

文章编号:1001-9014(2007)05-0353-06

# 自适应结构化背景和形状特征子空间高光谱图像多类目标检测

贺霖<sup>1,2</sup>, 潘泉<sup>2</sup>, 邸韡<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东 广州 510641;

2. 西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**针对高光谱图像中目标形状特征已知,背景和目標光谱特征未知时的多类小目标检测问题,给出一种检测算法.通过高光谱图像数据样本二次型的高阶矩控制点扩散函数,获取自适应结构化背景;然后,利用目标形状先验信息构造形状特征子空间,在高维光谱特征空间实现形状特征子空间匹配检测.理论分析和实验结果表明该检测器可同时有效检测具有不同形状特征的多类目标.

**关键词:**信息处理技术;高光谱图像;多类目标检测;形状特征子空间;结构化背景

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## MULTICATEGORY TARGETS DETECTION OF HYPERSPSPECTRAL IMAGERY BASED ON ADAPTIVE STRUCTURED BACKGROUND AND SHAPE-FEATURE SUBSPACE

HE Lin<sup>1,2</sup>, PAN Quan<sup>2</sup>, DI Wei<sup>2</sup>

(1. College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;)

**Abstract:** A new detection algorithm was presented to detect multicategory targets of known shape-feature and unknown spectral signature in unknown environment. Firstly, a point spread function was constructed via high-order moments of quadratic form of data samples to obtain adaptive structured background. Then, *a priori* shape-features of targets were utilized to construct a shape-feature subspace which is matched with high-dimension spectral signature space. Theoretic analysis and the results of experiment verify the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** information processing technology; hyperspectral imagery; multicategory targets detection; shape-feature subspace; structured background

### 引言

与全色图像和多光谱图像相比,高光谱图像具有高的光谱分辨率(通常在10nm左右),可进行图谱合一地观测,在对目标进行检测和识别方面具有独特优势,是未来空基和天基侦察的重要手段<sup>[1]</sup>.已有的高光谱图像目标检测算法大多数只利用目标的光谱特性,而不利用目标空间特征,这类算法按有无先验光谱特征分为两类,不利用先验光谱特征的算法包括点目标RXD算法<sup>[2,3]</sup>、低概率(LPD)算

法<sup>[2]</sup>;利用先验光谱特征的算法包括正交子空间投影(OSP)算法<sup>[4,5]</sup>、光谱特征子空间匹配算法<sup>[6]</sup>等.另一类高光谱图像目标检测算法同时利用了目标的光谱和空间特征,如武春风等人<sup>[7]</sup>的算法.

本文针对背景和目標光谱特征未知条件下,在高光谱图像中检测多类具有不同空间特征和光谱特征目标的问题,给出了一种基于自适应结构化背景和形状特征子空间的检测算法.根据多元正态随机变量的二次型统计量的 $\chi^2$ 分布特性,利用该统计量的高阶矩构造判据求取点扩散函数模板以分离自适

收稿日期:2006-10-10,修回日期:2007-04-25

基金项目:国家自然科学基金重点项目(60634030);国家自然科学基金(60475004,60602056,60372085);航空科学基金(2006ZC53037);教育部新世纪人才基金(NCET-04-0816);广东省自然科学基金团队项目(04205783);遥感科学国家重点实验室开放基金(SK050013)

作者简介:贺霖(1973-),男,天津人,博士.主要研究方向为复杂环境目标检测、高光谱图像处理和信息融合.

Received date: 2006-10-10, revised date: 2007-04-25

应结构化背景,使观测数据噪声特性逼近空间白化高斯随机过程;再使用目标的空间形状特征构造目标空间形状特征子空间,利用备择假设下的信号加性模型所描述的多线性回归过程,进行极大似然估计求取回归系数,得到目标光谱特征,将二维目标空间形状特征映射到高维的光谱维特征,同时获取原假设和备择假设下的样本总体方差;最后,利用广义似然比进行目标光谱信号匹配,构造出可同时检测多类具有不同形状特征和光谱特征目标的检测器。

