

doi:10.3788/gzxb20174604.0410003

基于逐行处理的高光谱遥感异常快速检测方法

付立婷, 邓河, 刘春红

(中国农业大学 信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘 要:针对基于逐像元处理的因果实时异常(Causal Real-time Relationship Reed-X Detector, CR-R-RXD)检测算法计算量大,以及基于逐像元方式边检测边成像显示的时间过长而不能满足快速处理要求的缺陷,提出了一种基于逐行处理的 CR-R-RXD 检测算法.与基于逐像元处理的 CR-R-RXD 检测算法相比,该方法将高光谱图像整行像元向量作为输入,即处理一行高光谱数据只需计算一次,极大地减少了计算次数.实验结果表明,与 R-RXD 和基于逐像元处理的 CR-R-RXD 算法相比,本文算法可在获得与 R-RXD 算法几乎相同的检测准确度的情况下,实现快速实时处理,其检测准确度相较于基于逐像元处理的 CR-R-RXD 算法有所提高,且算法检测时间大大缩短,增强了算法的时效性.

关键词:高光谱;异常检测;实时处理;检测准确度;时效性

中图分类号:TP751.1

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2017)04-0410003-7

Fast Anomaly Detection Algorithm for Hyperspectral Imagery Based on Line-by-line Processing

FU Li-ting, DENG He, LIU Chun-hong

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The Causal Real-time Relationship Reed-X Detector (CR-R-RXD) detecting algorithm based on the pixel-by-pixel processing for hyperspectral imagery, which has the problems of a large amount of computation, a long display time and a slow running speed. A CR-R-RXD detecting algorithm based on line by line was proposed in this paper. Compared with the CR-R-RXD method based on pixel by pixel processing, the whole row pixel vector of hyperspectral image was used as input in this proposed method. That is, dealing with a row of hyperspectral data needs to be calculated only once, which greatly reduces the calculation times. Experimental results show that, to compare with the R-RXD algorithm and CR-R-RXD method based on pixel by pixel processing, the proposed algorithm can achieve the process of fast real-time processing with almost the same accuracy as the R-RXD algorithm, the detection accuracy is improved to compare with the CR-R-RXD algorithm based on pixel by pixel processing, and the testing time of the algorithm is reduced, which enhances the timeliness of the algorithm.

Key words: Hyperspectral; Anomaly detection; Real-time processing; Detection accuracy; Timeliness

OCIS Codes: 100.3008; 100.4145; 010.7295

0 引言

随着高光谱遥感影像空间分辨率的不断提高,高光谱图像目标检测与识别技术被广泛应用于农业等诸多领域^[1-3].然而,在实际应用中,高光谱图像中目标和背景的先验信息往往很难获取^[4].因此,符合实际应用需求的无需先验知识的高光谱图像异常检测技术被研究者广泛研究^[5-7].异常检测算子(Reed-X

基金项目:国家自然科学基金(Nos. 61201415, 61571170)资助

第一作者:付立婷(1992-),女,硕士研究生,主要研究方向为高光谱遥感图像目标探测. Email:302691392@qq.com

导师(通讯作者):刘春红(1977-),女,副教授,博士,主要研究方向为高光谱遥感图像目标探测. Email:sophia_liu@cau.edu.cn

收稿日期:2016-10-25;录用日期:2017-02-20

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

Detection, RXD)是由 Reed 和 Yu 提出的^[8],该算法是通过求解目标与背景均值向量的马氏距离,构造全局似然比检测算子对高光谱图像进行检测.随后,Chang 等对 RX 算子进行了改进,提出了基于相关矩阵的 RX 算法(R-RXD)^[9],该算法在几乎不影响检测准确度的情况下简化了 RX 算法,成为目前使用较为广泛的异常检测算法之一.

