

# 采用字典递归更新的目标检测稀疏算法及 GPU 实现

赵春晖 姚浙峰 张丽丽

哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

**摘要** 稀疏表示是一种有潜力的图像信息表示方法,已应用于图像目标检测。正交匹配追踪算法(OMP)求解稀疏系数过程计算复杂,不能满足快速处理的要求,因此引入 Kalman 滤波器的递归思想,提出了一种计算稀疏系数的快速 OMP(FastOMP)算法。利用 Hermitian 引理,从上一时刻的状态更新当前信息,避免了高维矩阵数据的重复计算。为提高算法的执行效率,提出了基于 GPU/CUDA(图形处理器/统一计算设备架构)的并行计算方法,充分利用 GPU 的并行计算能力,提高了 FastOMP 算法的计算速度。实验结果表明,与传统 OMP 算法相比, FastOMP 算法可大幅度缩短计算时间并提高检测精度。

**关键词** 遥感; 高光谱遥感图像; 正交匹配追踪算法; 目标检测; 并行处理; 稀疏理论

**中图分类号** TN911.73 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201636.0828002

## Target Detection Sparse Algorithm by Recursive Dictionary Updating and GPU Implementation

Zhao Chunhui Yao Xifeng Zhang Lili

*College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University,  
Harbin, Heilongjiang 150001, China*

**Abstract** Sparse representation is a potential image representation method, which has been applied to target detection for images. The process to calculate sparse coefficients is complex when the orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is used, which cannot satisfy the requirement of rapid processing. An idea of recursive Kalman filter is introduced, and a fast OMP (FastOMP) algorithm is proposed to calculate the sparse coefficient. The Hermitian lemma is used to update the current information from the last status. The FastOMP algorithm can avoid repeated calculation of higher-dimension matrix data. In order to further improve the efficiency of the algorithm, the parallel computation method is proposed based on GPU/CUDA (graphics processing unit/compute unified device architecture). The parallel computation capacity of GPU is utilized to accelerate the FastOMP algorithm. The experimental results show that the FastOMP algorithm saves the processing time notably and improves the detection accuracy compared to the traditional OMP algorithm.

**Key words** remote sensing; hyperspectral sensing image; orthogonal matching pursuit algorithm; target detection; parallel processing; sparse theory

**OCIS codes** 280.4750; 100.4145; 100.3190; 100.5010

## 1 引 言

高光谱遥感将反映目标辐射属性的光谱信息与反映目标空间几何关系的遥感信息有机地结合,成像光谱仪对目标空间特征进行成像的同时,以极窄的间隔获取全部光谱覆盖范围内成百上千个波段的光谱数据,从而形成光谱分辨率达纳米数量级的遥感数据<sup>[1]</sup>。高光谱遥感包含了丰富的空间和光谱信息,使地物光谱信息的精确处理与分析成为可能<sup>[2-5]</sup>。

**收稿日期:** 2016-03-18; **收到修改稿日期:** 2016-04-18

**基金项目:** 国家自然科学基金(61571145,61405041)、黑龙江省自然科学基金重点项目(ZD201216)、哈尔滨市优秀学科带头人基金(RC2013XK009003)、中国博士后基金(2014M551221)

**导师简介:** 赵春晖(1965—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事高光谱遥感处理技术等方面的研究。

E-mail: zhaochunhui@hrbeu.edu.cn

目标检测是高光谱遥感信息处理领域的重要研究方向之一。国内外许多研究学者都对高光谱遥感目标检测算法进行了研究<sup>[6-9]</sup>。Reed等<sup>[6]</sup>提出的自适应多波段恒虚警检测器,在没有先验信息的情况下演变为RX(Reed-Xiaoli)算法。由于该算法需要求解样本协方差矩阵的逆,导致高阶计算复杂,且检测精度不高<sup>[8-9]</sup>。Yi等<sup>[10-11]</sup>率先将稀疏理论引入高光谱图像目标检测中,对丰富的字典原子进行匹配选择,在低信噪比和复杂背景下取得良好的检测效果。作为稀疏理论的基础和重要算法,匹配追踪(MP)算法被应用于求解稀疏系数<sup>[12]</sup>。但MP算法的重构精度不高,并且存在收敛速度下降的问题。因此,提出了正交匹配追踪(OMP)算法,即对全部原子进行正交化处理使其具备更高的逼近精度,该算法得到广泛的应用。但在OMP算法中,随着字典中原子数量的增多,稀疏系数求解的运算复杂度逐渐增加,导致求解速度下降。此外,OMP算法中增加稀疏性约束条件也加大了检测算法的计算量,导致算法的计算复杂度过高。Donoho等<sup>[13]</sup>对OMP算法进行了改进,提出了分段匹配追踪(StOMP)算法,通过一次匹配得到多个匹配度高的原子而不是一个最匹配的原子,在一定程度上缓解了求解压力,但降低了稀疏分解的精度。

