

一种新型高光谱实时异常检测算法

赵春晖^{1*}, 王玉磊^{1,2}, 李晓慧^{1,3}

(1. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 马里兰大学计算机与电机工程系, 遥感信号及图像处理实验室, 马里兰州 巴尔的摩 21250, 美国;

3. 斯特拉斯克莱德大学电子与电气工程系, 卓越信号与图像处理中心, 格拉斯哥 G1 1XW, 英国)

摘要:异常检测是高光谱遥感技术应用的一个重要方向. 然而随着高光谱数据量的增大, 实时处理成为高光谱异常检测方法所面临的主要问题. 基于此, 文中提出了一种新型的高光谱图像实时异常检测方法. 随着数据的实时下行传输, 该异常算子仅仅利用了待检测像元之前已获取的所有像元信息, 而并没有用到尚未获取的像元信息, 使得数据边传输边处理成为可能; 同时, 利用卡尔曼滤波器的递归思想, 用 Woodbury 引理从上一时刻的状态更新目前信息, 避免了重新计算历史信息及存储所有像元, 在大大缩短算法运行时间的同时, 大大降低了所需的存储空间. 接收机特性曲线显示, 与传统异常检测算法相比, 这种新型实时算法可获得几乎相同的检测精度. 在不影响检测效果的前提下, 时间复杂度曲线和算子运行时间可显示提出算法的时效性. 与此同时, 提出的状态更新公式不需要重新计算已有像元信息, 因此只需两个存储单元存储前一时刻的状态(协方差矩阵或相关矩阵)以及当前的新像元信息, 从而大大降低了算法所需的存储空间.

关键词:高光谱异常检测; 实时算法; Woodbury 引理

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

A real-time anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery based on causal processing

ZHAO Chun-Hui^{1*}, WANG Yu-Lei^{1,2}, LI Xiao-Hui^{1,3}

(1. Information and Communication Engineering College, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Remote Sensing Signal and Image Processing Laboratory, Department of Computer Science and Electrical Engineering, University of Maryland, Baltimore County, Baltimore, MD 21250, USA;

3. Centre for excellence in Signal and Image Processing, Department of Electronic and Electrical Engineering, University of Strathclyde, Glasgow G1 1XW, United Kingdom)

Abstract: Anomaly detection is one of the most important applications in hyperspectral imagery. Real-time processing is the main issue we are facing due to the large data set. Real time causal processing algorithms were developed to perform anomaly detection. It is an innovational kalman filtering based processing by using Woodbury's identity to update information which provides the pixel currently being processed without re-processing previous pixels. Experimental results demonstrated the proposed algorithm significantly improves processing efficiency in comparison with conventional anomaly detection without real time causal processing.

Key words: hyperspectral anomaly detection, real-time algorithm, Woodbury's identity

PACS: 42.30. - d

收稿日期: 2013 - 04 - 25, 修回日期: 2014 - 10 - 25

Received date: 2013 - 04 - 25, revised date: 2014 - 10 - 25

基金项目: 国家自然科学基金(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), 中国博士后科学基金(2014M551221)和中央高校基础研究基金(HEUCF1208)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (61405041), the Key Program of Heilongjiang Natural Science Foundation (ZD201216) and the Program Excellent Academic Leaders of Harbin (RC2013XK009003), the China Postdoctoral Science Foundation (2014M551221) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCF1408)

作者简介 (Biography): 赵春晖 (1965-), 男, 教授, 工学博士, 主要研究领域为高光谱图像处理, 非线性信号处理, E-mail: zhaochunhui@hrbeu.edu.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: zhaochunhui@hrbeu.edu.cn

引言

高光谱图像目标探测技术得到越来越广泛的关注,随着光谱分辨率的不断提高,很多在多光谱遥感中无法有效探测的地物在高光谱遥感中得以探测.在很多实际情况下,研究者总是没有足够的先验知识来表征目标类别的统计信息,例如农学的特殊物种、生态学中的异常迁移、地质学中的稀有矿物、环境监测中的有毒废物排泄和石油泄漏、战场中的车辆或飞机、医学诊断中的癌细胞或者肿瘤等等.因此,无需先验知识的高光谱图像异常检测显得尤为重要^[1].

在实际应用中,实现异常目标的实时探测是非常重要的.一方面,许多异常目标(例如运动目标)的停留时间是非常短的,会突然出现然后很快消失,要想有效检测到这种异常目标,其处理过程必须是实时的.另一方面,随着现代遥感技术的飞速发展,高光谱遥感在获取更加丰富地物信息的同时,其大量的数据量也给数据存储、卫星下行传输和后续处理带来了巨大的压力,实现实时处理可以有效减少数据存储空间和处理工作量.

Reed 和 Xiaoli Yu 在文献^[2]中给出了比较典型和广泛应用的异常检测算子 RX 算子,该算子通过计算待检测像元与背景均值的马氏距离来进行异常性分析.由于计算马氏距离需要样本均值及协方差矩阵,而计算这些统计特性需要完整的高光谱数据信息,因而 RX 异常检测算子并不是实时算子.从已有文献中可看出,近年来高光谱实时探测技术越来越受到人们的重视.已有文献^[3-5]提出了很多实时检测算法,但是从技术上来说,这些算法大部分都是计算机快速算法,而不是真正的实时算子.为此,本文首次定义了高光谱实时探测算子需满足的条件,利用数学理论和信息处理领域先进技术,提出了一种新型高光谱实时异常检测算法.

