

一种联合优化的无源雷达实时目标检测算法

赵永科^{*①②} 吕晓德^①

^①(中国科学院微波成像技术重点实验室 北京 100190)

^②(中国科学院大学 北京 100190)

摘 要: 无源雷达是一种本身不发射电磁波,而是利用外部辐射源信号进行探测的雷达系统,具有隐蔽性好、抗电磁干扰、抗隐身技术等优点。为了实现可靠目标探测,通常先对回波信号进行杂波对消,然后计算剩余回波和参考信号的互模糊函数。在基于大带宽信号源、相干累积时间较长、多波束同时处理的无源雷达系统中,常规方法需要较大的计算量和存储空间,不利于实时实现。该文研究了基于最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)准则的杂波对消算法与基于互模糊函数的相干累积检测算法之间内在数学关系,提出一种降低计算量和存储量的联合优化方法,给出了在 NVIDIA CUDA(Computing Unified Device Architecture)平台上的实现,用实测结果论证了该文方法的高效性、实时性,并已应用于工程中。

关键词: 无源雷达; 目标检测; 联合优化; 实时处理

中图分类号: TN958.97

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2014)06-0666-09

DOI: 10.12000/JR14005

A Joint-optimized Real-time Target Detection Algorithm for Passive Radar

Zhao Yong-ke^{①②} Lu Xiao-de^①

^①(*Science and Technology on Microwave Imaging Laboratory, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

^②(*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

Abstract: Passive radar exploits an external illuminator signal to detect targets. It has the advantages of silence, anti-interference, and counter-stealth ability. In most cases, direct and multipath clutters should be suppressed first. Then coherent detection can be made by performing a cross-ambiguity function of the remaining target echoes and the reference signal. However, under a wide-band signal, a long-integration time, or multi-beam circumstances, a large number of computations and amount of memory is required for normal processing. This paper expresses the mathematical relationships of clutter suppression algorithms based on the Minimum Mean Square Error (MMSE) principle and coherent detection algorithms based on the cross-ambiguity function. Herein, a joint-optimize and processing method is presented. This method reduces the number of computations and amount of memory required, is easy to implement on GPU devices such as CUDA, and will be useful for engineering applications. Its high-efficiency and real-time properties are validated in the experimental results.

Key words: Passive Radar; Target detection; Joint-optimize-and-processing; Real-time processing

1 引言

无源雷达是一类本身不发射电磁波,而是靠接收外界辐射源信号的双/多基体制雷达^[1]。近几年利用覆盖面广、发射功率高、定位精度高的地面广播电视信号作为机会照射源的无源雷达收到了广泛关注^[2-9]。数字电视信号相比 FM 广播信号具有更大带宽(以 DVB-T 为例,带宽 7.61 MHz,而 FM 信号带宽仅 100 kHz,二者相差 76 倍),要求接收机信

号处理采样率更高;接收机采集到的目标回波能量很低,相干积累时间足够长(秒级)才能达到可检测的信噪比要求;接收机数据存储量随之剧增。由于发射机天线波束下视性,回波通道常包含强直达波和多径杂波,在进行目标检测之前需要对回波通道进行空域、时域杂波抑制,接收机计算量随之剧增。因此在考虑无源雷达工程实现时,非常有必要提高信号处理算法的效率,降低算法对存储量、计算量的要求。

目前已有文献针对以上问题作了如下工作:针对基于数字电视信号的无源雷达杂波对消计算量大

2014-01-03 收到, 2014-03-03 改回; 2014-09-25 网络优先出版

国家部委基金资助课题

*通信作者: 赵永科 zhaoyongke@yeah.net

方法进行杂波对消,降低了计算量并在 GPU 上实现了实时对消处理;针对长时间相干累积步骤互模糊函数计算量大的问题,文献[5-7]均采用一种类似 FMCW 处理的快速算法,大幅度降低了计算量;文献[8]针对 CMMB 信号提出了基于非均匀 FFT 的快速相干累积算法。上述方法将基于 MMSE 准则的自适应杂波对消和基于互模糊函数的长时间相干检测作为两个相互独立的步骤,分别进行了优化,而并未考虑将两个步骤进行联合优化,这将作为本文重点关注的内容。

本文将按如下方式组织。第 2 节介绍外辐射源雷达信号处理模型与一般处理流程;第 3 节详细论述本文提出的对消和相干检测联合优化算法;第 4 节简单介绍本文算法在 NVIDIA CUDA 上的实现;第 5 节利用实测数据验证本文算法有效性;最后第 6 节总结全文。

2 无源雷达信号处理模型

无源雷达一般包含两个接收通道:回波通道获取目标回波信号,参考通道获取外辐射源直达波信号作为匹配滤波器的参考信号。无源雷达一般信号处理模型如图 1 所示。

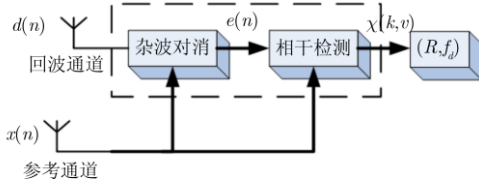


图1 外辐射源雷达信号处理模型

Fig. 1 Signal processing model of passive radar

$$\mathbf{K}(mB) = \begin{bmatrix} x(mB) & x(mB-1) & x(mB-2) & \cdots & x(mB-(M-1)) \\ x(mB+1) & x(mB) & x(mB-1) & \cdots & x(mB+1-(M-1)) \\ x(mB+2) & x(mB+1) & x(mB) & \cdots & x(mB+2-(M-1)) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(mB+(B-1)) & x(mB+(B-2)) & x(mB+(B-3)) & \cdots & x(mB+(B-M)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于矩阵 $\mathbf{K}(mB)$ 具有 Toeplitz 特性,实现时只需存储其第 1 行和第 1 列共 $(B+M)$ 个点。算法输出 $e(n)$ 用于后面相干累积, $\mathbf{w}(\infty)$ 体现了回波通道杂波在不同时延的分布情况,可以用作下一批次信号处理的对消器权系数初始值。该算法的时间和空间复杂度如表 1 所示。

