

基于HMM核超球面支持向量机的 超宽带SAR未爆物检测

宋 千, 金 添, 周智敏

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 利用机载超宽带合成孔径雷达(UWB SAR)探测地下未爆物(UXO)具有安全和高效的优点. UXO检测分为预筛选和鉴别. 预筛选从大面积SAR图像中提取若干怀疑目标, 而鉴别则将这些怀疑目标分成UXO和杂波从而降低虚警. 本文提出隐马尔可夫模型(HMM)核的超球面支持向量机(H Ω SVM)UXO鉴别器. H Ω SVM基于结构风险最小原理并利用核特征空间中的超球面区分UXO和杂波能够解决小训练样本集和无典型杂波样本两个问题. 此外将描述UXO多方位特征的HMM作为H Ω SVM核函数进一步提高了UXO的鉴别性能. 实测数据处理结果表明, HMM核H Ω SVM优于HMM和高斯核H Ω SVM等UXO鉴别器.

关键词: 超宽带; 合成孔径雷达; 隐马尔可夫模型核; 超球面支持向量机; 未爆物

中图分类号: TN959 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2009)07-1502-07

UltraWideband Synthetic Aperture Radar Unexploded Ordnance Detection Using HMM Kernel Hypersphere Support Vector Machine

SONG Qian, JIN Tian, ZHOU Zhimin

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Using airborne UltraWideBand Synthetic Aperture Radar (UWB SAR) to detection underground unexploded ordnance (UXO) has the advantages of safety and efficiency. UXO detection is composed of prescreening and discrimination. Pre2 screening is to extract several suspected targets from SAR imagery of wide areas and discrimination is to classify these suspected targets into UXO and clutter to reduce false alarms. In this paper, the Hidden Markov Model (HMM) kernel Hyper Sphere Support Vector Machine (H Ω SVM) UXO discriminator is proposed. HMM kernel H Ω SVM employs the structural risk minimization theory and uses hypersphere in kernel feature space to classify UXO and clutter, which can solve the two problems of a small training set and without typical clutter samples. In addition, the HMM, which describes the UXO multiaspect feature, is used as the kernel function of H Ω SVM can improve the UXO discrimination performance further. The field data processing discrimination results show that HMM kernel H Ω SVM outperforms the HMM and the Gaussian kernel H Ω SVM in UXO discrimination.

Key words: ultra2wideband; synthetic aperture radar (SAR); hidden Markov model (HMM) kernel; hypersphere support vector machine; unexploded ordnance

1 引言

在战争中遭受轰炸区域内会遗留许多没有爆炸的炸弹, 统称为未爆物(UXO). 全世界至少有60个国家存在大量UXO, 每年造成大量人员伤亡, 其中80%为平民^[1]. 目前UXO清理工作主要依靠电磁感应器和磁力计等^[2,3], 虽然它们能够有效探测浅埋和深埋的UXO, 但这些设备必须贴近地表工作效率不高. 因此不少研究人员提出大区域分层次探测策略, 即利用机载系统确定UXO区域的大致范围, 然后利用地面系统探测单个

UXO并进行排除^[4].

机载超宽带合成孔径雷达(UWB SAR)工作在低频区, 能够穿透地表获得浅地表目标的二维高分辨SAR图像. 虽然UWB SAR的地表穿透能力有限, 只能探测到浅埋的UXO, 但是通过对浅地表UXO的探测可以实现轰炸区域边界的快速标定. 美国陆军实验实(ARL)利用车载BoomSAR系统模拟机载UWB SAR工作方式进行了浅地表UXO探测的试验和信息处理算法的研究^[5]. 国内也建成了轨道地表穿透SAR(Rai2GPSAR)试验系统, 开展了机载UWB SAR浅地表UXO探测的研究.

UWB SAR 图像 UXO 检测通常分成两步: 预筛选和鉴别. 预筛选是从大面积 SAR 图像中提取若干怀疑目标, 称为感兴趣区域(ROI), 减小后续鉴别的数据量; 而鉴别则是进一步区分这些 ROI 降低虚警. 预筛选针对大面积 SAR 图像进行, 数据量较大, 因此通常选择计算量小的方法; 而鉴别只针对若干 ROI 进行, 可以采用较复杂的算法. 由于预筛选遗漏的 UXO 在鉴别中不可能再被检测到, 因此预筛选要求极高的检测概率, 同时虚警也大幅度增加. ARL 提出了三种预筛选算法^[6]: 扩展匹配(expansion matching)滤波、标准偏差筛选和内外环能量比; 它们基于目标散射能量特征的不同方面, 依次作用于原始图像逐步减少提取的 ROI 数目. 目前 UWB SAR UXO 探测实用化的最大问题就是虚警率太高^[4], 因此本文重点研究 UXO 检测中的鉴别器设计问题, 后面实测数据的预筛选采用基于散射能量特征方法中最简单的双参数恒虚警(CFAR)技术^[7].