### 1 数据模型

高光谱图像是一个三维图像立方体,可视为经过配准的多源图像。对于空间大小为  $W \times H = N$  个像素、波段数为  $B$  的高光谱图像,可将原始数据表示为三维矩阵  $\mathbf{O} = (\mathbf{O}_{ijk})_{W \times H \times B} = (\mathbf{O}_{ij})_{W \times H}$ ,其中  $\mathbf{O}_{ijk}$  表示空间位置  $(i,j)$  处第  $k$  波段的量测;  $\mathbf{O}_{ij} = [\mathbf{O}_1(i,j), \mathbf{O}_2(i,j) \cdots \mathbf{O}_B(i,j)]$ ,表示空间位置  $(i,j)$  处的  $B$  维量测向量。为运算和表达方便,定义三维数据拉直算子  $\mathbf{G}: \mathbf{G}((\mathbf{C}_{ijk})_{W \times H \times B}) = (\mathbf{D}_{ij})_{WH \times B}$ 。利用算子  $\mathbf{G}$  对三维高光谱图像数据进行运算有:  $\mathbf{G}(\mathbf{O}) = \mathbf{X}, \mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \cdots, \mathbf{x}(k), \cdots, \mathbf{x}(N)]$ ,其中  $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \cdots, x_B(k)]^T$ 。

### 2 自适应背景结构化

实际的高光谱图像数据是非高斯非稳态的多元随机过程,直接将高斯模型应用于高光谱图像数据,数据与模型的差异会使目标检测效果受到很大影响。结构化模型将加性噪声成分与背景杂波分离,单独对背景成分进行建模。由于图像去除非稳态均值后,图像残差数据样本点的空间协方差值较小、变化较慢且趋向于高斯分布特性<sup>[8]</sup>,因此可在残差数据空间高斯白化的约束下利用高光谱图像数据的非平稳均值构造结构化背景模型。同时,目标的空间低概率特性使得通过背景的结构化所分离出的杂波可近似视为全部来自于噪声。去除非稳态均值后的图像残差数据为:

$$\mathbf{R}(x,y) = \mathbf{O}(x,y) - \frac{1}{w} \sum_{m=-\frac{w-1}{2}}^{\frac{w-1}{2}} \sum_{n=-\frac{w-1}{2}}^{\frac{w-1}{2}} \mathbf{O}(x-m,y-n)M(m,n), \quad (1)$$

其中  $M(x,y)$  为  $(x,y)$  处点扩散函数对应的平滑模板,  $w$  为模板宽度,  $\mathbf{O}(x,y)$  为高光谱图像在  $(x,y)$  处的值。

对于空间  $(i,j)$  处对应的残差数据向量  $\mathbf{R}(x,$

$y)$ ,若  $\mathbf{R}(x,y) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$ ,  $\Sigma$  为  $B$  维随机向量的协方差,可得关于  $\mathbf{R}(x,y)$  的二次型的分布<sup>[4]</sup>:

$$z(x,y) = \mathbf{R}(x,y)^T \Sigma^{-1} \mathbf{R}(x,y) \sim \chi^2(0,B), \quad (2)$$

如  $\mathbf{R}(x,y)$  在任意空间位置同分布,则空间大小  $W \times H = N$  的高光谱图像经(2)式运算后对应着参数为  $B$  的中心化  $\chi^2$  分布的  $N$  个样本  $\{z_i | i = 1, 2, \cdots, n\}$ 。

对于参数为  $B$  的中心化  $\chi^2$  分布,作为其三阶和四阶统计量的偏度和峰度为:

$$h_{\text{skewness}} = \frac{1}{w^2} \sum_{i=1}^{w^2} (z_i - \bar{z})^3 \left/ \left( \frac{1}{w^2} \sum_{i=1}^{w^2} (z_i - \bar{z})^2 \right)^{\frac{3}{2}} \right. = 2\sqrt{\frac{2}{B}}, \quad (3)$$

$$h_{\text{kurtosis}} = \frac{1}{w^2} \sum_{i=1}^{w^2} (z_i - \bar{z})^4 \left/ \left( \frac{1}{w^2} \sum_{i=1}^{w^2} (z_i - \bar{z})^2 \right)^2 \right. = \frac{12}{B}, \quad (4)$$

其中  $\bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i$ 。

如高光谱图像残差向量  $\mathbf{R}(x,y)$  服从零均值多元正态分布,则其对应的二次型样本数据满足式(3)、(4)。故可利用式(3)、(4)中的样本高阶矩特性构造图像残差数据服从零均值多元高斯分布的程度的度量,该分布一致性度量越小,表明分布越一致。定义用于求取式(2)中点扩散函数平滑模板宽度  $w$  的表达式:

$$w = \text{Arg} \left( \min \left| \left( h_{\text{skewness}} - 2\sqrt{\frac{2}{B}} \right) \left( h_{\text{kurtosis}} - \frac{12}{B} \right) \right| \right). \quad (5)$$

