

新型高光谱图像快速实时目标检测与分类方法

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 针对逐像元处理的高光谱图像实时线性约束最小方差(LCMV)检测与分类算法计算量大、运行速度慢的问题,在 LCMV 检测与分类算法的基础上,提出了两种逐行的实时 LCMV 目标检测与分类算法。首先对 LCMV 算法进行了因果化,提出了逐行处理的实时因果 LCMV(CR-LCMV)检测与分类算法,再利用 Woodbury 引理,推导出了逐行处理的实时递归因果 LCMV(RCR-LCMV)检测与分类算法。实验结果表明:与 LCMV 检测与分类算法相比,两种新型实时算法均能在不影响检测精度的情况下实时地检测目标与对目标进行分类,且所需的数据存储空间大大降低;与逐像元处理的实时 LCMV 算法相比,两种新型实时算法可获得几乎与之相同的检测精度,计算复杂度大大降低,实时处理能力更强,算法在运行时间上具有明显的优越性。

关键词 图像处理; 高光谱; 线性约束最小方差检测与分类算法; 逐像元处理; 逐行处理; Woodbury 引理

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0230002

Novel Fast Real-Time Target Detection and Classification Algorithms for Hyperspectral Imagery

Fu Liting, Deng He, Liu Chunhong

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

Abstract The real-time linearly constrained minimum variance (LCMV) detection and classification method for hyperspectral imagery is based on the pixel-by-pixel processing, which has the problems of large amount of computation and slow running speed. Two novel real-time LCMV detection and classification methods based on the LCMV detection and classification method are proposed. Firstly, the LCMV algorithm is carried out causality, a causal real-time LCMV (CR-LCMV) detection and classification method based on the line-by-line processing is proposed. Then, by using Woodbury lemma, a recursive causal real-time LCMV (RCR-LCMV) detection and classification method based on the line-by-line processing is derived. Experimental results show that compared with the traditional LCMV detection and classification algorithm, the two novel real-time algorithms can detect and classify targets in real-time without affecting the detection accuracy, and the required data storage space is greatly reduced. Compared with the real-time LCMV algorithm based on the pixel-by-pixel processing, the real-time processing ability of the two novel real-time algorithms is much strong without affecting the classification accuracy, which has obvious superiority in running time.

Key words image processing; hyperspectral; linearly constrained minimum variance detection and classification algorithm; pixel-by-pixel processing; line-by-line processing; Woodbury lemma

OCIS codes 100.4145; 280.4750; 100.3008

1 引 言

利用高光谱遥感影像进行目标检测是高光谱遥感技术研究与应用的热点问题。高光谱图像目标检测被有效地应用于环境监测、地质岩石矿物的识别、海洋水色定量检测以及军事目标的探测等诸多方面^[1]的研究中。

收稿日期: 2016-08-22; **收到修改稿日期:** 2016-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(61201415)

作者简介: 付立婷(1992—),女,硕士研究生,主要从事高光谱遥感图像目标探测方面的研究。

E-mail: 302691392@qq.com

导师简介: 刘春红(1977—),女,博士,副教授,主要从事高光谱遥感图像目标探测方面的研究。

E-mail: sophia_liu@cau.edu.cn (通信联系人)

但在一些实际应用中,如军事中的战场搜救及民用中自然灾害的探测、火灾现场的探测、生产过程中产品的在线检测等领域亟待实时目标检测方法的发展和成熟。实现感兴趣目标的实时检测的重要性主要体现在两个方面:1) 许多感兴趣目标(如运动目标)会突然地出现然后很快消失,要想有效地检测到这些目标,实时处理显得尤为重要;2) 高光谱遥感在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压力,实时处理可以减少数据存储和处理工作量,提高目标检测和分类的效率和时效性^[2]。

目前在高光谱图像目标检测领域已经提出了许多实时检测算法^[3-7]。线性约束最小方差(LCMV)检测与分类算法因它的滤波器结构拥有可采用 QR 分解的脉动阵列实现和对探测出的目标可进行分类这两个优势,被很多研究者关注^[8-9]。LCMV 检测与分类算法的主要思想是设计一个有限响应滤波器,在目标信号和滤波器系数满足线性约束的条件下,最小化由非理想目标源产生的输出能量。由于滤波器的设计需要计算高光谱数据的自相关矩阵,而计算这一统计特性需要完整的高光谱数据信息,故 LCMV 检测与分类算法并不是实时算法。实现 LCMV 检测与分类算法的实时化成为部分研究者的研究重点。当前 LCMV 检测与分类算法实现实时化主要有两种设计思路:1) LCMV 的滤波器结构可使用 QR 分解,即图像的自相关矩阵可分解为酉阵 \mathbf{Q} 和上三角矩阵 \mathbf{R} 之积,基于此,LCMV 目标检测器可实现实时逐行检测与分类。但通过研究发现,该方法只适合于对 $N \times N$ 大小的高光谱图像进行目标检测,即图像的形状必须是正方形的,否则算法就会失效。而在实际中,待检测区域并不一定为正方形,因此其适用性不广^[10]。2) 依据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,不需要用到后面待处理的像元信息。提出了以逐像元处理方式实现 LCMV 检测与分类算法的实时检测与分类,但算法计算量很大,运行速度过慢^[11]。鉴于此,本文提出了以逐行处理方式实现 LCMV 检测与分类算法的因果化及实时更新的两种新型高光谱快速实时目标检测与分类方法。这两种方法既克服了第一种设计思路适用情况的局限性,又能在不影响检测精度的情况下快速地检测目标与对目标进行分类。

