

doi:10.3788/gzxb20184707.0710001

基于滑动阵列的高光谱图像非因果 实时 RXD 检测

赵辽英¹, 林伟俊¹, 王玉磊^{2,4}, 厉小润³

(1 杭州电子科技大学 计算机学院, 杭州 310018)

(2 大连海事大学 信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026)

(3 浙江大学 电气工程学院, 杭州 310027)

(4 中国科学院光谱成像技术重点实验室, 西安 710119)

摘 要: 为了有效缓解海量高光谱数据存储与传输压力并快速精确检测异常目标, 提出一种以滑动阵列窗像元为局部背景的高光谱图像非因果实时 RXD 异常检测方法. 利用随数据逐像元接收而滑动的阵列窗确定局部背景像元, 运用 Woodbury 引理, 通过矩阵与向量的乘法和矩阵的加减实现局部背景协方差矩阵的求逆运算, 在逐像元接收数据的同时实现阵列窗口中心像元的异常检测. 模拟和真实高光谱图像实验结果表明, 与现有实时检测方法相比, 所提方法在检测性能或运行效率上有所提升; 相比非实时的滑动阵列 RXD 异常检测, 所提方法时间复杂度更低, 处理大小为 200×200 含 189 波段的图像, 其加速比达到近 26 倍. 实验结果验证了该方法能在不降低检测精度的同时满足低运算量和低存储空间的实时性要求.

关键词: 高光谱异常目标检测; 实时算法; 递归计算; 协方差矩阵; 滑动阵列

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2018)07-0710001-12

Non-causal Real-time RXD Detection for Hyperspectral Imagery Based on Sliding Array

ZHAO Liao-ying¹, LIN Wei-jun¹, WANG Yu-lei^{2,4}, LI Xiao-run³

(1 School of Computer Science Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

(2 Information and Technology College, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China)

(3 College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

(4 Key Laboratory of Spectral Imaging Technology of Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China)

Abstract: To reduce the storage and transmission burden of massive hyperspectral data as well as keep detecting the anomaly targets accurately and rapidly, a novel non-causal real-time anomaly detection algorithm based on sliding array window is proposed. During receiving the data pixel-by-pixel, the array window slides and determines the local background pixels; and according to the Woodbury lemma, the computation of the matrix inverse of local background can be replaced by the vector multiplication and matrix additions equivalently, then the anomaly pixel in the center of the sliding array window would be detected when receiving the data pixel-by-pixel. The experiments on synthetic and real-world hyperspectral images demonstrate that, compared with several existing real-time detection methods, the

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61571170), 教育部联合基金(No. 6141A02022314), 上海航天科技创新基金(No. SAST2015033), 中央高校基本科研业务费专项资金(Nos. 3132017080, 3132016331)和中国科学院光谱成像重点实验室开放基金(No. LSIT201707D)资助

第一作者: 赵辽英(1970—), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理与模式识别. Email: zhaoly@hdu.edu.cn

通讯作者: 王玉磊(1986—), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为高光谱图像目标检测. Email: wangyulei@dlmu.edu.cn

收稿日期: 2017-11-15; **录用日期:** 2018-04-23

<http://www.photon.ac.cn>

proposed method can improve the performance of detection accuracy or computational efficiency. Compared with the non-real-time sliding array RXD anomaly detector, the proposed algorithm has a lower time complexity, and the speedup ratio is nearly 26 times when processing an image with 200×200 pixels and 189 bands. Experimental results verified that the proposed algorithm could maintain the detection accuracy as well as meet the real-time requirements of low computational complexity and low storage space.

Key words: Hyperspectral anomaly target detection; Real-time algorithm; Recursive calculation; Covariance matrix; Sliding array

OCIS Codes: 100.4145; 100.3190; 100.5010; 120.1880; 010.7295

0 引言

高光谱遥感图像具有丰富的光谱信息,可以探测在全色和多光谱遥感中无法探测的目标,在侦察、污染监测、矿物勘探等许多方面都有巨大的潜在应用价值^[1].高光谱目标探测可以分为目标光谱已知的目标检测^[2]和目标光谱未知的异常目标探测^[3].由于实际应用中,实用而完备的地物光谱库难以建立,准确的地物反射光谱获取非常困难,因此,无需任何先验信息的异常目标检测实用场景更加丰富.

Reed-Xiaoli 检测(RXD)算法^[4]是经典的高光谱图像异常检测算法,其实质是计算待检测样本到总体均值向量之间的马氏距离,即基于马氏距离的 RXD(K-RXD).为提高 RXD 算法的性能,研究者对 RXD 算法进行了改进,典型的改进方法包括基于自相关矩阵的 RXD 算法(R-RXD)^[5]、局部背景估计的 RXD 算法(Local Background Reed-Xiaoli, LRXD)^[6]、加权的 RXD 异常检测算法(Weighted RXD, WRXD)^[7]、结合时空信息的局部求和异常检测算法^[8]和基于核函数的 RXD 检测算法(Kernel RXD)^[9].随着高光谱遥感的迅速发展,卫星重访周期短,海量数据给卫星的传输和存储系统带来了沉重的负担.在传输的过程中对感兴趣的特定目标进行实时检测,可以减少数据存储空间和处理工作量.

上述各种异常检测算法直接用于实时处理,时间复杂度高.近几年,美国马里兰大学的 CHANG C I 团队提出逐像元实时 R-RXD 算法和实时 K-RXD 算法^[10],分别逐像元迭代计算到待检测像元为止所有已接收像元的自相关矩阵的逆和协方差矩阵的逆;赵春晖等将该思想用于核 R-RXD 算法,提出实时多项式核 R-RXD 算法^[11].这两种算法都是全局背景的因果实时 RXD 算法.研究表明,局部 RXD 结果优于全局 RXD^[12].针对局部 R-RXD 的实时检测,CHANG C I 等进一步提出滑动阵列的因果实时 R-RXD(RTC-R-RXD)^[13],从局部背景估计出发,逐像元实现实时检测.文献[14]和[15]利用局部滑动窗背景,针对逐行传输的高光谱数据分别提出了实时 R-RXD 和实时 K-RXD 算法.

目前对于滑动阵列形式的实时异常检测方法设计仅仅局限于 R-RXD,由于协方差矩阵包含像元邻域的距离信息,对异常检测意义更大.为更充分利用邻域信息进行异常检测,本文以滑动阵列中心像元为实时检测像元,推导了基于滑动阵列的协方差矩阵估计局部背景的非因果实时 K-RXD 检测算法(Local Real-time K-RXD, LRT-K-RXD).基于 Woodbury 引理递归计算滑动阵列中像元的协方差矩阵,将求逆运算转化为向量和矩阵的乘和矩阵的加减,实现边接收边检测,缩短算法运行时间;整个计算过程仅需存储待检测像元为中心的部分数据,与后续接收的像元信息无关,大大降低了所需的存储空间;由于非因果实时方法以待测像元的更多邻域信息为背景,相比因果实时,能够提升异常检测的效果.