通过求取满足式(5)的点扩散函数平滑模板宽度可使高光谱图像残差数据逼近零均值多元高斯分布。实际运算中,分布一致性度量小于某一阈值时,即认为图像残差数据分布足够逼近零均值多元高斯分布,式(5)的运算简化为以下形式:

$$w = \text{Arg} \left( \left| \left( \frac{w \sum_{i=1}^{w^2} (y_i - \bar{y})^3}{\left( \sum_{i=1}^{w^2} (y_i - \bar{y})^2 \right)^{\frac{3}{2}}} - 2\sqrt{\frac{2}{B}} \right) \left( \frac{w^2 \sum_{i=1}^{w^2} (y_i - \bar{y})^4}{\left( \sum_{i=1}^{w^2} (y_i - \bar{y})^2 \right)^2} - \frac{12}{B} \right) \right| < \lambda \right), \quad (6)$$

其中  $\lambda$  表示阈值。

求取  $w$  后,可确定式(1)中的点扩散函数为:

$$M(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & |x| \leq \frac{w-1}{2}, |y| \leq \frac{w-1}{2} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

利用点扩算函数  $M(x,y)$  对原始高光谱图像每波段数据进行平滑,获取自适应结构化背景数据

$$\mathbf{O}_b, \text{其在}(x,y)\text{处值为} \frac{1}{w^2} \sum_{m=-\frac{w-1}{2}}^{\frac{w-1}{2}} \sum_{n=-\frac{w-1}{2}}^{\frac{w-1}{2}} \mathbf{O}(x-m,y-n)$$

$n) \mathbf{M}(m, n)$ .

利用式(1)和求取的自适应结构化背景  $\mathbf{O}_b$  可以分离出空间白化零均值多元高斯分布噪声.

### 3 形状特征子空间检测器

利用统计模型对高光图像数据进行目标检测可转化为假设检验问题<sup>[3-5]</sup>.

#### 3.1 假设模型和形状特征子空间

若对高光图像原始数据  $\mathbf{O}$ 、自适应结构化背景数据  $\mathbf{O}_b$  及噪声数据均用算子  $\mathbf{G}$  进行空间拉直运算分别得到二维矩阵  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{X}_b$  和  $\mathbf{X}_v$ , 则可对高光图像中检测多个不同目标的问题建立假设检验模型:

$$H_0: \mathbf{X} = \mathbf{X}_b + \mathbf{X}_v, \quad (8)$$

$$H_1: \mathbf{X} = \mathbf{S}_i \mathbf{P}_i^T + \mathbf{X}_b + \mathbf{X}_v, \quad (9)$$

其中  $\mathbf{P}_i = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_i, \dots, \mathbf{p}_L] = [\mathbf{p}_i(1), \mathbf{p}_i(2), \dots, \mathbf{p}_i(k), \dots, \mathbf{p}_i(N)]^T$  表示  $L$  种目标的形状特征,  $\mathbf{p}_i = [p_i(1), p_i(2), \dots, p_i(k), \dots, p_i(N)]^T$  表示第  $i$  种目标的形状信息,  $p_i(k)$  取 0 或 1, 表示目标在  $k$  位置处的有无.  $\mathbf{S}_i = [t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_L]$  为  $L$  种目标光谱特征信号,  $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{iB_i}]^T$ . 由于利用了自适应结构化背景  $\mathbf{X}_b$ , 则  $\mathbf{X}_v$  为空间白化零均值多元高斯分布噪声.

由于  $\mathbf{P}_i$  包含了  $L$  种目标的形状特征, 将其定义为目标的形状特征张成的形状特征子空间.

#### 3.2 目标光谱特征和总体协方差估计

使用式(8)、(9)假设模型, 须对目标光谱特征矩阵  $\mathbf{S}_i$  和总体协方差阵  $\Sigma$  进行估计.