2 LCMV 目标检测与分类算法

Frost^[12]提出了 LCMV 波束形成方法,其思想是根据阵列接收数据的统计特性,对权向量加以线性约束,使波束形成器在信号方向保持单位响应的同时,输出功率达到最小。基于上述思想,LCMV 波束形成器可扩展成 LCMV 目标检测与分类算法。

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 为同一波段上图像像元的总个数。 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_p]$ 为包含 p 个理想目标的特征矩阵,而 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_q]$ 是包含 q 个非理想目标的特征矩阵,即目标矩阵 $\mathbf{T} = [\mathbf{D}\mathbf{U}]$ 。目标是设计一个有限脉冲响应(FIR)滤波器且使其在约束条件 $\mathbf{T}^T \mathbf{W} = \mathbf{C}$ 下输出能量 E 最小化,即 $\min_{\mathbf{W}} (E) = \min_{\mathbf{W}} \{\mathbf{W}^T \mathbf{R}_{L \times L} \mathbf{W}\}$,其中 $\mathbf{R}_{L \times L} = (1/N) \sum_{i=1}^N \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 为图像的自相关矩阵, $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m]_{L \times m}$ 为滤波器的权矩阵,权向量 $\mathbf{w} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_L]^T$ 。 $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_m]_{k \times m}$ 为约束矩阵,约束向量 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_{p+q}]^T$, $k = p + q$ 为目标总数,目标被分为 m 类。采用拉格朗日乘子法求解 $\min_{\mathbf{W}} (E)$,得 LCMV 目标检测与分类滤波器系数为

$$\mathbf{W}_{\text{LCMV}} = \mathbf{R}_{L \times L}^{-1} \mathbf{T} (\mathbf{T}^T \mathbf{R}_{L \times L}^{-1} \mathbf{T})^{-1} \mathbf{C} \quad (1)$$

通过(1)式得到滤波器系数,LCMV 检测与分类器可通过 $D_{\text{LCMV}}(\mathbf{r}) = \mathbf{W}_{\text{LCMV}}^T \mathbf{r}$ 检测理想目标 \mathbf{D} 并对目标 \mathbf{D} 进行分类。为了说明上述思想,假设 5 个理想目标 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \mathbf{d}_3, \mathbf{d}_4, \mathbf{d}_5]$ 由 3 类不同的物质组成,其中 \mathbf{d}_1 为 A1 类, $\mathbf{d}_2, \mathbf{d}_3$ 为 A2 类, $\mathbf{d}_4, \mathbf{d}_5$ 为 A3 类,而非理想目标 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2]$ 可作为 A4 类,则 $k=7, m=4$,目标矩阵 $\mathbf{T} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \mathbf{d}_3, \mathbf{d}_4, \mathbf{d}_5, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2]$ 。如果利用红、绿、蓝和黑四色区分这四类目标,约束矩阵 \mathbf{C} 为

$$\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad (2)$$

red
green
blue
black

式中 $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3$ 为探测这 7 个目标的约束向量,红、绿、蓝和黑四色分别用来指定 A1、A2、A3 和 A4 类。通

通过对理想目标检测结果进行分类标识,这样就可以在同一幅高光谱图像中进行多目标检测并进行分类标识。

3 LCMV 目标检测与分类算法的实时化

LCMV 检测与分类算法是基于高光谱数据的自相关矩阵来进行目标检测与分类的,而计算自相关矩阵需要完整的高光谱数据信息,可知 LCMV 检测与分类算法不是实时算法。

3.1 基于逐像元处理的实时因果 LCMV 和实时递归因果 LCMV 算法

为了使 LCMV 目标检测与分类算法实现具有因果特性的实时检测能力,依据 Chang 等^[8]提出的因果实时处理高光谱图像的概念,(1)式中的 $\mathbf{R}_{L \times L}$ 可由采样数据 $\{\mathbf{r}_i\}_{i=1}^n$ 的相关矩阵 $\mathbf{R}(n) = (1/n) \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 代替,其中 \mathbf{r}_n 代表当前检测像元(n^{th})的光谱向量($n \leq N$), $\mathbf{r}_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL}]^T$ 是 i^{th} 像元的光谱向量。 $\mathbf{R}(n)$ 仅利用了当前像元 \mathbf{r}_n 及 \mathbf{r}_n 之前的像元信息求得,具有因果性,即实时因果 LCMV (CR-LCMV) 算法。因此 LCMV 目标检测与分类算法可发展为基于逐像元处理的 CR-LCMV 算法,记为实时递归因果 LCMV (PCR-LCMV),其特征矩阵为

$$\mathbf{D}_{\text{PCR-LCMV}}(\mathbf{r}_n) = \{\mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{T} [\mathbf{T}^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{T}]^{-1} \mathbf{C}\}^T \mathbf{r}_n. \quad (3)$$

PCR-LCMV 算法需要计算 $\mathbf{R}(n)$ 的逆,而 $\mathbf{R}(n)$ 求逆的复杂度会随着矩阵的维数的增加而增加,利用 Woodbury 引理简化后的 Sherman-Morrison 恒等式

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

可有效地降低算法的计算复杂度并缩短计算时间,实现 $\mathbf{R}^{-1}(n)$ 的递归更新,记为 $\mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}(n)$,表达式为

$$\mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}(n) = \left[(1/n) \sum_{i=1}^{n-1} \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T + (1/n) \mathbf{r}_n \mathbf{r}_n^T \right]^{-1} = \frac{n}{n-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) - \frac{n \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{r}_n \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}^{-1}(n-1)}{(n-1)^2 + (n-1) \mathbf{r}_n^T \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{r}_n}, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{A} = (1-1/n) \mathbf{R}(n-1)$, $\mathbf{U} = \mathbf{V} = (n)^{-1/2} \mathbf{r}_n$ 。(3)式中的 $\mathbf{R}^{-1}(n)$ 由(5)式中的 $\mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}(n)$ 代替,PCR-LCMV 算法可发展成基于逐像元处理的 RCR-LCMV 算法,记为 PRCR-LCMV,其特征矩阵为

$$\mathbf{D}_{\text{PRCR-LCMV}}(\mathbf{r}_n) = \{\mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}(n) \mathbf{T} [\mathbf{T}^T \mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}(n) \mathbf{T}]^{-1} \mathbf{C}\}^T \mathbf{r}_n. \quad (6)$$