UXO 鉴别就是将预筛选提取的 ROI 分成 UXO 和杂波, 其中存在两个问题: 无典型杂波样本和小学习样本集. 由于 UXO 检测中的杂波可能是非 UXO 的任何物体, 不可能用一个或几个模式能够描述的, 因此鉴别器训练时不可能获得典型的杂波样本, UXO 鉴别更接近 Tax 提出的一类分类问题^[8]. ARL 利用隐马尔可夫模型(HMM)作为 UXO 鉴别器, 因为在 HMM 训练中只需要 UXO 样本而不需要杂波样本. 但是 HMM 属于基于经验风险最小原理的经典模式识别方法, 它基于演绎推理, 依赖概率论中的大数定律保证其算法的渐进特性, 但是在解决样本有限的问题时存在缺陷. 在 UXO 鉴别中, 虽然可以获得一定数量的 UXO 训练样本, 但仍然属于小训练样本学习问题, 因此一些理论上很优秀的模式识别方法分类效果并不理想. 与经典的模式识别方法相比, 统计学习理论(Statistical Learning Theory, SLT)是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论. 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)就是一种基于 SLT 的通用学习方法. SVM 遵循结构风险最小化原理, 与经典模式识别方法相比泛化能力明显提高. 传统 SVM 是利用高维核特征空间中的超平面实现分类^[9], 这里简称为超平面 SVM(HyperPlaneSVM, HP2SVM), 并用于 UWB SAR 叶簇覆盖目标检测^[10]. HP2SVM 的训练需要目标和杂波两类样本, 在叶簇覆盖车辆鉴别中, 虚警主要为树干杂波, 因此可以获得典型的杂波样本; 但正如前面对 UXO 鉴别中杂波特点的分析, HP2SVM 并不合适. 本文利用核特征空间中分界面为超球面的 SVM, 这里简称为超球面 SVM(Hyper SphereSVM, HS2SVM)作为 UXO 鉴别器. HP2SVM 不仅利用了 SVM 对小样本学习问题具有较强泛化能力的优点, 而且只需要 UXO 训练样本. 我们曾经利用高斯核 HS2SVM 实现了地雷检测^[11].

而 UXO 与地雷相比具有多方位(multi aspect)特征, 因此本文将描述 UXO 散射特性的 HMM 作为 HS2SVM 核函数进一步提高鉴别性能. 通过 Rail2GPSAR 系统实测数据对 HMM、高斯核 HS2SVM 和 HMM 核 HS2SVM 的比较, 验证了 HMM 核 HS2SVM 性能最优.

2 Rail2GPSAR 系统简介

Rail2GPSAR 系统是轨道地表穿透冲激 SAR, 信号有效频带为 300MHz 到 119GHz. 轨道长约 24m, 天线高约 313m, 用于模拟机载 UWB SAR 条带成像方式. 系统采用收发分置, 通过收发双天线的不同配置, 可以实现多极化工作模式. 收发天线均为平面 TEM 喇叭天线, 波束角为 $\pm 60^\circ$. Rail2GPSAR 系统可以一次完成约 88m² 场景的有效探测. 在成像区域内有 6m@6m 深 1m 的人工坑, 用于获得不同土壤环境和埋地深度下的 UXO 数据. Rail2GPSAR 系统和试验场地的光学照片如图 1 所示. 试验采用的 UXO 模型可以近似为头尾一样的圆柱体, 其直径和长度分别为 155mm 和 840mm.

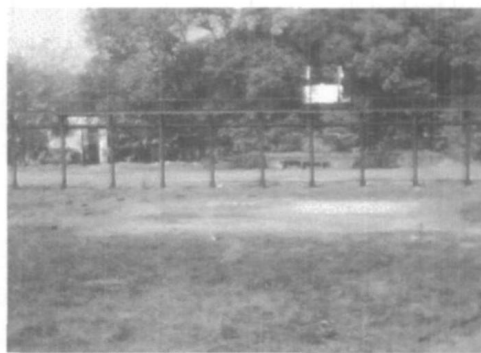


图1 Rail-GPSAR系统和试验场景

利用 UWB SAR 对地下目标成像时需要考虑电磁波在空气和土壤界面的折射和土壤中的色散. 我们曾提出了修正波前重构算法^[12]和修正后向投影算法^[13]进行折射和色散的校正, 并且研究了直接在图像域进行折射和色散校正的后滤波方法^[14]. 后面我们均认为折射和色散的影响已被校正.