1 经典 RX 异常算子

在文献^[2]中,Reed 和 Yu 提出了一种基于广义似然比检测(GLRT)的异常算子,并称之为 RX 异常算子.具有 L 个波段的高光谱图像像元的光谱向量可表示为一个 L 维列向量 $r_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL}]^T$,假设已知光谱信号为 $\mathbf{s} = [S_1, S_2, \dots, S_L]^T$,令 $a = [a_1, a_2, \dots, a_L]^T$ 为信号丰度,则二元假设检验可表示如下:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_0: \mathbf{r} = \mathbf{n} \\ \mathbf{H}_1: \mathbf{r} = a\mathbf{s} + \mathbf{n} \end{cases}, \quad (1)$$

其中 \mathbf{H}_0 代表目标不存在, \mathbf{H}_1 代表目标存在. \mathbf{n} 是背景杂波信号,这里采用加性模型.通过广义似然比检验并经过一系列化简可以得出 RX 检测器,给出 RX 简化形式如下:

$$\begin{cases} \delta_{RXD} = (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{K}^{-1} (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu}) \\ \geq \eta, \mathbf{H}_1 \text{ 成立} \\ < \eta, \mathbf{H}_0 \text{ 成立} \end{cases}, \quad (2)$$

其中 \mathbf{r} 为 $L \times 1$ 的待检测像元的光谱向量, $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{r}_i$ 为高光谱图像数据样本均值向量, $\mathbf{K} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu})^T$ 为高光谱图像数据样本协方差矩阵, η 为检测阈值, N 为高光谱图像数据中观测样本的总数, L 为高光谱图像数据的波段总数.

在 RX 算子的基础上,Chang 等人进行了改进,简化 RX 算子如下^[6]:

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

2 基于 RX 的实时异常算子

上面提到的 RX 算子及其改进模型子都是基于高光谱数据的二次协方差矩阵或者相关矩阵进行异常目标检测的.由于计算协方差矩阵或者相关矩阵需要完整的高光谱数据信息,因而现有的 RX 算法实际上不是实时算法.

实时探测必须满足两个条件: 1) 所谓的实时性,就是数据处理的时间必须是非常短并且可忽略的.从实际应用的角度来说,算法的时间延迟根据不同的应用领域具有不同的定义.例如,对于运动目标探测来说,时效性的要求是非常高的,这是实时算法的相应时间必须非常的短;再比如说,农业中对于农作物的监测,几分钟甚至几个小时的延时都可认为是实时的或者近似实时的. 2) 在满足算法时效性的同时,实时探测系统应该是因果的,也就是说,算法所需要的所有信息都来自当前象元及其之前的所有象元信息,而不需要用到以后象元的信息.

为了实现满足上述条件的实时算子,在此采用 Woodbury 引理作为数学基础,提出了基于递归分析的新型高光谱实时异常检测算法.

2.1 Woodbury 引理

在数学中,尤其是线性代数中,Woodbury 恒等式指出,某些具有 k 阶修正因子的矩阵的逆矩阵可以通过原始矩阵逆矩阵及其 k 阶修正因子来表示.

该准则又称为矩阵逆矩阵引理, *Sherman-Morrison-Woodbury* 引理或者直接称之为 *Woodbury* 引理^[7]. 该引理可表示如下:

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

其中, \mathbf{A} , \mathbf{U} , \mathbf{C} 和 \mathbf{V} 都是具有特定大小的矩阵, \mathbf{A} 是 $n \times n$ 矩阵, \mathbf{U} 是 $n \times k$ 矩阵, \mathbf{C} 是 $k \times k$ 矩阵, \mathbf{V} 是 $k \times n$ 矩阵. 在此, 如果矩阵 \mathbf{C} 的维数远远小于矩阵 \mathbf{A} , 则该等式的效率要远远高于直接计算 $(\mathbf{A} + \mathbf{UCA})$ 的逆阵. 尤其是当 \mathbf{C} 是 1×1 的单位矩阵式, 等式(4)可简化成 *Sherman-Morrison* 恒等式, 表示如下

$$(\mathbf{A} + \mathbf{UV}^T)^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{U}(1 + \mathbf{V}^T\mathbf{A}^{-1}\mathbf{U})^{-1}\mathbf{V}^T\mathbf{A}^{-1}. \quad (5)$$

这个等式在已知 \mathbf{A}^{-1} 且需要计算 $(\mathbf{A} + \mathbf{UV}^T)^{-1}$ 的时候是很有用的. 在后续异常算子的计算中, 利用该恒等式可有效的避免相关矩阵和协方差矩阵逆矩阵的计算, 实现矩阵逆矩阵的递归更新.

2.2 RTC-R-RXD 算子

式(3)给出了基于相关矩阵 \mathbf{R} 的 RX(R-RXD) 异常检测算子的表达形式. 为了实现具有因果特性的实时算法, 式(3)可写成如下形式:

$$\delta^{\text{CRXD}}(\mathbf{r}_n) = \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n)^{-1} \mathbf{r}_n, \quad (6)$$

其中, \mathbf{r}_n 是当前待检测像元(n^{th})的光谱特性, $\mathbf{R}(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 是采样数据的相关矩阵, 该相关矩阵仅仅利用了当前像元之前的所有象元信息, $\mathbf{r}_i = [r_{1i}, r_{2i}, \dots, r_{Li}]^T$ 是 i^{th} 像元的光谱向量.

