,一幅高分辨率图像数据量为 5305×59×64×8 bit,SA 和 CFSA 算法在 CPU 平台得到的高分辨率图如图 4 所示,图像的动态显示范围为 60 dB。

图 5 为 SA 和 CFSA 算法在探测深度 $z = 40$ mm 以及 $z = 35$ mm 处的横向能量展开。对比目标点超声回波图像,相较于 SA,CFSA 算法处理后的超声回波图像具有较高的横向分辨率,并且点目标两侧的亮线拖尾得到有效抑制。在探测深度 $z = 35$ mm 处,SA 算法能够将最大旁瓣能量 (PSL) 抑制到 -28 dB 左右,而 CFSA 算法能够将 PSL 抑制到 -55 dB 以下,这表明 CFSA 能够获得更好的 PSL 抑制效率。

图 6 为 CFSA 算法在 CPU 平台和 GPU 平台的处理结果,通过成像误差率来对比加速前后成像结果的相似性。成像误差率表示两幅图像中位置相同、灰度值却不同的点数与总点数的比值^[13]。成像误差率越小,表明加速前后两幅图像相似性越高。表 2 为成像误差率统计结果。

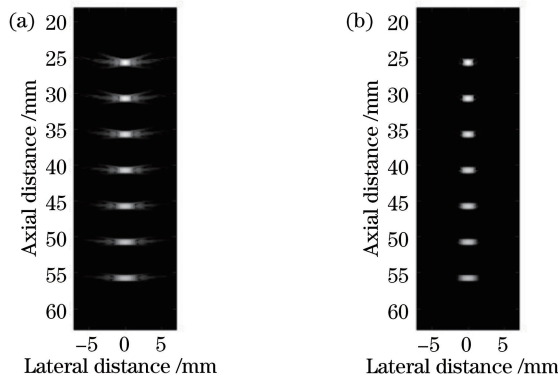


图 4 SA 和 CFSA 算法在 CPU 平台处理结果。(a) SA 算法成像结果;(b) CFSA 算法成像结果

Fig. 4 Processing results of SA and CFSA algorithms on CPU platform.

(a) Imaging result of SA algorithm; (b) imaging result of CFSA algorithm

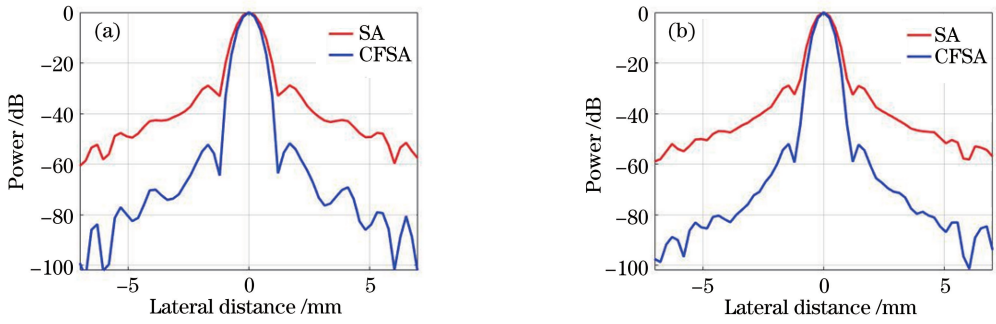


图 5 SA 和 CFSA 横向能量分布。(a) $z=40$ mm;(b) $z=35$ mm

Fig. 5 Transverse energy distribution of SA and CFSA algorithms. (a) $z=40$ mm; (b) $z=35$ mm

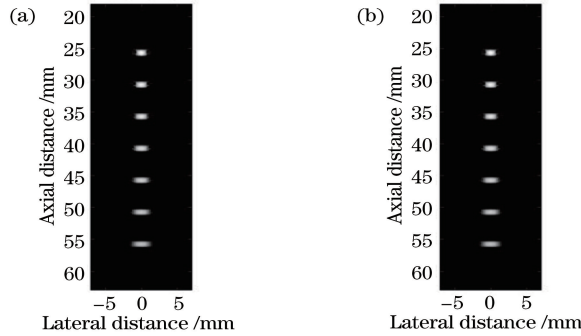


图 6 CFSA 算法在 CPU 平台和 GPU 平台处理结果。(a) CPU 平台成像结果;(b) GPU 平台成像结果

Fig. 6 Processing results of CFSA algorithms on CPU and GPU. (a) Imaging result of CPU platform;

(b) imaging result of GPU platform

表 2 成像误差率

Table 2 Imaging error rate

Data size	Total number of points	Error points	Error rate /%
$5305 \times 59 \times 64 \times 8$ bit	5305×59	726	0.232