从表 1 看出杂波对消算法(BLMS)计算量随权系数长度 M 与信号总采样点数 N 成正比,信号采样点数每增加 1 倍或权系数长度每增加 1 倍,计算量

回波通道中包含的直达波、多径杂波一般比回波高 80~100 dB,其旁瓣会掩盖微弱目标信号,所以需要在目标检测前先进行杂波抑制。常用的杂波抑制手段为基于自适应滤波的杂波对消器。图 1 中利用参考信号 $x(n)$ 作为自适应滤波器的输入,经自适应滤波后从回波信号 $d(n)$ 去除,得到 $e(n)$ 即为杂波对消后的剩余回波信号,再利用 $e(n)$ 同 $x(n)$ 作长时间相干累积(本文采用 1 s 时间)得到 $\chi(k, v)$,用恒虚警检测方法可以获得目标双基相对距离和双基多普勒频率 (R, f_d) 。

自适应滤波器权系数更新算法中,以基于 MMSE (Minimum Mean Square Error) 准则的 LMS 类算法最为常用。以 BLMS^[10] 算法为例,迭代公式如式(1)~式(3)所示。

算法 1: 杂波对消算法(BLMS)

输入: 参考信号 $x(n)$, 回波信号 $d(n)$, 初始权值 $\mathbf{w}(0)$, 收敛因子 μ_B , 权系数长度 M , 分块长度 B , 信号总长度 N 。

输出: 剩余回波信号 $e(n)$, 收敛后权值 $\mathbf{w}(\infty)$

初始化: 将 $x(n)$ 和 $d(n)$ 按照每 B 点划分为一块,共 N/B 块,将每块采样点组成向量,块计数 $m=0$ 。

对于 $m=0$ 到 $(N/B)-1$, 执行

$$\mathbf{y}(mB) = \mathbf{K}(mB)\mathbf{w}(m) \quad (1)$$

$$\mathbf{e}(mB) = \mathbf{d}(mB) - \mathbf{y}(mB) \quad (2)$$

$$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m) + \mu_B \mathbf{K}^H(mB)\mathbf{e}(mB) \quad (3)$$

其中式(1)的 $B \times M$ 维矩阵 $\mathbf{K}(mB)$ 定义为:

表1 杂波对消算法(BLMS)计算量与存储量明细

Tab. 1 Computing amount and memory usage of BLMS

公式序号	计算量(复乘, 复加次数)	存储量(复采样点数)
(1)	$(MN, (M-1)N)$	$2(M+B)$
(2)	$(0, N)$	$2B$
(3)	$(MN + 0.5N, MN)$	0
总计	$(2MN + 0.5N, 2MN)$	$2M + 4B$

均会倍增,因此在无源雷达信号处理中,相同积累时间、相同多径杂波时延情况下,以较大带宽信号作为机会照射源的系統需要的计算量也将大幅增加。以本文实测数据为例,信号类型为 DTTB,采样率为 9 MHz,积累时间 1 s,多径时延分布为 0~500 μs ,则 $M = 4500$, $N = 9\text{e}6$,每秒杂波对消处理需要总复乘量约 8×10^{10} 次,对于工程实现而言是一笔很大的计算开销。从表 1 中还可以看到 BLMS 算法对存储量要求并不高,因此优化时重点放在减少计算量方面。

相干检测最常用的方法是计算杂波对消后剩余回波信号与参考信号的互模糊函数^[5],其定义为:

$$\chi(k, v) = \sum_{n=0}^{N-1} e(n) x^*(n-k) e^{j \frac{2\pi}{N} nv} = \sum_{n=0}^{N-1} z_k(n) e^{j \frac{2\pi}{f_s T} nv} \quad (5)$$

其中 k, v 分别遍历所有需要检测的时延单元和多普勒分辨单元, N 为信号采样点总数 ($N = f_s T$, f_s 为信号采样率, T 为观测窗口时长)。文献[5]提出一种“类似 FMCW 处理”的快速模糊函数计算方法,本文称之为 FCAF 算法,用于相干检测时表述如下:

算法 2: 相干检测算法(FCAF)

输入: 参考信号 $x(n)$, 对消后剩余回波信号 $e(n)$, 最大观测距离单元 L , 降采样系数 Q , $Q \times 1$ 维滑动平均滤波器 h , 信号总长度 N 。

