

基于三维 GMRF 的高光谱图像空天融合目标检测

陈善静¹, 康青¹, 顾忠征², 王正刚¹, 沈志强¹, 蒲欢¹, 辛颖¹

(1. 后勤工程学院 国防建筑规划与环境工程系, 重庆 401311;
2. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051)

摘要: 针对传统高光谱目标检测技术仅依靠单一的航空或航天高光谱图像进行目标检测, 未能综合利用航空和航天遥感成像各自优势的问题, 结合三维高斯马尔科夫随机场(GMRF)模型和 D-S 证据理论提出了一种空天融合目标检测方法。利用三维 GMRF 算法分别对航空航天遥感图像进行目标检测, 再将检测结果进行决策级 D-S 证据理论融合, 实现空天融合目标检测。实验结果表明, 该目标检测技术实现了空天高光谱图像的优势互补, 提升了目标检测精度, 是一种融合处理空天高光谱遥感图像的目标检测新方法。

关键词: 高光谱图像; 目标检测; 高斯马尔科夫随机场; 空天融合检测模型; D-S 证据理论
中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.S223003

Hyperspectral target detection by airborne and spaceborne image fusion based on 3D GMRF

Chen Shanjing¹, Kang Qing¹, Gu Zhongzheng², Wang Zhenggang¹, Shen Zhiqiang¹, Pu Huan¹, Xin Ying¹

(1. Department of National Defense Construction Planning and Environment Engineering, Logistical Engineering University, Chongqing 401311, China; 2. College of Science, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: To solve the problem that traditional hyperspectral target detection is based on either airborne image or spaceborne image, and doesn't utilize the advantage of aerial and space imaging comprehensively, a target detection method for airborne and spaceborne image fusion, which combined 3D GMRF with D-S evidence theory, was proposed in this paper. The 3D GMRF detection results from airborne image and spaceborne image were fused by D-S evidence theory in decision level. The experimental results show that the proposed target detection method complements the advantage of aerial hyperspectral image and space hyperspectral image, and enhances accuracy on target detection. This technology is new target detection method by fusing the aerial and space hyperspectral image.

Key words: hyperspectral image; target detection; GMRF;
detection model of airborne and spaceborne image fusion; D-S evidence theory

收稿日期: 2016-08-08; 修订日期: 2016-09-07

基金项目: 国家 863 计划(2013AA030704); 后勤工程学院青年科学基金(X2050105)

作者简介: 陈善静(1985-), 男, 讲师, 博士, 主要从事高光谱遥感技术及应用、信号与信息处理方面的研究。

Email: chengshanjing_11@163.com

0 引言

高光谱成像能同时获得地物目标的光谱信息和空间形状信息,在目标检测与精确识别方面有着巨大的技术优势和应用前景。当前高光谱图像目标检测通常基于单一平台遥感图像进行,利用数理统计、模式识别和机器视觉等理论结合图像光谱信息实现目标的发现、分类与识别。随着航空航天技术与光谱成像技术的飞速发展,利用空天多遥感平台获得地物目标实时或近实时的高光谱图像已成为可能。空天多平台获得遥感数据融合处理、优势互补、相互印证,最大程度地发掘高光谱图像中各类目标特征信息,将成为遥感图像目标精确检测识别的重要研究方向。

高光谱图像目标检测按是否使用到目标先验信息可分为光谱匹配检测和异常检测。参考文献[1]提出了一种基于聚类核空间 RX 算法 (CKRX) 的高光谱图像异常与变化检测方法。该方法将背景像素分组聚类,应用快速特征值分解算法获得异常变化信息,并结合图像变化特征对目标进行检测,其探测/虚警率和计算时间较传统 KRX 算法都有较大改善。参考文献[2]提出了一种基于回归型正交子空间投影(ROSP)的高光谱图像目标检测方法,该方法根据回归方程对 OSP 进行递归迭代处理,避免了对特征矩阵进行求逆运算,提高了算法运算速度,并可实现非监督条件下光谱信号种类数量变化监测,在自动目标检测方法具有较好的应用前景。王彩玲等人提出了一种空谱联合探测高光谱影像目标探测算法,该算法将传统的基于统计的目标探测算子与空域邻域聚类算法相结合,通过对潜在目标区域进行质心邻域聚类和迭代运算,实现了对高光谱图像中大目标的精确探测^[3]。Kaufman 等人分析了同时将航空高光谱图像与高分辨率全色图像融合处理对目标探测及分类的影响,通过对光谱特征和空间特征进行特征级融合,可有效降低目标探测的虚警率和误分类率,并且在目标精确探测与分类方面特征级融合其作用效果优于像素级融合方法^[4]。Schweizer 等人根据高光谱图像中各检验样本点的空间相关性和光谱相关性提了一种基于高斯马尔科夫随机场的高光谱目标检测算法。该算法在广义似然比算子基础上有效地利用了高光谱图像的空间信息和光谱信息,并且避免了矩阵求逆运算,在检测精度和运算速度上