1 RXD 异常检测

RXD^[4]是一种二元假设下基于广义似然比检验的恒虚警率检测算法.设高光谱图像波段数为 L ,则包含 N 个像元点的背景数据可以表示为一个 $L \times N$ 的矩阵 $\mathbf{X}_b = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$,其中 $\mathbf{x}_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{Li}]^T$.令待检测像元光谱信号为 \mathbf{r} ,则二元假设检验表示为

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{r} = \mathbf{n} & \text{目标不存在} \\ H_1: \mathbf{r} = a\mathbf{s} + \mathbf{n} & \text{目标存在} \end{cases} \quad (1)$$

式中, \mathbf{n} 表示背景噪声, \mathbf{s} 为目标光谱信号, a 为目标光谱信号丰度. H_0 成立时 $a = 0$,表示不存在目标; H_1 成立时 $a > 0$,表示存在目标.通过广义似然比检验并经过一系列化简,得到基于马氏距离的 K-RXD 算法的表达式为

$$\delta_{K-RXD}(\mathbf{r}) = (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{K}^{-1} (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu}) \quad (2)$$

式中, $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i$ 为背景均值, $\mathbf{K} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T$ 为背景协方差矩阵. 设定判决阈值 λ , $\delta_{K-RXD}(\mathbf{r}) \geq \lambda$, H_1 成立, 否则 H_0 成立. 由式(2)可知, K-RXD 算子实际上是计算待检测像元光谱向量与背景窗口均值向量的马氏距离. Chang 等用自相关矩阵 $\mathbf{R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$ 代替协方差矩阵, 提出改进的 R-RXD 算子为^[5]

$$\delta_{R-RXD}(\mathbf{r}) = \mathbf{r}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r} \quad (3)$$

2 滑动阵列实时 RXD 异常检测原理

2.1 基于滑动阵列的实时 RXD 检测方案

如果将图像中所有 N 个像元点的光谱向量以列的形式排列成数据矩阵, 则 N 个像元可以表示长度为 N 的阵列. 定义一个长为 a 的阵列, 求阵列内像元的自相关矩阵或协方差矩阵, 通过阵列滑动实现目标检测. 设 $\mathbf{r}_1 \cdots \mathbf{r}_{n-1}$ 表示原来已接收像元, \mathbf{r}_n 是当前接收像元, $\mathbf{r}_{n+1} \cdots \mathbf{r}_N$ 表示图像中未接收像元. 图 1(a) 和 (b) 分别给出滑动阵列更新中两种不同的实时检测方案.

1) 因果实时检测方案

基于滑动阵列的因果实时检测方案中, 每个像元检测时只利用待测像元之前接收的阵列数据, 而不用之后接收的数据. 如图 1(a), \mathbf{r}_{n-1} 为上一时刻检测的像元, 其背景像元为点线框表示的阵列像元, 当前接收的像元 \mathbf{r}_n 为当前待检测像元, 其背景像元为虚线框表示的阵列像元.

2) 非因果实时检测方案

基于滑动阵列的非因果实时检测方案中, 每个像元检测时用以该像元为中心的阵列数据为背景. 如图 1(b), $\mathbf{r}_{n-a/2-1}$ 为上一时刻检测的像元, 其背景像元为点线框表示的阵列像元, $\mathbf{r}_{n-a/2}$ 为当前待检测像元, 其背景像元为虚线框表示的阵列像元.

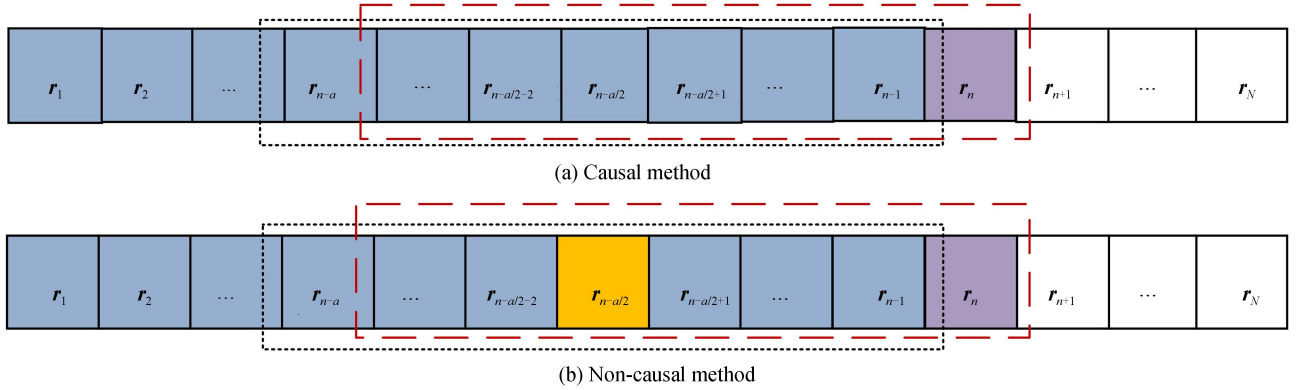


图 1 基于滑动阵列的两种实时检测方案

Fig.1 Real-time detectors based on sliding array

从图 1(a) 和 (b) 可以看到, 两种实时检测方案的滑动阵列更新过程相同, 每次更新时将新接收的像元加入阵列中, 同时去除原阵列首像元, 阵列长度保持不变. 因果实时的优点是可以保证数据实时处理的因果性, 但因为只需要待测像元之前接收的数据, 没有充分利用邻域信息; 非因果实时虽然不具有因果性, 但可以利用更多的邻域信息. RTC-R-RXD^[13] 采用因果实时方案, 基于自相关矩阵实现 RXD 检测. 由于自相关矩阵不需计算背景均值, 协方差矩阵需要计算背景均值, 因此提出的 LRT-K-RXD 采用非因果实时, 可以利用更多的邻域信息, 提高实时检测效果. 两种实时方案都可以实现数据的同时传输与处理, 只是相比因果实时, 非因果实时的检测结果要滞后一段时间.

2.2 基于滑动阵列的协方差矩阵实时求逆

首先给出 Woodbury 引理^[16].

设 \mathbf{A} 是 $n \times n$ 的矩阵, \mathbf{U} 是 $n \times k$ 的矩阵, \mathbf{C} 是 $k \times k$ 的矩阵, \mathbf{V} 是 $k \times n$ 的矩阵, 则 $\mathbf{A} + \mathbf{UCV}$ 的逆矩阵可根据式(4)准则求解.

$$(\mathbf{A} + \mathbf{UCV})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{U}(\mathbf{C}^{-1} + \mathbf{VA}^{-1}\mathbf{U})^{-1}\mathbf{VA}^{-1} \quad (4)$$

记上一时刻阵列像元的自相关矩阵为 $\mathbf{R}_a(n-1)$, 当前时刻阵列像元的自相关矩阵为 $\mathbf{R}_a(n)$, 利用 Woodbury 引理, 推导得出: $\mathbf{R}_a^{-1}(n)$ 可以迭代利用式(5)和(6), 由 $\mathbf{R}_a^{-1}(n-1)$, \mathbf{r}_n , \mathbf{r}_{n-a} 递归更新^[13].