输出: 互模糊函数 $\chi(k, v)$, 目标双基相对距离 R 和双基多普勒频率 f_d 。

初始化: $P = \frac{N}{Q}$ 。

对于 $k = 0, 1, 2, \dots, L$, $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 执行

$$Z(k, n) = e(n) x^*(n-k) \quad (6)$$

对于 $k = 0, 1, 2, \dots, L$, $i = 0, 1, 2, \dots, P-1$ 执行

$$U(k, i) = \sum_{n=0}^{Q-1} Z(k, iQ + n) h(n) \quad (7)$$

对于 $k = 0, 1, 2, \dots, L$ 执行

$$\chi(k, v) = \text{FFT}_P(U(k, :)) \quad (8)$$

目标检测:

$$S(k, v) = 20 \lg |\chi(k, v)| \quad (9)$$

$$(k_0, v_0) = \arg \max_{(k, v)} S(k, v) \quad (10)$$

$$R = \frac{ck_0}{f_s} \quad (11)$$

$$f_d = \frac{f_s v_0}{N} \quad (12)$$

其中 $\text{FFT}_P(\cdot)$ 表示作 P 点 FFT。算法输出 $\chi(k, v)$ 可用于 3D 图形绘制、后续测角处理; R 和 f_d 可用于目标定位、跟踪、航迹处理。FCAF 时间、空间复杂度如表 2 所示。

表2 相干检测算法(FCAF)计算量与存储量明细

Tab. 2 Computing amount and memory usage of FCAF

公式序号	计算量(复乘, 复加次数)	存储量(复采样点数)
(6)	$(N(L+1), 0)$	$N(L+3)$
(7)	$(0, (L+1)(Q-1)P)$	$(L+1)P$
(8)	$(0.5(L+1)P \log_2(P), (L+1)P \log_2(P))$	0
总计	$((N+0.5P \log_2 P)(L+1), (L+1)P(Q-1+\log_2 P))$	$(N+P)(L+1)+2N$

从表 2 看出,相干检测算法(FCAF)计算量、存储量均与信号总采样点数 N 、最大观测距离单元 L 成正比。信号带宽增大(采样率提高)、相干累积时间变长、观测范围增大(最大观测距离增大)、波束数量增加都会使相干检测算法复杂度成倍增长。同式(6)~式(8)相比,式(9)~式(12)的计算量几乎可以忽略。当 $Q \gg \log_2 P$ 时, $P \log_2 P \ll N$, 式(8)计算量所占比例很小,式(6)占相干检测算法的绝大部分计算量,可以认为 FCAF 总计算复杂度略大于 $(N(L+1)N(Q-1))$ 。另外还可以看到, FCAF 在计算式(6)时需要巨大的临时存储空间,以本文实测数据为例,设 $L = 5000$, $N = 9000000$,双精度浮点复数运算需要临时存储空间大小约 $5000 \times 9000000 \times 8 \times 2 = 720 \text{ GB}$,为了降低式(6)中求取 $Z(k, n)$ 算法的存储需求,可以逐行计算,但会增加计算延迟,不利于并行计算实现。因此,式(6)无论在时间复杂度还是空间复杂度上,都是重点被优化的对象。虽然目前硬件性能在逐年提高,价格也在大幅降低,但如果不优化信号处理软件和算法,会造成计算资源、存储资源的极大浪费,这种情况在工程实现上是应当避免的。

3 杂波对消与相干检测联合优化方法

在不影响检测性能的前提下降低计算量,是雷达系统设计与信号处理算法研究人员不懈努力的方向。目前已有如下无源雷达目标检测算法优化研究:文献[4]针对杂波对消计算耗时的问题,在 GPU 平台上实现了 BLMS 算法,达到了实时杂波对消的处理要求;文献[6,7]针对相干检测进行了算法优化和改进,降低了计算量。上述优化策略均针对特定步骤进行算法优化,并未考虑杂波对消与相干检测两个步骤之间内在相关性。笔者发现在合理设置算法参数时,两个步骤具有紧密联系,可以进行联合优化合并为一个步骤,从而简化外辐射源雷达接收机信号处理流程。

首先需要对 FCAF 公式进行等价变换。将式(7)中 $(L+1) \times P$ 维矩阵 $\mathbf{U}$ 的 P 个列向量记为 $\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(P-1)$, 则 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(P-1)]$ 。矩阵 $\mathbf{U}$ 的列向量 $\mathbf{u}(i)$ 与剩余回波信号 $e(n)$, 参考信号 $x(n)$ 的关系为:

$$\mathbf{u}(i) = \begin{bmatrix} u_0(i) \\ u_1(i) \\ \vdots \\ u_L(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{Q-1} e(iQ+j)x^*(iQ+j) \\ \sum_{j=0}^{Q-1} e(iQ+j)x^*(iQ+j-1) \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{Q-1} e(iQ+j)x^*(iQ+j-L) \end{bmatrix} \quad (13)$$

将剩余回波信号 $e(n)$, 参考信号 $x(n)$ 按每 Q 点进行分块, 块编号 $i = 0, 1, \dots, P-1$ 。将式(13)写成矩阵与向量相乘形式, 即有

$$\mathbf{u}(i) = \begin{bmatrix} x^*(iQ) & x^*(iQ+1) & \cdots & x^*(iQ+Q-1) \\ x^*(iQ-1) & x^*(iQ) & \cdots & x^*(iQ+Q-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x^*(iQ-L) & x^*(iQ-L+1) & \cdots & x^*(iQ+Q-1-L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e(iQ) \\ e(iQ+1) \\ \vdots \\ e(iQ+Q-1) \end{bmatrix} \quad (14)$$

对比式(3)和式(14)发现, 如果取 $Q = B$, $L = M-1$, 则 $\mathbf{u}(i) = \mathbf{K}^H(iQ) \mathbf{e}(iQ)$, 式(14)(即式(6), 式(7))可以被 BLMS 式(3)吸收, 从而 FCAF 计算复杂度大大降低, 得到杂波对消(BLMS)+相干检测(FCAF)联合优化算法如下:

算法 3: BLMS+FCAF 联合优化算法

输入: 参考信号 $x(n)$, 回波信号 $d(n)$, 初始权值 $\mathbf{w}(0)$, 收敛因子 $\mu_B \in (0, 1)$, 权系数长度 M , 分块长度 B , 信号总长度 N 。

输出: 互模糊函数 $\chi(k, v)$, 目标双基距离 R 和双基多普勒频率 f_d , 剩余回波信号 $e(n)$, 收敛后权值 $\mathbf{w}(\infty)$ 。

初始化: 将 $x(n)$ 和 $d(n)$ 按照每 B 点划分为一块, 共 $P = \frac{N}{B}$ 块; 块计数 $m = 0$ 。

对于 $m = 0$ 到 $P-1$, 执行

$$\mathbf{y}(mB) = \mathbf{K}(mB)\mathbf{w}(m) \quad (15)$$

$$\mathbf{e}(mB) = \mathbf{d}(mB) - \mathbf{y}(mB) \quad (16)$$

$$\mathbf{u}(m) = \mathbf{K}^H(mB)\mathbf{e}(mB) \quad (17)$$

$$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m) + \mu_B \mathbf{u}(m) \quad (18)$$

当上述步骤计算完毕时, 作如下操作:

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(P-1)] \quad (19)$$

$$\chi(k, v) = \text{FFT}_P(\mathbf{U}) \quad (20)$$

联合优化方法中需要结合工程实践对处理参数进行合理设置。取 $L = M-1$ 的工程意义是: 相干累积时最大观测距离单元不超过杂波对消器长度, 这样保证最终生成的互模糊平面都是经过杂波对消的, 从而使杂波功率降到最低, 有利于实现更为可靠的目标检测(见本文实测结果部分), 而常规方法中将两个步骤隔离, 在最后生成的互模糊平面上可能会有剩余杂波存在, 影响检测效果。取 $Q = B$ 的工程意义是将两种分块计算的方法(BLMS 和 FCAF)进行了形式上的统一, 从而提高了存储效率, 减少了反复分块造成的内存浪费, 降低了内存拷贝引起的计算延迟。这对计算加速比也有明显影响(见实测结果)。根据 FCAF 算法特点可知参数 B 限定了互模糊函数 $\chi(k, v)$ 的可观测多普勒带宽 $W = f_s / B$, 因此需要根据应用场景(目标最大双基相对速度)进行合理设置。

表 3 为杂波对消(BLMS)+相干检测(FCAF)联合优化算法计算量和存储量分析情况。

表3 BLMS+FCAF联合优化算法计算量与存储量明细

Tab. 3 Computing amount and memory usage of BLMS+FCAF

公式序号	计算量(复乘, 复加次数)	存储量(复采样点数)
(15)	$(MN, (M-1)N)$	$2(M+B)$
(16)	$(0, N)$	$2B$
(17)	$(MN, (B-1)N)$	M
(18)	$(0.5MP, MP)$	0
(19)	$(0, 0)$	MP
(20)	$(0.5MP \log_2 P, MP \log_2 P)$	0
总计	$(2MN + 0.5MP(1 + \log_2 P), (B+M-1)N + MP(1 + \log_2 P))$	$MP + 3M + 4B$

当满足 $B \gg \log_2(P)$, $P \log_2(P) \ll N$ 时, 总计算量接近 $(2MN, (B+M)N)$ 。这样使得联合优化后的计算量相比先 BLMS 后 FCAF 总计算复杂度降低了约 $1/3$, 理论加速比应为 1.5。另外从表 3 可以看到, 联合优化后所需临时存储量也大大减少 ($MP + 3M + 4B \approx N \ll (N+P)(L+1) + 2N$), 故本文方法同时具备存储和计算高效性, 可以在存储资源受限的平台(GPU, DSP, FPGA)上实现。

另外值得一提的是, 参数 B 与 M 无关, 可任意选择。当 $B=1$ 时, BLMS 算法退化为常规 LMS 算法, 同时 $Q=B=1$, FCAF 算法退化为常规全频域 CAF 算法。于是 $B \gg \log_2(P)$, $P \log_2(P) \ll N$ 条件不再成立, 联合优化后的计算量降低效果不显著。为了使本文方法效果显著, 参数 B 需要结合信号处理平台进行优化。

4 联合优化方法在 GPU 上的实现

上述 BLMS 杂波对消+FCAF 相干检测联合优化算法中涉及大量的矩阵、向量运算, 适合并行计算。NVIDIA 公司于 2007 年发布了 CUDA(Compute Unified Device Architecture) 架构^[1], 使基于 GPU 的通用并行计算成为现实。下面给出本文算法在 CUDA 上具体实现过程。

在 CUDA 编程模型中, CPU 作为主机端, 负责运行参数初始化、存储资源和计算资源分配等操作, 并可用于通用串行计算; GPU 作为计算设备, 专注于并行计算, 其执行代码称为核函数(Kernel)。GPU 计算资源组织为网格(Grids), 线程块(Blocks)和线程(Threads), 其中线程是最基本的计算单元。同一个线程块中的线程可以利用共享存储器(Shared Memory)、同步点(__syncthreads)进行通信, 用于实现算法的细粒度并行; 不同的线程块相