由于检测算子需要计算相关矩阵的逆, 而矩阵求逆的复杂度会随着矩阵的维数的增加而增加, 利用式(5)的 *Woodbury* 恒等式, 我们可以实现相关矩阵逆矩阵的递归表达而无需每次重新计算, 尤其是在等式(4)的介绍中指出, 如果矩阵 \mathbf{C} 的维数远远小于矩阵 \mathbf{A} , 则该等式的效率要远远高于直接计算 $(\mathbf{A} + \mathbf{UCV})$ 的逆阵. 而在相关矩阵求逆时, 由等式(7)可知, 在此时矩阵 \mathbf{C} 是 1×1 的单位矩阵, 因此用 *Woodbury* 引理后的执行效率要远远的高于直接求相关矩阵的逆矩阵. 相关矩阵逆矩阵的递归方程最终为:

$$\mathbf{R}(n)^{-1} = \frac{n}{n-1} \mathbf{R}(n-1)^{-1} - \frac{n \mathbf{R}(n-1)^{-1} \mathbf{r}_n \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n-1)^{-1}}{(n-1)^2 + (n-1) \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n-1)^{-1} \mathbf{r}_n}. \quad (7)$$

通过式(7), 我们可以用前一个相关矩阵的逆矩阵 $\mathbf{R}(n-1)^{-1}$ 和当前新像元 \mathbf{r}_n 来更新 $\mathbf{R}(n)^{-1}$, 实现 $\mathbf{R}(n)^{-1}$ 的递归计算. 则递归实时异常检测算子如下:

$$\delta^{\text{RTC-R-RXD}}(\mathbf{r}_n) = \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n)^{-1} \mathbf{r}_n = \mathbf{r}_n^T \left[\frac{n}{n-1} \mathbf{R}(n-1)^{-1} - \frac{n \mathbf{R}(n-1)^{-1} \mathbf{r}_n \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n-1)^{-1}}{(n-1)^2 + (n-1) \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}(n-1)^{-1} \mathbf{r}_n} \right] \mathbf{r}_n. \quad (8)$$

该递归实时算子 (*RTC-R-RXD*) 的优点如下:

1) 由于 $\mathbf{R}(n)$ 只需当前像元 \mathbf{r}_n 以前的信息, 而没有用到之后像元信息, 因此可实现数据下行传输的同时进行数据处理的实时过程;

2) 无需重复计算 $\mathbf{R}(n)$ 及 $\mathbf{R}(n)^{-1}$ 可大大降低算法的运算时间, 提高算子执行效率;

3) 由于计算 $\mathbf{R}(n)^{-1}$ 只需要 $\mathbf{R}(n-1)^{-1}$ 和 \mathbf{r}_n , 因此只需存储 $\mathbf{R}(n-1)^{-1}$ 和记录当前输入像元 \mathbf{r}_n 而无需存储已有像元信息, 可大大减少算子所需的存储空间.

在递归更新等式(7)中, 由于计算当前时刻相关矩阵逆矩阵 $\mathbf{R}(n)^{-1}$ 需要前一时刻的逆矩阵 $\mathbf{R}(n-1)^{-1}$, 因而需要给定一个初始的相关矩阵逆矩阵 $\mathbf{R}_{\text{initial}}^{-1}$. 然而, 需要注意的是, 由于初始条件需要计算矩阵的逆矩阵, 为防止出现病态矩阵, 初始的像元总数必须大于高光谱数据的波段总数 L .

2.3 RTC-K-RXD 算子

由等式(6)的 C-R-RXD 原理可以同样给出如下的递归 K-based RXD 算子, 称之为 C-K-RXD 算子:

$$\delta^{\text{C-K-RXD}}(\mathbf{r}_n) = (\mathbf{r}_n - \boldsymbol{\mu}(n))^T \mathbf{K}(n)^{-1} (\mathbf{r}_n - \boldsymbol{\mu}(n)), \quad (9)$$

其中 $\boldsymbol{\mu}(n) = (1/n) \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i$ 是 $\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n$ 的样本均值, n 是当前已有像元的个数, 也是当前待检测像元位置, $\mathbf{K}(n) = (1/n) \sum_{i=1}^n (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}(n)) (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}(n))^T$ 是截止到当前像元的样本协方差矩阵. 为了实现实时算法, 需要推导及定义样本均值和协方差矩阵的递归更新方程.

样本均值的递归表示推导如下:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}(n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i \\ &= \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^{n-1} \mathbf{r}_i + \mathbf{r}_n \right) \\ &= \frac{n-1}{n} \boldsymbol{\mu}(n-1) + \frac{1}{n} \mathbf{r}_n \end{aligned} \quad (10)$$

由等式(10)可知, 当前状态样本均值 $\boldsymbol{\mu}(n)$ 可以由上一时刻样本均值 $\boldsymbol{\mu}(n-1)$ 和当前新信息 \mathbf{r}_n 递归更新给出.

同理, 可推出协方差矩阵的递归更新表示如下:

$$\mathbf{K}(n) = (1 - 1/n) \mathbf{K}(n-1) + ((n-1)/n^2)$$

$$[(\boldsymbol{\mu}(n-1) - \mathbf{r}_n)(\boldsymbol{\mu}(n-1) - \mathbf{r}_n)^T]. \quad (11)$$

通过相同的方法,可以实现逆矩阵的递归表示,从而实现实时算法.

3 合成数据实验分析

这里指的合成数据,是指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数据.采用合成数据进行仿真实验是因为合成数据可以给出详细的真实地物分布.同时,由于合成数据是人为由真实光谱特性生成,因而可以根据不同的目的,合成具有特定目的的高光谱图像,从而实现详细的对比分析.

