

高光谱图像波段子集模糊积分融合异常检测

邸 韡 潘 泉 赵永强 贺 霖

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘 要: 针对高光谱图像中背景及目标先验知识未知条件下的异常目标检测问题, 该文给出一种基于高相关性波段子集分割的模糊积分低概率目标检测融合算法。依据高光谱图像数据的波段相关性将原始高光谱数据分割为若干连续波段子集; 利用非参核密度估计得到原假设下各波段子集数据 RX 检测器输出的概率密度函数, 构造出非参隶属度映射函数; 利用数据光谱维的特征值定义目标信号噪声能量比(TNER), 衡量各波段子集信源检测结果的重要程度; 最后, 通过 Sugeno 模糊积分实现波段子集检测结果的决策级融合。使用可见光/近红外波段 OMIS-I 高光谱图像进行了实验, 实验结果证明了算法的有效性。

关键词: 高光谱图像; 异常目标检测; 检测融合; 波段子集; 模糊积分

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)02-0267-05

Anomaly Target Detection in Hyperspectral Imagery Based on Band Subset Fusion by Fuzzy Integral

Di Wei Pan Quan Zhao Yong-qiang He Lin

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: An anomaly target detection method based on the high correlation band subsets and fuzzy integral fusion is presented to deal with detecting unknown target in unknown background for hyperspectral imagery. Original hyperspectral data is divided into several continuous band subsets according to the high correlation within the subset. Applying nonparametric kernel density estimation to the RX detector output of each subset to obtain its probability density function (pdf), and a nonparametric fuzzy membership function is constructed; based on the eigenvalues in spectral dimension, a target signal-noise-ratio is defined to measure the degree of importance of detection result from each subset; finally, decision fusion is implemented through Sugeno fuzzy integral method. Experiments on visible/near-infrared OMIS-I hyperspectral imagery justify the effectiveness of the algorithm.

Key words: Hyperspectral imagery; Anomaly target detection; Detection fusion; Band subset; Fuzzy integral

1 引言

高光谱图像数据是利用成像光谱仪获取的同一场景的数十到数百个窄的连续波段的图像, 能反映出复杂背景下弱小目标和背景的差异。高光谱图像目标检测和识别已成为空基和天基平台信息获取及处理的前沿研究方向^[1-3]。常用高光谱图像目标检测算法包括异常检测算法和光谱匹配算法。异常检测算法无需目标或背景的先验光谱信息, 如以多元高斯假设和广义似然比检验为基础的 RX 算法^[4,5], 以及通过将数据向估计的背景子空间投影从而抑制背景并增强目标的低概率检测算法 LPD^[6]; 光谱匹配算法利用先验光谱构造匹配滤波器增强场景中待检测目标光谱特征最接近的信息^[4,7]。

实际航拍的高光谱图像易受大气条件、传感器噪声、吸

收带等因素的影响^[8,9], 各波段的噪声特性不完全相同。若利用全波段数据进行异常目标检测, 部分噪声波段或信噪比很小的波段数据的使用反而会降低检测性能。因此, 可以考虑将全部数据按连续波段拆分成若干信噪比特性相近的波段子集分别进行检测, 再对检测结果进行决策层融合。决策层融合方法包括符号级融合^[8]、度量级融合^[8-12]。符号级融合属于硬决策, 缺少对不确定性或信任程度的度量; 度量级的最大熵融合将各信源决策同等对待, 未考虑到信源的可靠性问题; 度量级的 DS 融合要求所使用的证据必须相互独立, 且融合结果对初始置信分配敏感, 也未考虑到信源的可靠性问题; 模糊积分是一种基于信源重要性程度的信息融合方法, 不仅考虑了各信源自身输出对信号的度量, 还考虑了各信源本身的重要程度^[12]。本文提出一种基于高相关性波段子集分割模糊积分的高光谱图像检测融合算法。首先依据高光谱图像数据波段相关性大小将原始高光谱图像数据拆分成若干波段子集, 利用非参核密度估计得到各波段子集 RX 检测器输出的概率密度函数, 构造非参模糊隶属度函数; 考虑