3.2 基于逐行处理的 CR-LCMV 和 RCR-LCMV 算法

PCR-LCMV 和 PRCR-LCMV 算法以逐像元处理方式分别实现了 LCMV 算法的因果化和实时更新,但计算 $\mathbf{R}(n)$ 的逆矩阵复杂度很高,计算量过大,使得算法的处理效率很低,且基于逐像元方式边检测目标边成像显示结果处理时间过长^[11]。为了能够快速地探测目标,且不影响探测精度,提出了以逐行处理方式实现 LCMV 算法的因果化和实时更新的方法。该方法也是依据“因果”实时处理高光谱图像的概念推导出来的,具体过程如下。

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,可知同一波段上图像像元的总个数 N 为 $K \times M$ 个。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($n \leq K$),其中 $\mathbf{L}_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iM}]$ 是第 i 行的光谱向量。此时采样数据 $\mathbf{L}(n)$ 的相关矩阵 $\mathbf{R}[\mathbf{L}(n)]$ 表达式为

$$\mathbf{R}[\mathbf{L}(n)] = \frac{1}{nM} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^M \mathbf{r}_{ij} \mathbf{r}_{ij}^T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{r}_{ij} \mathbf{r}_{ij}^T \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{R}(\mathbf{L}_i) = \frac{n-1}{n} \mathbf{R}[\mathbf{L}(n-1)] + \frac{1}{n} \mathbf{R}(\mathbf{L}_n), \quad (7)$$

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 \mathbf{L}_n 及 \mathbf{L}_n 之前的所有像元光谱求相关性而得,具有因果特性。利用 $\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$ 代替(3)式中的 $\mathbf{R}^{-1}(n)$,PCR-LCMV 算法可发展为基于逐行处理的 CR-LCMV 算法,记为 LCR-LCMV,其特征矩阵为

$$\mathbf{D}_{\text{LCR-LCMV}}(\mathbf{L}_n) = \{\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)] \mathbf{T} \{\mathbf{T}^T \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)] \mathbf{T}\}^{-1} \mathbf{C}\}^T \mathbf{L}_n. \quad (8)$$

(8)式中需要计算 $\mathbf{R}[\mathbf{L}(n)]$ 的逆,而 $\mathbf{R}[\mathbf{L}(n)]$ 求逆的复杂度会随着矩阵维数的增加而增加。为了有效降低(8)式的计算复杂度,令 $\mathbf{A} = (1-1/n) \mathbf{R}[\mathbf{L}(n-1)]$, $\mathbf{U} = (1/n) \mathbf{R}(\mathbf{L}_n)$, \mathbf{V} 为单位阵,引入(4)式实现 $\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$ 的递归更新,记为 $\mathbf{R}_{\text{RC}}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$,表达式为

$$\mathbf{R}_{RC}^{-1}[\mathbf{L}(n)] = \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)] = \{(1 - 1/n)\mathbf{R}[\mathbf{L}(n - 1)] + (1/n)\mathbf{R}(\mathbf{L}_n)\}^{-1} = \frac{n}{n - 1} \{\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n - 1)] - \mathbf{R}_{n/(n-1)} [1 + \mathbf{R}_{n/(n-1)}]^{-1} \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n - 1)]\}, \quad (9)$$

式中 $\mathbf{R}_{n/(n-1)} = 1/(n-1)\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n-1)]\mathbf{R}(\mathbf{L}_n)$ 。用(9)式中的 $\mathbf{R}_{RC}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$ 替换(8)式中的 $\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$, 无需重复计算 $\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$, 提高了运算效率, 且计算 $\mathbf{R}_{RC}^{-1}[\mathbf{L}(n)]$ 时只需存储当前输入像元 \mathbf{L}_n 和 $\mathbf{R}^{-1}[\mathbf{L}(n-1)]$, 大大地减少了所需的存储空间。此时 LCR-LCMV 算法发展成为基于逐行处理的 RCR-LCMV 算法, 记为 LRCR-LCMV, 其特征矩阵为

$$\mathbf{D}_{LRCR-LCMV}(\mathbf{L}_n) = \{\mathbf{R}_{RC}^{-1}[\mathbf{L}(n)]\mathbf{T} \{\mathbf{T}^T \mathbf{R}_{RC}^{-1}[\mathbf{L}(n)]\mathbf{T}\}^{-1} \mathbf{C}\}^T \mathbf{L}_n. \quad (10)$$

基于逐行处理的 CR-LCMV 和 RCR-LCMV 方法的优点: 1) 两种方法只需当前像元 \mathbf{L}_n 及 \mathbf{L}_n 以前的像元信息, 未用到后续需要处理的像元信息, 因此均可实现数据下行传输的同时进行数据处理的实时过程; 2) 两种方法相较于基于逐像元处理的 CR-LCMV 和 RCR-LCMV 方法, 运算次数减少了 M 倍, 因为基于逐行处理的实时方法处理一行高光谱数据只需计算一次, 而基于逐像元处理的实时方法处理一行高光谱数据需要计算 M 次。因此, 算法的计算时间大大减少, 时效性得到加强。