互独立, 可以实现算法的粗粒度并行。将本文算法向 CUDA 映射时, 矩阵向量相乘可以采用内置的 CUBLAS 库中 Level 2 API 高效实现。

GPU 运行期间需要用到各类存储器, 算法需要针对应用特点加以选择。通常所谓的显存在 CUDA 中称为全局存储器(Global Memory), 容量 256 MB~5 GB 不等, 具有较大访问延迟, 使用时需要保证线程一致访问获得最大吞吐率。寄存器(Register)具有最低访问延迟, 但容量有限(以本文 GPU 为例, 每个流多处理器仅 32 KB)。常量存储器(Constant Memory)和纹理存储器(Texture)是 GPU 上特殊的只读存储器, 可以在启动 GPU 计算之前将算法中固定不变的参数存入常量存储器, 可以改善算法访存性能。由于本文算法的分块计算特性, 可将数据有效组织, 利用多个计算流(Stream)实现数据拷贝和计算的交错进行, 提高处理效率。

本文采用的硬件环境为 HP-Z800 工作站, GPU 型号为 Tesla C2075(计算能力: 2.0), 具有 448 个流处理器(标称 515GFLOPS 双精度浮点运算能力), 显存容量 5 GB。软件环境采用最新的 NVIDIA CUDA Toolkit 5.5, 编译器为 Visual Studio 2012+ NVCC。第 5 节实验用到的处理程序均在该环境下开发。在主机和 GPU 上分配的计算资源如表 4 所示。

表4 计算资源分配表

Tab. 4 Computing resources usage

资源名称	数目(大小)	位置	说明
页锁定存储器	$3N + MP + M$	主机	$x(n), d(n), e(n), \chi(k, v), w(0)$
全局存储器	$MP + 3M + 4B$	设备	$\chi(k, v), y(mB), w(0), u(m), K(mB), d(mB), e(mB)$
共享存储器	M	设备	$w(m)$
常量存储器	4	设备	μ_B, M, B, N
线程数(每块)	512	设备	保证各线程有足够寄存器资源
线程块数(每网格)	$M / 512$	设备	保证线程块足够多, 掩盖访存延迟
网格数(每流)	1	设备	平台硬性要求
流(Stream)数	波束个数	设备	根据实际需求设定

其中页锁定(Pinned)存储器位于主机端, 一旦设定为页锁定模式, 所存数据将常驻主机内存, 从而 GPU 可以直接映射这部分主机内存到自身地址空间, 从而 Kernel 可隐式完成数据拷贝, 提高主机和 GPU 数据传输带宽利用率。本文提出的联合优化算法在 GPU 上实现的流程图如图 2 所示。

从图 2 看到, 本文算法具有简单、高效的存储分配特点。首先读取处理参数, 获取需要处理的波

束个数, 数据长度 N , 权值长度 M , 分块长度 B , BLMS 步长因子 μ_B 和待处理数据文件名、处理结果输出路径, 然后在主机端用页锁定模式(使用 cudaHostAlloc 函数并设置标志位参数 cudaHostAllocMapped)分配 $x(n), d(n)$ 占用的内存, 读入长度为 N 点的参考、回波数据, 然后以 B 为块长度进行分块, 总块数 $P = N / B$ 。之后在 GPU 设备全局存储器上分配临时变量空间。 $K(mB)$ 占用