$H_1$  假设下:  $\mathbf{X} = \mathbf{S}_i \mathbf{P}_i^T + \mathbf{X}_b + \mathbf{X}_v$ , 其中  $\mathbf{X}_v \sim N(0, \mathbf{I}_N \otimes \Sigma)$ ,  $\mathbf{I}_N$  为  $N$  阶单位阵, 得到  $\mathbf{X} \sim N(\mathbf{S}_i \mathbf{P}_i^T + \mathbf{X}_b, \mathbf{I}_N \otimes \Sigma)$ , 则高光图像量测  $\mathbf{X}$  相对于  $\mathbf{S}_i, \Sigma$  的似然函数为:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{X}; \mathbf{S}_i, \Sigma) &= ((2\pi)^B |\Sigma|)^{-\frac{N}{2}} \exp(-\text{tr}((\mathbf{X} - \mathbf{S}_i \mathbf{P}_i^T - \mathbf{X}_b)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{S}_i \mathbf{P}_i^T - \mathbf{X}_b)) / 2) \\ &= ((2\pi)^B |\Sigma|)^{-\frac{N}{2}} \exp(-\text{tr}(\Sigma^{-1} ((\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T - \mathbf{X}_b) / 2) \exp(-\text{tr}(\Sigma^{-1} ((\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T (\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1})^T / 2)) . \end{aligned} \quad (12)$$

对于式(12)有<sup>[9]</sup>:

$$\begin{aligned} &\text{tr}(\Sigma^{-1} ((\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T (\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1})^T \\ &= \text{tr}(\Sigma^{-1} ((\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T (\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T (\mathbf{S}_i - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1})^T) \end{aligned}$$

$$- \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \geq 0 \quad (13)$$

当且仅当  $\mathbf{S}_i = (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1}$  时, 上式为零. 故不论  $\Sigma$  为何值, 均可得  $\mathbf{S}_i$  在  $H_1$  假设下相对于  $\Sigma$  的一致极大似然估计:

$$\hat{\mathbf{S}}_i^1 = (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \quad (14)$$

据文献[9]得  $H_1$  假设下  $\Sigma$  的极大似然估计:

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}^1 &= (\mathbf{X} - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T - \mathbf{X}_b)^T / N \\ &= ((\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T) / N \end{aligned} \quad (15)$$

据式(12)、(14)、(15)可得在  $H_1$  下高光图像量测相对于  $\mathbf{S}_i$  和  $\Sigma$  的极大似然函数值:

$$f(\mathbf{X}; \hat{\mathbf{S}}_i^1, \hat{\Sigma}^1) = ((2\pi)^B |(\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T - (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T|^{-\frac{N}{2}} \exp(-NB/2) \quad (16)$$

$H_0$  假设下:  $\mathbf{X} = \mathbf{X}_b + \mathbf{X}_v$ , 故有

$$\mathbf{S}_i^0 = \mathbf{0} \quad (17)$$

则  $\mathbf{S}_i, \Sigma$  相对于高光图像量测  $\mathbf{X}$  的似然函数为:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{X}; \mathbf{S}_i = \mathbf{0}, \Sigma) &= ((2\pi)^B |\Sigma|)^{-\frac{N}{2}} \exp(-\text{tr}((\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)) / 2) \\ &= ((2\pi)^B |\Sigma|)^{-\frac{N}{2}} \exp(-\text{tr}(\Sigma^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T) / 2) \end{aligned} \quad (18)$$

由式(14)知, 在  $H_0$  假设下有  $(\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i)^{-1} = \mathbf{0}$ , 将其代入式(15), 得  $H_0$  假设下  $\Sigma$  的极大似然估计为:

$$\hat{\Sigma}^0 = (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T / N \quad (19)$$

据式(18)、(19)可得在  $H_0$  假设下高光图像量测相对于  $\mathbf{S}_i$  和  $\Sigma$  的极大似然函数值:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{X}; \mathbf{0}; \hat{\Sigma}^0) &= ((2\pi)^B |(\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T / N|)^{-\frac{N}{2}} \exp(-\text{tr}(N((\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T)^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T) / 2) \\ &= ((2\pi)^B |(\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) (\mathbf{X} - \mathbf{X}_b)^T| / N)^{-\frac{N}{2}} \exp(-NB/2) \end{aligned} \quad (20)$$

#### 3.3 形状特征子空间检测器

利用假设检验进行小目标检测可使用似然比检验<sup>[10]</sup>. 对于本文的检测问题, 似然函数中的目标光谱特征矩阵  $\mathbf{S}_i$  和总体协方差阵  $\Sigma$  为未知参数, 利用式(14)、(15)、(19)求取  $\mathbf{S}_i$  和  $\Sigma$  的极大似然估计, 并将其代入似然函数, 求得式(16)、(20)所示的  $\mathbf{S}_i$  和  $\Sigma$  在  $H_1$  和  $H_0$  假设下相对于高光图像量测的极大似然函数, 可将似然比检验转化为广义似然比检

验.