4 实验结果及分析

4.1 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中。图 1(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, 这 5 种地物分别是明矾石(A)、水铍长石(B)、方解石(C)、高岭石(K)、白云母(M)。在图 1(b) 中显示了 5 种地物以及背景均值的光谱信息, 利用这 6 种光谱特性, 设计了如图 1(c) 所示的大小为 200×200 的合成数据。该合成数据仿照了文献[13-14]数据的生成过程, 具体分布如下: 采用图 1(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, 每一行的第一列是大小为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 的纯像元, 每一行的第二列是大小为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 的纯像元, 每一行的第三列是大小为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 的混合像元, 每一行的第 4 列和第 5 列是大小为 $1 \text{ pixel} \times 1 \text{ pixel}$ 的亚像元, 背景加入了信噪比为 20:1 的加性高斯噪声。图 1(d) 显示了第 50 个波段的图像。

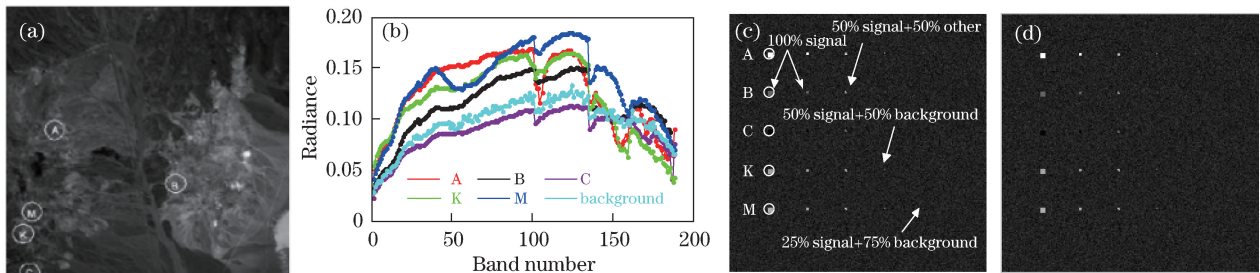


图 1 (a) Cuprite AVIRIS 图像数据及相应 5 种地物 A、B、C、K、M 的空间位置; (b) 5 种地物及背景均值的光谱信息; (c) 合成数据目标分布图; (d) 第 50 个波段的合成图像

Fig. 1 (a) Cuprite AVIRIS image data and spatial positions of five minerals A, B, C, K and M; (b) spectral information of five minerals and background mean value; (c) objects distribution in synthetic data; (d) synthetic image of 50th band

利用合成数据图像做的实验来验证实时算法的有效性。 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \mathbf{d}_3, \mathbf{d}_4]$, 其中 \mathbf{d}_1 为 A 地物、 \mathbf{d}_2 为 B 地物、 \mathbf{d}_3 为 C 地物、 \mathbf{d}_4 为 K 地物, M 地物为非理想目标, 即 $\mathbf{U} = \mathbf{u}$, 可知 $k=5$ 和 $m=3$ 。此时目标特征矩阵 $\mathbf{T} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \mathbf{d}_3, \mathbf{d}_4, \mathbf{u}]$, 约束矩阵 $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3, \mathbf{c}_4]$, 而 $\mathbf{c}_1 = [1, 0, 0, 0, 0]^T$, $\mathbf{c}_2 = [0, 1, 0, 0, 0]^T$, $\mathbf{c}_3 = [0, 0, 1, 0, 0]^T$ 和 $\mathbf{c}_4 = [0, 0, 0, 1, 0]^T$ 为探测这五种地物的约束向量。红、绿、蓝和暗红四种颜色分别用来标注理想目标 A、B、C 和 K 地物, 黑色用来标注非理想目标 M 地物。图 2 给出了传统 LCMV、PCR-LCMV、

PRCR-LCMV、LCR-LCMV 和 LRRCR-LCMV 算法目标检测与分类的结果图。图 3~6 给出了 PCR-LCMV、PRCR-LCMV、LCR-LCMV 和 LRRCR-LCMV 算法对目标进行实时检测与分类的过程。从图 2~6 显示的结果可知,本文因果实时算法与传统的 LCMV 检测分类算法具有几乎相同的目标检测与分类效果,而递归更新下的实时算法目标检测效果略差一些,但目标分类效果更好。4 种实时算法在几乎不影响目标检测与分类的前提下,能够实现算法的实时处理,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。

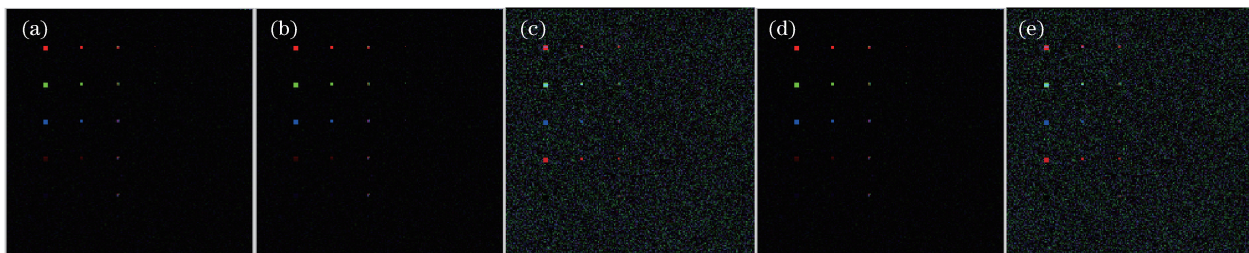


图 2 合成数据检测与分类的结果图。(a) LCMV; (b) PCR-LCMV; (c) PRCR-LCMV; (d) LCR-LCMV; (e) LRRCR-LCMV
 Fig. 2 Results of synthetic data detection and classification. (a) LCMV; (b) PCR-LCMV;
 (c) PRCR-LCMV; (d) LCR-LCMV; (e) LRRCR-LCMV