$$\mathbf{R}_a^{-1}(n) = \left[\left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right) + \frac{\mathbf{r}_n\mathbf{r}_n^T}{a} \right]^{-1} = \left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1} - \frac{\left[\left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1} \frac{\mathbf{r}_n}{\sqrt{a}} \right] \left[\frac{\mathbf{r}_n^T}{\sqrt{a}} \left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1} \right]}{1 + \frac{\mathbf{r}_n^T}{\sqrt{a}} \left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1} \frac{\mathbf{r}_n}{\sqrt{a}}} \quad (5)$$

$$\left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1} = \mathbf{R}_a^{-1}(n-1) + \frac{\left[\mathbf{R}_a^{-1}(n-1) \frac{\mathbf{r}_{n-a}}{\sqrt{a}} \right] \left[\frac{\mathbf{r}_{n-a}^T}{\sqrt{a}} \mathbf{R}_a^{-1}(n-1) \right]}{1 - \frac{\mathbf{r}_{n-a}^T}{\sqrt{a}} \mathbf{R}_a^{-1}(n-1) \frac{\mathbf{r}_{n-a}}{\sqrt{a}}} \quad (6)$$

记图 1 中从 \mathbf{r}_{n-a} 到 \mathbf{r}_{n-1} 的阵列中 a 个像元均值为 $\boldsymbol{\mu}_a(n-1)$, 从 \mathbf{r}_{n-a+1} 到 \mathbf{r}_n 的阵列中 a 个像元均值可以表示为

$$\boldsymbol{\mu}_a(n) = (1/a) \sum_{i=n-a+1}^n \mathbf{r}_i = \boldsymbol{\mu}_a(n-1) + (1/a)(\mathbf{r}_n - \mathbf{r}_{n-a}) \quad (7)$$

式(7)表明, 阵列样本均值 $\boldsymbol{\mu}_a(n)$ 可以由 $\boldsymbol{\mu}_a(n-1)$, \mathbf{r}_n , \mathbf{r}_{n-a} 递归更新.

记上一时刻阵列像元的协方差矩阵为 $\mathbf{K}_a(n-1)$, 当前时刻阵列像元的协方差矩阵为 $\mathbf{K}_a(n)$. 直接由 $\mathbf{K}_a^{-1}(n-1)$ 难以推导 $\mathbf{K}_a^{-1}(n)$ 的递归更新公式, 但根据自相关矩阵和协方差矩阵的计算公式, 不难得到

$$\mathbf{K}_a(n) = \mathbf{R}_a(n) - \boldsymbol{\mu}_a(n)\boldsymbol{\mu}_a^T(n) \quad (8)$$

令 $\mathbf{A} = \mathbf{R}_a(n)$, $\mathbf{U} = -\boldsymbol{\mu}_a(n)$, $\mathbf{C} = 1$, $\mathbf{V} = \boldsymbol{\mu}_a^T(n)$, 则根据 Woodbury 引理式(4), $\mathbf{K}_a^{-1}(n)$ 可以巧妙地利用 $\mathbf{R}_a^{-1}(n)$ 与 $\boldsymbol{\mu}_a(n)$ 间接递归更新为

$$\mathbf{K}_a^{-1}(n) = \mathbf{R}_a^{-1}(n) + \frac{\left[\mathbf{R}_a^{-1}(n)\boldsymbol{\mu}_a(n) \right] \left[\boldsymbol{\mu}_a^T(n)\mathbf{R}_a^{-1}(n) \right]}{1 - \boldsymbol{\mu}_a^T(n)\mathbf{R}_a^{-1}(n)\boldsymbol{\mu}_a(n)} \quad (9)$$

综上所述, 只需计算初始滑动阵列的均值和自相关矩阵的逆, 根据式(9)可以计算初始协方差矩阵的逆, 随后每接收一个数据 \mathbf{r}_n , 就可以迭代利用式(5)~(7)和(9), 实现后续协方差矩阵的实时求逆.

2.3 实时异常检测算法过程

通过实时更新协方差矩阵的逆和均值, 可以得到 LRT-K-RXD 检测算子为

$$\delta_{\text{LRT-K-RXD}}(\mathbf{r}_n) = (\mathbf{r}_n - \boldsymbol{\mu}_a(n))^T \mathbf{K}_a^{-1}(n) (\mathbf{r}_n - \boldsymbol{\mu}_a(n)) \quad (10)$$

LRT-K-RXD 算法流程为:

初始化: 前 a 个像元构成初始阵列, 初始 $n = a + 1$

计算初始阵列像元均值 $\boldsymbol{\mu}_a(n-1)$ 、自相关矩阵 $\mathbf{R}_a(n-1)$ 和协方差矩阵 $\mathbf{K}_a^{-1}(n-1)$, 并求前 $a/2$ 个像元的检测值 $D(i) = (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(n-1))^T \mathbf{K}_a^{-1}(n-1) (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(n-1))$, $i = 1, 2, \dots, a/2$

初始 $i = a/2 + 1$, 图像像元数 N

While $n \leq N$ do

根据式(6)计算 $\left(\mathbf{R}_a(n-1) - \frac{\mathbf{r}_{n-a}\mathbf{r}_{n-a}^T}{a} \right)^{-1}$, 其结果代入式(5), 计算得到 $\mathbf{R}_a^{-1}(n)$

根据式(7)计算 $\boldsymbol{\mu}_a(n)$

根据式(9)计算 $\mathbf{K}_a^{-1}(n)$

根据式(10)计算第 i 个像元的检测值 $D(i) = (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(n-1))^T \mathbf{K}_a^{-1}(n-1) (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(n-1))$

更新 $n = n + 1$, $i = i + 1$

计算最后 $a/2 - 1$ 个像元的检测值 $D(i) = (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(N))^T \mathbf{K}_a^{-1}(N) (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}_a(N))$, $i = N - a/2 + 1, \dots, N$

输出: 整个图像的检测结果 \mathbf{D}

滑动阵列形式下实时目标检测算法的优点为: 1) 整个计算过程只需当前接收的像元 \mathbf{r}_n 及前面已接收的像元信息, 与后续接收的像元信息无关, 因此可实现实时处理; 2) 矩阵 $\mathbf{K}_a(n)$ 的求逆转化为向量和矩阵的乘

和矩阵的加减,能够减少算法计算时间,提高效率.

整个迭代过程需要计算初始的自相关矩阵的逆,为防止出现病态矩阵,用于计算初始自相关矩阵的像元总数必须大于高光谱数据的波段总数 L .因此,滑动阵列的长度也必须大于高光谱数据的波段数.

3 实验结果与分析

为验证本文方法的检测性能和实时性,分别用合成数据和真实高光谱图像对 LRT-K-RXD、全局背景下 RXD 异常检测器(K-RXD,R-RXD)和滑动阵列形式下基于自相关矩阵的 RTC-R-RXD 进行实验对比,对 LRT-K-RXD 与非实时的滑动阵列 K-RXD(L-K-RXD)进行运行时间实验比较.实验硬件条件为: Intel core CPU i5-4590,主频 3.3 GHz,系统内存 8 GB,64 位系统;软件条件为: Matlab2015b.

3.1 合成数据实验分析

采用真实高光谱数据的光谱特性曲线合成具有特定目标分布的高光谱图像.通过合成数据,能够得到详细的真实地物分布情况,完成对算法的定量评价.

图 2 为高光谱图像 Cuprite AVIRIS(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer),原始图像 224 个波段,去除水吸收波段和低信噪比波段之后保留 189 个波段用于后续实验.在图 2(a)中标出了 5 种地物分布,分别是明矾石、水铵长石、方解石、高岭石和白云母,分别用 A、B、C、K、M 表示,以右上角区域的平均光谱为背景(Background, BKG)光谱.图 2(b)给出了 5 种地物光谱信息和背景光谱信息.