2006-08-02 收到, 2007-01-08 改回

国家自然科学基金重点项目(60634030), 国家自然科学基金(60172037, 60602056), 遥感科学国家重点实验室开放基金(SK050013), 航空科学基金(03D53032), 西北工业大学英才计划和校科技创新基金资助课题

到检测器性能受量测数据的目标信号噪声比影响较大,利用数据光谱维特征值构造目标信号噪声比作为表示信源重要程度的模糊密度;最后通过 Sugeno 模糊积分方法实现决策级目标检测融合。

2 高光谱数据波段子集异常检测

高光谱图像是一个三维数据立方体,将其表示为 $N \times L$ 阶矩阵 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(q), \mathbf{y}(N)]^T$, 其中 $\mathbf{y}(q) = [y_1(q), y_2(q), \dots, y_L(q)]^T$ 为第 q 个像素位置的样本, L 为波段数, N 为样本数。利用相关系数衡量高光谱图像各波段数据的相关性,第 i 波段和第 j 波段的相关系数为 $\mathbf{R}_{\text{corr}}(i, j) = \mathbf{C}(i, j) / \sqrt{\mathbf{C}(i, i)\mathbf{C}(j, j)}$, 其中 \mathbf{C} 为关于 \mathbf{Y} 的 $L \times L$ 的协方差阵。将相关性较大的连续波段分成一个波段子集,且各波段子集之间并不重叠,设共得到 K 个波段子集,且令 l_k 为第 k 个波段子集的波段数。

RXD 异常检测算法^[5,6]以多元高斯分布和广义似然比检验推导得出。在数据样本足够多时,其近似形式为 $\delta(\mathbf{y}) = (\mathbf{y} - \mathbf{u})^T \hat{\Sigma}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{u}) \begin{cases} > \eta, & \text{目标} \\ < \eta, & \text{背景} \end{cases}$, 其中 $\hat{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{y} - \mathbf{u})(\mathbf{y} - \mathbf{u})^T$, \mathbf{u} 为样本均值, η 为检测阈值。对 K 个波段子集的数据分别使用 RX 算法进行处理,将得到的 K 个检测结果 $\delta_1(\cdot), \delta_2(\cdot), \dots, \delta_K(\cdot)$ 视为信源组。

3 模糊积分用于高光谱图像波段子集目标检测决策层融合

3.1 模糊测度与模糊积分

模糊积分^[11,12]以模糊测度的概念为基础。当 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为有限集时,隶属度函数 $h(x): X \rightarrow [0, 1]$ ($h(x_1) \geq h(x_2) \geq \dots \geq h(x_n)$) 否则重新排列使满足上面顺序关系)在 X 上关于模糊测度 g 的 Sugeno 积分定义为

$$e_s = \int_A h(x) \circ g(\cdot) = \max_{i=1}^n \min[h(x_i), g(A_i)] \quad (1)$$

其中 $A_i = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 。当 g 为 g_λ 测度时, $g(A_i)$ 可由 $g(A_1) = g(\{x_1\}) = g_1$ 和 $g(A_i) = g_i + g(A_{i-1}) + \lambda g_i g(A_{i-1})$ 递推得到。其中 $g_i = g_\lambda(\{x_i\})$ 为 X 上的模糊密度, $\lambda \in (-1, \infty)$ 且 $\lambda \neq 0$ 可通过 $\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_i)$ 得到唯一解。

3.2 波段子集非参隶属度函数估计

为描述 K 个检测器输出的统计特性,须对其概率密度函数进行估计。非参核密度估计可有效提高从复杂数据样本概率密度函数的准确性^[13]。对第 k 个 ($k = 1, 2, \dots, K$) 波段子集 RX 检测输出用非参核密度估计得到检测器输出的概率密度估计 \hat{f}_k 。由于小目标的样本相对于背景样本很少,故可忽略目标样本对概率密度函数估计的影响,而将 \hat{f}_k 近似看作是第 k 波段子集的背景数据经 RX 检测器变换后而得到的,从而可得子集 k 中样本 $\mathbf{y}_k(q)$ 对应的检测器输出相对于 H_0 的似然 $p_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q)) | H_0) = \hat{f}_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q)))$, 令