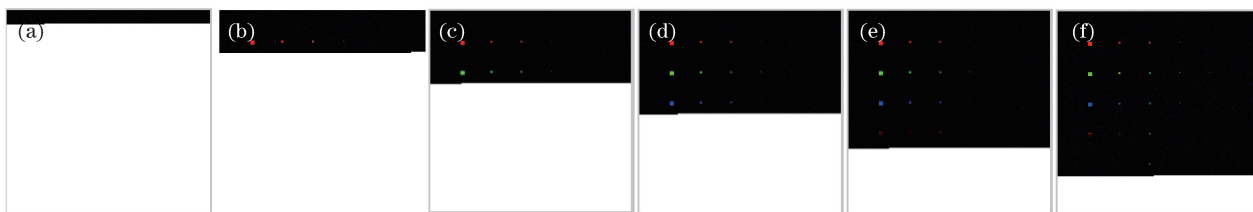


图 3 PCR-LCMV 算法的实时检测与分类过程。(a) 未检测到目标; (b) 检测到 A 地物标注为红色;
 (c) 检测到 B 地物标注为绿色; (d) 检测到 C 地物标注为蓝色; (e) 检测到 K 地物标注为暗红色; (f) 未检测到 M 地物
 Fig. 3 Real-time detection and classification of the PCR-LCMV algorithm. (a) No targets detected; (b) A detected with red;
 (c) B detected with green; (d) C detected with blue; (e) K detected with dark red; (f) M not detected

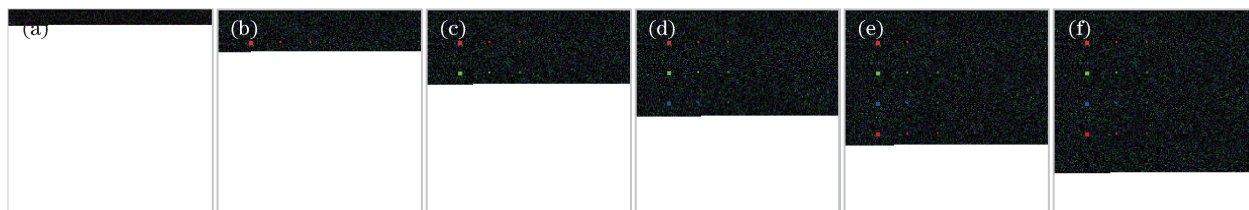


图 4 PRCR-LCMV 算法的实时检测与分类过程。(a) 未检测到目标; (b) 检测到 A 地物标注为红色;
 (c) 检测到 B 地物标注为绿色; (d) 检测到 C 地物标注为蓝色; (e) 检测到 K 地物标注为暗红色; (f) 未检测到 M 地物
 Fig. 4 Real-time detection and classification of the PRCR-LCMV algorithm. (a) No targets detected; (b) A detected with red;
 (c) B detected with green; (d) C detected with blue; (e) K detected with dark red; (f) M not detected

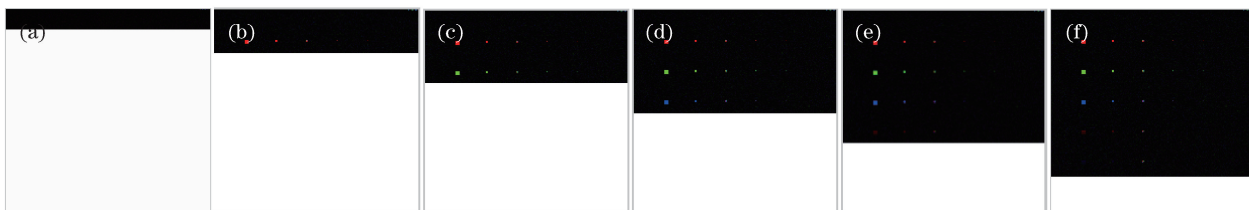


图 5 LCR-LCMV 算法的实时检测与分类过程。(a) 未检测到目标; (b) 检测到 A 地物标注为红色;
 (c) 检测到 B 地物标注为绿色; (d) 检测到 C 地物标注为蓝色; (e) 检测到 K 地物标注为暗红色; (f) 未检测到 M 地物
 Fig. 5 Real-time detection and classification of the LCR-LCMV algorithm. (a) No targets detected; (b) A detected with red;
 (c) B detected with green; (d) C detected with blue; (e) K detected with dark red; (f) M not detected

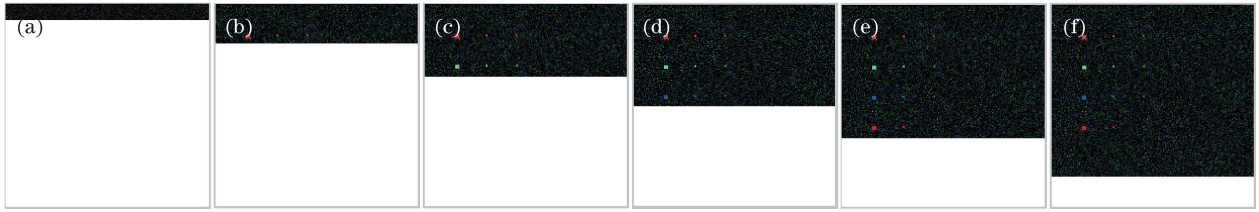


图 6 LRCR-LCMV 算法的实时检测与分类过程。(a) 未检测到目标；(b) 检测到 A 地物标注为红色；(c) 检测到 B 地物标注为绿色；(d) 检测到 C 地物标注为蓝色；(e) 检测到 K 地物标注为暗红色；(f) 未检测到 M 地物
Fig. 6 Real-time detection and classification of the LRCR-LCMV algorithm. (a) No targets detected; (b) A detected with red; (c) B detected with green; (d) C detected with blue; (e) K detected with dark red; (f) M not detected