都有较大的改进^[5-8]。Jafari 等人提出了一种基于决策融合结构的高分辨率遥感图像分类识别方法,该方法将单一投票表决和基于 EMD 测度的模糊识别应用到决策融合中实现了对可见光遥感图像中多类目标的精确分类识别^[9]。参考文献[10]对基于 SVMs 和 D-S 理论的卫星遥感数据决策级融合方法进行了研究,相关研究结果表明卫星遥感信息融合处理对目标探测识别的精确性、可靠性和容错性都有较大提升。

整体而言,传统目标检测算法通常大多依据光谱特征进行探测与识别,目标空间形状几何信息用于检测识别也开始逐渐受到关注和重视,而将航空航天高光谱遥感图像融合处理用于目标检测与精确识别方面的研究却较为鲜有报道。根据以上分析,为了发掘航空和航天高光谱图像各自优势,并综合应用光谱-空间特征信息,实现对高光谱目标的精确检测,文中结合三维 GMRF 模型和 D-S 证据理论提出了一种空天融合目标检测方法。从目标光谱-形状特征综合应用和空天遥感信息融合处理角度对传统高光谱目标检测方法进行改进,有效地提高了目标检测精度。

1 基于三维 GMRF 的目标检测算法

1.1 基于三维 GMRF 的高光谱数据模型

在高光谱图像数据中,各类目标样本呈多元正态分布,任意像素点任意一点受周围邻域点的影响相同,并且在局部统计背景下,图像中任意一点可以看作邻域点的线性组合。高光谱图像的以上特性为利用高斯马尔科夫数据模型对其进行建模提供了基础。将高斯马尔科夫模型应用于高光谱目标检测中时为了充分利用空间和光谱信息需要进行三维扩展,形成三维 GMRF 模型。三维 GMRF 模型的一阶空间位置关系如图 1 所示。

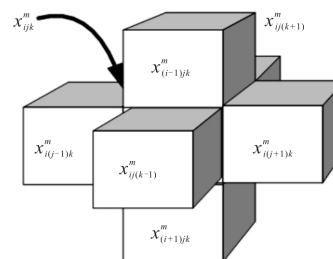


图 1 一阶三维 GMRF 模型的空间位置关系图

Fig.1 Space-position relationship for the first order 3D GMRF model

其中, $x_{i,j,k}$ 为马尔科夫窗口内去均值后的像素点的 DN 值, 其中 i, j, k 分别为像素点的空间位置和光谱位置。根据马尔科夫特性, 选择一阶三维 GMRF 模型利用邻域像素点对 x_{ijk}^m 进行线性重构, 得到其预测估计值 \hat{x}_{ijk}^m , 其表达式为:

$$\hat{x}_{ijk}^m = \beta_h(x_{i(j-1)k}^m + x_{i(j+1)k}^m) + \beta_v(x_{(i-1)jk}^m + x_{(i+1)jk}^m) + \beta_s(x_{ij(k-1)}^m + x_{ij(k+1)}^m) + \varepsilon_{ijk}^m \quad (1)$$

式中: β_h, β_v 和 β_s 分别为空间维水平方向、垂直方向和光谱维方向的权重系数, 也代表对像素点 x_{ijk}^m 的预测估计系数; ε_{ijk}^m 为最小均方估计误差。根据狄利克雷(Dirichlet)边界条件, 估计误差 ε_{ijk}^m 具有零均值, 即 $E(\varepsilon_{ijk}^m) = 0$ 。用矩阵形式改写公式(1), 可得如下表达式:

$$AX_m = \varepsilon_m \quad (2)$$

式中: X_m 为背景向量, 矩阵 A 的具体表达式为^[5,11]:

$$A = I_{N_k} \otimes A_1 + H_{N_i}^1 \otimes A_2 \quad (3)$$

其中,

$$\begin{aligned} A_1 &= I_{N_i} \otimes B + H_{N_j}^1 \otimes C \\ A_2 &= I_{N_i} \otimes D \\ B &= -\beta_h H_{N_j}^1 + I_{N_j} \\ C &= -\beta_v I_{N_j} \\ D &= -\beta_s I_{N_k} \end{aligned} \quad (4)$$