$h_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q))) : \delta_k(\cdot) \rightarrow [0, 1]$ 为第 k 波段子集样本 $\mathbf{y}_k(q)$ 检测输出属于目标的度量,并将估计得到的检测器输出的概率密度值进行归一化,得到

$$h_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q))) = 1 - \frac{p_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q)) | H_0)}{\sum_{q=1}^N p_k(\delta_k(\mathbf{y}_k(q)) | H_0)} \quad (2)$$

令 $X_q = \{\delta_1(\mathbf{y}_1(q)), \delta_2(\mathbf{y}_2(q)), \dots, \delta_K(\mathbf{y}_K(q))\}$ 为对应第 q 个像素的由各波段子集检测结果组成的有限集合,从而 $\mathbf{y}(q)$ 的隶属度函数定义为一个 $X_q \rightarrow [0, 1]$ 的非参函数的映射:

$$h(\mathbf{y}(q)) = (h_1(\delta_1(\mathbf{y}_1(q))), h_2(\delta_2(\mathbf{y}_2(q))), \dots, h_K(\delta_K(\mathbf{y}_K(q)))) \quad (3)$$

3.3 波段子集模糊密度估计

要对各波段子集的检测输出进行模糊积分融合,还需得到表示各波段子集信源重要程度的模糊密度。令第 k 个模糊密度值 g_k 代表第 k 个波段子集的检测输出 $\delta_k(\cdot)$ 的重要程度。将高光谱图像第 k 个波段子集的数据描述为 $\mathbf{Y}_k = \mathbf{B}_k + \mathbf{T}_k + \mathbf{W}_k$, 其中 $\mathbf{B}_k = [b_k(1), b_k(2), \dots, b_k(q), \dots, b_k(N)]^T$ 表示背景数据, $b_k(q)$ 为第 k 波段子集背景光谱特征向量, $\mathbf{T}_k = [t_k(1), t_k(2), \dots, t_k(q), \dots, t_k(N)]^T$ 表示目标数据,若目标存在, $t_k(q)$ 为第 k 波段子集目标光谱特征向量,非目标位置 $t_k(q) = \mathbf{0}$ 。 \mathbf{W}_k 为噪声矩阵,每一列为对应波段 $N \times 1$ 维随机白噪声向量。考虑到相邻波段相关性较大及数学处理的方便,假设同一波段子集内各波段噪声是独立同分布的高斯白噪声,满足 $E[\mathbf{W}_k^H \mathbf{W}_k] = \sigma_{wk}^2 \mathbf{I}_{l_k \times l_k}$, 信号和噪声统计不相关,且目标子空间与背景子空间正交,特征值分解得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\mathbf{Y}_k} &= E[\mathbf{Y}_k^H \mathbf{Y}_k] \\ &= E[(\mathbf{B}_k + \mathbf{T}_k + \mathbf{W}_k)^H (\mathbf{B}_k + \mathbf{T}_k + \mathbf{W}_k)] \\ &= \mathbf{U}_{B_k} \mathbf{\Lambda}_{B_k} \mathbf{U}_{B_k}^H + \mathbf{U}_{T_k} \mathbf{\Lambda}_{T_k} \mathbf{U}_{T_k}^H + \sigma_{wk}^2 \mathbf{I}_{l_k \times l_k} \quad (4) \end{aligned}$$