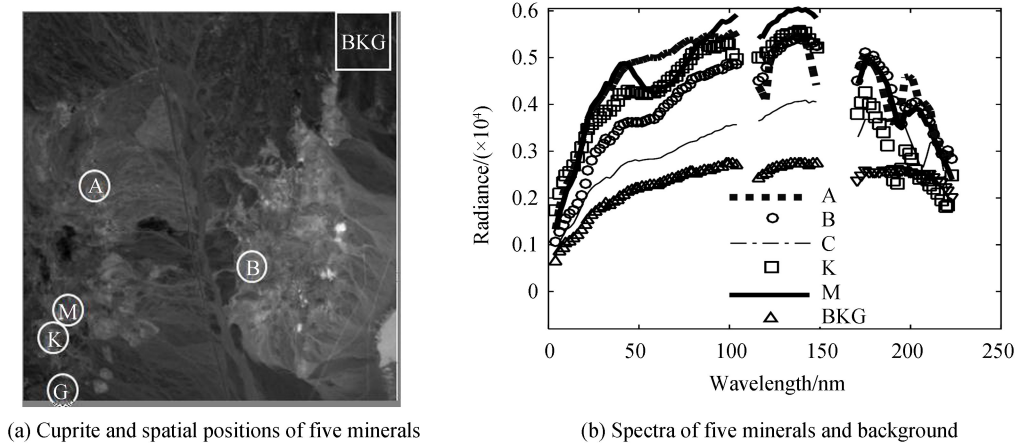


图 2 Cuprite 数据
Fig.2 Cuprite Data

利用图 2(b)的光谱信息,按照文献[17]的数据合成过程,生成 25 个异常目标并嵌入到大小为 200×200 、信噪比为 20:1 的加性高斯噪声组成的背景中.图 3 给出了合成数据中的 25 个异常目标分布,每一行的第一列是大小 4×4 的纯像元,第二列是大小为 2×2 的纯像元,第三列是大小为 2×2 的亚像元目标,第四、五列是大小为 1×1 的亚像元目标.其中亚像元目标混合比例与文献[16]中一致.

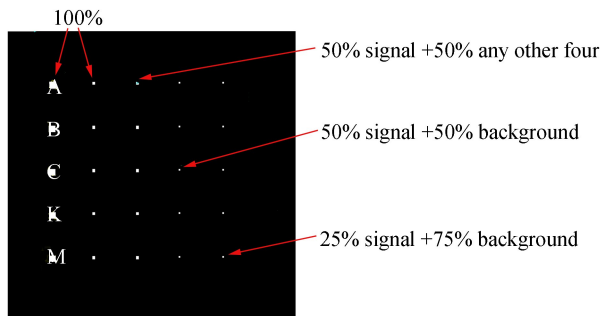


图 3 合成数据异常目标分布
Fig.3 Anomaly objects distribution of simulated data

接收机工作特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线和 (τ, P_f) 曲线是高光谱图像目标检测

常用的定量评估手段.ROC 曲线中,纵坐标为检测概率 P_d ,表示根据检测算法设计的检测器检测结果中目标像元个数占高光谱图像中总目标像元个数的比率;横坐标为虚警概率 P_f ,表示检测结果中被错分成目标的虚警像元个数占高光谱图像总像元个数的比率.对检测结果的 P_d 、 P_f 进行统计,可以作为检测算法性能评估的量化指标.ROC 曲线下覆盖面积(Area Under Curve, AUC)在 0.5~1.0 之间,数值接近于 1.0 表明该方法能够同时保持高检测率和虚警率,有较好的检测性能.AUC 在 0.7~0.9 时有一定准确性,在 0.9 以上时有较高准确性^[18]. (τ, P_f) 曲线建立在分割阈值 τ 和错检率 P_f 一致性上,将其曲线下面积记为 $A_z(\tau, P_f)$,该数值越小表示错检率越低,说明算法对背景的抑制效果越好,因此能够提供背景抑制性能比较.在 ROC 曲线表现的性能相近或检测结果无法通过视觉有效评估的情况下,分析 (τ, P_f) 曲线能够更精确地评估检测效果.

为验证滑动阵列长度对异常检测算法性能的影响,分别对不同阵列长度下的 LRT-K-RXD 异常检测结果进行实验比较.图 4 为合成数据实验中不同阵列长度检测结果的 ROC 曲线,以及 (τ, P_f) 关系曲线,其中 w 表示阵列长度内像元个数.

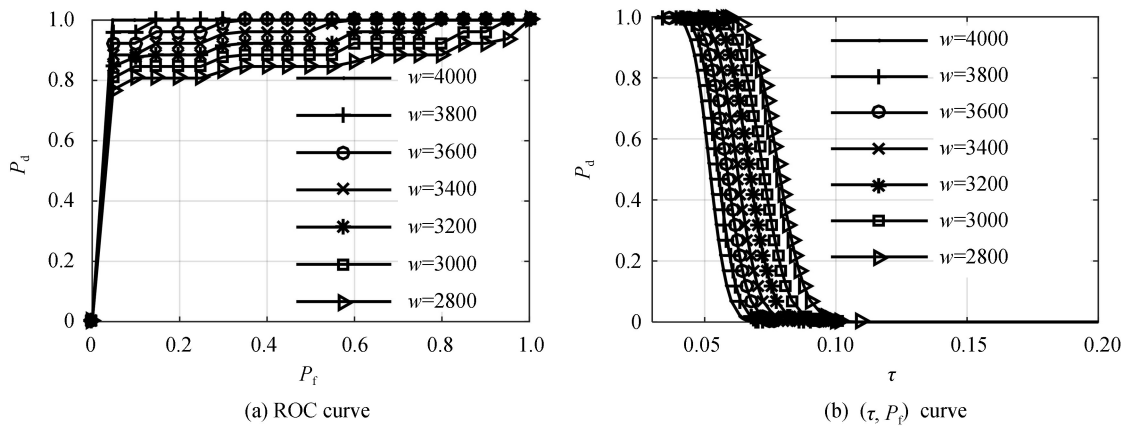


图 4 合成数据实验中不同阵列长度下 LRT-K-RXD 算法检测结果
Fig.4 Synthetic data LRT-K-RXD detection results in different array length

从图 4 可以看出,随着阵列长度增加,ROC 曲线逐渐向左上角靠近,这表示滑动阵列形式的 LRT-K-RXD 异常检测算法的检测性能不断提高,当阵列长度达到 4000 像元时 ROC 曲线完全贴近左上角. (τ, P_f) 关系曲线中,随着阵列长度增加,曲线下面积逐渐减小,这说明 LRT-K-RXD 异常检测算法对背景的抑制效果不断提高.

表 1 给出了不同阵列长度下滑动阵列形式 LRT-K-RXD 异常检测算法的 AUC 和 $A_z(\tau, P_f)$ 比较.

表 1 合成数据实验中不同阵列长度检测性能分析
Table 1 Performance analysis of different array length detection in synthetic data experiment

Window size	2 600	2 800	3 000	3 200	3 400	3 600	3 800	4 000
AUC	0.893 1	0.930 2	0.960 7	0.981 5	0.992 9	0.997 7	0.999 4	1.000 0
$A_z(\tau, P_f)$	0.028 2	0.026 9	0.020 4	0.023 1	0.021 4	0.020 3	0.018 9	0.017 7

从表 1 中数据可以看出,随着阵列长度增加,LRT-K-RXD 的 AUC 数值逐渐增大,检测性能不断提高.当阵列长度达到 2 800 像元时,AUC 在 0.9 以上,具有较高准确性;阵列长度在 3 200 像元以上时,AUC 数值趋于稳定;当阵列长度达到 4 000 像元时 AUC 达到 1.0.这说明选取合适的阵列长度,LRT-K-RXD 能在保持一定检测精度的同时实现实时处理.