近年来,高光谱图像的自适应和实时处理技术成为高光谱图像目标检测领域的研究热点之一,因其在实现高光谱遥感及获取地物丰富信息的同时,其大量的数据也给数据存储、卫星下行传输和后续处理带来了巨大的挑战,然而,实时处理可以减少数据存储和处理工作量,提高目标检测的效率和时效性.在异常检测中,实现实时异常检测对实际应用系统具有重要意义.研究人员提出了很多实时异常检测算法^[10-15],这些算法大多数是依据 Chang 等提出的“因果”概念而推导出来的基于逐像元处理的因果实时异常检测方法^[16],其满足因果特性,但算法的时效性较差.为此,本文提出了一种基于逐行处理的高光谱异常目标快速检测算法,在保证 R-RXD 算法检测准确度的前提下实现了因果实时化,且大大减少了算法运行时间,增强了算法的时效性.

1 RX 异常检测算法

假设 $\mathbf{r} = \{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^N$ 为高光谱遥感图像的所有像元向量,其中 $\mathbf{r}_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL}]^T$ 是 L 维的像元向量 ($1 \leq i \leq N$), L 为图像的波段数目, N 为同一波段上像元的光谱向量的总个数.由 Reed 和 Yu 提出的经典 RX 异常检测算子^[8]表示为

$$D_{\text{RXD}} = (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{K}_{L \times L}^{-1} (\mathbf{r} - \boldsymbol{\mu}) \quad (1)$$

式中 $\boldsymbol{\mu} = (1/N) \sum_{i=1}^N \mathbf{r}_i$ 为高光谱图像数据样本均值向量, $\mathbf{K}_{L \times L} = (1/N) \sum_{i=1}^N [(\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu})^T]$ 为高光谱图像数据样本协方差矩阵.在经典 RX 算子的基础上,Chang 等提出了简化 RX 算子^[9],记为 R-RXD,即

$$D_{\text{R-RXD}} = \mathbf{r}^T \mathbf{R}_{L \times L}^{-1} \mathbf{r} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{R}_{L \times L} = (1/N) \sum_{i=1}^N \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 为高光谱图像数据样本自相关矩阵.

2 RX 异常检测算法的实时化

2.1 基于逐像元处理的 CR-R-RXD

R-RXD 算子是基于高光谱数据的自相关矩阵进行异常目标检测,而计算自相关矩阵需要完整的高光谱数据信息,由此可知 R-RXD 算法不是实时算法.依据 Chang 等^[16]提出“因果”实时处理高光谱图像的概念,即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像元及其之前的所有像元信息,不需要用到后面需要处理的像元信息.利用采样数据 $\{\mathbf{r}_j\}_{j=1}^n$ 的相关矩阵 $\mathbf{R}(n) = (1/n) \sum_{j=1}^n \mathbf{r}_j \mathbf{r}_j^T$ 代替式(2)中的 $\mathbf{R}_{L \times L}$,其中 \mathbf{r}_n 代表当前检测像元 (n^{th}) 的光谱向量 ($1 \leq n \leq N$), $\mathbf{r}_j = [r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jL}]^T$ 是 j^{th} 像元的光谱向量,可使 R-RXD 算法实现具有因果特性的实时检测能力.此时 R-RXD 算法可发展成基于逐像元处理的 CR-R-RXD (Pixel-by-pixel CR-R-RXD, PCR-R-RXD) 算法,即

$$D_{\text{PCR-R-RXD}}(\mathbf{r}_n) = \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{r}_n \quad (3)$$

式中 $\mathbf{R}(n)$ 仅利用了当前像元 \mathbf{r}_n 及 \mathbf{r}_n 之前的所有像元光谱求相关性而得,具有因果性.

2.2 基于逐行处理的 CR-R-RXD

PCR-R-RXD 算法是基于逐像元处理方式实现 R-RXD 算法的因果实时化,但由于计算 $\mathbf{R}^{-1}(n)$ 复杂度高,计算量大,使算法的运行效率很低,且以逐像元方式边检测目标边成像显示结果的时间过长^[10].为提高检测目标的速度,提出了基于逐行处理方式实现 R-RXD 算法的因果实时化.该方法也是依据“因果”实时处理高光谱图像的概念而被提出的,具体推导过程为:

假设 $\{\mathbf{r}_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, M}$ 为高光谱遥感图像的所有像元向量,其中 K 代表图像的行数, M 代表图像的列数.令 $\mathbf{L}(n) = \{\mathbf{L}_i\}_{i=1}^n = \{\mathbf{r}_{ij}\}_{i=1, j=1}^{n, M}$ 表示前 n 行的所有像元向量 ($1 \leq n \leq K$),其中 $\mathbf{L}_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iM}]$ 是第 i 行的 M 个像元向量构成的一个二维矩阵.此时采样数据 $\mathbf{L}(n)$ 的相关矩阵 $\mathbf{R}(\mathbf{L}(n))$ 表达式为

$$\mathbf{R}(\mathbf{L}(n)) = \frac{1}{nM} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^M \mathbf{r}_{ij} \mathbf{r}_{ij}^T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{r}_{ij} \mathbf{r}_{ij}^T \right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{R}(\mathbf{L}_i) = \frac{n-1}{n} \mathbf{R}(\mathbf{L}(n-1)) + \frac{1}{n} \mathbf{R}(\mathbf{L}_n) \quad (4)$$

式中 $\mathbf{R}(\mathbf{L}_i) = (1/M) \sum_{j=1}^M \mathbf{r}_{ij} \mathbf{r}_{ij}^T$ 为第 i 行的光谱向量求相关性而得. $\mathbf{R}(\mathbf{L}(n))$ 由当前 L_n 及 L_n 之前的所有像元光谱求相关性而得. 用 $\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{L}(n))$ 代替式(3)中的 $\mathbf{R}^{-1}(n)$, PCR-R-RXD 算法可发展成基于逐行处理的 CR-R-RXD (Line-by-line CR-R-RXD, LCR-R-RXD) 算法, 即

$$D_{\text{LCR-R-RXD}}(\mathbf{L}_n) = \mathbf{L}_n^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{L}(n)) \mathbf{L}_n \quad (5)$$

LCR-R-RXD 算法的流程图如图 1. LCR-R-RXD 只需当前像元 L_n 及 L_n 以前的像元信息, 未用到后续需要处理的像元信息, 因此可实现数据下行传输的同时进行数据处理的快速实时过程; LCR-R-RXD 方法相较于 PCR-R-RXD 方法, 运算次数减少 M 倍, 因为前者处理一行高光谱数据只需计算一次, 而后者处理一行高光谱数据需要计算 M 次, 故算法计算时间大大减少, 算法的时效性得到增强.

3 实验结果及分析

3.1 AVIRIS 合成数据实验

实验图像为内华达州的某一矿区, 拍摄于 1997 年, 而实验数据来源于 USGS 网站上的公开数据. 该 AVIRIS 高光谱成像仅有 224 个波段, 图像数据大小为 $350 \text{ pixel} \times 350 \text{ pixel}$. 其中去除了 1~3, 105~115 和 150~170 等水份吸收波段以及低信噪比波段, 剩下的 189 个波段数据用于后续的实验.