时效性也是评价实时算法的一个非常重要的因素,故对上述 4 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,中央处理器(CPU)为 Intel Core i3-2120,主频为 3.3 GHz,系统内存为 4 G,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,所提逐行处理的实时算法在满足算法精度的同时,与逐像素处理的实时算法相比,运算时间大大降低,其中递归更新下的实时算法比实时因果算法时效性略强。

表 1 4 种实时算法的时效性分析
Table 1 Timeliness analysis for four real-time algorithms

Processing time	Algorithm			
	PCR-LCMV	PRCR-LCMV	LCR-LCMV	LRCR-LCMV
Per pixel /s	0.0460	0.0449	2.4695×10^{-4}	2.4474×10^{-4}
Entire image scene /s	1839.9985	1796.9879	9.9878	9.7895

4.2 真实高光谱数据实验

实验选取地物分布已知的 AVIRIS 高光谱遥感图像,该图像拍摄于 1992 年 6 月,拍摄地为美国印第安纳州西北部印第安遥感实验区的一部分,原始图像数据包含 220 个波段,大小为 145 pixel×145 pixel,选取了 180 个波段数据作为研究对象,其中去除了 1~5,102~113,148~165 和 215~220 噪声和水汽吸收较明显的波段。该数据的伪彩色地物分布如图 7(a)所示,图 7(b)为标注了感兴趣目标区域 d1、d2、d3 的图像,而 d1、d2、d3 目标的光谱曲线如图 7(c)所示。

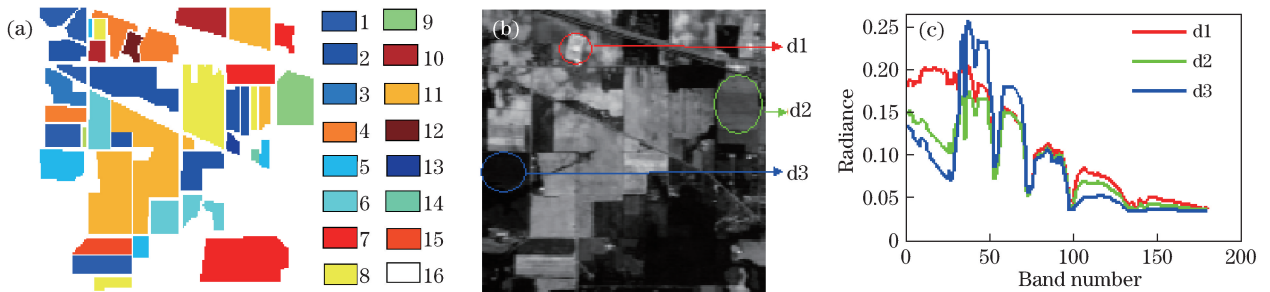


图 7 (a) 伪彩色地物分布图像；(b) 第 25 个波段的图像及感兴趣目标 d1、d2、d3 的空间位置；(c) 目标 d1、d2、d3 的光谱信息
Fig. 7 (a) Objects distribution in pseudo-color image; (b) 25th band image and spatial positions of desired targets d1, d2, d3; (c) spectra signatures of d1, d2, d3

为了更好地验证所提实时算法的有效性,在接下来的实时目标探测中,理想目标为 $D=[d_1, d_2, d_3]$,其中 d_1 选取感兴趣目标区域 d1 中的(19,48)、(23,48)、(22,50)3 个理想像元; d_2 选取感兴趣目标区域 d2 中的(42,127)、(56,131)、(47,136)、(52,138) 4 个理想像元; d_3 选取感兴趣目标区域 d3 中的(79,12)、(82,15)、(78,19)3 个理想像元。选取(96,116)、(4,55)、(23,89)、(103,11)、(132,68)、(131,136) 6 个非理想像元组合为非理想目标 U 。此时知 $k=4$ 和 $m=3$ 。约束矩阵 $C=[c_1, c_2, c_3]$,其中 $c_1=[1,0,0,0]^T$, $c_2=[0,1,0,0]^T$, $c_3=[0,0,1,0]^T$ 为探测理想目标 D 的约束向量。红、绿和蓝三种颜色分别用来标注感兴趣目标区域 d1、d2、d3。图 8 给出了传统 LCMV、PCR-LCMV、PRCR-LCMV、LCR-LCMV 和 LRCR-LCMV 算法目标检测与分类的结果图。图 9~10 显示了 PCR-LCMV、PRCR-LCMV、LCR-LCMV 和 LRCR-LCMV

算法对目标进行实时检测与分类的过程。从图 8~10 显示的结果可知,所提到的因果实时算法与传统的 LCMV 检测分类算法具有几乎相同的目标检测与分类效果,而递归更新下的实时算法目标检测效果略差一些,不过逐行处理的实时递归因果算法比逐像素处理下的目标检测与分类效果略好一些。所提到的 4 种实时算法在几乎不影响目标检测与分类的前提下,均实现了算法的实时处理。真实高光谱图像的测试结果没有合成数据图像的好,主要是因为真实高光谱图像精度不高,图像是从高空拍摄,其分辨率仅为 $20\text{ m}\times 20\text{ m}$ 。