据式(16)、(20), 广义似然比为:

$$\begin{aligned} \frac{f(\mathbf{X}; \hat{\Sigma}_1^1, \hat{\Sigma}^1)}{f(\mathbf{X}; \hat{\Sigma}_0^0, \hat{\Sigma}^0)} &= \frac{f(\mathbf{X}; \hat{\Sigma}_1^1, \hat{\Sigma}^1)}{f(\mathbf{X}; \hat{\Sigma}_0^0, \hat{\Sigma}^0)} \\ &= \frac{(|(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T - ((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)^T|)^{-\frac{N}{2}}}{(|(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T|)^{-\frac{N}{2}}} \\ &= \frac{1}{(|1 - (\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T|)^{-\frac{1}{2}} |(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}|} \\ &= \frac{1}{((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)^T((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}|1|)^{-\frac{N}{2}}} \end{aligned} \quad (21)$$

因为  $(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}$  为对称正定阵, 故矩阵  $((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)^T((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}$  是秩为  $L$  的、对称的、非负定的  $B$  阶方阵. 令  $\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_L$  是该矩阵的  $L$  个非零特征值, 则  $1 - ((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)^T((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}$  的  $B$  个特征值为  $1 - \lambda_1, 1 - \lambda_2 \dots 1 - \lambda_L, 1, 1 \dots 1$ , 因此可得:

$$\begin{aligned} &|1 - ((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)(\mathbf{P}_t^T\mathbf{P}_t)^{-1}((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)\mathbf{P}_t)^T((\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)(\mathbf{X}-\mathbf{X}_b)^T)^{-\frac{1}{2}}| \\ &= (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2) \dots (1 - \lambda_L) \end{aligned} \quad (22)$$

由于似然比检验以大于某一阈值作为判据, 因此根据式(21)和(22)可得检测器:

$$\begin{cases} (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2) \dots (1 - \lambda_L) \leq T, & \text{目标} \\ (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2) \dots (1 - \lambda_L) > T, & \text{背景} \end{cases} \quad (23)$$

其中  $T$  为阈值. 利用式(23)所示的检测器可实现对包含多种目标形状特征的形状特征子空间  $\mathbf{P}_t$  的检测.

### 3.4 检测器性能

对于式(23)所示的检测器, 难以得到其理论概

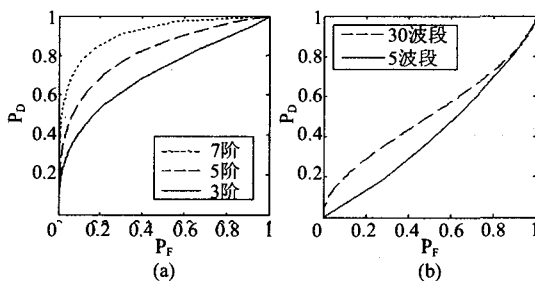


图1 检测器接受机特性: (a)不同形状子空间阶数 (b)不同波段数

Fig. 1 ROCs of our detector: (a) for different orders of shape - feature subspace (b) for different bands

率分布特性的解析表达, 所以利用蒙特卡洛仿真来获取其检测性能评价. 图1(a)所示为利用蒙特卡洛仿真获取的50波段维数、目标空间大小  $5 \times 5$  时, 形状特征子空间阶数分别为3、5、7时的检测器的接收机特性(ROC), 其中横轴  $P_F$  表示虚警率, 纵轴  $P_D$  表示检测率. 从该图可知, 随特征子空间阶数的增加, 该检测器的检测性能有增强的趋势. 图1(b)所示为利用蒙特卡洛仿真获取的2阶形状特征子空间、目标空间大小  $3 \times 3$  时, 5波段和30波段的检测器的接收机特性, 其中横轴  $P_F$  表示虚警率, 纵轴  $P_D$  表示检测率. 从该图可知, 随波段维数的增加, 检测器的检测性能有增强的趋势.

## 4 实验及其分析

实验数据为210个波段机载HYDICE航拍高光谱图像, 成像谱段范围在可见光和近红外波段, 大小  $200 \times 200$ . 高光谱图像中加入3个具有不同光谱特征的模拟亚像素目标  $t_1, t_2$  和  $t_3$ , 信噪比为100:1, 以95%的丰度与背景光谱信号混合; 3个目标空间大小为  $5 \times 5, 7 \times 7$  和  $3 \times 3$ , 空间形状特征如图2a、2b和2c所示. 考虑大气吸收波段及传感器噪声波段的影响, 在210个波段的数据中选取第1到103波段、第110到138波段、第152到204波段共185波段的数据进行运算.