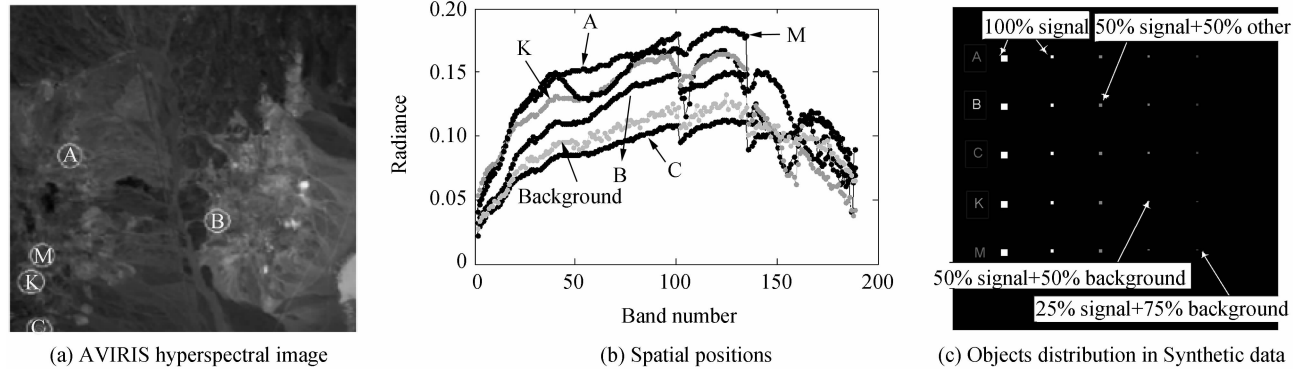


图 2 AVIRIS 图像数据及合成数据目标分布

Fig. 2 AVIRIS hyperspectral image and Objects distribution in Synthetic data

图 2(a) 是一幅真实的高光谱图像数据, 用白色圆圈标记出了 5 种地物的地理分布: 明矾石 (Alunite, A), 水铍长石 (Buddingtonite, B), 方解石 (Calcite, C), 高岭石 (Kaolinite, K), 白云母 (Muscovite, M). 图 2(b) 显示了 5 种地物以及背景均值的光谱信息, 利用这 6 种光谱特性, 设计出了如图 2(c) 所示的大小为 $200 \times 200 \text{ pixel}$ 的合成数据^[17-18]. 该合成数据具体分布如下: 采用图 2(b) 中的 5 种地物 A, B, C, K, M 的光谱特性生成了 25 个目标, 其中每一行由同种地物光谱特性构成 5 个目标, 每一列的 5 个目标大小形状均相同. 在这 25 个目标中, 第一列是大小为 $4 \times 4 \text{ pixel}$ 的纯像元, 第二列是大小为 $2 \times 2 \text{ pixel}$ 的纯像元, 第三列是大小为 $2 \times 2 \text{ pixel}$ 的混合像元, 第四列和第五列是大小为 $1 \times 1 \text{ pixel}$ 的亚像元, 背景加入了信噪比为 20:1 的加性高斯噪声.

接下来利用合成数据图像实验来验证实时算法的有效性. 图 3 给出了 R-RXD, PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 算法的异常目标检测结果. 图 4 和图 5 给出了因果实时算子 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 检测过程. 合成数据的真实地物分布是已知的, 可通过接收特性曲线 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线评