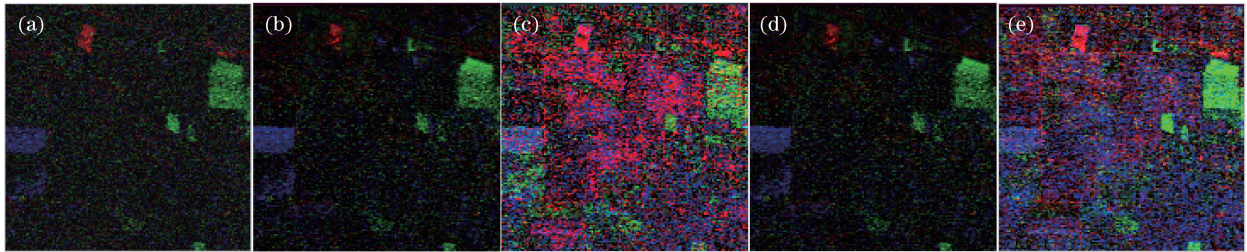


图 8 真实高光谱数据检测与分类的结果图。(a) LCMV; (b) PCR-LCMV; (c) PRCR-LCMV; (d) LCR-LCMV; (e) LRRCR-LCMV

Fig. 8 Detection and classification results for real hyperspectral data. (a) LCMV; (b) PCR-LCMV; (c) PRCR-LCMV; (d) LCR-LCMV; (e) LRRCR-LCMV

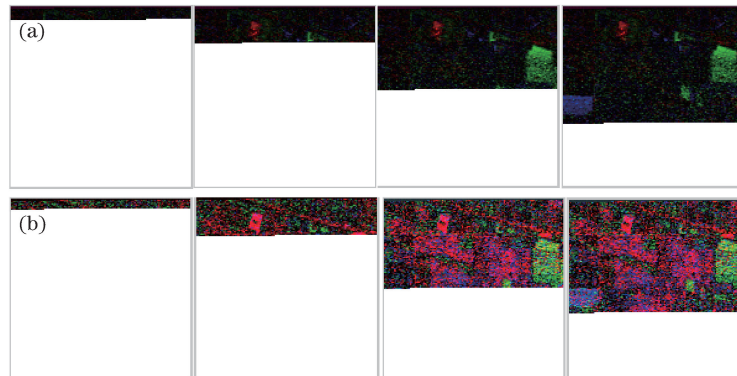


图 9 逐像素处理的实时检测与分类过程。(a) PCR-LCMV; (b) PRCR-LCMV

Fig. 9 Real-time detection and classification of the pixel-by-pixel processing. (a) PCR-LCMV; (b) PRCR-LCMV

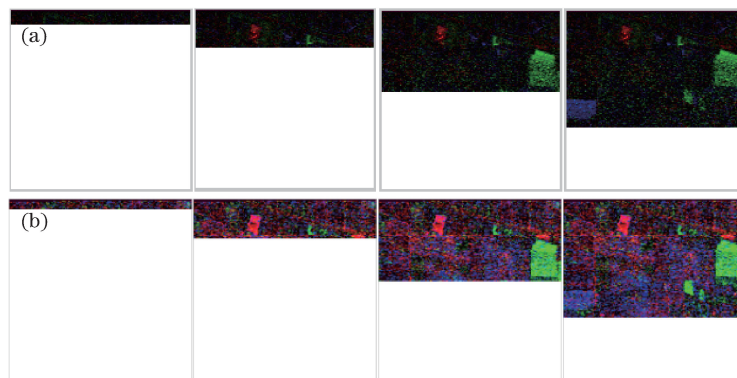


图 10 逐行处理的实时检测与分类过程。(a) LCR-LCMV; (b) LRRCR-LCMV

Fig. 10 Real-time detection and classification of the line-by-line processing. (a) LCR-LCMV; (b) LRRCR-LCMV

利用探测与分类成像结果对 4 种实时探测与分类算法进行了有效性分析,由于真实高光谱图像地物分布已知,可利用三维接收操作特性(3D ROC)曲线对传统 LCMV 和 4 种实时探测与分类算法进行定量分析。文献[15]中有 3D ROC 曲线评价方法的详细推导。实验结果如图 11 所示,图 11(a)是 5 种算法由 (t, P_F, P_D) 三个参数绘制的 3D ROC 曲线图,其中参数 t 代表丰度估计值、 P_F 代表虚警率、 P_D 代表探测率;图 11(b)是图 11(a)对应由 (P_F, P_D) 两个参数绘制的二维曲线图;图 11(c)是图 11(a)对应由 (t, P_D) 两个

参数绘制的二维曲线图;图 11(d)是图 11(a)对应由 (t, P_F) 两个参数绘制的二维曲线图。相应的三种二维曲线下的面积(AUC)是 3D ROC 曲线评价方法的三个统计量,值均介于 0~1。其中 (P_F, P_D) 和 (t, P_D) 参数下的 AUC 其值越接近于 1,表明算法性能越好;而 (t, P_F) 参数下的 AUC 其值越接近于 0,表明算法性能越好。图 11 中 5 种算法计算出来的 AUC 统计量记录在表 2。从图 11 和表 2 中可以看出,无论是逐像元处理还是逐行处理的实时因果算法均可在保持检测精度不变的情况下,实时地对理想目标进行检测与分类;而实时递归因果算法明显可以看出是逐行处理情况下好些。