从表 2 可以发现,CFSA 算法在 CPU 平台和 GPU 平台的成像结果略有差异。这主要是因为 GPU 在双精度浮点数的计算能力上不及 CPU,当成像目标点数过多时,可能会产生微小的计算误差,从而造成上述成像结果的偏差^[14]。但产生误差的点数仅为总体数据的 0.2%,且灰度值偏差最大为 1,故可以忽略不计。综上可认为,并行处理前后的 CFSA 算法具有相同的成像质量。为了验证本文采用的各种并行加速方式的效果,统计不同加速方式下 CFSA 算法的耗时。表 3 为数据量为 $5305 \times 59 \times 64 \times 8$ bit 时,使用各种内存优化和线程优化方法对 CFSA 算法运行速度的提升效果,其中,运行时间为 2.77 s 的简单并行加速方法是由李激等^[7]提出的。从表 3 可以看出,本文采用的共享内存、二维线程、优化线程分配、减少内存复制次数和算法优化等方法,均能不同程度地减少 CFSA 算法的耗时。综合使用上述所有并行处理方法可实现 $0.17 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$ 的回波图像处理速度,满足医用超声

内镜实时性的要求。

表 3 各种并行加速方法耗时

Table 3 Consuming time of various parallel acceleration methods

Parallel acceleration method	Consuming time /s
Simple parallel acceleration	2.77
Shared memory	2.56
Two-dimensional thread	0.81
Optimization of thread allocation	2.11
Reduce number of memory replicas	1.31
Algorithm optimization	2.12
Synthesis of the above methods	0.17

CFSA 算法在 CPU 和 GPU 上具有接近相同的成像效果,证明采用 GPU 进行算法并行化处理的准确性。CFSA 算法进行并行化处理后,耗时大幅度减少。在数据量相同的情况下,本文提出的并行处理后的 CFSA 算法的速度是已有并行处理方法的 16.29 倍,达 $6 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$,满足医用超声内镜成像的实时性要求。

4.2 实际回波数据

为进一步验证并行化处理后的 CFSA 算法对旁瓣噪声的抑制作用和速度提升效果,分别采用 SA 和 CFSA 算法对实际相控阵超声系统采集的超声回波数据分别进行处理。超声回波数据为密歇根大学生物医学超声成像实验室提供的肿瘤假体的回

波数据,其动态显示范围为 60 dB^[15]。图 7(a)和(b)分别为 SA 和 CFSA 算法在 CPU 平台处理结果。表 4 为 SA 和 CFSA 得到的回波图像在不同探测深度的横向分辨率。表 5 为 SA 和 CFSA 依次在 CPU 和 GPU 平台的运行时间。

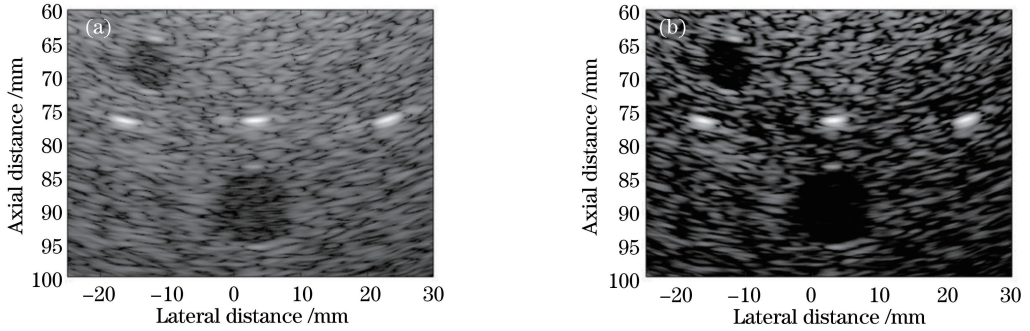


图 7 SA 和 CFSA 算法在 CPU 平台处理结果。(a) SA 算法成像结果;(b) CFSA 算法成像结果

Fig. 7 Processing results of SA and CFSA algorithms on CPU platform.

(a) Imaging result of SA algorithm; (b) imaging result of CFSA algorithm

表 4 SA 和 CFSA 算法的横向分辨率

Table 4 Lateral resolution of SA and CFSA algorithms

Investigation depth z /mm	Resolution of SA	Resolution of CFSA	Resolution enhancement /%
75.5	2.65	1.31	50.6
77.5	2.90	1.35	53.4

表 5 SA 和 CFSA 算法的耗时

Table 5 Consuming time of SA and CFSA algorithms

Data size	SA	CFSA		Speed up ratio
	Consuming time for CPU /s	Consuming time for CPU /s	Consuming time for GPU /s	
1063×760×64×8 bit	78.20	80.02	0.12	667

由图 7 可见,相较于 SA 算法,CFSA 算法的处理结果更加清晰,更利于对暗斑的观测。从表 4 可以看出,CFSA 算法能够明显提高回波图像的横向分辨率。以探测深度 $z = 77.5$ mm 为例,CFSA 算法较 SA 算法横向分辨率提高了 53.4%,经 CFSA 算法处理后的回波图像更利于对暗斑细节信息的观测。从表 5 可以看出,CFSA 算法在 GPU 平台,能够获得 667 倍速度的提升,达到 $0.12 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$ 的处理速度,满足实时成像的要求。实际回波数据实验表明,基于 GPU 的 CFSA 算法具有更好的超声回波图像处理效果和更快的处理速度。