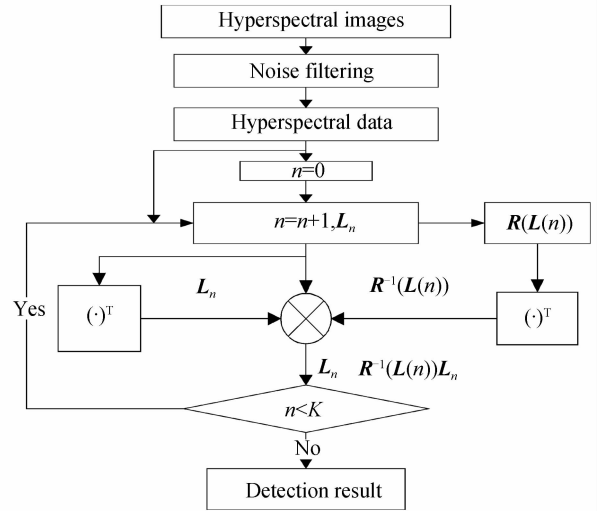


图 1 LCR-R-RXD 算法流程图

Fig. 1 Work flow of LCR-R-RXD

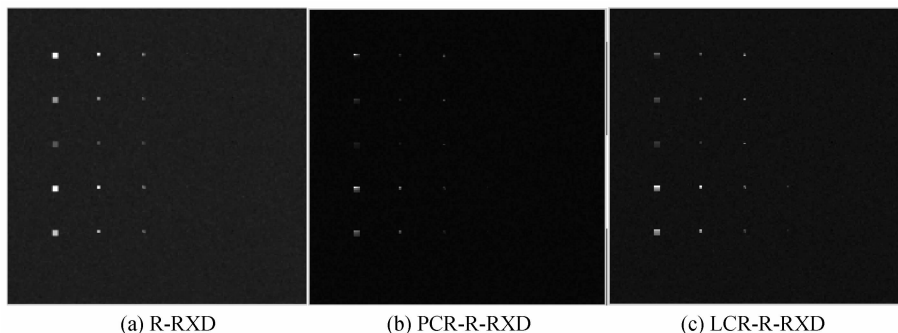


图 3 合成数据检测结果

Fig. 3 Detection results for synthetic data

价算法的性能,并求出 ROC 曲线下的面积 (Area Under Curve, AUC) 统计量指标来评定算法的准确度. 在 $AUC > 0.5$ 的情况下, AUC 越接近 1, 表明算法性能越好. 图 6 绘制 ROC 曲线比较了 R-RXD, PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 算法的性能. 从图 3~6 的结果可以知道, LCR-R-RXD 算法和 R-RXD 异常算法具有几乎相同的检测效果, 同时, LCR-R-RXD 实时算子在不影响目标检测的前提下, 能够实现算法的逐行因果实时处

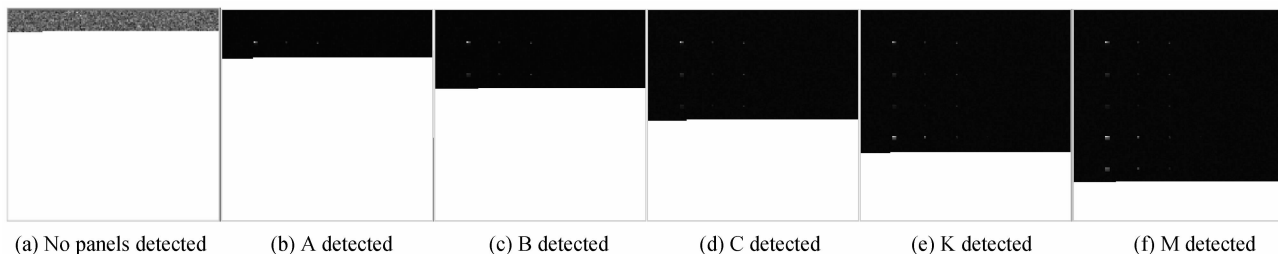


图 4 PCR-R-RXD 逐像素检测过程

Fig. 4 PCR-R-RXD detection of pixel-by-pixel processing

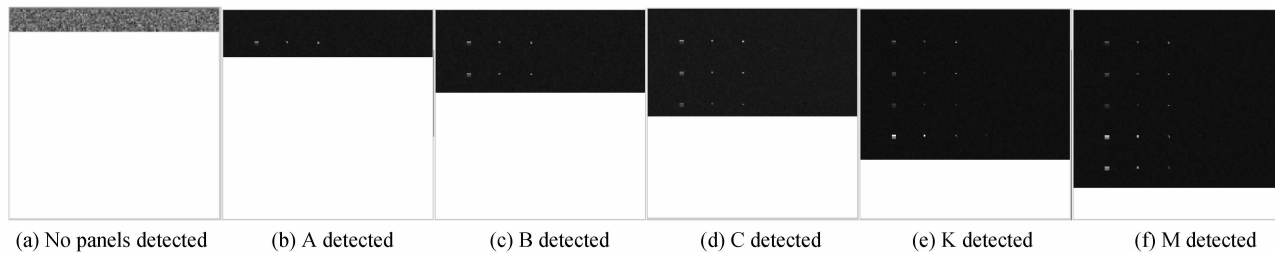


图 5 LCR-R-RXD 逐行检测过程

Fig. 5 LCR-R-RXD detection of line-by-line processing

理, 这为高光谱数据下行传输的同时进行数据处理提供了算法支持. 且 LCR-R-RXD 算法的检测效果和检测准确度均优于 PCR-R-RXD 算法的.

时效性也是评价实时算法的一个非常重要的因素, 故对 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 两种实时算法的时效性进行了仿真实验. 实验环境为 Windows 7, 32 位系统, CPU 为 Intel Core i3-2120, 主频为 3.3 GHz, 系统内存为 4G, 仿真软件为 MATLAB R2014a. 算法运行时间的数据均为三次实验后取平均的结果, 见表 1. 通过时效性分析可以看出, LCR-R-RXD 算法与 PCR-R-RXD 算法相比, 在算法检测准确度微弱提高的同时, 运算时间大大降低, 算法的实时性显著增强.