目前,串行算法难以满足数据快速处理的要求,因此研究使用并行处理算法来提高处理速度<sup>[14-16]</sup>。Paz等<sup>[15]</sup>提出了基于图形处理器(GPU)的混合像元分解算法、纯净像元指数端元提取算法、自动形态学端元提取算法的并行处理方法,获得了近26倍的加速比。Paz等<sup>[17]</sup>还提出了基于GPU的自动目标检测并行算法,与传统RX串行算法相比,获得了14倍的加速比。所以,利用GPU并行处理优势可以大大提高运算效率,运算时间接近实时处理。

本文提出了一种基于因果字典更新的快速OMP(FastOMP)算法。在OMP算法检测模型基础上,利用Hermitian引理,实现了残差的递归更新,提高了处理速度,改善了检测精度,并结合GPU架构设计了并行算法,使处理速度更快。FastOMP算法具有一般性,可以移植到不同的数据处理中,具有较好的普适性。

## 2 高光谱遥感目标稀疏检测

令 $\mathbf{x}$ 为待测像元,且为 $B$ 维向量,向量中每个元素对应不同波长的反射值。若 $\mathbf{x}$ 是背景像元,则其处于一个由背景训练样本 $\{\mathbf{d}_i^b\}_{i=1,2,\dots,N_b}$ 张成的背景子空间中。因此,像元 $\mathbf{x}$ 可以近似地由训练样本的线性组合表示为

$$\mathbf{x} \approx \alpha_1 \mathbf{d}_1^b + \alpha_2 \mathbf{d}_2^b + \dots + \alpha_{N_b} \mathbf{d}_{N_b}^b = \underbrace{[\mathbf{d}_1^b \quad \mathbf{d}_2^b \quad \dots \quad \mathbf{d}_{N_b}^b]}_{\mathbf{D}_b} \underbrace{[\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \dots \quad \alpha_{N_b}]^T}_{\boldsymbol{\alpha}} = \mathbf{D}_b \boldsymbol{\alpha}, \quad (1)$$

式中 $N_b$ 为背景训练样本的数目, $\mathbf{D}_b$ 为一个 $B \times N_b$ 的背景字典,每列为背景训练样本, $\boldsymbol{\alpha}$ 为 $\mathbf{x}$ 在背景中的稀疏系数向量。

类似地,若 $\mathbf{x}$ 为目标像元,则位于目标训练样本 $\{\mathbf{d}_i^t\}_{i=1,2,\dots,N_t}$ 张成的目标子空间中,可以近似地被训练样本线性表示为

$$\mathbf{x} \approx \beta_1 \mathbf{d}_1^t + \beta_2 \mathbf{d}_2^t + \dots + \beta_{N_t} \mathbf{d}_{N_t}^t = \underbrace{[\mathbf{d}_1^t \quad \mathbf{d}_2^t \quad \dots \quad \mathbf{d}_{N_t}^t]}_{\mathbf{D}_t} \underbrace{[\beta_1 \quad \beta_2 \quad \dots \quad \beta_{N_t}]^T}_{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{D}_t \boldsymbol{\beta}, \quad (2)$$

式中 $N_t$ 为目标训练样本的数量, $\mathbf{D}_t$ 为目标像元组成的目标字典, $\boldsymbol{\beta}$ 为目标的稀疏系数向量。

待测像元样本 $\mathbf{x}$ 可以由背景字典和目标字典共同表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}_b \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{D}_t \boldsymbol{\beta} = [\mathbf{D}_b \quad \mathbf{D}_t] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha} \\ \boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} = \mathbf{D} \boldsymbol{\gamma}, \quad (3)$$

式中 $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_b \quad \mathbf{D}_t]$ 为一个由背景训练样本与目标训练样本共同组成的 $B \times (N_t + N_b)$ 维矩阵, $\boldsymbol{\gamma}$ 是 $\mathbf{x}$ 在 $\mathbf{D}$ 中的稀疏系数向量。

稀疏系数向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 的重构过程是在字典中寻找最匹配的原子来表示待测像元 $\mathbf{x}$ 。一旦确定了稀疏系数向量 $\boldsymbol{\gamma}$ ,待测像元 $\mathbf{x}$ 的所属类别即可通过对比重构残差 $\mathbf{r}_b(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{D}_b \boldsymbol{\alpha}\|_2$ 和 $\mathbf{r}_t(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{D}_t \boldsymbol{\beta}\|_2$ 来确定,而检测器的输出为

$$R(\mathbf{x}) = \mathbf{r}_b(\mathbf{x}) - \mathbf{r}_t(\mathbf{x}). \quad (4)$$