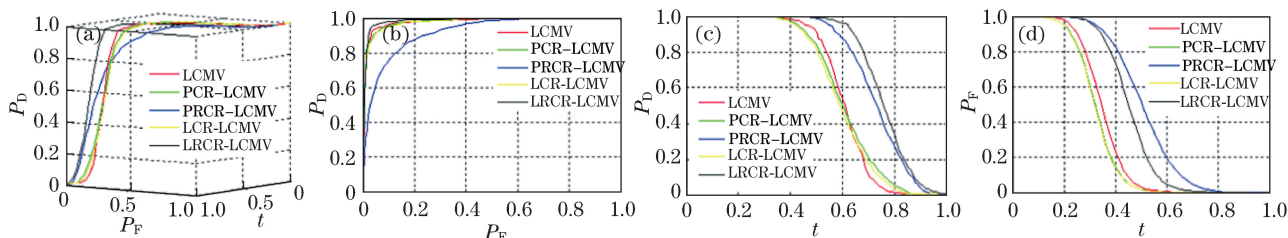


图 11 (a) (t, P_F, P_D) 参数下的 3D ROC 曲线; (b) (P_F, P_D) 参数下的 2D ROC 曲线;
(c) (t, P_D) 参数下的 2D ROC 曲线; (d) (t, P_F) 参数下的 2D ROC 曲线

Fig. 11 (a) 3D ROC curves of (t, P_F, P_D) ; (b) 2D curves of (P_F, P_D) ;
(c) 2D curves of (t, P_D) ; (d) 2D curves of (t, P_F)

表 2 不同算法在三种 2D ROC 曲线下的 AUC

Table 2 AUC under three 2D ROC curves produced by different algorithms

Evaluation parameter	Algorithm				
	LCMV	PCR-LCMV	PRCR-LCMV	LCR-LCMV	LRRCR-LCMV
AUC of (P_F, P_D)	0.9807	0.9818	0.9217	0.9717	0.9865
AUC of (t, P_D)	0.6080	0.6092	0.7292	0.5971	0.7588
AUC of (t, P_F)	0.3482	0.3232	0.5062	0.3213	0.4531

上述只对提出的实时快速算法检测与分类进行了有效性和定量分析,而所谓实时快速说明算法的时效性也很重要。与合成数据中时效性分析实验环境一样,对 4 种实时算法的时效性进行仿真实验,实验结果记录于表 3。通过时效性分析可以看出,逐行处理的实时算法与逐像元处理的实时算法相比,所提算法的运算时间大大降低,其中递归更新下的实时算法比实时因果算法时效性略强。

表 3 4 种实时算法的时效性分析

Table 3 Timeliness analysis for four real-time algorithms

Processing time	Algorithm			
	PCR-LCMV	PRCR-LCMV	LCR-LCMV	LRRCR-LCMV
Entire image scene /s	1079.0963	1035.4255	6.4435	6.4215

5 结 论

随着高光谱数据量的增大,高光谱图像的海量数据给实际应用系统中的传输和处理都带来了一定困难,实时处理成为高光谱图像目标检测方法研究的重点。针对逐像元处理的两种实时 LCMV 目标检测与分类算法计算量大、运行速度慢的问题,提出了基于逐行处理的 CR-LCMV 和 RCR-LCMV 目标检测与分类算法,这两种方法不仅满足了一定的时效性还满足了因果特性,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。从三维接收机特性曲线显示的结果可知,与传统 LCMV 目标检测与分类算法相比,这两种新型实时算法可获得与之几乎相同的检测精度;与逐像元处理的两种实时 LCMV 目标检测与分类算法相比,实时因果算法检测精度与之相差不大,实时递归因果算法检测精度变高。从 4 种实时算法运行时间显示的结果可知,所提出的两种实时算法的时效性更强,大大降低了算法的运行时间。考虑到因果化和实时递归时算法变得较为复杂,后续需要寻找更适合的数学公式来简化算法,以在保证算法精度的同时减少算法的运行时间。

6 致 谢

本研究是在美国马里兰大学 Chein-I Chang 教授的理论指导和支持下完成的,谨致谢意。

参 考 文 献

- [1] Tang Yi, Wan Jianwei, Nian Yongjian. Distributed near lossless compression of hyperspectral images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(3): 0310001.
汤 毅, 万建伟, 粘永健. 高光谱图像的分布式近无损压缩[J]. *光学学报*, 2015, 35(3): 0310001.
- [2] 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.
- [3] Zhao C, Wang Y, Qi B, *et al.* Global and local real-time anomaly detectors for hyperspectral remote sensing imagery [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 3966-3985.
- [4] 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.
- [5] Wang Y, Schultz R, Chen S, *et al.* Progressive constrained energy minimization for subpixel detection[C]. *Proceedings of SPIE*, 2013, 8743: 874321.
- [6] Yang B, Yang M, Gao L, *et al.* A dual mode FPGA implementation of real-time target detection for hyperspectral imagery[C]. *2014 Third International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications*, IEEE, 2014: 340-344.
- [7] Zhao Chunhui, Wang Yulei, Li Xiaohui. 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.
- [8] Chang C I, Ren H. Linearly constrained minimum variance beamforming approach to target detection and classification for hyperspectral imagery[C]. *IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1999, 2(6): 1241-1243.
- [9] Ye Jianjie. Application of an improved LCMV algorithm in GPS anti-jamming[J]. *Electronic Science and Technology*, 2013, 26(2): 156-158.
叶建杰. 一种应用于 GPS 抗干扰的改进 LCMV 算法[J]. *电子科技*, 2013, 26(2): 156-158.
- [10] Chang C I, Ren H, Chiang S S. Real-time processing algorithms for target detection and classification in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(4): 760-768.
- [11] Song Y, Liu C H, Deng Q. Linearly constrained minimum variance-based real-time hyperspectral image target detection algorithm[J]. *Sensor Letters*, 2014, 12(3): 509-515.
- [12] Frost O L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1972, 60(8): 926-935.
- [13] 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.
- [14] Chang Y C, Ren H, Chang C I, *et al.* How to design synthetic images to validate and evaluate hyperspectral imaging algorithms[C]. *Proceedings of the SPIE*, 2008, 6966: 69661P.
- [15] Chang C I. Multiparameter receiver operating characteristic analysis for signal detection and classification[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2010, 10(3): 423-442.