3.1 AVIRIS 合成数据

图 1 是一幅真实的高光谱图像数据,实验数据为内华达州的某一矿区,拍摄于 1997 年,来源于 USGS 网站上的公开数据.该 AVIRIS 高光谱成像仪有 224 个波段,图像数据大小为像素.在去除 1~3, 105~115 以及 150~170 等水吸收波段以及低信噪比波段,189 波段数据用于后续的试验中.在图 1(b)中,我们用圆圈给出了五种地物的地理分布,该五种地物分别是 A, B, C, K, M(分别为:明矾石 Alunite,水铵长石 Buddingtonite,方解石 Calcite,高岭石 Kaolinite,白云母 Muscovite).

在图 1(c)中给出了五种地物的光谱信息以及背景均值的光谱信息,利用这些光谱特性,我们设计了合成数据如图 2.该合成数据仿照参考文献[8-9]的生成过程,具体分布如下:采用图 1(c)中的五种地物 A, B, C, K, M 的光谱特性生成了 25 个异常目标,其中每一行由同种地物光谱特性构成 5 个异常目标,每一列的五个异常目标大小形状相同.在 25 个异常目标中,每一行的第一列是大小为 4×4 的纯像元,每一行第二列为大小为 2×2 的纯像元,每一行第三列为大小为 2×2 的混合像元,每一行第四列和第五列为大小为的亚像元.其中混合像元的具体合成过程可参照表 1,亚像元的合成可参照表 2.该 25 个异常目标嵌入在大小为 200×200 ,由背景光谱特性构成的合成图像中,

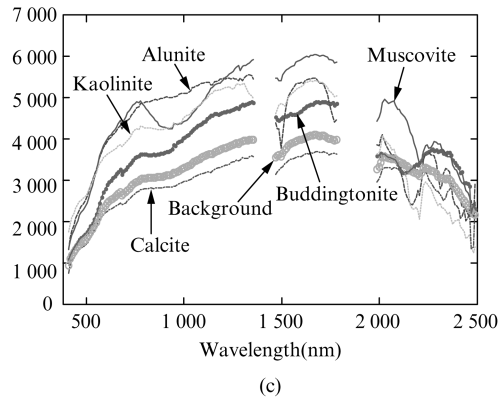
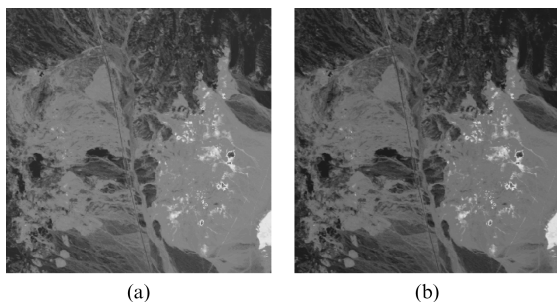


图 1 (a) Cuprite AVIRIS 图像数据 (b) 相应五种地物 A, B, C, M, M 的空间位置 (c) 五种地物以及背景的光谱特性

Fig. 1 (a) Cuprite AVIRIS image scene. (b) Spatial positions of five pure pixels corresponding to minerals A, B, C, K and M. (c) Reflectance spectra and background signature for the five mineral in (b)

异常目标所在位置的背景光谱像元被相应的异常目标代替.背景加入信噪比为 20:1 的加性高斯噪声.

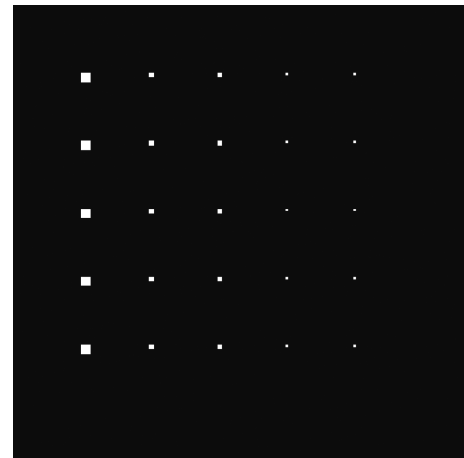


图 2 合成数据异常目标分布

Fig. 2 Anomaly objects distribution in synthetic data

表 1 合成图像第三列混合像元目标

Table 1 Mixed panel pixels in the 3rd column for simulations

第三列异常目标生成过程		
第一行	$P_{3,11}^1 = 0.5A + 0.5B$	$P_{3,12}^1 = 0.5A + 0.5C$
	$P_{3,21}^1 = 0.5A + 0.5K$	$P_{3,22}^1 = 0.5A + 0.5M$
第二行	$P_{3,11}^2 = 0.5A + 0.5B$	$P_{3,12}^2 = 0.5B + 0.5C$
	$P_{3,21}^2 = 0.5B + 0.5K$	$P_{3,22}^2 = 0.5B + 0.5M$
第三行	$P_{3,11}^3 = 0.5A + 0.5C$	$P_{3,12}^3 = 0.5B + 0.5C$
	$P_{3,21}^3 = 0.5C + 0.5K$	$P_{3,22}^3 = 0.5C + 0.5M$
第四行	$P_{3,11}^4 = 0.5A + 0.5K$	$P_{3,12}^4 = 0.5B + 0.5K$
	$P_{3,21}^4 = 0.5C + 0.5K$	$P_{3,22}^4 = 0.5K + 0.5M$
第五行	$P_{3,11}^5 = 0.5A + 0.5M$	$P_{3,12}^5 = 0.5B + 0.5M$
	$P_{3,21}^5 = 0.5C + 0.5M$	$P_{3,22}^5 = 0.5K + 0.5M$