5 结 论

针对 SA 算法旁瓣噪声严重、计算耗时过长的问題,提出了一种基于相干系数的合成孔径算法,该算法在 GPU 平台运行,适用于医用超声内镜系统。

通过引入相干系数,能够很好地抑制旁瓣能量。利用 GPU 强大的并行处理能力,减少了算法的运行时间,实现了对实时高质量超声图像的求解。通过仿真实验,对比 SA 算法和 CFSA 算法的效果和运行时间,并根据实际回波数据对算法进行实验验证。结果表明,CFSA 算法相较于 SA 算法,能够更好地抑制旁瓣噪声。相比已有的并行处理方法,本文提出的并行处理后的 CFSA 算法在保证成像效果一致的前提下,将速度提升了 16.29 倍,达 $6 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$,满足医用超声内镜实时性的要求。后续可以在 CFSA 算法基础上,进一步改进 SA 算法,提升旁瓣噪声的抑制能力,改善回波图像的质量。

参 考 文 献

- [1] Zhang X L. Medical imaging physics course [M]. Beijing: Science Press, 2013.

- 张学龙. 医学影像物理学教程[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [2] Asl B M, Mahloojifar A. Minimum variance beam forming combined with adaptive coherence weighting applied to medical ultrasound imaging [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics, and Frequency Control, 2009, 56(9): 1923-1931.
- [3] 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.
- [4] Li J K, Chen X D, Wang Y, *et al.* Eigenspace-based generalized sidelobe canceler beamforming applied to medical ultrasound imaging [J]. Sensors, 2016, 16(8): 1192.
- [5] Li P C, Li M L. Adaptive imaging using the generalized coherence factor [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2003, 50(2): 128-141.
- [6] Bolz J, Farmer I, Grinspun E, *et al.* Sparse matrix solvers on the GPU: conjugate gradients and multigrid [C] // Proceedings of SIGGRAPH'03, July 21-31, 2003, San Diego, California. New York: ACM, 2003, 22(3): 917-924.
- [7] Li W, Chen X D, Li J K, *et al.* Parallel implementation of synthetic aperture imaging algorithm for endoscopic ultrasound [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(10): 102001.
李激, 陈晓冬, 李嘉科, 等. 内镜超声合成孔径成像算法的并行实现 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(10): 102001.
- [8] Nowicki A, Gambin B. Ultrasonic synthetic apertures [J]. Archives of Acoustics, 2014, 39(4): 427-438.
- [9] Yu J L, Liu B, Wang K Z, *et al.* A highly efficient GPU-based signal processor of synthetic aperture radar [J]. Information and Electronic Engineering, 2010, 8(4): 415-419.
俞惊雷, 柳彬, 王开志, 等. 一种基于 GPU 的高效合成孔径雷达信号处理器 [J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2010, 8(4): 415-419.
- [10] Lackner B, Schmidinger G, Pieh S, *et al.* Repeatability and reproducibility of central corneal thickness measurement with Pentacam, Orbscan, and ultrasound [J]. Optometry and Vision Science, 2005, 82(10): 892-899.
- [11] Liu B, Wang K Z, Liu X Z, *et al.* Imaging algorithm of synthetic aperture radar based on GPU via CUDA [J]. Information Technology, 2009(11): 62-65.
柳彬, 王开志, 刘兴钊, 等. 利用 CUDA 实现的基于 GPU 的 SAR 成像算法 [J]. 信息技术, 2009(11): 62-65.
- [12] Jensen J A. User's guide for the Field II program [M]. Denmark: Technical University of Denmark, 2001.
- [13] Zhu H L, Liu C, Zhang B, *et al.* Research on laser ultrasonic visual image processing [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(1): 0104004.
朱洪玲, 刘畅, 张博, 等. 激光超声可视化图像处理研究 [J]. 中国激光, 2018, 45(1): 0104004.
- [14] Bian G Y, Wang Y, Bai B P, *et al.* Phased array imaging algorithm for endoscopic ultrasound based on coded excitation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011103.
卞光宇, 汪毅, 白宝平, 等. 基于编码激励的内镜超声相控阵成像算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011103.
- [15] Liu S J, Fu H C, Wei K, *et al.* Jointly compensated imaging algorithm of inverse synthetic aperture lidar based on Nelder-Mead simplex method [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(7): 0711002.
刘盛捷, 付翰初, 魏凯, 等. 基于 Nelder-Mead 单纯形法的逆合成孔径激光雷达联合补偿成像算法 [J]. 光学学报, 2018, 38(7): 0711002.