利用式(6)求取点扩散函数模板宽度并求取自适应结构化背景, 利用式(1)获取图像残差, 再使用式(23)运算并使用阈值  $T = 0.69574, 0.93266, 0.91771$  进行二值化分割(3个阈值分别以最小虚警率检测到目标  $t_1, t_2$  和  $t_3$ ), 得到如图3(a)所示的结果. 图3(b)是使用RX算法得到的结果, 其中检测阈值  $T = 830.55, 138.19, 547.73$  以最小虚警率检测到  $t_1, t_2$  和  $t_3$ ; 图3(c)是使用低概率检测LPO算法并取波段维相关阵主成分方差能量贡献率95%时得到的检测结果, 其中阈值  $T = 18.814, 30.406, 28.210$  以最小虚警率检测到  $t_1, t_2$  和  $t_3$ ; 图3(d)是使用形状模板匹配的检测结果, 匹配的方法是使用

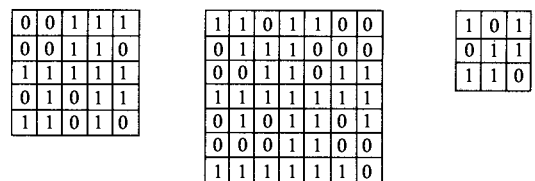


图2 3种目标空间形状特征  
Fig. 2 Shape-features of 3 kinds of target

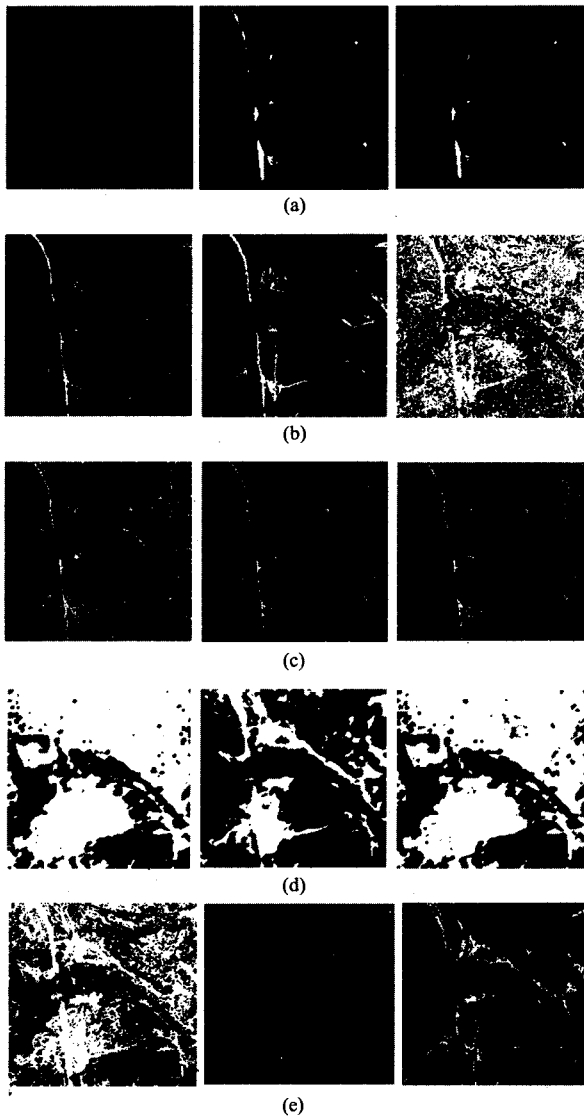


图3 检测结果:(a)本文算法(b)RX算法(c)LPD算法(d)形状模板匹配(e)目标子空间投影算法(f)目标光谱信号投影算法

Fig. 3 Detection results: (a) our algorithm (b) RX algorithm (c) LPD algorithm (d) shape mask matched algorithm (e) target subspace projection algorithm (f) target signature projection algorithm

目标形状作为模板在空间维对高光谱图像进行卷积,再进行波段间求和,其中检测阈值  $T = 1.4131 \times 10^{16}$ 、 $3.1749 \times 10^{16}$ 、 $1.7226 \times 10^{16}$  以最小虚警率检测出  $t_1$ 、 $t_2$  和  $t_3$ 。图3(e)是将图像向  $t_1$ 、 $t_2$  和  $t_3$  张成的目标子空间投影,并对投影结果使用均匀分布向量进行匹配滤波得到的检测结果,其中阈值  $T = 20361$ 、 $33115$ 、 $28328$  以最小虚警率检测到  $t_1$ 、 $t_2$  和  $t_3$ 。