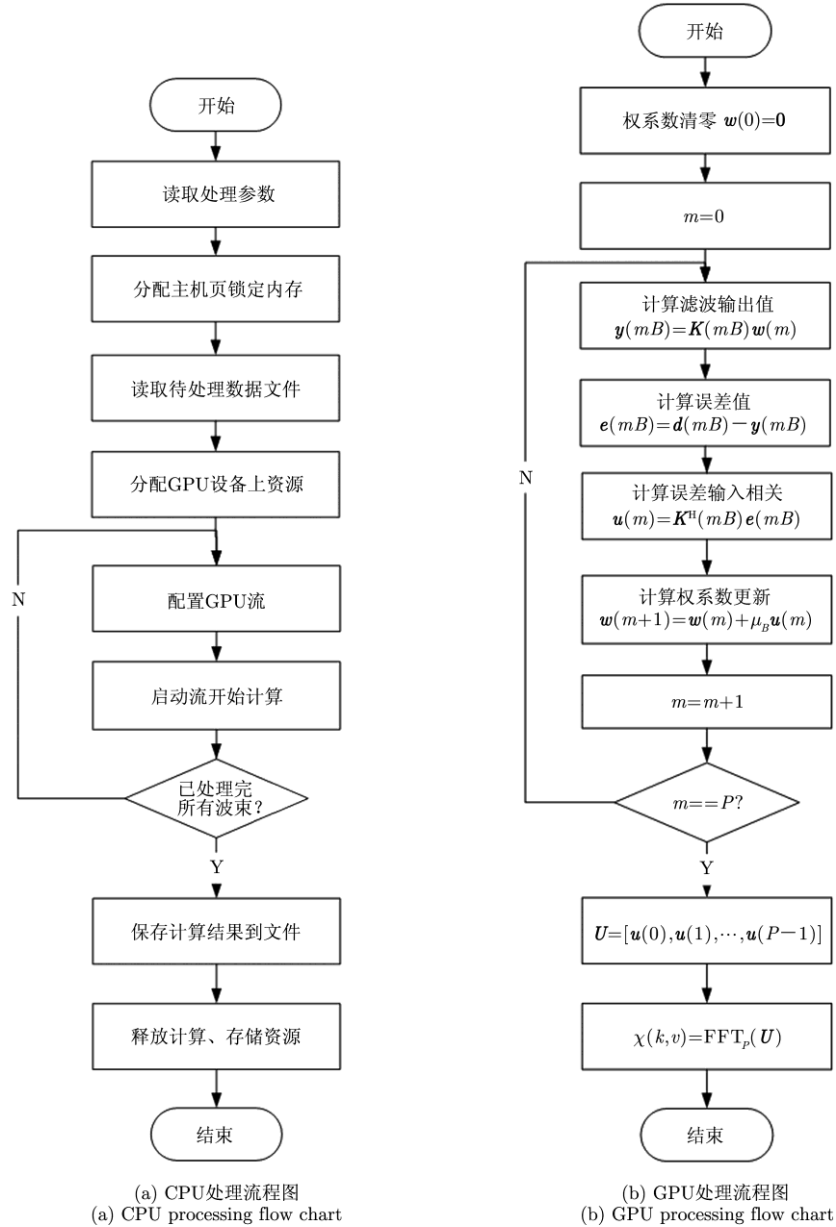


图2 CPU+GPU实现本文算法流程图

Fig. 2 Flowgraph of the proposed algorithm implemented on CPU and GPU

$(M+B)$ 个采样点空间, 每次更新时, 先整体向前搬移 B 点, 然后将 $\mathbf{x}(mB)$ 新采样点放入后 B 点位置, 实现了类似 FIFO 操作, FIFO 大小保持为 $(M+B)$ 点。由于使用了页锁定内存, 主机到设备的数据拷贝不再使用 `cudaMemcpy` 运行时库函数, 而是由核函数完成。本文算法中 $\mathbf{w}(m)$ 需要反复读写, 为了提高存取速度, 将其放入共享存储器, 经过一系列更新, 得到最终收敛权值 $\mathbf{w}(\infty)$ 后拷贝至全局存储器、主机存储器。主机根据需要配置多个 GPU 流实现多波束并行处理, 这样可以充分发挥 GPU 并行计算能力。

从图 2(b) 和表 3 可以看到, 与 $\mathbf{K}(mB)$ 有关的两

个矩阵、向量乘法是最核心的步骤, 因此对 $\mathbf{K}(mB)$ 进行存储优化、对齐访问是必要的, 根据 CUDA 优化准则^[11], 同一线程块内的线程访问全局存储器时, 如果读写首地址和读写尺寸均为 32 的整数倍可以实现合并访存, 实现高数据吞吐率。本文出于性能与计算优化考虑, 取 $B=M=4096$, 可以满足杂波对消阶次、相干累积检测最大距离单元的工程需要。

最后, 在获得 $\chi(k, v)$ 时需要进行 FFT 计算, 可以用 CUDA Toolkit 内置的 CUFFT 库来完成。该库提供了与 FFTW 类似的编程接口, 可实现 1 维、2 维数据的 FFT, IFFT 计算。

为了提高算法在 CUDA 平台实现的性能, 处理

参数需要结合硬件配置进行多次试验。限于篇幅, 本文不再赘述。

5 实测结果

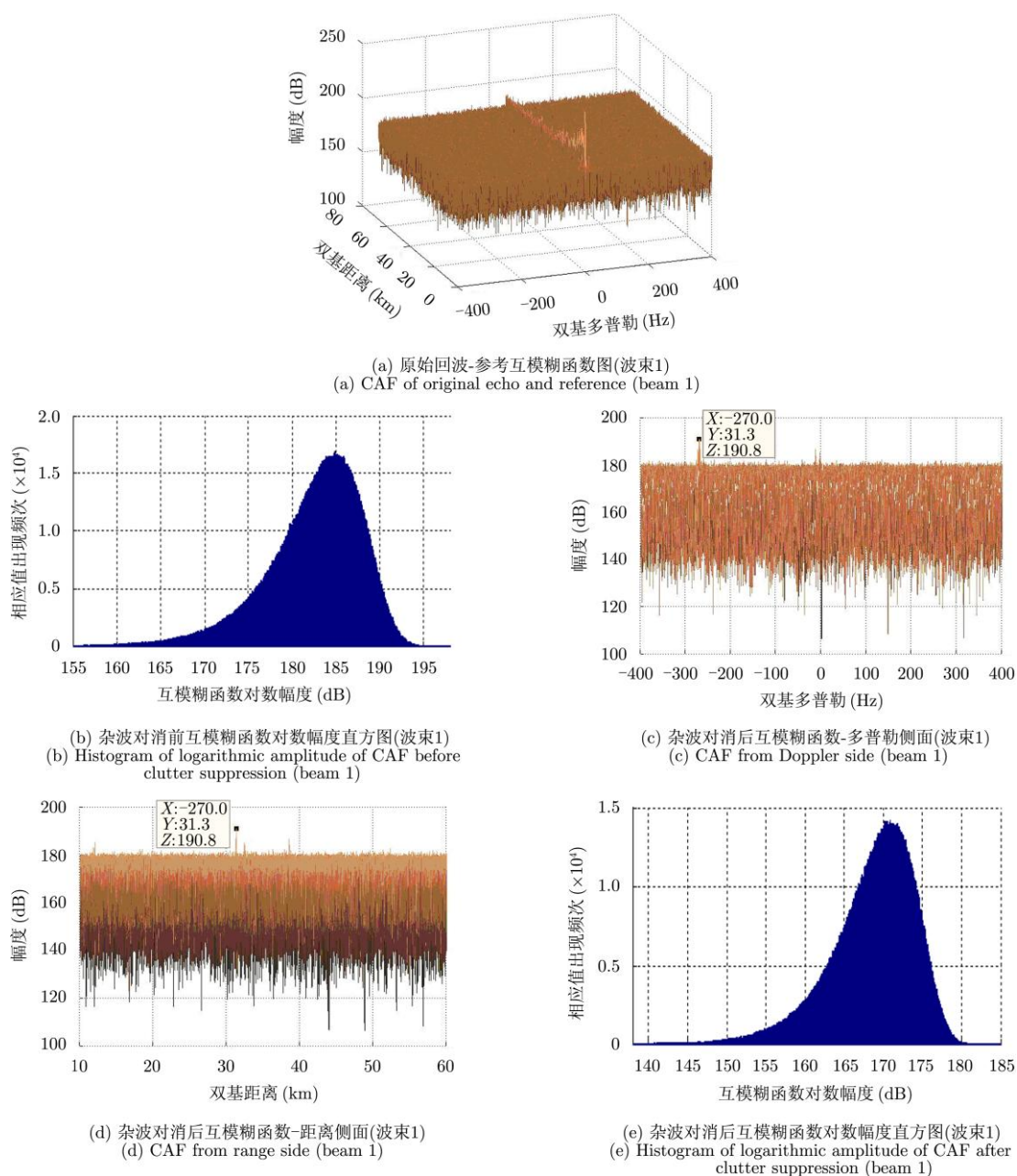
本节将通过实测数据验证本文算法的有效性。外辐射源信号采用中国数字地面广播电视单载波信号, 其编码、调制方式符合标准 GB20600-2006^[12]。信号带宽为 8 MHz, 处理时采用 9 MHz 采样率, 相干积累时间取 1 s。