3 UXO 特征提取及其隐马尔可夫模型

3.1 基于空间波数分布和不变矩的 UXO 多方位特征提取

由于 SAR 只具有二维成像能力, SAR 图像为目标散射函数在二维成像平面的投影, 因此下面的讨论均在成像平面 r - y 上进行, 其中 r 和 y 分别表示斜距和方位. 雷达平台沿 y 方向匀速直线运动, 在不同孔径位置发射宽带信号并接收目标反射回波, 如图 2 所示, 其中 H_0 和 H_1 分别为雷达对目标中心的方位角和 UXO 姿态角. 虽然目标回波包含的方位信息受成像积累角(限制 $(-\pi/2, \pi/2)$), 但对于 UWB SAR 而言, 为了

获得与高波段 SAR 相当的方位分辨率需要的积累角相当大. 以 Rai2GPSAR 系统为例, 系统中心频率为 1.1 GHz, 为了获得 0.1m 的名义方位分辨率, 需要的 (为 86b. 本文假设 UXO 头部和尾部散射特性基本相同, 因此 UXO 可以看成 90b 对称, 故取 $H \in [0, P/2]$; ARL 的研究结果表明, 上述假设对于利用 HMM 描述 UXO 散射状态是合适的^[6].

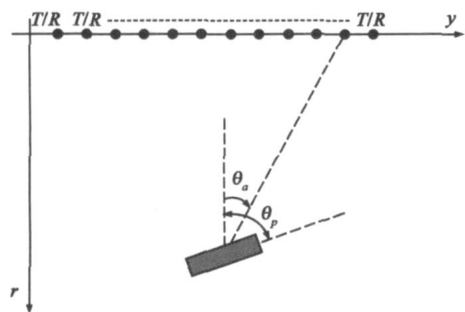


图2 超宽带SAR成像几何示意图 (T/R表示发射/接收)

ARL 曾利用矩量法(MoM)对 UXO 进行电磁建模并与实测结果对比, 理论计算和实测结果均表明, UXO 散射特性随目标与雷达相对位置的变化而变化, 但主要可以分成三个状态(s_1 、 s_2 和 s_3), 如图 3 所示^[6]. UXO 在每个状态内, 散射特性变化比较缓慢, 分别代表了不同的散射机理. 在 s_1 中, UXO 的头部或尾部的散射占主要部分; 在 s_2 中, UXO 的头部和尾部的散射占主要部分; 在 s_3 中, UXO 侧面散射占主要部分.

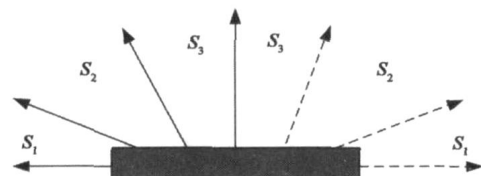


图3 UXO三个散射状态示意图

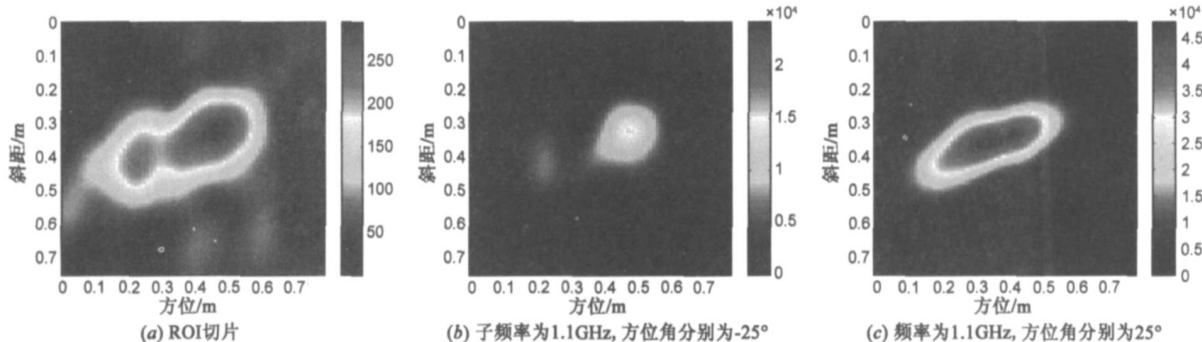


图4 姿态角为65度的UXO ROI切片和CWD-SWD处理结果

本文利用图像序列幅度来表征正侧闪烁特征; 为了进一步增强幅度特征的鲁棒特性, 我们取每幅图像前 20% 最大像素值的平均作为幅度特征, 并取对数减小动态范围. 由于 SWD 在获得频率和方位散射信息的同时仍然保持了图像的空间高分辨, 因此能够获得散