设 r_{B_k} 和 r_{T_k} 分别为第 k 个波段子集内背景子空间阶数和目标信号子空间阶数。考虑到目标在场景中是稀疏的,相对于占场景主要部分的背景能量较弱,特征值较小,认为其满足 $\min(\sigma_{(B_k)}^2) \geq \max(\sigma_{(T_k)}^2)$, 其中 $\sigma_{(B_k)}^2$ 和 $\sigma_{(T_k)}^2$ 分别为对应背景子空间和目标信号子空间的特征值。因此将 $\mathbf{R}_{\mathbf{Y}_k}$ 得到的 r_{B_k} 个较大的主特征值看作是对应背景的特征值,将较小的 r_{T_k} 个特征值看作是对应目标的特征值,所以 $\mathbf{R}_{\mathbf{Y}_k}$ 可表示为

$$\mathbf{R}_{\mathbf{Y}_k} = [\mathbf{U}_{B_k} \mathbf{U}_{T_k} \mathbf{U}_{N_k}] \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_{B_k} & & \\ & \mathbf{\Sigma}_{T_k} & \\ & & \mathbf{\Sigma}_{N_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{B_k}^H \\ \mathbf{U}_{T_k}^H \\ \mathbf{U}_{N_k}^H \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 \mathbf{U}_{B_k} 和 \mathbf{U}_{T_k} 分别是与 r_{B_k} 个对应背景的特征值和 r_{T_k} 个对应目标的特征值对应的特征向量构成的矩阵; $\mathbf{\Sigma}_{B_k} = \text{diag}(\sigma_{(1, B_k)}^2 + \sigma_{wk}^2, \sigma_{(2, B_k)}^2 + \sigma_{wk}^2, \dots, \sigma_{(r_{B_k}, B_k)}^2 + \sigma_{wk}^2)$; $\mathbf{\Sigma}_{T_k} = \text{diag}(\sigma_{(1, T_k)}^2 + \sigma_{wk}^2, \sigma_{(2, T_k)}^2 + \sigma_{wk}^2, \dots, \sigma_{(r_{T_k}, T_k)}^2 + \sigma_{wk}^2)$; $\mathbf{\Sigma}_{N_k} = \text{diag}(\sigma_{wk}^2, \sigma_{wk}^2, \dots, \sigma_{wk}^2)$ 。考虑到检测器的检测性能受数据信噪比影响较大,定义代表波段子集信源重要程度的模糊密度 g_k 为目标信号与噪声能量之比 TNER(Target-Noise

Energy Raito):

$$g_k = T / N = \sum_{i=1}^{r_{T_k}} \sigma_{(i,T_k)}^2 / (l_k \times \sigma_{u_k}^2) \quad (6)$$

实际处理时, r_{B_k} 和 r_{T_k} 可通过先验知识确定, 当无目标和背景子空间的先验信息时, 需要通过数据估计 r_{B_k} 和 r_{T_k} 。设 \mathbf{R}_{Y_k} 由特征值分解得到的 l_k 个特征值从大到小为 $\sigma_{(1,k)}^2 \geq \sigma_{(2,k)}^2 \geq \dots \geq \sigma_{(l_k,k)}^2$, 令

$$r_{B_k} = \min \left(\arg \left(\sum_{i=1}^{I_k} \sigma_{(i,k)}^2 \geq \Delta_{B_k} \right) \right), \quad I_k \leq l_k \quad (7)$$

由于 \mathbf{R}_{Y_k} 的 l_k 个特征值中, 最小的几个特征值对应于纯噪声方差, 当相邻特征值差大于某一阈值时, 可以认为在该特征值中包含了有效信号, 因此, 估计目标子空间阶数为 ($i = 1, 2, \dots, l_k - 1$):

$$r_{T_k} = \min \left(\arg \left(\left| \sigma_{(i,k)}^2 - \sigma_{(i+1,k)}^2 \right| \leq \nabla_{N_k} \right) \right) - r_{B_k} \quad (8)$$