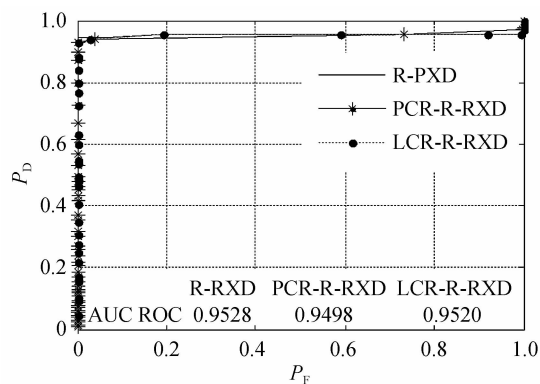


图 6 三种算法 ROC 曲线比较

Fig. 6 Comparison of ROC curves for R-RXD, PCR-R-RXD, and LCR-R-RXD algorithms

表 1 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 算法的时效性分析

Table 1 Timeliness analysis for PCR-R-RXD and LCR-R-RXD algorithm

Algorithm	PCR-R-RXD	LCR-R-RXD
Processing time/s	876.686 7	5.816 8

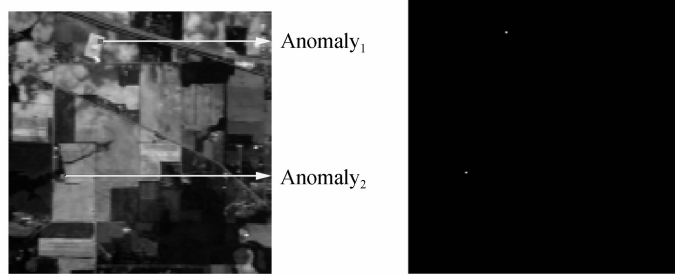
3.2 真实高光谱数据实验

实验图像为 220 波段 AVIRIS 高光谱遥感图像,1992 年 6 月摄于美国印第安纳州西北部印第安遥感试验区的一部分,选取其中的 180 个波段数据作为研究对象,去除了 1~5,102~113,148~165 和 215~220 噪声和水汽吸收较明显的波段.图像数据特点见表 2.图 7 为第 25 个波段的图像和异常目标的真实地物分布.

表 2 AVIRIS 图像的数据特点

Table 2 Parameters of AVIRIS image

Characteristic	Image size	Band	Wavelength	Pixel depth	Spectral resolution	Spatial resolution
Parameter	145 pixel×145 pixel	220	400~2 500 nm	16 bit	10 nm	20 m×20 m



(a) Anomaly objects distribution in AVIRIS image (b) Ground-truth information

图 7 AVIRIS 图像异常目标分布和异常目标真实地物图

Fig. 7 Anomaly objects distribution in AVIRIS image and the ground-truth information