三维 GMRF 模型的背景协方差阵的逆矩阵 Σ_x^{-1} 可表示为:

$$\Sigma_x^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} A \quad (5)$$

1.2 背景模型参数估计

为了对变换矩阵 A 中未知参数 $\beta_h, \beta_v, \beta_s$ 进行求解, 利用背景观测向量 X_1, X_2, \dots, X_n 对未知参数进行最大似然估计, 取导数为零的极值点构成方程组进行求解。由于背景向量 X_1, X_2, \dots, X_n 彼此独立, 并且联合概率密度服从多元高斯数据分布, 因此将公式(5)带入似然函数概率密度的表达式

$$\begin{aligned} f(X_1, X_2, \dots, X_n | \theta) &= \frac{|A|^{\frac{n}{2}}}{(2\pi\sigma)^{\frac{nN_i N_j N_k}{2}}} \times \\ &\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{m=1}^n X_m^T A X_m\right) \end{aligned} \quad (6)$$

对似然函数取负对数, 进行二阶泰勒级数展开后, 取导数为零的极值点构成方程组。解以上方程组, 得到 $\hat{\beta}_h, \hat{\beta}_v, \hat{\beta}_s$ 的近似的估计^[6-7]:

$$\hat{\beta}_h = \frac{\xi \chi_h}{|\chi_h| \cos\left(\frac{\pi}{N_j+1}\right) + |\chi_v| \cos\left(\frac{\pi}{N_i+1}\right) + \alpha |\chi_s| \cos\left(\frac{\pi}{N_k+1}\right)} \quad (7)$$

$$\hat{\beta}_v = \frac{\xi \chi_v}{|\chi_h| \cos\left(\frac{\pi}{N_j+1}\right) + |\chi_v| \cos\left(\frac{\pi}{N_i+1}\right) + \alpha |\chi_s| \cos\left(\frac{\pi}{N_k+1}\right)} \quad (8)$$

$$\hat{\beta}_s = \frac{\alpha \xi \chi_s}{|\chi_h| \cos\left(\frac{\pi}{N_j+1}\right) + |\chi_v| \cos\left(\frac{\pi}{N_i+1}\right) + \alpha |\chi_s| \cos\left(\frac{\pi}{N_k+1}\right)} \quad (9)$$

其中,

$$\alpha = \frac{N_k(N_j-1)}{N_j(N_k-1)} \quad (10)$$

$$\xi = 0.5 - \delta \quad (11)$$

式中: δ 为一小量, 以确保估计值在参数空间内。

1.3 单边假设检验模型

将高光谱图像中选取的局部数据处理窗口分为两部分, 分别为: 背景区域和未知类别的检验区域, 如图 2 所示, 其中, 背景区域大小为 $I \times J$, 未知类别检验区域大小为 $N_i \times N_j$ 。设由背景区域构建的观测向量为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$; 由未知检验区域构建未知类检验向量为 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_m]$, 其中, X_i 和 Y_i 分别由对应区域的马尔科夫窗口获得。

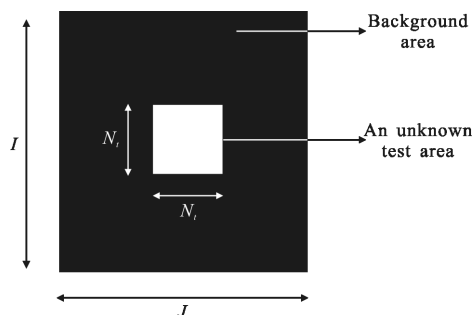


图 2 处理窗口背景区域和未知类别检验区域示意图

Fig.2 Sketch map of processing window for background area and an unknown test area

在单边假设检验条件下, 检测算法只关注高光谱图像处理窗口的背景模型, 通过计算未知类别检

验向量相对到背景模型的 GMRF 统计距离进行目标检测。根据 1.1 节获得的背景模型的协方差矩阵,在单边假设条件下三维 GMRF 目标检测算子为:

$$D_{\text{GMRF}}(Y_i) = \frac{1}{m} \sum_{m=1}^n (Y_i - \mu)^T \times \Sigma_x^{-1} (Y_i - \mu) \begin{matrix} > \eta & H_1 \\ < \eta & H_0 \end{matrix} \quad (12)$$