设定门限 $\delta$ ,如果 $R(\mathbf{x}) > \delta$ ,则判定 $\mathbf{x}$ 为目标像元,否则判定为背景像元。

## 2.1 正交匹配追踪算法

对于高光谱遥感目标检测,在求解稀疏系数时字典往往是已知的。通过构建一个稀疏逼近,求出逼近的残差,然后对残差进行逼近,选择与残差最匹配的原子,经过反复迭代,使得原始信号可以用这些原子稀疏地线性表示。

OMP 算法用于稀疏系数求解的具体流程如下。

输入:字典  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_b \ \mathbf{D}_t]$ ,待测像元  $\mathbf{x}$ ,稀疏度  $L$ 。

初始化: $\mathbf{r}_0 = \mathbf{x}$ ,索引集  $\Lambda_0 = \varphi$ 。

对  $k=1:L$ ,

1) 利用内积计算相关获得端元索引:  $\lambda_k = \arg \max_{i=1,N} |\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{d}_i \rangle|$ ;

2) 获得的原子索引加入索引集:  $\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \lambda_k$ ;

3) 更新残差

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{x} - \mathbf{D}_{\Lambda_k} (\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k})^{-1} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{x}; \quad (5)$$

4) 如果  $\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \epsilon$ ,则终止;否则  $k=k+1$ ,返回步骤 1)。

输出:稀疏系数  $\boldsymbol{\gamma} = (\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k})^{-1} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{x}$ 。

结束。

## 2.2 快速正交匹配追踪算法

传统 OMP 算法核心计算在于稀疏系数求解和残差更新,但随着迭代次数增加,索引集字典的维度越来越大,导致  $(\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k})^{-1}$  的计算越来越复杂,矩阵奇异性越来越高。对于空间尺寸较小的遥感数据尚能保持一定的精度,但对于数据量较大的高光谱数据,其检测精度和效率下滑严重。为了实现逆矩阵的迭代求解过程,采用 Hermitian 求逆引理,提出了基于字典递归更新的快速正交匹配算法。

Hermitian 求逆引理表示为

$$\mathbf{R}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_m & \mathbf{r}_m \\ \mathbf{r}_m^T & \rho_m \end{bmatrix}. \quad (6)$$

考虑使用  $\mathbf{R}_m^{-1}$  递推  $\mathbf{R}_{m+1}^{-1}$ ,为此,令

$$\mathbf{Q}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_m & \mathbf{q}_m \\ \mathbf{q}_m^T & \alpha_m \end{bmatrix}, \quad (7)$$

则有

$$\mathbf{R}_{m+1} \mathbf{Q}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_m & \mathbf{r}_m \\ \mathbf{r}_m^T & \rho_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_m & \mathbf{q}_m \\ \mathbf{q}_m^T & \alpha_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{0}_m \\ \mathbf{0}_m^T & 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

求解(8)式可得

$$\mathbf{R}_{m+1}^{-1} = \mathbf{Q}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_m^{-1} & \mathbf{0}_m \\ \mathbf{0}_m^T & 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{\rho_m + \mathbf{r}_m^T \mathbf{b}_m} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_m \mathbf{b}_m^T & \mathbf{b}_m \\ \mathbf{b}_m^T & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{b}_m = -\mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m. \quad (9)$$

(5)式给出了正交投影残差更新表达式。为了实现具有因果特性的递归更新,即索引字典的更新  $\mathbf{D}_{\Lambda_{k+1}} = [\mathbf{D}_{\Lambda_k} \ \mathbf{d}_k]$ ,令  $\mathbf{R}_m = \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}$ ,则有

$$\mathbf{R}_{m+1} = \mathbf{D}_{\Lambda_{k+1}}^T \mathbf{D}_{\Lambda_{k+1}} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \\ \mathbf{d}_k^T \end{bmatrix} [\mathbf{D}_{\Lambda_k} \ \mathbf{d}_k] = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k} & \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{d}_k \\ \mathbf{d}_k^T \mathbf{D}_{\Lambda_k} & \mathbf{d}_k^T \mathbf{d}_k \end{bmatrix}. \quad (10)$$

将  $\mathbf{R}_m$  和(10)式代入(9)式,得到字典递归更新表达式为

$$\mathbf{Q}_{m+1} = \mathbf{R}_{m+1}^{-1} = \left\{ \begin{bmatrix} [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} & \mathbf{0}_m \\ \mathbf{0}_m^T & 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{\mathbf{d}_k^T \mathbf{d}_k - \mathbf{d}_k^T \mathbf{D}_{\Lambda_k} [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{d}_k} \cdot \right. \\ \left. \begin{bmatrix} [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{d}_k \mathbf{d}_k^T \mathbf{D}_{\Lambda_k} \{ [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} \}^T - [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} \mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{d}_k \\ - \mathbf{d}_k^T \mathbf{D}_{\Lambda_k} \{ [\mathbf{D}_{\Lambda_k}^T \mathbf{D}_{\Lambda_k}]^{-1} \}^T & 1 \end{bmatrix} \right\}. \quad (11)$$