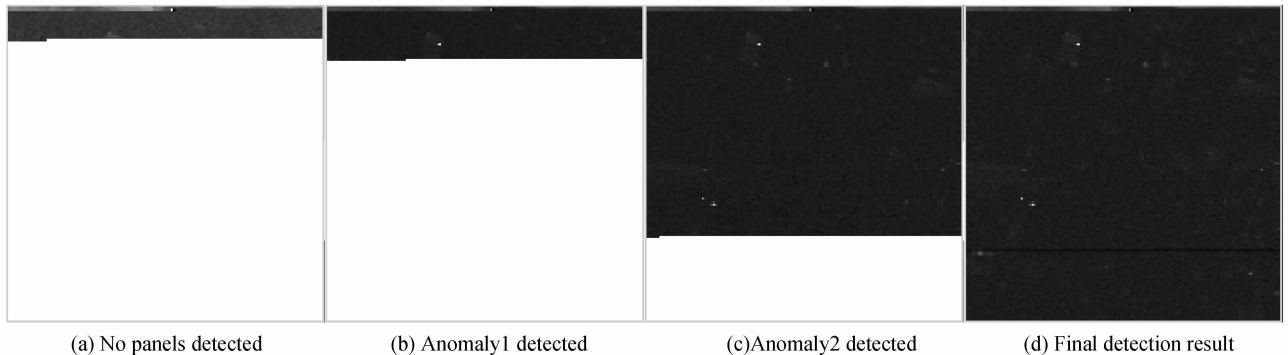
采用真实高光谱图像数据进行实验验证 LCR-R-RXD 算法在实际应用中的有效性.图 8 给出了 R-RXD 算法的异常目标检测结果.图 9 和图 10 给出了因果实时算子 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 实时检测过程.从图 8、图 9(d)和图 10(d)的结果来看,提出的 LCR-R-RXD 算法与 R-RXD 和 PCR-R-RXD 算法具有基本相同的检测效果,且能够实现算法的逐行因果实时处理.

在此,对算法的时效性进行讨论,与合成数据中时效性分析实验环境一样,对 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 算法的时效性进行仿真实验,实验结果记录



图 8 R-RXD 异常算子检测结果

Fig. 8 Detection result of R-RXD algorithm



(a) No panels detected

(b) Anomaly1 detected

(c) Anomaly2 detected

(d) Final detection result

图 9 PCR-R-RXD 逐像素检测过程

Fig. 9 PCR-R-RXD detection of pixel-by-pixel processing

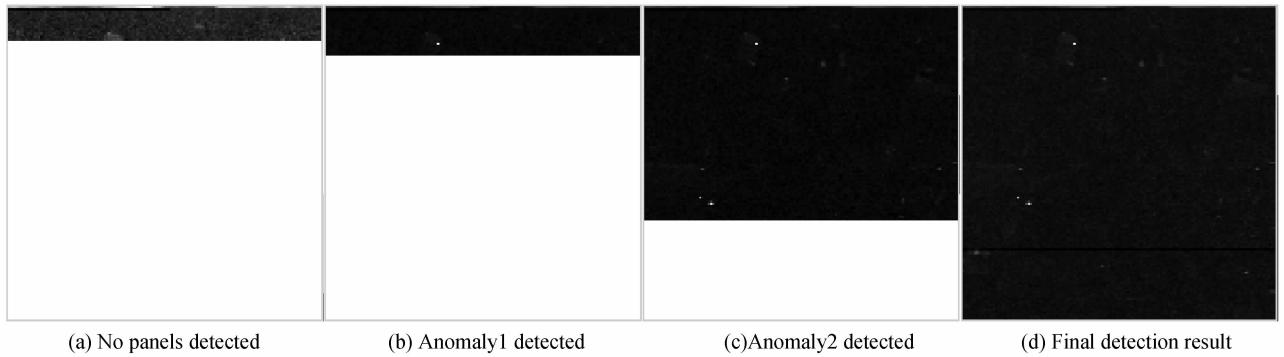


图 10 LCR-R-RXD 逐行检测过程

Fig. 10 LCR-R-RXD detection of pixel-by-pixel processing

于表 3. 通过时效性分析可以看出, LCR-R-RXD 算法与 PCR-R-RXD 算法相比, 在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.

表 3 PCR-R-RXD 和 LCR-R-RXD 算法的时效性分析

Table 3 Timeliness analysis for PCR-R-RXD and LCR-R-RXD algorithm

Algorithm	PCR-R-RXD	LCR-R-RXD
Processing time/s	527.561 9	4.279 9

4 结论

本文针对 PCR-R-RXD 算法运算时间过长的问题, 提出了一种基于逐行处理的高光谱异常目标快速检测算法, 该方法在满足了因果特性的同时, 极大减少了算法运算次数, 增强了算法的时效性. 实验结果表明, 与 R-RXD 和 PCR-R-RXD 相比, 从算法检测准确度来看, 本文算法在保持算法准确度的情况下, 实现了快速因果实时处理, 且其检测准确度略高于 PCR-R-RXD 算法的检测准确度. 从算法运行时间来看, 本文算法的执行时间大大降低, 具有时效性更强的特点. 不过因果化算法时使传统检测算法变得较为复杂, 后续需要寻找更适合的数学公式简化算法, 以在保证算法准确度的同时减少算法运行时间.