Δ_{B_k} 和 ∇_{N_k} 分别为第 k 个波段子集背景的方差累计值和对应于噪声的特征值差上限。

4 实验结果和分析

试验对象为一组大小为 100×100 像素的 OMIS-I 拍摄并经辐射定标后的高光谱反射率图像, 航拍高度 1200m 左右, 地面空间分辨率 3.6m 左右, 共 80 个波段, 光谱范围约为 400nm 到 1700nm。图 1(a) 为 560nm 波段的灰度图, 两个白色箭头端部指示 T1 和 T2 两个车辆目标目标点位置。对该数据进行相关性分析, 得到相关系数矩阵如图 1(b) (相关系数被规范到 0-255 之间)。根据相关系数矩阵共构造了 6 个波段子集, 并使用 TNER 来估计各自信源的重要程度, 波段分组情况及估计得到的对应模糊密度见表 1。

图 2 给出全波段 RXD 的检测结果, 图 2(a) 和 2(b) 为阈

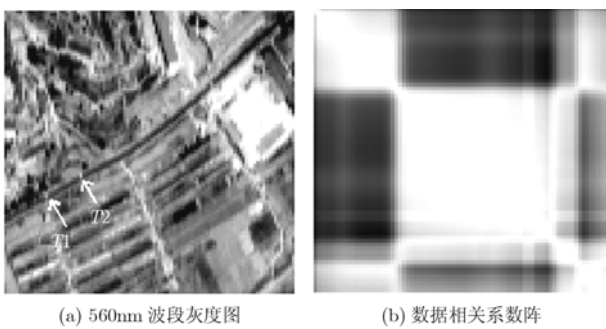


图 1 560nm 波段示意图及全波段数据相关系数阵

表 1 各波段子集模糊密度

波段子集	1~23	24~57	58~64
模糊密度 g_i	0.32478	0.36462	0.01236
波段子集	65~67	68~73	74~80
模糊密度 g_i	0.0030368	0.1321	0.1631

值 $\eta_1 = 127.92, \eta_2 = 150.92$ 时以最小虚警率分别检测到目标 T1 和 T2 的检测结果。图 3 给出各波段子集 RX 的检测结果, 均为以最小虚警率分别检测到目标 T1 和 T2 的检测结果。图 3(a) 为第 1 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 40.8, \eta_2 = 47.89$), 图 3(b) 为第 2 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 62.536, \eta_2 = 44.373$), 图 3(c) 为第 3 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 15.83, \eta_2 = 3.9642$), 图 3(d) 为第 4 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 0.4660, \eta_2 = 2.6907$), 图 3(e) 为第 5 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 15.3789, \eta_2 = 37.9671$), 图 3(f) 为第 6 波段子集检测结果 (阈值 $\eta_1 = 16.4544, \eta_2 = 22.2311$)。从图中可以看到, 不同的波段子集数据的检测结果不同。波段子集 3 和 4 的检测结果较差, 对列表 1, 可以看到这同估计出的代表信源重要程度的模糊密度是一致的。但在目标信号噪声较接近的几组波段子集, 子集检测结果同估计得到模糊密度在数量级一致的基础上稍有出入, 这主要是由于估计背景子空间和目标子空间阶数时需要经验性确定 Δ_{B_k} 和 ∇_{N_k} 可能存在误差。