比较图3中所示各种算法的检测结果。RX算法、LPD算法、目标子空间投影算法的检测结果中存在大量分散的孤立点状虚警,形状模板匹配算法产

生了大量且连片的虚警。本文算法检测到目标时产生的虚警少且基本无易于与目标混淆的孤立点状虚警,检测效果好。

出现上述检测结果的原因分析如下。RX算法不利用先验的目标形状特征和光谱信号特征,且其建立在数据样本渐近无穷的基础上,该条件真实数据不可能达到;LPD算法也不利用先验的目标形状特征和光谱信号特征,且只利用了数据的全局方差信息,该方差信息具体物理含义不明确,利用它实现的运算过程难以体现出低概率小目标的信息;形状模板匹配算法利用了目标的空间形状特征的先验信息,但没有直接利用图像数据所包含的统计信息,难以体现随机性因素对数据观测过程的影响;目标子空间投影算法利用了目标光谱特征的先验信息,而没有利用目标形状特征,它们均是线性运算,应用于复杂的实际高维数据时难以有效分离背景和目標数据;本文算法由于减少了统计模型和实际数据差异,且利用了目标形状特征先验信息和数据统计特性,有效抑制了整体虚警水平且滤除了空间相关性弱的孤立点状虚警,提高了算法的检测结果。

## 5 结论

本文算法通过高光谱图像数据样本的高阶统计量控制点扩散函数获取自适应结构化背景,使高光谱图像量测数据噪声特性逼近多元高斯分布模型,利用极大似然准则对备择假设下的回归系数进行估计,得到目标光谱特征,将二维目标空间形状特征映射到高维的光谱维特征,并在高维光谱特征空间进行目标光谱特征的匹配,构造了可同时检测多类具有不同形状和光谱特征的目标的形状特征子空间检测器。从实验结果及理论分析来看,本文算法检测效果优于RX算法、LPD算法和利用光谱空间欧氏距离及相关运算的光谱匹配算法。理论分析和实验结果都表明了本文算法的有效性。

本文算法有一些问题需要注意。由于算法在检验高光谱图像每个像素位置时都需要进行  $B \times B$  阶矩阵的求逆运算,时间计算复杂度较高,所以适用于对实时性要求不高的离线运算;另外,当高光谱图像中的目标发生旋转和缩放等空间变换时,算法要通过空间投影等方法对目标形状子空间进行扩展。

## REFERENCES

- [1] David Stein, Jon Schoonmaker, Eric Coolbaugh. Hyperspectral imaging for intelligence, surveillance, and reconnaissance [R]. AD Report A434124, 2001.

- [2] Chein-I Chang. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(6):1314—1325.
- [3] HE Lin, PAN Quan, ZHAO Yongqing, et al. Anomaly detection in hyperspectral imagery based on feature fusion of band subsets [J]. *Acta Photonica Sinica* (贺霖,潘泉,赵永强,等. 高光谱图像中基于波段子集特征的融合异常检测. *光子学报*), 2005, **34**(11):1752—1755.
- [4] HE Lin, PAN Quan, ZHAO Yongqiang, et al. CFAR target detection in unknown background based on subspace projection in aerial hyperspectral imagery [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica* (贺霖,潘泉,赵永强,等. 基于子空间投影的未知背景航拍高光谱图像恒虚警目标检测. *航空学报*), 2006, **27**(4):657—662.
- [5] HE Lin, PAN Quan, ZHAO Yongqiang. Target detection in hyperspectral imagery based on linear mixing model reconstructed from measurements [J]. *Acta Electronica Sinica* (贺霖,潘泉,赵永强. 量测重构线性混合模型高光谱图像目标检测. *电子学报*), 2007, **35**(1):23—27.
- [6] Shawn Kraut, Louis L Scharf, Todd McWhorter L. Adaptive Subspace Detectors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, **49**(1):1—16.
- [7] WU Chun-Fen, ZHANG Wei, CONG Ming-Yu, et al. An automatic target recognition algorithm based on correlation of infrared multispectral imagery [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (武春风,张伟,丛明煜,等. 基于红外多光谱图像相关性的自动目标识别算法. *红外与毫米波学报*), 2003, **22**(4):265—268.
- [8] Montserrat Fuentes. A formal test for nonstationarity of spatial stochastic processes [J]. *Journal of Multivariate Analysis*, 2005, **96**(1):30—54.
- [9] Anderson T W. *An introduction to multivariate statistical analysis (3rd Edition)* [M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [10] WANG Dang-Wei, MA Xin-Yi, WANG Shao-Gang, et al. New approach to radar target identification using a generalized likelihood ratio test [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (王党卫,马兴义,王少刚,等. 一种基于广义似然比检测的雷达目标识别新方法. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(4):311—315.