图 5 给出了不同算法对合成数据的检测结果比较.从图中可以看出 4 种方法 ROC 曲线均贴近左上角,AUC 值在 0.95 以上,说明 LRT-K-RXD 方法与其他 3 种方法一样能有效检测异常点,具有较高准确性.R-RXD 检测中,阵列背景下 RTC-R-RXD 方法比全图背景下 R-RXD 的 AUC 数值大,这是由于局部背景中异常信号更加突出,与文献[13]的结果一致.

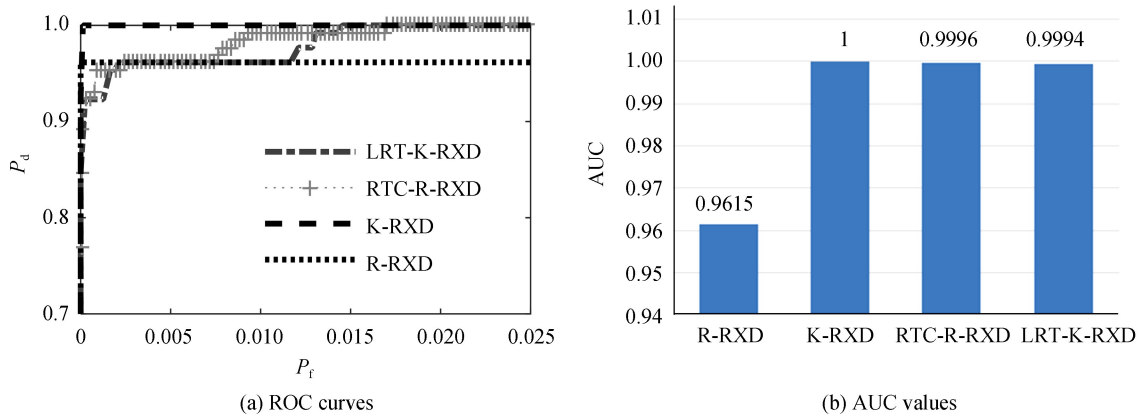


图 5 合成数据不同算法检测结果比较

Fig.5 Comparison results of different algorithms for synthetic data

3.2 圣地亚哥光谱数据分析

采用加利福尼亚州-圣地亚哥(SanDiego)地区某海军机场的 AVIRIS 高光谱数据^[19]用于真实图像实验.实验之前先利用 ENVI 软件对图像进行预处理,除去信噪比较高的波段,保留 126 个波段,截取原图中含多架飞机的 100×100 子图,图 6(a)是子图第 72 个波段图像,该子图含有 38 个待检测目标像元,图 6(b)为 38 个目标真实分布.

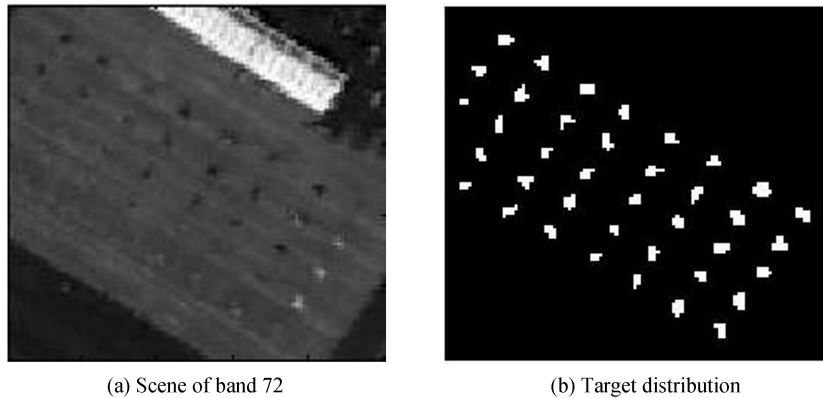


图 6 AVIRIS 高光谱图像 SanDiego 海军机场及目标分布

Fig.6 AVIRIS hyperspectral images SanDiego Navy airfield and target distribution

为验证滑动阵列长度对算法性能的影响,对不同阵列长度下的滑动阵列形式 LRT-K-RXD 异常检测进行实验比较.表 2 记录了不同阵列长度下滑动阵列形式 LRT-K-RXD 异常检测算法的 AUC 与 $A_z(\tau, P_f)$ 数值.可以看出,随着阵列长度增加,AUC 逐渐增加, $A_z(\tau, P_f)$ 逐渐减小,当阵列长度达到 1 500 像元时,AUC 达到最大 0.837 7 并趋于平稳, $A_z(\tau, P_f)$ 趋于平缓,其后稳定在 0.060 0 左右.即随着阵列长度增加,LRT-K-RXD 检测性能提高并趋于平稳,对背景的抑制效果不断提高.

表 2 Sandiego 图实验中不同阵列长度检测性能分析

Table 2 Performance analysis of different array length detection in Sandiego graph experiment

Window Size	500	700	900	1 100	1 300	1 500	1 700	1 900
AUC	0.784 8	0.811 6	0.824 5	0.829 6	0.832 4	0.837 7	0.836 3	0.836 3
$A_z(\tau, P_f)$	0.102 5	0.146 4	0.114 5	0.0941	0.079 9	0.069 6	0.061 7	0.059 5

图 7 为 4 种方法的实验结果,其中 LRT-K-RXD 阵列长度取 1 500 像元,第一行为检测结果的灰度图,第二行为使用期望最大方法选取合适阈值分割后的二值图.从图 7 可以看出,LRT-K-RXD 与其他 3 种方法比较检测结果基本一致,均能检测出异常点,阈值分割之后能直接显示到目标像元所在位置.后续可以通过形态学等图像处理方法对二值图中大块的非异常信号区域进行区分,完成对异常点的定位.