式中: η 为目标检测阈值。通过选择适当的检测阈值即可将未知观测向量 Y_i 区分为目标或者背景,从而达到异常检测的目的。

2 基于 D-S 证据理论的空天融合检测模型

D-S 证据理论在数据融合与信息提取领域有着广泛应用。此节以 D-S 证据理论为基础构建空天融合目标检测模型,给出了空天融合处理的基本步骤、流程和参数设置,为空天融合目标检测奠定了基础。

2.1 D-S 证据融合基本原理

基本概率赋值函数 m , 对于任一命题 $A \in \Theta$, 函数 m 可实现从幕集 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射变换, 即

$$\begin{cases} 0 \leq m(A) \leq 1 \\ m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为基本概率赋值函数。 $m(A)$ 直接体现了对命题 A 的支持程度或对命题 A 的信任程度。

D-S 证据合成规则是信息合成的关键步骤, 它将两个或多个系统获得的证据按各自的基本概率赋值函数合成一个系统综合概率赋值函数, 以此函数作为多证据联合作用时判决依据。在同一识别框架 Θ 中存在两批证据 A 和 B , 其分别对应的基本概率赋值函数 $m_1(A)$ 和 $m_2(B)$, 根据 Dempster 提出的证据合成原理, 两批证据 A 和 B 经 D-S 证据合成后的系统综合基本概率赋值函数为^[12]:

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A \cap B = A} m_1(A_i) m_2(B_i)}{1 - K} & A \neq \Phi \\ 0 & A = \Phi \end{cases} \quad (14)$$

其中,

$$K = \sum_{A \cap B = \Phi} m_1(A_i) m_2(B_i) \quad (15)$$

式中: K 通常被称为证据冲突额度。 K 越接近 1, 证据 A 和证据 B 的冲突额度越大, D-S 证据合成结果的

可信性也越低; 反之, K 越接近 0, 证据 A 和证据 B 的冲突额度越小, D-S 证据合成结果的可信性也就越高。

2.2 空天融合目标检测模型

在 D-S 证据理论的基础上对空天融合检测模型的相关参数及处理步骤定义如下: 设识别框架 $\Theta = \{H_0, H_1\}$, 其中, H_0 表示未发现目标, H_1 表示发现目标, 航空和航天图像中对于识别状态 H_0 的决策信度为 B_{10}, B_{20} , 航空和航天图像中对于识别状态 H_1 的决策信度为 B_{11}, B_{21} 。对于各个目标检测系统的准确性采用系统识别概率 $P_i, i = \{1, 2\}$ ^[13]。利用 D-S 证据融合理论将航空高光谱图像目标检测结果和航天高光谱图像目标检测结果进行信息融合, 得到空天融合检测决策信度 B_1, B_0 , 其基本步骤如下:

(1) 将基于航空高光谱图像的三维 GMRF 检测器和基于航天高光谱图像的三维 GMRF 检测器的决策信度 B_{11}, B_{20} 分别乘以系统识别概率 P_i , 得到新的决策信度 B_{11}', B_{20}' , 其中, $B_{11}' = P_i B_{11}, B_{20}' = P_i B_{20}$ 。

(2) 将基于航空高光谱图像的三维 GMRF 检测器和基于航天高光谱图像的三维 GMRF 检测器的结果分别作为一条证据, 决策信度 B_{11}', B_{20}' 分别为识别状态 H_1 和 H_0 的基本信任分配函数 $m_i(H_1), m_i(H_0)$, 全集 Θ 的基本信任分配函数为 $m_i(\Theta) = 1 - B_{11}' - B_{20}'$ 。

(3) 根据公式(14)进行证据融合, 获得 D-S 证据融合后的决策信度 $B_1 = m(H_1), B_0 = m(H_0)$ 。

(4) 比较 D-S 融合后的决策信度, 根据公式(16)得出融合检测结果, 其中 η 为检测阈值。

$$\begin{matrix} H_1 \\ (B_1 - B_0) > \eta \\ H_0 \end{matrix} \quad (16)$$

文中空天融合目标检测方法的基本流程如图 3 所示。

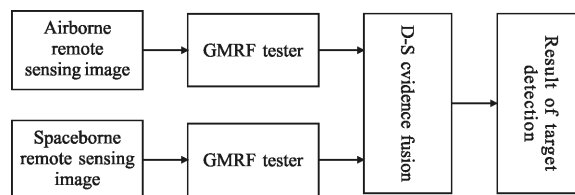


图 3 基于三维 GMRF 的空天融合检测方法基本流程
Fig.3 Flow chart of target detection method by airborne and spaceborne image fusion based on 3D GMRF