对各波段子集检测输出用 Role of Thumb 准则估计其概

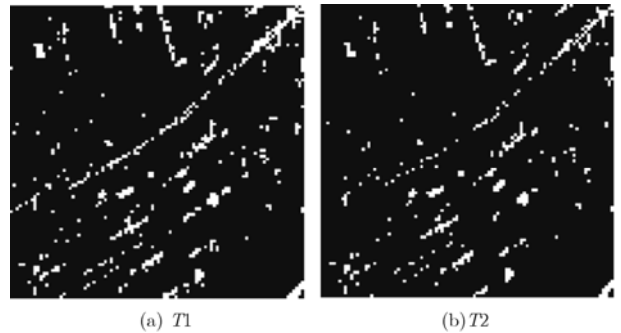


图 2 全波段 RX 检测结果

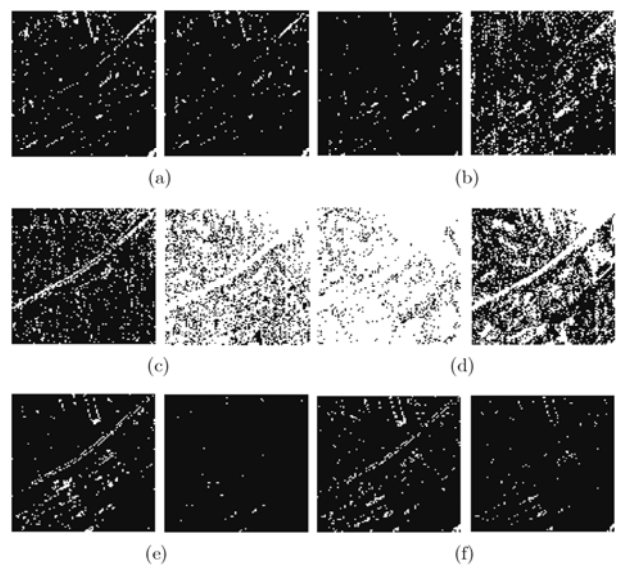


图 3 (a)-(f) 分别为波段子集 1~6 的 RX 检测结果 (左、右图分别为目标 1 和目标 2 的检测结果)

率密度函数,由式(3)计算出非参隶属度函数,结合已得的模糊密度对各波段子集检测输出进行模糊积分融合。图4(a)给出采用S模糊积分融合检测结果(阈值 $\eta_1=0.984352$, $\eta_2=0.984603$),分别为以最小虚警率分别检测到目标T1和T2的检测结果。对比全波段与和各子集RX检测结果,虚警明显大量减少。为进一步验证本文算法的有效性,对相同信源组分别采用最大熵,SUM和相关融合算法实现决策级融合,以和本文算法进行对比。图4(b)为最大熵融合得到的检测结果(阈值 $\eta_1=1.0923e-035$, $\eta_2=1.6829e-036$);图4(c)为SUM融合得到的检测结果(阈值 $\eta_1=128.98$, $\eta_2=159.1162$);图4(d)为相关融合得到的检测结果(阈值 $\eta_1=16636$, $\eta_2=2.5318e+004$)。图4(b)~4(d)均为以最小虚警率分别检测到目标T1和T2的检测结果。比较全波段与各波段子集RX检测结果,可以看到3种融合算法都改善了检测结果,虚警数目减少,其中最大熵方法又明显优于SUM融合和相关融合,但其融合检测性能仍低于本文算法。表2给出各种检测算法及检测融合算法以最小虚警率分别检测到目标T1和T2时的虚警个数。从表中可以看到,4种检测融合算法中,S模糊积分检测融合明显优于其它3种检测融合算法。同时与全波段和分波段子集的检测结果相比,虚警率大幅降低,检测效果得到了明显改善。

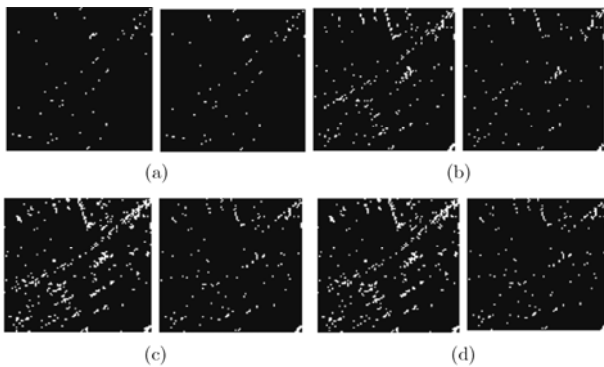


图4 (a)~(d)分别为本文算法,最大熵,SUM,相关融合检测结果,其中(a)~(d)中的左侧图为检测到T1,右侧图为检测到T2

表2 各种检测及检测融合方法虚警个数比较

检测算法	T1	T2
S 积分融合	70	70
最大熵融合	275	142
SUM 融合	536	190
相关融合	516	190
全波段(RX)	629	457
波段子集 1 (RX)	466	295
波段子集 2 (RX)	219	1278
波段子集 3 (RX)	474	7483
波段子集 4 (RX)	9132	4253
波段子集 5 (RX)	461	34
波段子集 6 (RX)	687	152