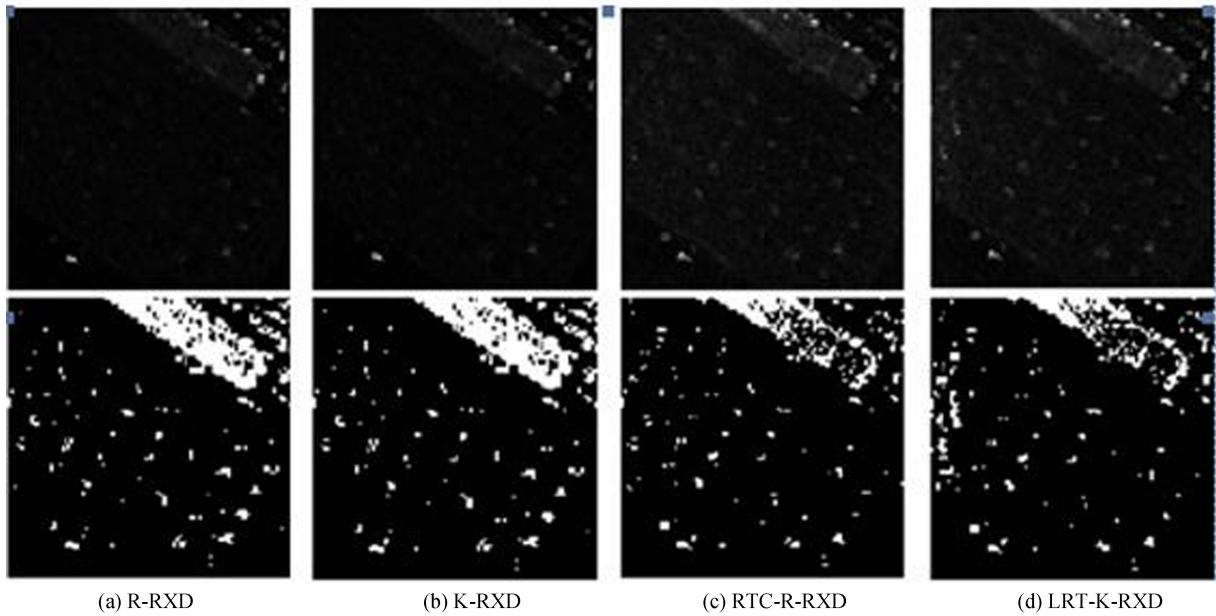


图7 Sandiego 图检测结果
Fig.7 Sandiego detection result

图8为4种方法检测结果的ROC曲线以及 (τ, P_f) 关系曲线展示.从图8可以看出,RTC-R-RXD和LRT-K-RXD的检测性能略优于非实时的R-RXD和K-RXD.

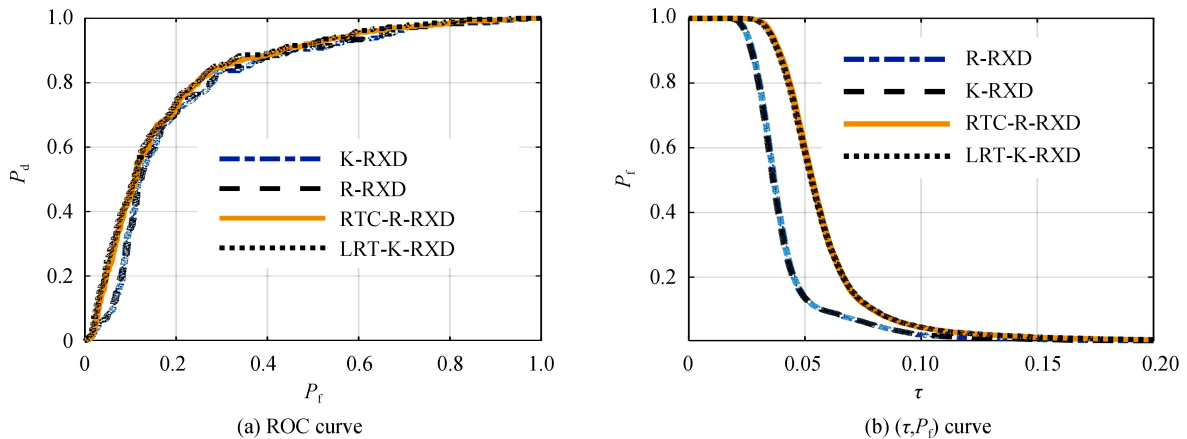


图8 SanDiego 高光谱图像检测结果
Fig.8 SanDiego hyperspectral image detection results

表3进一步对四种方法对应的AUC和 $A_z(\tau, P_f)$ 进行检测性能定量评估.可以看出,对于Sandiego图,四种方法的AUC值相近,均达到0.8以上,其中,RTC-R-RXD和LRT-K-RXD的AUC数值比R-RXD和K-RXD的AUC大,这是因为局部阵列背景下异常信号比全局背景更突出,对异常信号与背景信号区分度更高.LRT-K-RXD的AUC数值最大,这是因为协方差矩阵包含像元邻域的距离信息且每次对阵列中间像元进行检测,利用更丰富的空间域信息,因此具有最佳的检测性能.

表3 不同检测方法的AUC数值
Table 3 AUC values of different detection methods

Algorithm	R-RXD	K-RXD	RTC-R-RXD	LRT-K-RXD
AUC	0.803 2	0.805 0	0.828 4	0.834 6
$A_z(\tau, P_f)$	0.026 8	0.026 6	0.039 2	0.039 5

3.3 LCV 图像中异常点的检测

为进一步验证LRT-K-RXD异常检测算法在实际应用中的有效性,选取一幅AVIRIS真实高光谱图像

数据,采集于美国内华达州火山口(LCVA),包含植被、阴影、矿物等地物分布,大小为 200×200 ,去除水吸收波段以及低信噪比波段之后共计 158 个波段.图 9 展示了 LCVA 第 30 个波段的地物分布,其中圆圈标注位置存在异常信号.

由于 LCVA 图没有确定的目标真实分布信息,无法通过绘制 ROC 曲线及 (τ, P_f) 曲线定量评估算法性能,只能通过视觉观察进行性能评估.进行多次不同阵列长度实验比较后,确定 2 000 像元为最优阵列长度进行后续实验对比.图 10 给出了 4 种方法



图 9 LCVA 第 30 个波段
Fig.9 Thirtieth band of LCVA

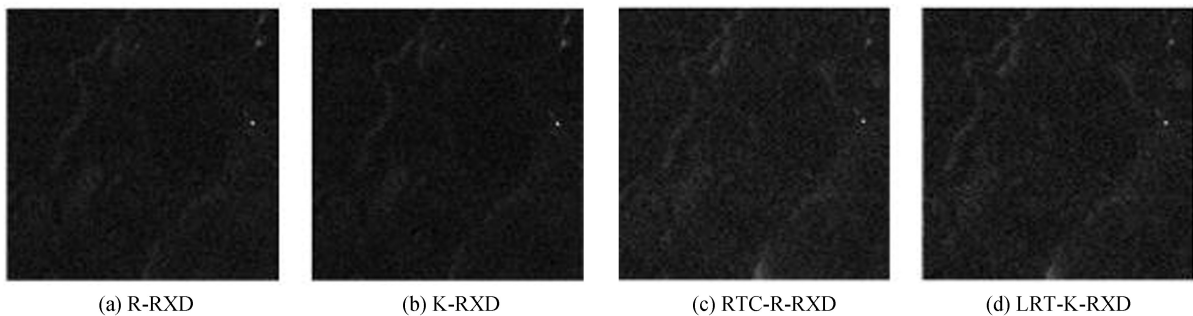


图 10 LCVA 检测结果
Fig.10 LCVA detection result

的检测结果,可以看出,4 种检测方法均能对背景信号产生抑制效果,能有效检测到异常信号所在位置.

图 11 给出 RTC-R-RXD 和 LRT-K-RXD 检测结果的分时显示和阈值分割后的二值化图,其中第一行为 RTC-R-RXD 检测结果,第二行为 LRT-K-RXD 检测结果.图 11(a)~(e)分别为检测到第 40、80、120、160、200 行时的分时检测结果,图 11(f)为使用期望最大方法选取合适阈值分割后的二值化图.由图 11(a)、(b)可以看出,接收到 40 行和 80 行数据时,图 9 标注的异常点还没出现,只检测到植被区域中的弱异常信号,异常点与背景信号分离度不高,背景较为明亮;图 11(c)~(e)表明,接收到 120 行数据后,图 9 标注的异常点检测结果明显,同时背景信号被抑制;从图 11(f)的二值化结果可以看出,LRT-K-RXD 的检测结果中异常点位置更加清晰,大部分弱异常信号点已经被分割出来.这说明对真实高光谱图像,LRT-K-RXD 同样能在保持一定检测精度的同时实现实时处理.