由于匹配字典更新需要计算相关矩阵的逆,而矩阵求逆的复杂度随矩阵维数的增加而增加,所以利用(9)式的 Hermitian 求逆引理,即可实现维数可变矩阵的逆矩阵递归表达而无需每次重新计算。

在递归更新(11)式中,由于第一步仅有一个原子进入索引字典,初始化逆矩阵维数为 1,在约束条件下字典更新过程中增加的只有  $[\mathbf{D}_{A_k}^T \mathbf{D}_{A_k}]^{-1} \mathbf{D}_{A_k}^T \mathbf{d}_k$ ,因此加速效果明显。

### 2.3 计算复杂度分析

表 1 所示为 FastOMP 算法和传统 OMP 算法在稀疏系数求解过程中的计算复杂度表达式,  $N$  为字典中原子个数,  $B$  为高光谱数据波段数,  $L$  为稀疏度,  $k$  为迭代次数。由表 1 可知,传统 OMP 算法具有较高的计算复杂度,初始状态下两种算法计算量几乎相等,但随着迭代次数  $k$  的增加,传统 OMP 算法计算量的增长速度较 FastOMP 算法快,因此 FastOMP 算法计算量更少、计算效率更高。

表 1 FastOMP 算法和传统 OMP 算法的计算复杂度表达式

Table 1 Computational complexity expressions of FastOMP and traditional OMP algorithms

Algorithm	OMP	FastOMP
Multiplicative number	$\sum_{k=1}^{k=L} [4k^3 + (2B + 4)k^2 + B^2k] + NBL + B^2$	$\sum_{k=1}^{k=L} [(4B + 2)k^2 + (B^2 + B)k] + B^2 + NBL + 3B$
Addition number	$\sum_{k=1}^{k=L} [4k^3 + 2Bk^2 + B^2k] + B^2 + NBL + B$	$\sum_{k=1}^{k=L} [(3B + 3)k^2 + (B^2 + 2)k] + B^2 + NBL + 3B + 1$
Complexity	$O(k^3)$	$O(k^2)$

## 3 高光谱稀疏检测并行处理

GPU 由多个流多处理器组成,每个流多处理器由多个标量处理器核心(SP)构成,SP 为统一计算设备架构(CUDA)核心。如图 1 所示, GPU 中的并行执行程序被封装成核函数,根据并行执行的任务不同,将核函数配置成大小不同的网格,网格中存在线程块,每个线程块由若干个线程组成,成百上千的线程是并行计算的基本单位。

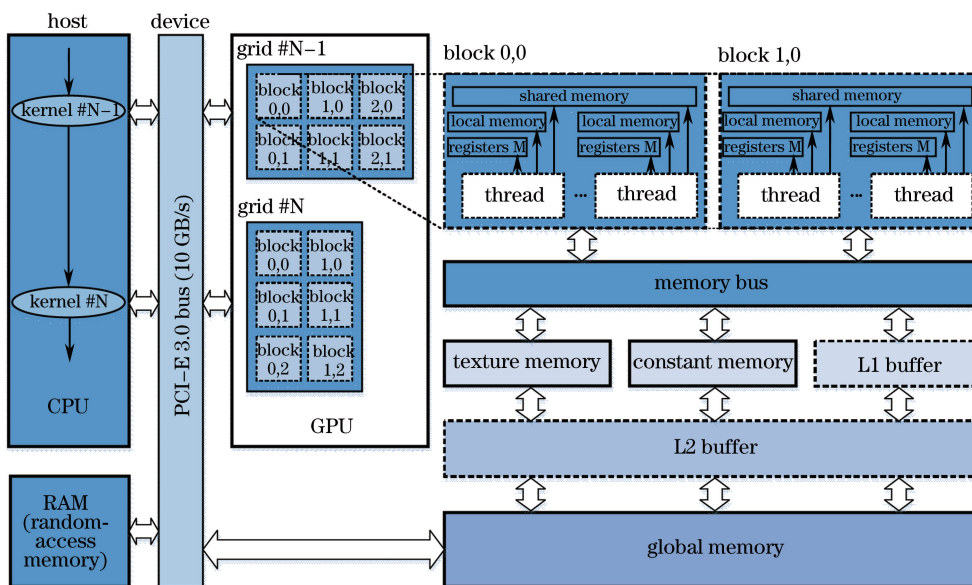


图 1 GPU 硬件架构及数据的传输计算流程

Fig. 1 GPU hardware architecture and process of data transmission and calculation

并行计算方法具体设计如下:

- 1) 构造字典,从待检测遥感数据中选取部分像元,利用先验知识从中提取目标和背景光谱数据构成目标字典和背景字典;
- 2) 设置稀疏度  $L$ ,将高光谱数据按行扫描方式存储为二维数组形式;
- 3) 将高光谱数据、稀疏度  $L$ 、目标字典和背景字典从计算机内存传输到 GPU 全局内存存储器;
- 4) 将字典内的原子按列排列,调用 GPU 端核函数 Kernel\_Dic,在 Block 中同时开放多个线程,每一个线程负责待测像元到特定字典原子投影的计算;
- 5) 选择最匹配原子将其放入索引集  $\lambda_k = \arg \max_{i=1,N} |\langle r_{k-1}, d_i \rangle|$ ,  $\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \lambda_k$ ;
- 6) 调用 GPU 核函数 Kernel\_Mul,计算  $R_k^{-1} = [D_{\Lambda_k}^T D_{\Lambda_k}]^{-1}$  和残差更新矩阵  $r_k = x - D_{\Lambda_k} R_k^{-1} D_{\Lambda_k}^T x$ ,每一个线程负责结果中每一个元素的向量相乘之和,在同一个 Block 中可同时得到矩阵相乘结果;
- 7) 根据(11)式,计算  $R_{k+1}^{-1}$ ,实现迭代求解稀疏系数矩阵  $\gamma = [\alpha^T \ \beta^T]^T$ ,约束条件为稀疏度  $L$ ;
- 8) 调用 GPU 核函数 Kernel\_Spa,计算  $r_b(x) = \|x - D_b \alpha\|_2$ ,  $r_t(x) = \|x - D_t \beta\|_2$ ;
- 9) 输出  $R(x) = r_b(x) - r_t(x)$ ,如果  $R(x) > \delta$ ,则判定  $x$  为目标像元,否则判定为背景像元。

#### 4 实验及结果分析

为验证提出的 FastOMP 算法的有效性和 GPU 并行处理的高效性,分别用合成的模拟数据和真实的高光谱数据进行实验。计算机的硬件配置如下:中央处理器(CPU)型号为 Intel Core I7,主频为 3.5 GHz,内存为 DDR3 16 GB, GPU 处理器为 NVIDIA GeForce GTX750Ti,实验平台为 Microsoft Visual Studio 2013 版本。

采用两幅真实的高光谱数据验证 FastOMP 算法在实际应用中的有效性。第一幅数据是从 AVIRIS(机载可见光/红外成像光谱仪)的高光谱遥感数据中(美国圣地亚哥海军基地)截取的空间大小为  $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$  的数据。该数据覆盖可见光到近红外波段的连续光谱,有 224 个波段,去除水的吸收带和信噪比较低的波段后,剩余的 126 个波段用于实验。该数据中含有 38 个异常目标,且每个目标所占的像元数较少。图 2 所示为第一幅高光谱图像的第 20 波段灰度显示和真实地物分布。第二幅 SpecTIR 数据由 ProSpecTIR-VS2 传感器获得,覆盖了  $390 \sim 2450 \text{ nm}$  的光谱波段,光谱分辨率为  $4 \text{ nm}$ ,可用波段数为 125。选取其中  $120 \text{ pixel} \times 80 \text{ pixel}$  的图像用于实验处理。第 20 波段灰度显示和真实地物分布如图 3 所示。

首先对两幅高光谱遥感数据进行归一化,再分别利用 MP 算法、OMP 算法、StOMP 算法和 FastOMP 算法进行实验。实验中,MP 算法、OMP 算法和 FastOMP 算法的稀疏度  $L$  均设为 5,StOMP 算法的稀疏度  $L$  设为 10。AVIRIS 数据实验检测结果如图 4 所示,由灰度峰值图可以直观地看出,与 MP 算法、StOMP 算法相比,OMP 算法和 FastOMP 算法可以检测出更多的飞机目标,其中 FastOMP 算法对背景的抑制程度更高,目标更加突出,可更好地将目标和背景分开。图 5 所示为 SpecTIR 数据实验的二值输出图,与 MP 算法、OMP 算法和 StOMP 算法相比,FastOMP 算法检测出的虚警目标最少,具有较强的背景抑制能力,展示了较好的检测效果。

接收机工作特性(ROC)曲线来源于雷达中的接收机工作特性曲线,通过变化门限阈值,表述检测概率  $P_d$  与虚警概率  $P_f$  之间的关系。虚警概率保持不变时,算法检测概率越高,检测性能越好,因此 ROC 曲线

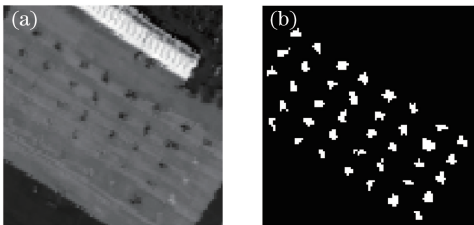


图 2 AVIRIS 数据 (a) 第 20 波段灰度图和 (b) 真实地物分布

Fig. 2 (a) Gray image of AVIRIS data in the 20<sup>th</sup> band and (b) real object distribution