3 实验结果与分析

为了对文中方法的有效性进行验证, 利用 AVIRIS 扫描 Sandi ego 海军飞行实验基地的高光谱数据进行了三组对比实验。高光谱图像波长范围为 429~2 470 nm, 去除低信噪比和水汽吸收较严重的波段后剩余 189 个波段。文中设计的三组实验分别为: 航空高光谱图像三维 GMRF 算法检测实验和航天高光谱图像三维 GMRF 算法检测实验, 此两组算法主要对比验证三维 GMRF 算法与传统高光谱目标检测算法的检测效果。第三组实验为空天融合检测算法仿真实验, 主要对比验证文中提出的空天融合目标检测算法与航空高光谱图像三维 GMRF 算法和航天高光谱图像三维 GMRF 算法的检测效果。

3.1 航空高光谱图像三维 GMRF 算法检测实验

文中首先对用于空天融合检测算法中的三维 GMRF 目标检测算法进行了飞机目标样本检测实验。为了验证三维 GMRF 算法的有效性, 选取了三种广泛应用的标准对比算法进行实验, 三种算法分别: RX 算法、自适应匹配滤波 (AMF)^[13-14] 和正交子空间投影 (OSP)。实验中相关参数设置如下: 三维 GMRF 算法的外窗口为 9×9, 内窗口为 3×3。由于 RX 算法对背景模型的高斯特性依赖性更强, 因此 RX 算法的外窗口取为 25×25, 内窗口为 3×3。AMF 和 OSP 算法的目标窗口均为 3×3。由于整个图像中异常目标分布具有较大的随机性, 受实验条件的限制不可能完全统计出高光谱中的小飞机的准确分布。实验中只对高光谱图像中飞机目标分布比较明确的区域进行检测。图 4 中黑色多边形内的区域为检验区域, 区域内的小多边形区域表示待检测的飞机样本点。整个检验区域二值化标定后其分布情况如图 5 所示。对飞机样本点的二值化标定后其分布情况如图 6 所示, 其中背景像素点 4 522 个, 小飞机样本点 190 个。

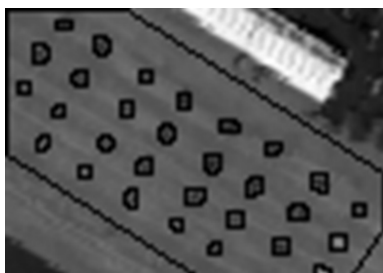


图 4 检验区域和飞机样本分布情况

Fig.4 Distribution of test area and plane samples



图 5 二值化标定后的检验区域分布情况

Fig.5 Distribution of test area after two binary



图 6 二值化标定后的飞机样本点分布情况

Fig.6 Distribution of plane samples after two binary

文中采用 ROC 曲线来对四种目标检测算法的检测概率和虚警概率进行定量分析。图 7 为四种算法对飞机样本点检测结果的 ROC 曲线。从图中可以看出三维 GMRF 对小飞机样本点的检测效果最好, 整个曲线位于坐标图的最左上角。AMF 算法的 ROC 曲线位于四条曲线的最右下方, 其检测效果最差。RX 检测算法的检测结果较 AMF 算法有一定改善, 但不及 OSP 算法的对目标的检测性能。根据 ROC 曲线图可以发现, 在固定虚警率为 0.1 时, 三维 GMRF 算法的检测概率最大, 在 0.96 左右; 其次是 OSP 算法在 0.83 左右; 再次是 RX 算法, 其检测概率在 0.33 左右; AMF 的检测效果最差, 只有 0.22 左右。四种算法对高光谱图像的检测结果如图 8 所示。