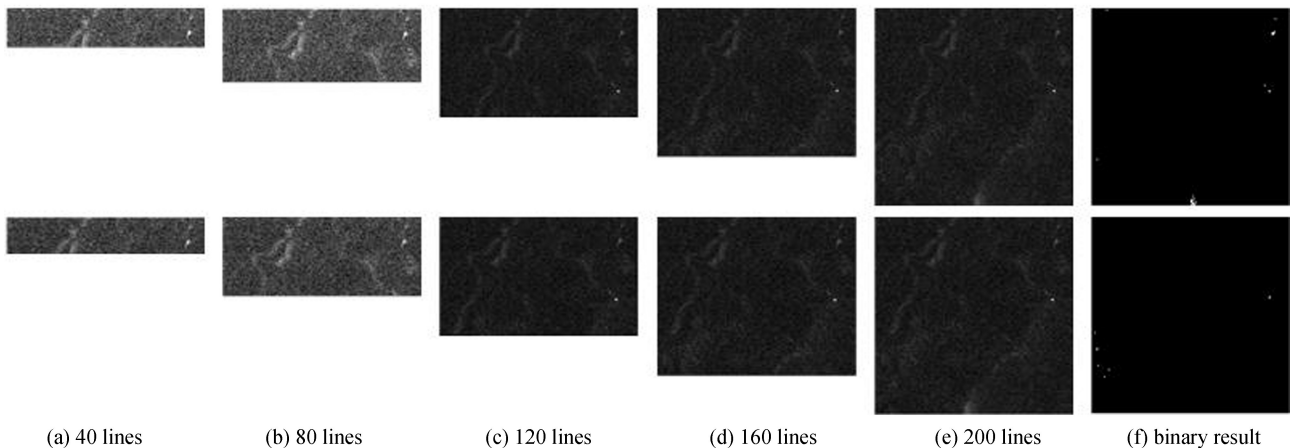


图 11 LRT-K-RXD 对 LCVA 的检测结果
Fig.11 LRT-K-RXD detection results for LCVA

4 算法时效性分析

实时检测的目的是对数据边接收边快速处理以减少存储空间并保持甚至提高检测精度.LRT-K-RXD

方法通过 Woodbury 引理递归更新实时算子,每接收一个像元,均值和协方差矩阵及其逆矩阵都能够完成实时更新;而对于同样基于滑动阵列形式的局部检测方法 L-K-RXD,需要对均值和协方差矩阵及其逆矩阵直接进行计算.表 4 以多项式形式分析了两种更新 $\mathbf{K}_a^{-1}(n)$ 方法及 RTC-R-RXD 方法所需的浮点数计算次数 flops, 其中 f_1 表示单次 flops, f_s 表示全图 flops, l 为波段数, a 为阵列长度, N 为高光谱图像像元个数, 这些参数决定了算法的 flops.为了更好地突出算法时效性,表 5 进一步给出了 $N=10\ 000, l=128, a=1\ 500$ 时三种方法的全图 flops 次数比较.由于实际数值太大,因此表 5 中给出的是以科学计数法表示的近似值.分析表 4 和表 5 可知, LRT-K-RXD 算法与 RTC-R-RXD 算法的 flops 量级相同,且完成一次全图检测所需 flops 与阵列长度 a 无关,说明通过递归更新协方差矩阵的逆能减少大量浮点数计算,满足实时算法的要求.

表 4 三种算法的计算复杂度分析

Table 4 Computational complexity analysis of the three algorithms

Algorithm	L-K-RXD			LRT-K-RXD			RTC-R-RXD		
f_1	μ_a	K	K^{-1}	$\mu_a \left(R_a(n-1) - \frac{r_{n-a} r_{n-a}^T}{a} \right)^{-1}$	$R_a^{-1}(n)$	K^{-1}	$\left(R_a(n-1) - \frac{r_{n-a} r_{n-a}^T}{a} \right)^{-1}$	$R_a^{-1}(n)$	
	$(a+1)l$	$2a(l^2+l)$	l^3	$3l$	$6l^2+5l$	$6l^2+5l$	$6l^2+l$	$6l^2+5l$	$6l^2+5l$
f_s	$Nl^3+2aNl^2+(3a+1)Nl$			$18Nl^2+14Nl$			$12Nl^2+10Nl$		

表 5 三种算法的浮点运算次数比较 ($N=10000, l=128, a=1500$)

Table 5 Comparison for the number of floating operations of the three algorithms ($N=10000, l=128, a=1500$)

Algorithm	L-K-RXD	LRT-K-RXD	RTC-R-RXD
Flops(time)	5.18×10^{11}	2.97×10^9	1.98×10^9

通过对比 LRT-K-RXD 与 L-K-RXD 两种方法计算时间与处理像元个数的关系,进一步验证本文算法的时效性.使用 SanDiego 高光谱图像 ($N=10\ 000$),实验过程中选取阵列长度为 1 500 像元. LRT-K-RXD 与 L-K-RXD 对前 1 500 像元阵列的协方差矩阵求逆时间相同,从读入第 1 501 个像元开始统计运算时间.图 12 给出了分别用 LRT-K-RXD 与 L-K-RXD 对 SanDiego 图像实时检测的检测时间与像元数的关系比较,其中图 12(a)记录两种方法处理单个像元所需时间,图 12(b)记录两种方法处理至当前像元累积用时.横轴表示当前接收像元个数(坐标从 1 501 开始),纵轴表示时间统计.为减少硬件原因对实验结果造成的误差,图中数据采用 5 次实验结果的平均值.从图 12(a)可以看出,非递归更新的滑动阵列背景下 L-K-RXD 异常检测方法对单个像元的检测时间明显比递归更新的 LRT-K-RXD 的长,从图 12(b)中对累计检测时间的统计结果来看,采用递归更新的方法能够显著缩短检测时间,说明本文方法能够保证时间复杂度稳定,并且具有很好的时效性.这是因为非递归更新的 L-K-RXD 方法在计算每个像元的检测值时都需要重新对当前样本数据的协方差矩阵求逆,并且随着样本数据的增多,协方差矩阵求逆所花费的时间会更多.