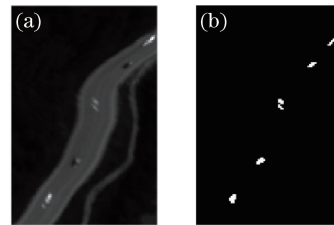


图 3 SpecTIR 数据 (a) 第 20 波段灰度图和 (b) 真实地物分布

Fig. 3 (a) Gray image of SpecTIR data in the 20<sup>th</sup> band and (b) real object distribution

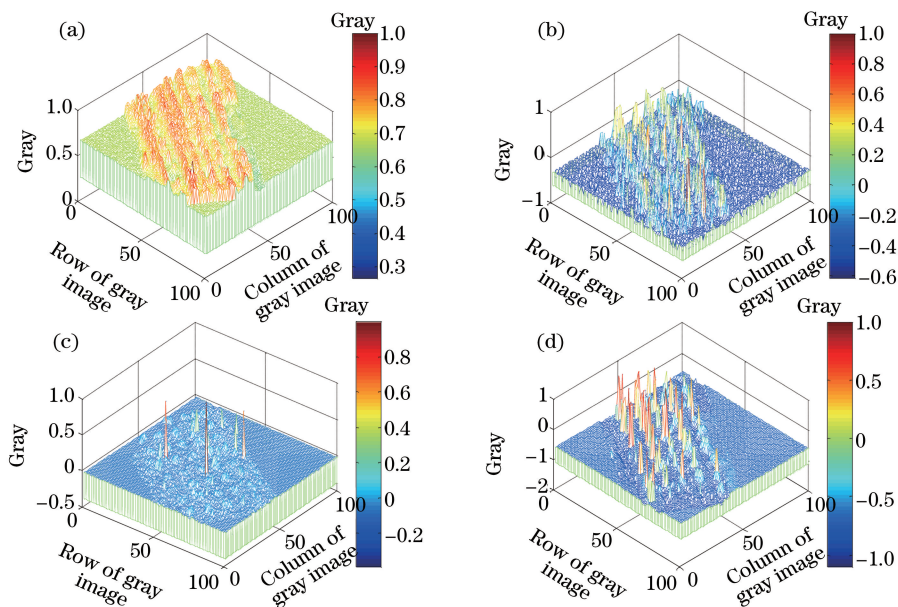


图 4 AVIRIS 数据检测灰度峰度图。(a) MP 算法；(b) OMP 算法；(c) StOMP 算法；(d) FastOMP 算法

Fig. 4 Gray kurtosis figures of AVIRIS data. (a) MP algorithm; (b) OMP algorithm; (c) StOMP algorithm; (d) FastOMP algorithm

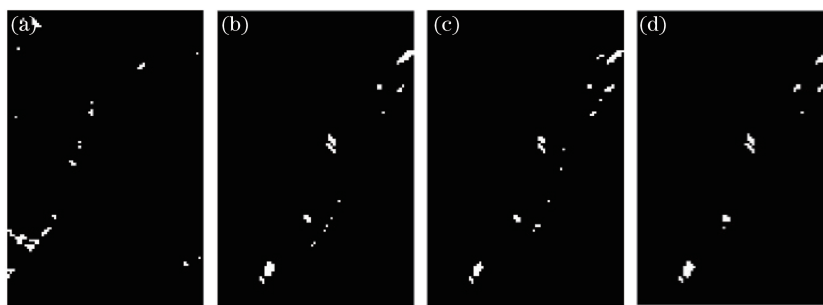


图 5 SpecTIR 数据检测二值输出图。(a) MP 算法；(b) OMP 算法；(c) StOMP 算法；(d) FastOMP 算法

Fig. 5 Binary output figures of SpecTIR data. (a) MP algorithm; (b) OMP algorithm; (c) StOMP algorithm; (d) FastOMP algorithm

常用于检测性能定量分析。定量评价如图 6 所示,根据 ROC 曲线,要求虚警概率低于 10% 时,AVIRIS 数据和 SpecTIR 数据中 OMP 和 FastOMP 算法的效果都优于 MP 算法和 StOMP 算法。与 OMP 算法相比, FastOMP 算法具有较高的检测概率。原因在于 OMP 算法在残差更新时求得的矩阵伪逆存在较大的误差,并且误差随着迭代过程的进行越来越大。而 FastOMP 算法通过迭代方式更新残差,无求伪逆过程,可将每一个待测像元由字典中原子正确地稀疏表示出来。