(上接 352 页)

所有热红外波段温度图像的均值相差不超过 2℃, 温度误差小于 6%, 说明结果比较准确; 红外波段温度分辨率高, 可以区分到 0.1℃ 的温度差异, 利用高光谱热红外波段编制的火区等温线图, 取得了理想效果, 说明方法可行。但不能在所有情况下都用相同的系数来反演地表温度 (Dozier, 1996), 也就是说, 在古拉本矿区火区获得的煤火温度反演公式不能用于其他地区的温度反演。

4) 理论上来说, 夜航高光谱数据能更真实地反映地表温度变化, 但是夜航数据获取比较困难, 本次由于银川机场不能夜航而未能实施, 值得进一步深入研究。

## REFERENCES

- [1] Clark R N, Roush T L. Reflectance spectroscopy. Quantitative analysis techniques for remote sensing applications [J]. *J. Geophys. Res.* 1984, **89**: 6329—6340.
- [2] www.natur.cuni.cz/IGP/hypertable.xls, http://www.ers.ac.cn/zsjs/eos\_5.html.
- [3] SHU Rong, XUE Yongqi. Research of Airborne High Spectrum Sensor for Red Tide Monitoring [C]. Seminar of Spectrum Technology and Application of China Space Science Society (舒嵘,薛永棋. 赤潮监测机载高光谱成像仪的研制. 中国空间科学学会成像光谱技术与应用研讨会论文集), 2002, 4—6.
- [4] YIN Qiu, KUANG Dingbo. Remote Sensing Application Technical Research of Water Environment [C]. Seminar of Spectrum Technology and Application of China Space Science Society (尹球,匡定波. 水环境遥感应用技术研究, 中国空间科学学会成像光谱技术与应用研讨会论文集), 2002, 18—20.
- [5] Tong Qingxi, Zheng Lanfen, Wang Jinnian et al. Study on imaging spectrometer remote sensing information for wetland vegetation [J]. *Journal of Remote Sensing* (童庆禧,郑兰芬,王晋年等. 湿地植被成像光谱遥感研究. *遥感学报*), 1997, **1**(1):50—57.
- [6] GAN Fuping, WANG Runsheng, GUO Xiaofang, et al. Discrimination and extraction of altered minerals using imaging spectral remote sensing at Chicheng-Chongli area of Hebei province, China [J]. *Geoscience* (甘甫平,王润生,郭小方,等. 利用成像光谱遥感技术识别和提取矿化蚀变信息. *现代地质*), 2000, **14**(2):465—469.
- [7] Zhao Chunjiang; Huang Wenjiang; Wang Zhijie, et al. Relationship between canopy water content and temperature of winter wheat under different water and nitrogen treatments [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (赵春江,黄文江,王之杰,等. 不同水肥处理下冬小麦冠层含水量与温度关系的研究. *农业工程学报*), 2002, **18**(2):25—28.
- [8] ZHANG Fengli. Study of Multiphasic Spectrum Characteristic of Meadow [D]. MA. Thesis. (张凤丽. 草地多时相光谱特征研究-以环青海湖地区为例. 博士学位论文, 中科院上海技术物理研究所). 2005.
- [9] LI X. An Invertible Coniferous Canopy Reflectance Model [D]. MA. Thesis. University of California, Santa Barbara. 1981.
- [10] TONG Jin-Jun, QIU Kang-Mu, LI Xiao-Wen. New method of in-flight absolute calibration for thermal infrared channels of satellite sensors [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (童进军,邱康睦,李小文. 一种卫星遥感仪器热红外通道在轨绝对辐射定标新方法. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(4):277—280.
- [11] ZHANG Bing. High Spectrum Data Excavation Assisted with Space-Time Information [D]. MA. Thesis. (张兵. 时空信息辅助下的高光谱数据挖掘. 博士学位论文, 中科院遥感应用研究所). 2005.
- [12] DONG Guang-Jun, ZHANG Yong-Sheng, FAN Yong-Hong. Image fusion for hyperspectral data of PHI and high-resolution aerial image [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (董广军,张永生,范永弘. PHI 高光谱数据和高分辨率遥感图像融合技术研究. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(2):123—126.