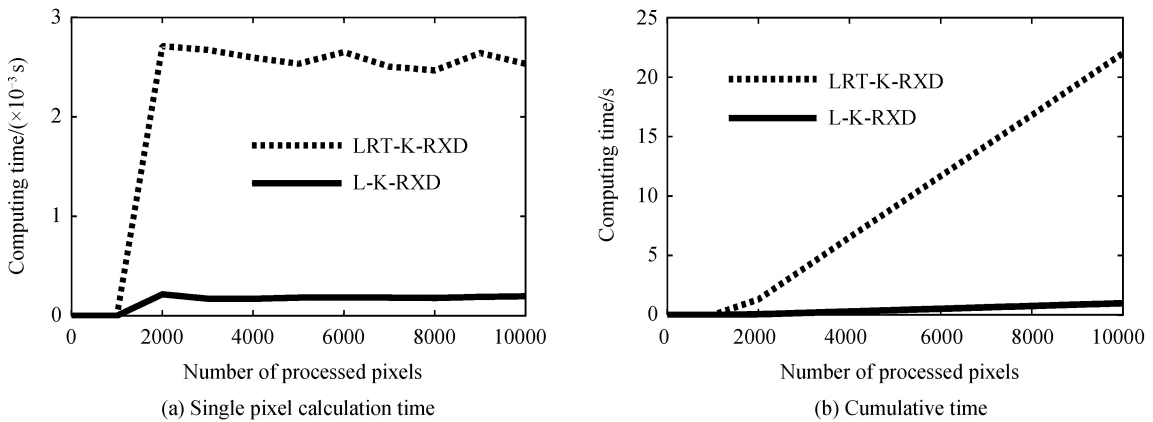


图 12 计算时间与处理像元个数的关系

Fig.12 Computing time versus number of processed pixels

表 6 记录了实验中用到的高光谱数据分别用递归更新和非递归更新两种滑动阵列形式 K-RXD 算子检测的累积用时,其中 a 为阵列长度.

表 6 时间复杂度分析
Table 6 Time complexity analysis

Image	Image size	a	Computing time/s		Speedup
			L-K-RXD	LRT-K-RXD	
TE	200×200	4 000 pixels	612.33	23.61	25.94
Sandiego	100×100	1 500 pixels	22.02	1.58	13.90
LCVA	200×200	2 000 pixels	332.11	22.66	14.66

从表 6 数据可以看出,与非递归更新的 L-K-RXD 方法相比, LRT-K-RXD 方法明显减少了检测用时,效果明显.随着阵列长度增加,计算的高光谱像素数增多,加速效果更加明显,最大有近 26 倍的提速.

5 结论

本文提出了一种滑动阵列形式下基于协方差矩阵递归求逆的实时 K-RXD 异常检测方法 LRT-K-RXD 算法,以滑动阵列样本均值和自相关矩阵的逆的迭代递归为基础,基于 Woodbury 引理实现协方差矩阵的实时求逆,完成滑动阵列中间像元的实时检测.对合成数据进行实验, LRT-K-RXD 算法 AUC 数值达到 0.999 4,具有较高精确性;对真实 AVIRIS 高光谱数据 Sandiego 进行实验, LRT-K-RXD 算法 AUC 数值达到 0.834 6,高于其他三种经典异常检测算法,检测性能最佳;对包含 40 000 个像元 189 波段的图像进行异常检测, LRT-K-RXD 算法加速效果比较明显,有近 26 倍提速.实验结果表明 LRT-K-RXD 方法与传统方法相比,在保持较高的目标探测性能的同时具有实时处理的能力,能够有效减少数据存储空间,效率更高、时间复杂度更低、应用前景更好.下一步工作将尝试进行滑动窗口形式的实时 RXD 异常检测方法的理论推导和实验.

参考文献

- [1] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感—原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2006.
- [2] ZHANG Liang-pei. Advance and future challenges in hyperspectral target detection[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, **39**(12): 1387-1394.
张良培. 高光谱目标探测的进展与前沿问题[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2014, **39**(12): 1387-1394.
- [3] ZHAO Chun-hui, LI Xiao-hui, TIAN Ming-hua. Hyperspectral imaging abnormal target detection algorithm using principal component quantization and density estimation on EM clustering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(10): 1224-1230
赵春晖, 李晓慧, 田明华. 采用主成分量化和密度估计期望最大聚类的高光谱异常目标检测[J]. 光子学报, 2013, **42**(10):1224-1230.
- [4] REED I S, YU X. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, 1990, **38**(10): 1760-1770.
- [5] CHANG C I, CHIANG S S. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(6): 1314-1325.
- [6] GOOVAERTS P. Detection of local anomalies in high resolution hyperspectral imagery using geostatistical filtering and local spatial statistics[M]. Springer Netherlands: Geostatistics Banff, 2005.
- [7] REN H, CHEN C W, CHEN H T. Weighted anomaly detection for hyperspectral remotely sensed images[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2005, 643:228-232.
- [8] DU B, ZHAO R, ZHANG L, *et al.* A spectral-spatial based local summation anomaly detection method for hyperspectral images[J]. *Signal Processing*, 2016, **124**: 115-131.
- [9] REN Xiao-dong, LEI Wu-hu. Kernel anomaly detection method in hyperspectral imagery based on the spectral discrimination method[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, **45**(3): 0330003
任晓东, 雷武虎. 基于光谱区分法的高光谱核异常检测算法[J]. 光子学报, 2016, **45**(3): 0330003.
- [10] CHEN S Y, WANG Y, WU C C, *et al.* Real-time causal processing of anomaly detection for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, **50**(2): 1511-1534.
- [11] ZHAO Chun-hui, YOU Wei, QI Bin, *et al.* Real-time anomaly detection algorithm for hyperspectral remote sensing by using recursive polynomial kernel function[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, **36**(2): 257- 265
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):257-265.
- [12] MOLERO J M, GARZÓN E M, GARCÍA I, *et al.* Analysis and optimizations of global and local versions of the rx algorithm for anomaly detection in hyperspectral data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, **6**(2): 801-814.

- [13] CHANG C I. Anomaly detection using causal sliding windows[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 8(7): 3260-3270.
- [14] ZHANG Li-fu, PENG Bo, ZHANG Fei-zhou, *et al.* Fast real-time causal linewise progressive hyperspectral anomaly detection via cholesky decomposition[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(10): 4614-4629.
- [15] ZHAO Chun-hui, DENG Wei-wei, YAO Xi-feng. Hyperspectral real-time anomaly target detection based on progressive line processing[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 37(1): 0128002
赵春晖,邓伟伟,姚渐峰. 基于逐行处理的高光谱实时异常目标检测[J]. 光学学报, 2017, 37(1): 0128002.
- [16] 姜志侠, 孟品超, 李延忠. 矩阵分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- [17] WANG Yu-lei. Real-time target detection algorithms for hyperspectral imagery [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015.
王玉磊. 高光谱实时目标检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [18] WEI Xiu-xi, ZHOU Yong-quan. A new performance categories evaluation method based on ROC curve[J]. *Computer Technology and Development*, 2010, 20(11): 47-50.
韦修喜, 周永权. 基于 ROC 曲线的两类分类问题性能评估方法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(11): 47-50.
- [19] 赵文吉, 段福州, 刘晓萌. ENVI 遥感影像处理专题与实践[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2007.

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China (No. 61571170), The Joint Funds of the Ministry of Education of China (No.6141A02022314), Shanghai Aerospace Science and Technology Innovation Fund (No.SAST2015033), The Special Funds of Central University Basic Research (Nos. 3132017080,3132016331) and The Chinese Academy Sciences Open Fund for Key Laboratory of Spectrum Imaging (No. LSIT201707D)

引用格式: ZHAO Liao-ying, LIN Wei-jun, WANG Yu-lei, *et al.* Non-casual Real-time RXD Detection for Hyperspectral Imagery Based On Sliding Array[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(7): 0710001

赵辽英, 林伟俊, 王玉磊, 等. 基于滑动阵列的高光谱图像非因果实时 RXD 检测[J]. 光子学报, 2018, 47(7): 0710001