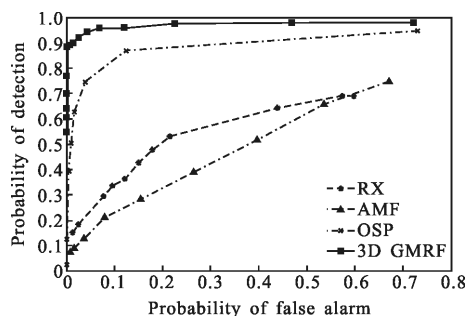


图 7 四种算法对飞机样本点检测结果的 ROC 曲线

Fig.7 ROC curves for plane samples detection by four algorithms

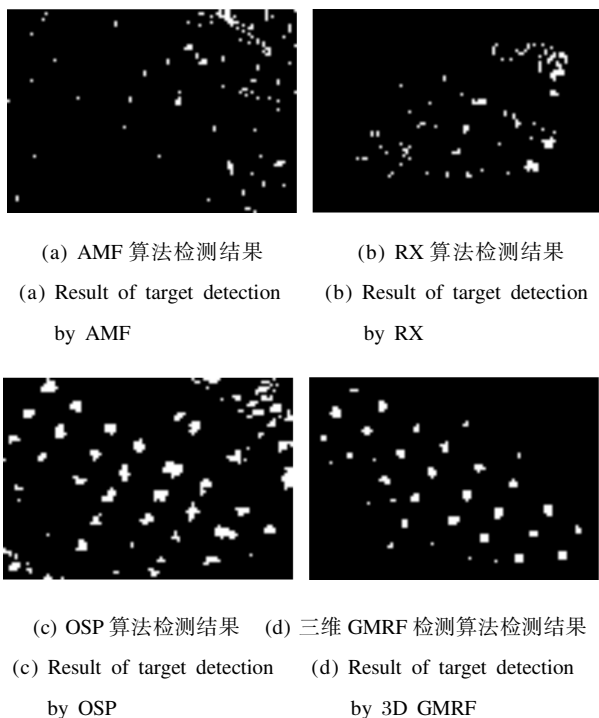


图 8 四种算法对高光谱图像的检测结果(虚警率为 0.1)

Fig.8 Results of target detection by four algorithms in hyperspectral image(probability of false alarm is set to 0.1)

3.2 航天高光谱图像三维 GMRF 算法检测实验

此部分实验所用数据为 Sandi ego 海军实验基地航拍高光谱图像经课题组前期研究的融合仿真建模方法变换处理后得到的航天高光谱图像, 相关变换处理方法见参考文献[15]。实验以此仿真模拟航天高光谱图像进行算法对比验证实验。由于仿真模拟得到的高光谱图像面积较小, 因此三维 GMRF 算法采用固定背景窗口法, 即选择固定坐标点附近外窗作为背景窗口进行目标检测。

图 9 中实线带圆圈的曲线为三维 GMRF 算法检测航天高光谱图像中飞机目标点得到的 ROC 曲线。为了便于对比算法效果, 相应的给出了 3.1 节实验中其他三种算法的 ROC 曲线。从图中可以看出, 基于航天遥感图像的三维 GMRF 算法对飞机样本点的检测效果优于 RX、AMF 算法。虽然基于航天遥感图像的三维 GMRF 算法在虚警率低于 0.06 的小区间范围内其检测精度略差于 OSP 算法, 但整体而言, 基于航天遥感图像的三维 GMRF 算法的检测精度都优于 OSP 算法。相对于基于航空遥感图像的三维 GMRF 算法, 基于航天遥感图像的 GMRF 算法检测性能略有下降, 这主要是空天变换后图像的分辨

率变大, 目标部分信息丢失, 造成其检测精度变差。基于航天遥感图像的三维 GMRF 算法检测结果如图 10 所示。从图中可以看出, 由于使用了固定背景窗口的三维 GMRF 算法, 并且图像左下角和右上角的区域跟背景区域存在较大差异, 因此这两部分区域也被错误地检测为了目标点。但此区域不在检验区域内, 因此对该区域检测结果无效, 并不计算到检测概率和虚警概率中。综合以上分析, 三维 GMRF 目标检测算法在航天高光谱图像中有较好的检测效果, 优于多种对比算法。

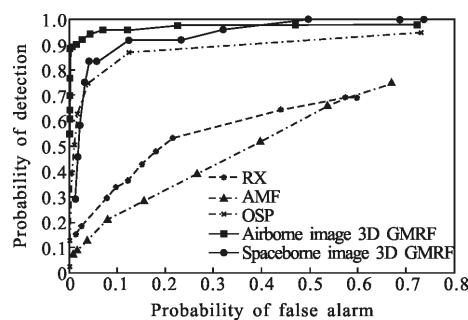


图 9 利用航天高光谱图像对小飞机样本点检测结果的 ROC 曲线对比图

Fig.9 Comparison of ROC curves for small plane samples detection using space hyperspectral image



图 10 基于航天遥感图像的三维 GMRF 算法检测结果图
Fig.10 Result of target detection based on 3D GMRF in hyperspectral image

3.3 空天融合检测算法仿真实验

文中选择 3.1 节的航空高光谱图像和 3.2 节用到的航天高光谱图像进行空天融合目标检测实验。实验中设基于航空图像的 GMRF 算法的识别概率 $P_{r1}=0.97$, 其他相关参数见 3.1 节。基于航天图像的 GMRF 算法的识别概率 $P_{r2}=0.90$, 其他相关参数见 3.2 节。在空天图像目标检测 D-S 证据融合中, 将归一化的 GMRF 统计距离作为有无目标时的决策信