表 2 合成图像第四列和第五列亚像元
Table 2 Subpixels in the 4th and 5th columns for simulations

	第四列-背景成分 50% 的亚像元	第五列-背景成分 25% 的亚像元
第一行	$P_{4,1}^1 = 0.5A + 0.5b$	$P_{5,1}^1 = 0.25a + 0.75b$
第二行	$P_{4,1}^2 = 0.5B + 0.5b$	$P_{5,1}^2 = 0.25B + 0.75b$
第三行	$P_{4,1}^3 = 0.5C + 0.5b$	$P_{5,1}^3 = 0.25C + 0.75b$
第四行	$P_{4,1}^4 = 0.5K + 0.5b$	$P_{5,1}^4 = 0.25K + 0.75b$
第五行	$P_{4,1}^5 = 0.5M + 0.5b$	$P_{5,1}^5 = 0.25M + 0.75b$

3.2 仿真实验及结果分析

利用以上生成的合成数据实验来验证实时算法的有效性. 图 3 给出了经典 RXD (K-RXD), Chang 的简化 RXD (R-RXD) 异常算子的检测结果灰度图, 同时给出了对应的实时算子 (RTC-K-RXD, RTC-R-RXD) 检测结果灰度图. 图 4 和图 5 给出了实时算子 RTC-R-RXD 和 RTC-K-RXD 实时的探测过程.

从图 3 ~ 5 的检测结果可以看出, 两种经典的 RXD 异常算子检测结果和本文中提出的两种实时异常算子具有相同的检测效果 (如图 3 所示), 然而本文提出两种实时算子在不影响检测效果的前提下, 能够实现算法的实时处理 (如图 4 和图 5 所示),

这为高光谱数据下行传输的同时进行数据处理以及算子 FPGA 硬件实现提供了算法支持.

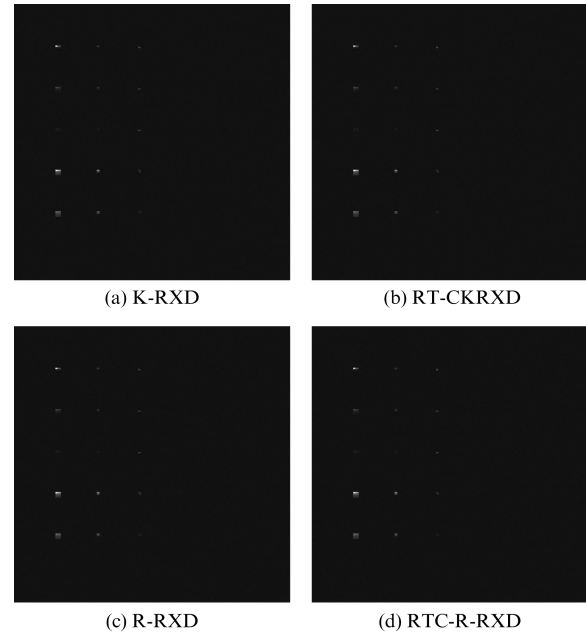


图 3 合成数据检测结果灰度图, (a) K-RXD, 即经典 RXD 算子, (b) RTC-K-RXD, (c) 简化 R-RXD, (e) RTC-R-RXD
Fig. 3 Detection results for synthetic data, (a) K-RXD, (b) RTC-K-RXD, (c) R-RXD, and (e) RTC-R-RX

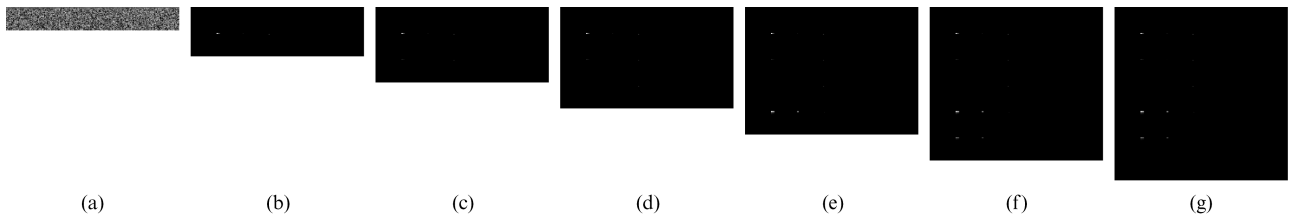


图 4 RTC-R-RXD 实时探测过程, (a) 未检测到异常目标, (b) 检测到第一行异常目标, (c) 检测到第二行异常目标, (d) 检测到第三行异常目标, (e) 检测到第四行异常目标, (f) 检测到第五行异常目标, (g) RTC-R-RXD 检测结果灰度图
Fig. 4 RTC-R-RXD detection results, (a) no panels detected, (b) row 1 panels detected, (c) row 2 panels detected, (d) row 3 panels detected, (e) row 4 panels detected, (f) row 5 panels detected, and (g) final detection results in gray scale

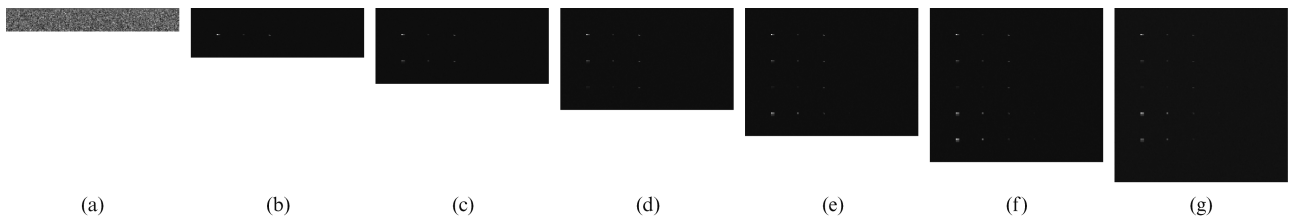


图 5 RTC-K-RXD 实时探测过程, (a) 未检测到异常目标, (b) 检测到第一行异常目标, (c) 检测到第二行异常目标, (d) 检测到第三行异常目标, (e) 检测到第四行异常目标, (f) 检测到第五行异常目标, (g) RTC-K-RXD 检测结果灰度图
Fig. 5 RTC-K-RXD detection results, (a) no panels detected, (b) row 1 panels detected, (c) row 2 panels detected, (d) row 3 panels detected, (e) row 4 panels detected, (f) row 5 panels detected, and (g) final detection results in gray scale