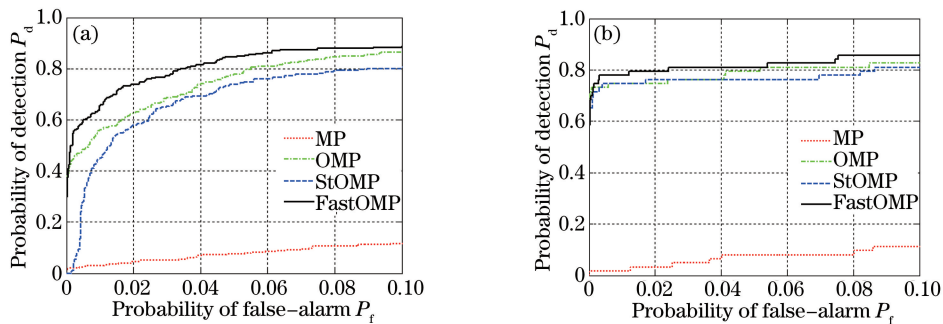


图 6 接收机工作特性曲线。(a) AVIRIS 数据；(b) SpecTIR 数据

Fig. 6 Receiver operating characteristic curves. (a) AVIRIS data; (b) SpecTIR data

为验证提出的并行处理方法的高效性,取用真实 AVIRIS 高光谱遥感中的多种目标进行目标插入,合成空间大小为  $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$  的含有 126 个波段的高光谱遥感数据进行仿真实验。

该模拟数据共有  $4 \times 4 = 16$  个目标。这 16 个大小为  $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$  的像元生成过程如下所述。用图 7 所示油桶(G)、房屋(H)、树木(T)和飞机(P)的光谱特性模拟四种异常目标。每行异常目标由同种物质构成。第一列由纯像元构成,第二列包含了 75%像元光谱特性和 25%背景光谱特性,第三列包含了 50%像元光谱特性和 50%背景光谱特性,第四列包含了 25%像元光谱特性和 75%背景光谱特性。该图可用于不同背景干扰下的多种目标探测。图 8 所示为模拟数据图像与目标分布。

为保证算法运行时间不受数据特征的影响,利用模拟数据时,在保持目标密度不变的情况下,将模拟数据分别扩展成大小为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$  和  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$  的高光谱模拟数据,测试 GPU 对不同空间大小数据的并行处理效果。利用 GPU 分别用 OMP 算法、StOMP 算法和 FastOMP 算法检测图 8 所示的模拟数据。

表 2 所示为 CPU 串行算法和 GPU 并行算法的运行时间和 GPU 加速比。为了去除计算机本身引起的脉冲误差,所有时间和加速比数据都为 5 次实验后取得的平均值。应用同种算法时,相同的实验平台下运算时间随着高光谱数据尺寸的增大而增加。而在同一幅高光谱数据中,如果利用 CPU 进行实验,则 FastOMP 算法的运行时间较传统 OMP 算法加快近 3 倍,较 StOMP 算法加快 2 倍;如果利用 GPU 进行实验,则运行时间缩短了 11 倍以上。这是因为在算法执行过程中,GPU 启动了大量线程同时参加计算。此外还发现,高光谱数据的空间尺寸越大,加速效果越明显,与 CPU 串行算法相比,FastOMP 算法最高可获得 33.2 倍的加速比。

表 2 计算时间和 GPU 加速比比较

Table 2 Comparison of computation time and GPU speedup

Experimental data	Algorithm	Computation time		Speedup
		CPU /s	GPU /s	
Synthetic data $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$	OMP	507.9	39.4	12.9
	StOMP	391.6	27.8	14.1
	FastOMP	177.8	12.0	14.8
Synthetic data $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$	OMP	2006.4	98.8	20.3
	StOMP	1567.8	70.0	22.4
	FastOMP	706.9	28.6	24.7
Synthetic data $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$	OMP	8024.7	283.6	28.3
	StOMP	6306.1	202.8	31.1
	FastOMP	2827.1	85.2	33.2
AVIRIS $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$	OMP	306.1	27.6	11.1
	StOMP	236.2	19.4	12.2
	FastOMP	108.3	8.6	12.6
SpecTIR $120 \text{ pixel} \times 80 \text{ pixel}$	OMP	303.4	27.5	11.0
	StOMP	233.0	19.2	12.1
	FastOMP	106.4	8.5	12.5

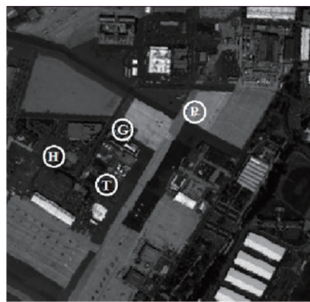


图 7 四类异常目标在真实数据中的分布

Fig. 7 Distribution of four types of anomalous targets in the real data

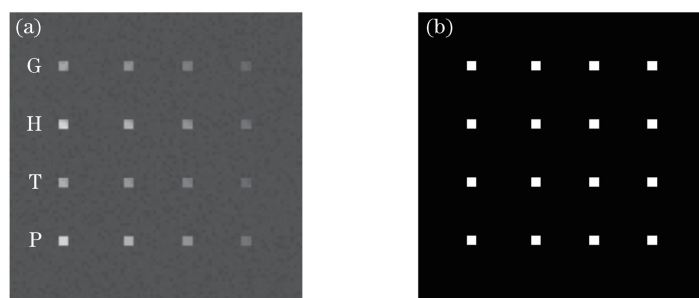


图 8 模拟数据 (a) 第 20 波段灰度图像和 (b) 目标分布

Fig. 8 (a) Gray image of synthetic data in the 20<sup>th</sup> band and (b) target distribution