参考文献

- [1] HU Yan, WANG Hui-qin, MA Zong-fang, *et al.* Image fire detection based on independent component analysis and support vector machine[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, **32**(3): 889-892.
胡燕, 王慧琴, 马宗方, 等. 基于独立成分分析和支持向量机的图像形火灾探测[J]. *计算机应用*, 2012, **32**(3): 889-892.
- [2] TANG Zhong-qi, FU Guang-yuan, CHEN Jin, *et al.* Multiscale segmentation-based sparse coding for hyperspectral image classification[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(9): 2708-2714.
唐中奇, 付光远, 陈进, 等. 基于多尺度分割的高光谱图像稀疏表示与分类[J]. *光学精密工程*, 2015, **23**(9): 2708-2714.
- [3] DU B, ZHANG Y, ZHANG L, *et al.* Beyond the sparsity-based target detector: a hybrid sparsity and statistics based detector for hyperspectral images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(11): 5345-5357.
- [4] ZHANG Cheng-ye, QIN Qi-ming, Chen Li, *et al.* Research and development of mineral identification utilizing hyperspectral remote sensing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(8): 2407-2418.
张成业, 秦其明, 陈理, 等. 高光谱遥感岩矿识别的研究进展[J]. *光学精密工程*, 2015, **23**(8): 2407-2418.
- [5] ZHAO Chun-hui, LI Xiao-hui, WANG Yu-lei. Research advance on anomaly detection for hyperspectral imagery[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2014, **28**(8): 803-811.
赵春晖, 李晓慧, 王玉磊. 高光谱图像异常目标检测研究进展[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, **28**(8): 803-811.
- [6] ZHAO Chun-hui, LI Jie, MEI Feng. A kernel weighted RX algorithm for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2010, **29**(5): 378-382.
赵春晖, 李杰, 梅峰. 核加权 RX 高光谱异常检测算法[J]. *红外与毫米波学报*, 2010, **29**(5): 378-382.
- [7] CHANG C I, WANG Y L, CHEN S Y. Anomaly detection using causal sliding windows[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, **8**(7): 3260-3270.
- [8] REED I S, YU X. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. *IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Process*, 1990, **38**(10): 1760-1770.
- [9] CHANG C I, CHIANG S S. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on*

- Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(2): 1314-1325.
- [10] ZHAO Chun-hui, WANG Yu-lei, LI Xiao-hui. A real-time anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery based on causal processing[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2015, **34**(1): 114-121.
赵春晖, 王玉磊, 李晓慧. 一种新型高光谱实时异常检测算法[J]. *红外与毫米波学报*, 2015, **34**(1): 114-121.
- [11] CHEN S Y, WANG Y L, 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.
- [12] ZHANG Y, DU B, ZHANG L, *et al.* A low-rank and sparse matrix decomposition-based mahalanobis distance method for hyperspectral anomaly detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(3): 1376-1389.
- [13] ZHAO Chun-hui, WANG Yu-lei, QI Bin, *et al.* Global and local real-time anomaly detectors for hyperspectral remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing*, 2015, **7**: 3966-3985.
- [14] DU B, ZHANG L. A discriminative metric learning based anomaly detection method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(11): 6844-6857.
- [15] 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 Optica Sinica*, 2016, **36**(2): s228002.
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): s228002.
- [16] WANG Y L, SCHULTZ R, CHEN S Y, *et al.* Progressive constrained energy minimization for subpixel detection[C]. *SPIE*, 2013, **8743**: 874321.
- [17] WANG J, CHANG C I. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(9): 2601-2616.
- [18] CHANG Y C, REN H, CHANG C I, *et al.* How to design synthetic images to validate and evaluate hyperspectral imaging algorithms[C]. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIV*, 2008, 6966: 69661P.