3.3 算法性能评价

算法的性能可以用 ROC 曲线来分析. ROC (receiver operating characteristic) 来源于雷达中的接收

器的操作特性 (Connell and Myers, 2002), 是由很多检测概率和虚警概率 (或者其对数) 对应点构成的曲线. 通过变化门限阈值 η , 得到相应的虚警概率和

检测概率,从而得到 ROC 曲线. 门限值越高,探测概率和虚警概率越低. 然而,需要注意的是,要想获得 ROC 曲线,必须已知真实的地物分布. 而合成数据的真实地物分布是已知的,可以进行算法的性能评价是进行合成数据实验的另一优点.

ROC 曲线的下面积 (Area Under Curve Receiver Operating Characteristic, AUCROC) 是 ROC 曲线评价的一个统计量,在 1 和 0.5 之间,其值的大小可以从量化上作为算法精确度的评价指标. 在 $AUC > 0.5$ 的情况下,其值越接近于 1,表明算法性能越好. 为了更好的量化各种算法的有效性,在此给出了四中算法的 AUC ROC 进行算法精确度比较. 其结果如图 6 所示. 从图 6(a) 的 ROC 特性曲线可以看出,四种算法的接收机特性曲线都是非常好的,这是因为我们采用的合成数据,其背景虽然加入信噪比为 20:1 的加性高斯噪声,但相对于真实数据而言,真实数据的背景更加复杂和多边,因此相对单一背景的合成数据具有较好的检测特性. 从图 6(a) 和 (b) 的分析可以看出,四种算法的精确度是比较近似的. 在保证相对统一的算法精确度的前提下,本文提出的

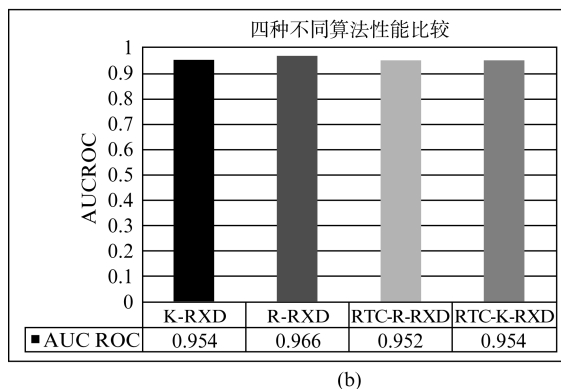
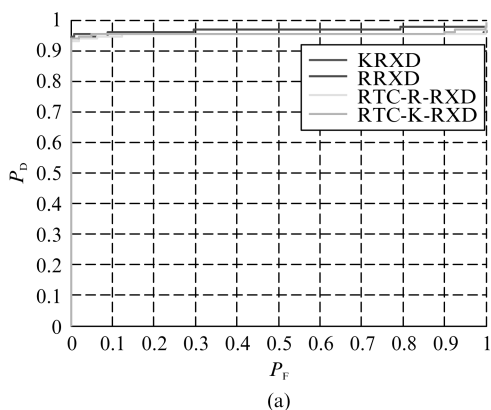


图 6 四种算法的性能比较, (a) 接收机特性曲线, (b) ROC 曲线的下面积

Fig. 6 Detection performance of four different algorithms. (a) ROC curves. (b) Area under curve of ROC curves

算法能够实现图 4 和图 5 的实时探测过程,从而完成高光谱实时异常检测.

4 真实高光谱数据分析

4.1 AVIRIS LCVF 高光谱数据

为了验证提出算法在实际应用中的有效性,采用真实高光谱图像数据进行实验. 图 7 是一幅真实高光谱图像数据,该图取自 AVIRIS 在美国内华达州北部的火山口数据 (Lunar Crater Volcanic Field, LCVF),大小为 350×350 . 如前所述,AVIRIS 高光谱成像仪有 224 个波段,在去除水吸收波段以及低信噪比波段后,158 波段数据用于后续的试验中. 该数据地物分布如图 5 所示.

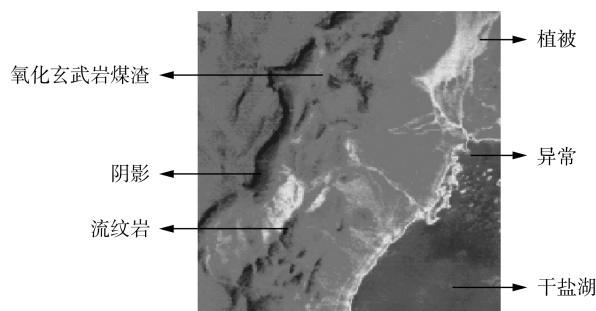


图 7 LCVF 图像数据及地物分布
Fig. 7 LCVF image and distribution of ground objects

4.2 实验结果与分析

下图给出了真实高光谱图像数据的检测结果. 图 8 为几个点 K-RXD 和 R-RXD 异常算子的检测结果灰度图,而图 9 和 10 分别为 RTC-R-RXD 和 RTC-K-RXD 实时算子的实时探测结果. 其中图 (a) 是尚未检测到异常目标,图 (b) 检测到弱异常目标 (植被区域),当图 (c) 检测到异常目标时,整个背景被抑制,此时,图 (c) 当异常目标被检测到时,除了背景被抑制,之前检测出来的弱异常目标 (植被) 也被抑制,在灰度图中不再显示出异常,图 (d) 给出了整幅图像的检测结果灰度图.