5 结束语

本文提出一种基于波段子集分割模糊积分决策层融合的异常检测方法。通过分析高光谱图像数据波段间的相关性将数据分成若干波段子集;构造目标信噪能量比衡量各波段子集检测结果的重要程度,削弱和避免低信噪比波段数据对检测造成的影响;根据目标的低概率性,通过非参数核密度估计方法求取检测器输出概率密度函数以构造非参隶属度函数;利用 Sugeno 模糊积分在决策层融合实现检测。理论分析和实验都表明了本文算法的有效性。本文算法也有一些问题需注意,由于实际数据不一定严格满足目标子空间和背景子空间正交的假设,且估计目标子空间和背景子空间阶数时需要经验性确定噪声特征值差分上限和背景方差累计值,因此估计的准确性会受到这两个因素的影响,但由于最终融合结果取决于模糊隶属度函数和模糊密度双重因素,因此融合结果具有一定的鲁棒性。

参考文献

- [1] Stein D, Schoonmaker J, and Coolbaugh E. Hyperspectral imaging for intelligence, surveillance, and reconnaissance. AD report A434124, 2001.
- [2] Peterson C E D, Brown S D, and Hattenberger T J, *et al.* Surface and buried landmine scene generation and validation using the digital imaging and remote sensing imaging generation model. AD report A424769, 2004.
- [3] Unmanned Aerial Vehicle Roadmap 2002-2027. Secretary Office of American Defense Department, December 2002.
- [4] Manolakis D. Taxonomy of detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *Optical Engineering*, 2005, 44(6): 1-11.
- [5] Reed I S and Yu X L. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1990, 38(10): 1760-1770.
- [6] He Lin, Pan Quan, Zhao Yongqing, and DI Wei. An automatic target detection algorithm for hyperspectral imagery based on feature-level fusion. *SPIE Proceedings of Conference on MIPPR: SAR and Multispectral Image Processing*. 2006, Vol.6043: 164-169.
- [7] 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.
He L, Pan Q, and Zhao Y Q, *et al.* CFAR target detection in unknown background based on subspace projection in aerial hyperspectral imagery. *Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica*, 27(4), 2006: 657-662.
- [8] Manolakis D and Shaw G. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(1): 29-43.
- [9] Stein D, Stocker A, and Beaven S. The fusion of quadratic

- detection statistics applied to hyperspectral imagery. AD Report A392913, 2001.
- [10] 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.
- He L, Pan Q, and Zhao Y Q, *et al.* Anomaly detection in hyperspectral imagery based on feature fusion of band subsets. *Acta Photonica Sinica*, 2005, 34(11): 1752-1755.
- [11] Tahani H and Keller J. Information fusion in computer vision using the fuzzy integral. *IEEE Transactions on SMC*, 1990, SMC-20(3): 733-741.
- [12] 刘永祥, 黎湘, 庄钊文. 基于 Choquet 模糊积分的决策层信息融合目标识别. 电子与信息学报, 2003, 25(5): 695-699.
- Liu Y X, Li X, and Zhuang Z W. Decision-level information fusion for target recognition based on choquet fuzzy integral. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2003,25(5): 695-699.
- [13] Turlach B A. Bandwidth Selection In kernel density estimation : a Revise. <http://citeseer.ist.psu.edu/214125.html>.
- 邸 韡: 女, 1982 年生, 硕士生, 研究方向为目标检测、多光谱图像分析.
- 潘 泉: 男, 1961 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 目前主要研究方向为动态系统建模、多目标跟踪与识别、信息融合、智能监控、C³I 技术、多尺度系统理论等.
- 赵永强: 男, 1976 年生, 博士, 讲师, 研究方向为多源图像融合、偏振图像分析以及目标识别.
- 贺 霖: 男, 1973 年生, 博士生, 研究方向为信息融合、图像模式识别、多元信号处理.