度 B_n, B_{n0} 。航空遥感图像经过 GMRF 检测算法获得的 GMRF 统计距离图如图 11 所示。航天遥感图像经过 GMRF 检测算法后目标检查区域的 GMRF 统计距离如图 12 所示。

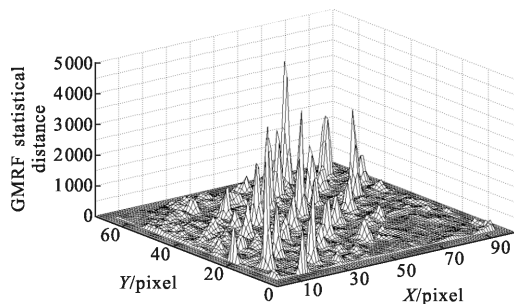


图 11 航空遥感图像 GMRF 统计距离图

Fig.11 GMRF statistical distance for airborne remote sensing image

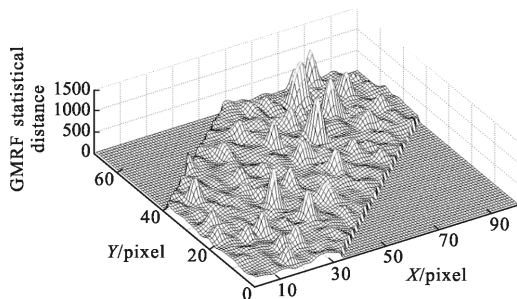


图 12 航天遥感图像目标检测区域的 GMRF 统计距离图像

Fig.12 GMRF statistical distance for spaceborne remote sensing image in test area

根据 2.2 节的空天图像目标检测模型在有无目标的决策信度分别为 B_1, B_0 , 其对应的基本概率分布如图 13 和图 14 所示。通过设定不同的检测阈值再根据公式(16)即可实现基于三维 GMRF 的空天融合目标检测。对目标检测的 ROC 曲线如图 15 所示。

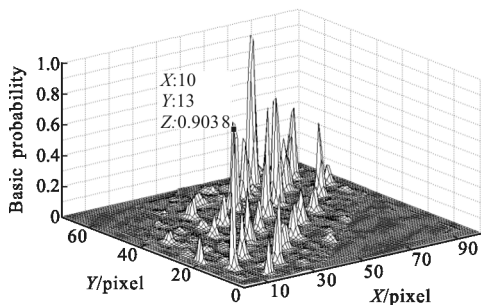


图 13 D-S 证据融合后目标存在时(H_1)的基本概率

Fig.13 Basic probability for target detected after D-S evidence fusion(H_1)

从 ROC 曲线图中可以看出通过 D-S 证据融合后的空天融合目标检测算法仅在虚警率小于 0.016 的区间内对飞机样本的检测率略低于基于航空遥感图像 GMRF 算法, 但整体而言, 空天融合检测算法的 ROC 曲线在整个坐标空间的分布更偏左上角, 该算法整体性能优于单独的基于航空遥感图像或航天遥感图像的 GMRF 目标检测算法。图 16 为空天融合目

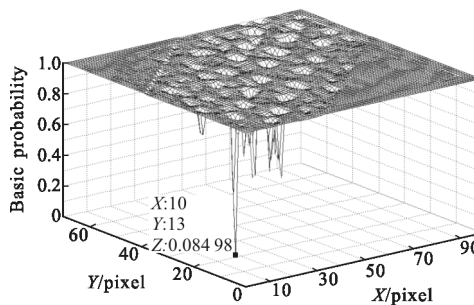


图 14 D-S 证据融合后目标不存在时(H_0)的基本概率

Fig.14 Basic probability for target not detected after D-S evidence fusion(H_0)

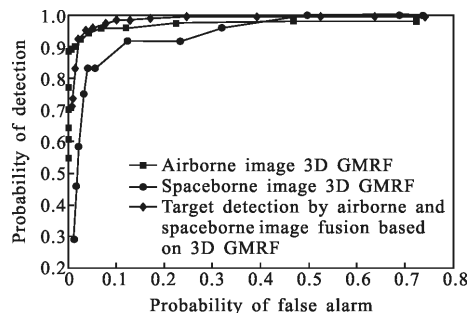


图 15 基于三维 GMRF 的空天融合目标检测 ROC 曲线对比图
Fig.15 Comparison of ROC curves for target detection by airborne and spaceborne image fusion based on 3D GMRF