利用某次外场实验接收机采集的 4 波束原始回波信号和参考信号, 各截取 1 s 数据段保存为二进制文件(reference_1s.dat, echo_beam_x_1s.dat, x 取值为 1,2,3,4)。运行计算软件之前通过参数文件设

置处理参数, 如输入数据文件路径、数据长度、同时处理波束个数等, 以及滤波器长度、步长因子。

使用常规方法(先 BLMS 后 FCAF)、本文方法(BLMS+FCAF 联合优化处理), 分别同时处理 1,2,3, 4 个波束, 均重复 5 次处理, 得到各自的输出文件(echo_beam_x_without_clutters.dat, weight_beam_x.dat, caf_beam_x.dat), 对这些输出结果进行分析如图 3 所示。将各自运行时间记录在表 5 中。

图 3(a)为原始回波-参考互模糊函数。从图中看到在零多普勒面存在大量直达波、多径分量引起的峰值。为了定量评估杂波抑制性能, 可以记录处理前后互模糊函数对数幅度分布直方图的众数, 该值



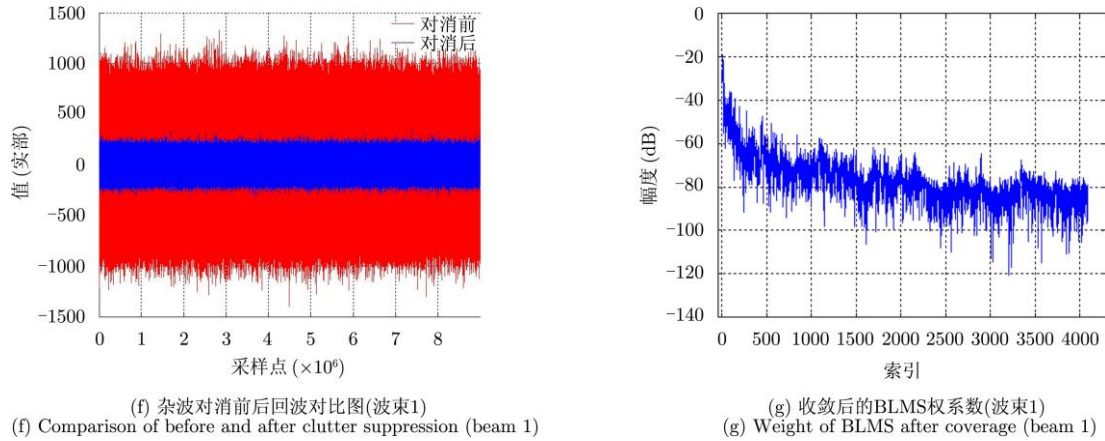


图3 实测数据处理结果

Fig. 3 Results of experimental signal processing

表5 两种方法完成信号处理耗时间统计结果(s)

Tab. 5 Processing time of two methods (s)

		第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	平均
常规方法	BLMS 算法						
	1 波束	0.508116	0.505071	0.503653	0.503910	0.503892	0.504928
	2 波束	0.617352	0.654271	0.624651	0.627301	0.628432	0.630401
	3 波束	0.813743	0.848366	0.817050	0.803837	0.829664	0.822532
	4 波束	1.001580	1.052008	1.022335	1.009952	1.014205	1.020016
	FCAF 算法						
	1 波束	0.538843	0.540028	0.571745	0.537702	0.539747	0.545613
	2 波束	0.654160	0.660832	0.658854	0.660225	0.649494	0.656713
本文方法	3 波束	0.782506	0.786016	0.782421	0.783601	0.790277	0.784964
	4 波束	0.926426	0.947826	0.940390	0.957578	0.941233	0.942691
	1 波束	0.534947	0.545912	0.541442	0.546079	0.542155	0.542107
	2 波束	0.714039	0.698747	0.692959	0.699957	0.696338	0.700408
	3 波束	0.861531	0.882560	0.882998	0.908296	0.887266	0.884530
	4 波束	1.110980	1.136270	1.141005	1.131324	1.132729	1.130462

反映了模糊平面的底噪强度。图 3(b)为杂波对消前互模糊函数对数幅度分布直方图，其众数为 184.5890 dB，设定 $P_{fa} = 10^{-3}$ 时检测门限为 194.6 dB。由于真实目标峰值低于检测门限，故出现漏警。