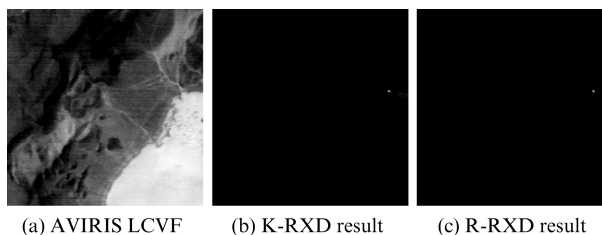


图 8 经典 K-RXD 与 R-RXD 异常算子检测结果
Fig. 8 Detection results of traditional K-RXD and R-RXD

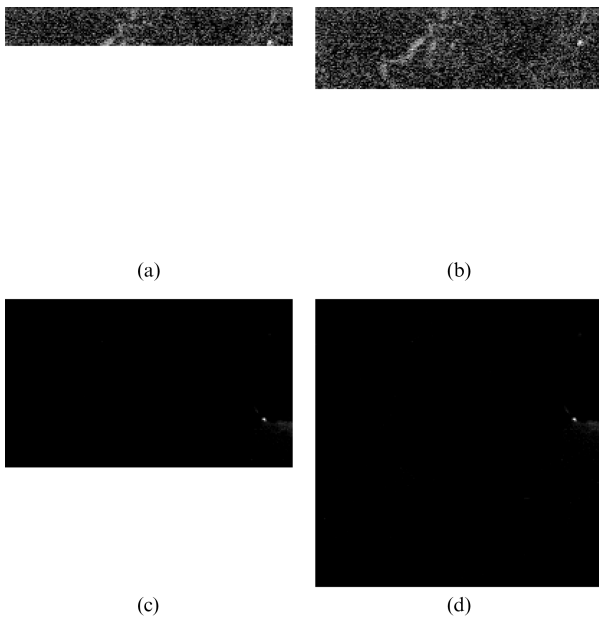


图9 RTC-R-RXD 实时算子检测结果灰度图
Fig. 9 Detail detection results for RTC-R-RXD in gray scale

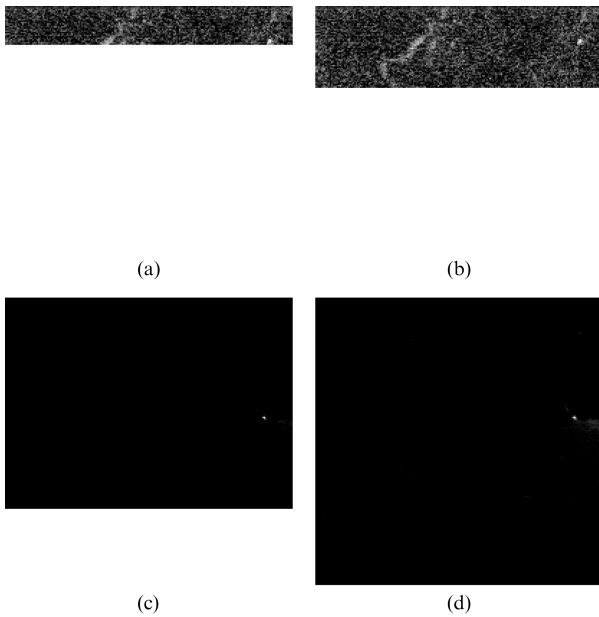


图10 RTC-K-RXD 实时算子检测结果灰度图
Fig. 10 Detail detection results for RTC-K-RXD in gray scale

4.3 算法时效性分析

实时算法中时效性是一个很重要的因素,在此,就算法的时效性进行了讨论.

表3给出了不同矩阵操作的复杂度分析.由表3可知,矩阵逆矩阵的运算的复杂度较高,需要较多的运行时间,而本文提出的实时探测算法,利用Woodbury引理推导出了矩阵逆矩阵的递归更新公式,从而可以从上一时刻的逆矩阵状态和当前输入的新象元很快的更新当前矩阵逆矩阵的值.

为了验证本文提出的实时算法的有效性,本节给出了用Woodbury引理递归更新实时算子和直接进行计算而不采用更新算法的时间对比,仿真实验环境为联想ThinkPad X230,64位系统,CPU为Intel Core i5-3210,主频为2.50 GHz,系统内存为4 G,仿真软件为MATLAB 7.13 R2011b.为了去除计算机本身所引起的脉冲误差,以下所有有关时间复杂度分析的数据都是进行了五次实验以后取平均分析.以RTC-R-RXD实时算子为例,见表4.为了进一步给出具体的比较分析,更好的展现提出的实时算法的时效性,图11给出了每个像元在有递归更新和没有递归更新的算法中所需要的检测时间.从图11可以看出,如果没有本文提出的基于Woodbury引理的递归方程,异常算子将随着检测像元的增多时间复杂度增加,这是因为普通的异常算子没有递归更新相关矩阵的逆矩阵(或协方差矩阵的逆矩阵),而该类矩阵的逆矩阵的重新计算将随着已有像元的增多,需要更多的时间.通过时间复杂性分析可以看出,本文提出的新型实时探测算子在能满足算法精确度的同时,具有运算时间快,算法时效性强的特点.