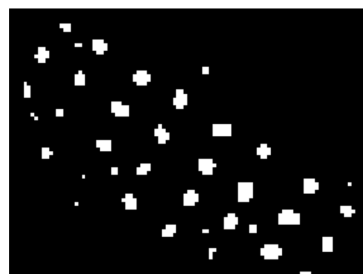


图 16 基于三维 GMRF 的空天融合目标检测结果图
(检测概率:0.935,虚警概率:0.037)

Fig.16 Result picture of target detection by airborne and spaceborne image fusion based on 3D GMRF(probability of detection: 0.935, probability of false alarm: 0.037)

标检测算法在检测概率为 0.935, 虚警概率为 0.037 时对飞机样本点的检测结果图。在多种目标检测对比算法中, 文中提出算法的 ROC 曲线处于最左上角, 其整体算法优于其他对比算法。从检测结果图还可以看出, 文中目标检测算法的检测结果与飞机目标的真实分布较为相近, 目标检测结果优于单独基于航天或航空图像的三维 GMRF 目标检测算法。

4 结论

文中提出的基于三维 GMRF 的空天融合目标检测方法以充分利用航空遥感图像和航天遥感图像各自信息优势为出发点, 在基于三维 GMRF 的目标检测算法和 D-S 证据理论的基础上, 建立了基于空天高光谱图像的目标检测数据融合处理模型, 将航空高光谱图像和航天高光谱图像通过三维 GMRF 检测器的检测结果进行 D-S 证据融合, 以此改善单独基于航空或航天图像的传统目标检测算法的探测概率和虚警概率。多种算法对比实验结果表明: 基于三维 GMRF 的高光谱图像空天融合目标检测方法其目标探测性能整体优于对比算法。文中方法将空天遥感图像的目标检测结果以像素为单元进行决策融合, 实现了空天遥感图像优势互补, 检测目标的精确探测。从目标检测 ROC 曲线可以看出, 文中提出的空天融合检测方法在相同虚警率条件下能达到更高的目标检测概率。

参考文献:

- [1] Zhou J, Kwan C, Ayhan B, et al. A novel cluster kernel RX algorithm for anomaly and change detection using hyperspectral images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(11): 6497–6504.
- [2] Song M P, Chang C I. A theory of recursive orthogonal subspace projection for hyperspectral imaging [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(6): 3055–3072.
- [3] Wang Cailing, Wang hongwei, Hu Bingliang, et al. A new spectral-spatial algorithm method for hyperspectral image target detection [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(4): 1163–1169. (in Chinese)
- [4] Kaufman J R, Eismann M T, C M. Assessment of spatial-spectral feature-level fusion for hyperspectral target detection [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(6): 2534–2544.
- [5] Schweizer S M, Maura J M F. Efficient detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(4): 584–594.
- [6] Wang L J, Gao K, Cheng X M, et al. A hyperspectral imagery anomaly detection algorithm based on Gauss-Markov model [C]//International Conference on Computational and Information Sciences (ICIS), 2012, 7: 135–138.
- [7] Schweizer S M, Maura J M F. hyperspectral imagery: clutter adaptation in anomaly detection [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2000, 46(5):1855–1871.
- [8] Li S S, Zhang B, Chen D, et al. Adaptive support vector machine and Markov random field model for classifying hyperspectral imagery [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2011, 5: 053538–1–12.
- [9] Jafari A, Heidarpour M. A decision fusion framework for high-resolution remote-sensing image classification [C]//2015 9th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP), Tehran, Iran, 2015, 11: 219–222.
- [10] Chang Z, Liao X J, Liu Y, et al. Research of decision fusion for multi-source remote-sensing satellite information based on SVMs and DS evidence theory [C]//2011 Fourth International Workshop on Advanced Computational Intelligence (IWACI), 2011, 10: 416–420.
- [11] Moura J M F, Balram N. Recursive structure of noncausal Gauss-Markov Random Fields [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, 3(38): 334–354.
- [12] Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Effects of random measurements on the performance of target detection in hyperspectral imagery [C]//Proceedings of SPIE Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XVII, 2011, 8048: D1–D13.
- [13] Sun Jixiang. Pattern Recognition [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2002. (in Chinese)
- [14] Truslow E, Manolakis D, Pieper M, et al. Performance prediction of matched filter and adaptive cosine estimator hyperspectral target detectors [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2337–2350.
- [15] Chen Shanqing, Hu Yihua, Sun Dujuan. A simulation method by air and space integrated fusion based on hyper-/multi-spectral imagery [J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(20): 2042011–2042018. (in Chinese)