对比图 3(b)和图 3(e)可见经过杂波对消，互模糊函数对数幅度显著降低(对消后众数为 171.2713 dB，相比对消前降低了 13.3177 dB)，设定 $P_{fa} = 10^{-3}$ 时检测门限为 181.3 dB。从图 3(c)，图 3(d)看到，互模糊平面上检测到位于波束 1 R-D 平面(31.3 km, -270.0 Hz)位置的目标，幅度为 190.8 dB，目标高出检测门限 9.5 dB，可被成功检出。两种处理方法还得到对消后回波和稳态权系数，分别如图 3(f)，图 3(g)所示。上述结果说明本文方法达到了杂波抑制、相干累积目的。

本文方法相对于常规方法平均处理加速比如图 4 所示。

图 4 中可见，实际加速比高于理论加速比 1.5，这是因为在联合优化处理方法中，不仅节省了计算量，而且减少了存储器占用，节省了 CPU 内存与 GPU 显存之间的数据拷贝，这些因素使得本文方法

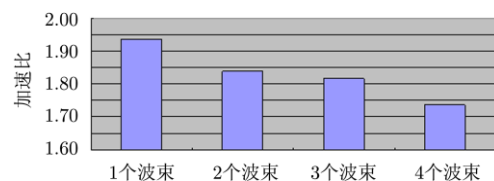


图4 本文方法对常规方法加速比

Fig. 4 Speedup of this paper's method to normal method

更适合在 GPU 平台上实现。随着同时处理波束数目增加, GPU 计算耗时占总处理时间的比例增加, 使加速比向理论值逼近。

由表 5 结果看到, 利用本文算法同时处理 1~3 个波束耗时小于 1 s, 对 3 个波束处理平均只需 0.88 s, 满足实时处理要求。而采用常规处理方法在同一块 GPU 上运行与实时处理还有一定差距, 这是因为杂波对消和相干检测两步处理存在较大冗余度, 浪费了存储和计算资源。

综上所述, 本文方法具备高效、实时性, 更适合工程实现。

6 结 论

本文提出一种杂波对消与相干检测联合优化的无源雷达信号处理算法, 降低了近 1/3 计算量, 并针对 NVIDIA CUDA 平台做了优化, 计算高效兼有良好的处理性能, 可以解决较大带宽信号、相干累积时间较长、多波束情况下无源雷达信号处理数据量大、存储量大的问题, 对工程应用具有一定参考意义。本文方法已成功应用于外辐射源雷达接收机多波束信号处理系统, 达到了实时信号处理的要求。

参 考 文 献

- [1] Kuschel H. Approaching 80 years of passive radar[C]. International Conference on Radar, Adelaide, Australia, 2013: 213-217.
- [2] 万显荣. 基于低频段数字广播电视信号的外辐射源雷达发展现状与趋势[J]. 雷达学报, 2012, 1(2): 109-123.
Wan Xian-rong. An overview on development of passive radar based on the low frequency band digital broadcasting and TV signals[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(2): 109-123.
- [3] Baczyk M K and Malanowski M. Reconstruction of reference signal in DVB-T based passive radar[J]. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 2011, 57(1): 43-48.
- [4] Zhao Y D. Block NLMS cancellation algorithm and its real-time implementation for passive radar[C]. IET International Radar Conference, Xi'an, 2013: 1-5.
- [5] Howland P E, Griffiths H D, and Baker C J. Bistatic Radar: Emerging Technology[M]. London: John Wiley & Sons, 2008: 296-303.
- [6] 高志文, 陶然, 单涛. 外辐射源雷达互模糊函数的两种快速算法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 669-672.
Gao Zhi-wen, Tao Ran, and Shan Tao. Two fast algorithms of cross-ambiguity function for passive radar[J]. *Acta Electronics Sinica*, 2009, 37(3): 669-672.
- [7] 赵耀东, 吕晓德, 等. 无源雷达多普勒谱分析实现动目标检测的方法[J]. 雷达学报, 2013, 2(2): 247-256.
Zhao Yao-dong, Lü Xiao-de, et al.. Detection of moving targets based on Doppler spectrum analysis technique for passive coherent radar[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(2): 247-256.
- [8] 易建新, 万显荣, 方亮, 等. 中国移动多媒体广播外辐射源雷达相干积累的非均匀采样实现[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(11): 2648-2653.
Yi Jian-xin, Wan Xian-rong, Fang Liang, et al.. Coherent integration implementation for China mobile multimedia broadcasting based passive radar with nonuniform sampling[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(11): 2648-2653.
- [9] Dominique P and Marc F. Passive 3D tracking of low altitude targets using DVB(SFN Broadcasters)[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2012, 27(11): 36-41.
- [10] Clark A and Mitra K. Block implementation of adaptive digital filters[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1981, 29(3): 744-752.
- [11] NVIDIA. NVIDIA CUDA C Programming Guide[Z]. Version 5.5, 2013.
- [12] 数字电视地面广播传输系统帧结构, 信道编码和调制[S]. 中国国家标准, 2006.
Framing structure, channel coding and modulation for digital television terrestrial broadcasting system[S]. Chinese National Standard, 2006.

作 者 简 介

赵永科(1988-), 男, 籍贯河北省石家庄市, 研发工程师, 2014 年 7 月获得中国科学院电子学研究所硕士学位, 研究方向为外辐射源雷达信号处理。

E-mail: zhaoyongke@yeah.net

吕晓德(1969-), 男, 研究员, 主要研究方向为基于阵列技术的新体制雷达系统及其应用。