5 结论

实时探测技术在高光谱数据处理领域是非常重要的,尤其是对于运动目标或者瞬时目标的探测.在实际中,真正的实时算子是不存在的,因为它要求在输入的同时给出输出,然而任何一个算法的实现都是需要一定的时间延时.从实际应用的角度来说,只要算子满足一定的时效性,我们可以认为该算子是近似实时或者直接称之为实时算子.因此,现有的很多算法都侧重于快速计算算法.然而,仅仅考虑快速计算的算法忽略了实时处理所需要满足的一个很重要的因素——因果特性.这里的因果特性是指,实时算子仅仅利用了当前待检测像元之前的所有像元的信息,而并没有利用以后像元信息,这一点是非常重要的,尤其是对于数据边传输边处理的实时过程来说,由于需要在传输的同时进行实时处理,算子只能利用已接收的信息实现异常探测.基于这一思想,本文提出了新型高光谱实时处理算法.在满足因果特性的同时,利用卡尔曼滤波器的递归思想和Woodbury引理推导出递归更新公式,使得当前状态可以通过递归公式由前一时刻状态和当前新信息更新获得,而无需重新计算之前信息,大大提高了算

表 3 矩阵代数计算复杂度

Table 3 Computational complexity of matrix algebra

操作	输入	输出	算法	复杂度
矩阵乘法	两个大小分别为 $n \times m$ 和 $m \times p$ 的矩阵	一个大小为 $n \times p$ 的矩阵	Schoolbook matrix multiplication	$O(nmp)$
			Gauss-Jordan elimination	$O(n^3)$
矩阵求逆	大小为 $n \times n$ 的矩阵	大小为 $n \times n$ 的矩阵	Strassen algorithm	$O(n^{2.807})$
			Coppersmith-Winograd algorithm	$O(n^{2.376})$
			Williams algorithm	$O(n^{2.373})$

表 4 时间复杂度分析

Table 4 Computing time complexity

RTC-R-XD 异常算子	采用 Woodbury 恒等式更新 \mathbf{R}^{-1}		每次重新计算 \mathbf{R}^{-1} 而不采用 Woodbury 恒等式	
	初始化时间/秒	平均每个像元时间/秒	初始化时间/秒	平均每个像元时间/秒
合成图像	0.014 28	0.002 3	0.020 09	0.051 32
LCVF	0.021 35	0.001 8	0.020 33	0.040 7

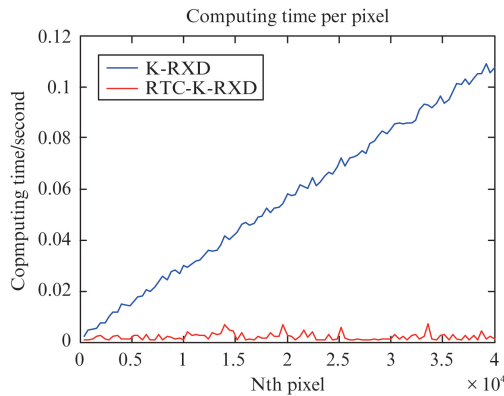


图 11 实时算法及其相应传统算法的时间复杂度分析

Fig. 11 Comparison of computation complexity

法的运行速度. 通过合成数据的算法性能分析和真实数据的时间复杂度分析可以看出, 提出的实时算子在保持算法精确度的同时, 可以实现实时处理的过程. 另外, 由于算法采用 Woodbury 引理推导递归更新公式, 从而使得在算法运行过程中只需要存储上一时刻的相关矩阵的逆矩阵(或协方差矩阵的逆矩阵)和当前待检测像元信息, 而无需存储整个高维的光谱数据, 大大降低了数据存储空间.

致谢

本研究是在美国马里兰大学巴尔的摩校区, 遥感信号及图像处理实验室完成, 实验中得到了国际知名遥感专家 Chein-I Chang 教授的理论指导和支持, 谨致谢意.

References

- [1] Chang C-I, Hsueh M. Characterization of anomaly detection for hyperspectral imagery [J]. *Sensor Review*, 2006, **26**(2): 137-146.
- [2] Reed I S, Yu X. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution [J]. *IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal Process.* 1990, **38**(10): 1760-1770.
- [3] Tarabalka Y, Haavardsholm T V, Kasen I, et al. Real-time anomaly detection in hyperspectral images using multivariate normal mixture, pdels and GPU processing [J]. *J. Real Time Image Processing*, 2009, **4**(3): 287-300.
- [4] Haavardsholm T V, Arisholm G, Kavara A, et al. Architecture of the real-time target detection processing in an airborne hyperspectral demonstrator system [C]. *2010 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, June 2010. 14-16.
- [5] Skauli T, Haavardsholm T, Kasen I, et al. Hyperspectral imaging technology and systems, exemplified by airborne real-time target detection [C]. *2011 Conference on Lasers and Electro-Optics (CLEO)*, May 2011. 1-6.
- [6] Chang C-I, Chiang S-S. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*. 2002, **40**(2), 1314-1325.
- [7] Kailath T, *Linear Systems* [M], Prentice-Hall, 1980. 655.
- [8] Wang J, Chang C-I. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(9), 2601-2616.
- [9] Chang Y-C, Ren H, Chang, C-I, et al. How to design synthetic images to validate and evaluate hyperspectral imaging algorithms [C], *SPIE Conference on Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIV*, March 16-20, Orlando, Florida, 2008.