## 5 结 论

提出了一种用于计算稀疏系数的 FastOMP 算法,利用 Kalman 滤波递归思想,通过 Hermitian 求逆引入,实现了相关逆矩阵的递归更新,避免了大量高维矩阵的逆处理操作和矩阵伪逆求解带来的误差。利用 GPU 并使用大量线程,实现了 OMP 算法、StOMP 算法和 FastOMP 算法的并行处理。实验表明:1) 与 MP 算法、OMP 算法和 StOMP 算法相比, FastOMP 算法抑制背景能力更强、检测精度更高;2) 与 OMP 算法和 StOMP 算法相比, FastOMP 算法处理速度更快;3) FastOMP 算法在 GPU 上的实现,使其获得了更高的加速比,并且随着数据量的增加,运算加速效果更加明显。因此基于 GPU 实现的 FastOMP 算法能够适应尺寸更大、范围更广的高光谱数据,并且具有更高的检测精度和运算效率,在基于稀疏表示的目标检测中有更高的应用价值。

## 参 考 文 献

- Zhang Bing, Gao Lianru. Hyperspectral image classification and target detection[M]. Beijing: Science Press, 2011: 78-149.  
张 兵, 高连如. 高光谱图像分类与目标探测[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 78-149.
- Wang Liguang, Zhao Chunhui. Processing techniques of hyperspectral imagery[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 101-127.  
王立国, 赵春晖. 高光谱图像处理技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 101-127.
- Wang Xiaofei, Yan Qiuqing, Zhang Junping, *et al.* Super-resolution reconstruction algorithm based on relevance vector machine for hyperspectral image[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(s1): s114001.  
王晓飞, 阎秋静, 张钧萍, 等. 基于相关向量机的高光谱图像超分辨率算法[J]. 中国激光, 2014, 41(s1): s114001.
- Wang Xiaofei, Yan Qiuqing. An ensemble learning algorithm for one-class classification of hyperspectral[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(s2): s211002.  
王晓飞, 阎秋静. 基于集成学习的高光谱图像一类分类算法[J]. 光学学报, 2014, 34(s2): s211002.
- Zhao Chunhui, You Wei, Qi Bin, *et al.* Real-time anomaly detection algorithm for hyperspectral remote sensing by using recursive polynomial kernel function[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(2): 0228002.  
赵春晖, 尤 伟, 齐 滨, 等. 采用多项式递归核的高光谱遥感异常实时检测算法[J]. 光学学报, 2016, 36(2): 0228002.
- Reed I, Tufts D, Yu X, *et al.* Fourier analysis and signal processing by use of the Mobius inversion formula[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(10): 458-470.
- Wu Yiquan, Zhou Yang, Long Yunlin. Small target detection in hyperspectral remote sensing image based on adaptive parameter SVM[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(9): 0928001.  
吴一全, 周 杨, 龙云琳. 基于自适应参数支持向量机的高光谱遥感图像小目标检测[J]. 光学学报, 2015, 35(9): 0928001.
- Sun W W, Liu C, Li J L, *et al.* Low-rank and sparse matrix decomposition-based anomaly detection for hyperspectral imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1): 083641.
- Zhao C H, Wang Y L, Qi B, *et al.* Global and local real-time anomaly detectors for hyperspectral remote sensing imagery[J]. Remote Sensing, 2015, 7(4): 3966-3985.



- 10 Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Hyperspectral image classification via kernel sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 217-231.
- 11 Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Simultaneous joint sparsity model for target detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(4): 676-680.
- 12 Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
- 13 Donoho D L, Tsai Y, Drori I, *et al.* Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1094-1121.
- 14 Nascimento J, Bioucas-Dias J, Rodriguez A, *et al.* Parallel hyperspectral unmixing on GPUs [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(3): 666-670.
- 15 Paz A, Plaza A. GPU implementation of target and anomaly detection algorithms for remotely sensed hyperspectral image analysis [C]. *SPIE*, 2010, 7810: 78100R.
- 16 Ren H, Chang C I. Automatic spectral target recognition in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1232-1249.
- 17 Paz A, Plaza A, Blázquez S. Parallel implementation of target and anomaly detection algorithms for hyperspectral imagery [C]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Boston, 2008, 2: 589-592.