射函数的空间分布特征. 我们曾提出了基于空间2波数变换 (SWD) 的 UWB SAR 目标特征提取方法, 该方法能够在不损失图像二维空间分辨率的同时获取散射函数的频率和方位角特征^[11]. 本文利用基于 Cho2Williams 分布 (CWD) 的 SWD(记为 CWD2SWD) 进行 UXO 特征提取,

$$f_{CWD}(r, y, k_r, k_y) = \text{mm}^5(rc, r^{\hat{c}}, yc, y^{\hat{c}}) \#f(rd + \frac{rc}{2}, yd + \frac{yc}{2}) f^*(rd - \frac{rc}{2}, yd - \frac{yc}{2}) \# \exp[jr^{\hat{c}}(r - rd)] \exp[jy^{\hat{c}}(y - yd)] \# \exp(-jk_r rc - jk_y yc) drcd rdd r^{\hat{c}} dycd yd d y^{\hat{c}} \quad (1)$$

式中 k_r 和 k_y 分别为斜距波数和方位波数, $5(\#)$ 为抑制交叉项的核函数,

$$5(rc, r^{\hat{c}}, yc, y^{\hat{c}}) = \exp[-A_r(rc r^{\hat{c}})^2 - A_y(yc y^{\hat{c}})^2] \quad (2)$$

其中 A_r 和 A_y 非负, 分别为斜距和方位向的平滑参数, 控制交叉项抑制程度.

由式(1)可以获得频率 f 和方位角 H 下目标二维散射能量函数的估计:

$$\hat{g}(r, y; f, H) = f_{CWD}(r, y, \frac{4Pf}{c} \cos H, \frac{4Pf}{c} \sin H) \quad (3)$$

式中 c 为电磁波在真空中的传播速度.

虽然 CWD2SWD 为了抑制交叉项会带来一定程度的分辨率损失, 但理论分析和实测数据处理结果均证明 CWD2SWD 能够保持与 ROI 图像切片相当的二维高分辨^[15]. 由于噪声能量往往在整个频段内均匀分布, 而 UXO 散射能量在某些频率附近却很强, 因此从这些频率对应的不同方位角图像序列中获取特征, 能够增强特征对噪声的鲁棒性. 某姿态角为 65b 的 UXO 图像切片及其 CWD2SWD 处理结果如图 4 所示, 图 4(b) 和图 4(c) 显示该 UXO 在方位角 - 25b 和 25b 时分别对应散射状态 s_2 和 s_3 , 这与实际情况也是吻合的.

射函数的空间分布特征, 但是由于同一散射状态而不同姿态角 UXO 的 CWD2SWD 结果之间存在平移和旋转, 所以不能直接作为特征向量. 因此本文利用 7 个不变矩定量描述图像序列, 它们对图像具有良好的比例、旋转

和平移不变性的优点^[16]. 虽然 Hu 不变矩的高阶矩(三阶中心矩)对噪声比较敏感^[17], 但通过前面的分析可知, SWD 处理增强了图像的信噪比, 因此 Hu 不变矩能够获得较稳健的特征量. 同时考虑到不同深度 UXO 图像的整体强度不同, 因此我们首先对图像序列利用其最大值归一化, 然后计算其 Hu 不变矩. 同样由于 7 个不变矩之间数值差异较大, 我们取其绝对值的对数来减小动态范围.

基于 CWD2SWD 和不变矩表示, 我们可以利用某个频率下的 N 个方位角图像序列获取 UXO 鉴别特征 $X = (x_1, x_N)$, 其中 $x_n (n = 1, \dots, N)$ 为幅度特征加上 7 个不变矩组成的 8 维向量. 在 Rai2GPSAR 系统实测数据中, 由于天线波束角约为 60b, 因此我们取 H 从 -30b 到 30b 间隔 5b 的 13 个值 ($N = 13$), f 为 11.1GHz 频率参数取值主要出于两点考虑: (1) Rai2GPSAR 系统中心频率为 11.1GHz, 该频率附近发射功率最强; (2) 电磁建模结果表明, 试验中所用的 155mm 直径 UXO 散射函数在 11.1GHz 附近有一个峰值. 因此 UXO 对应 f 为 11.1GHz 时的 CWD2SWD 结果具有较高的信噪比. 对于方位角间隔 5b 是为了满足构造 HMM 的要求, 保证不会遗漏回波中应有的散射状态^[6]. 由于 H 的范围为 60b, 对于某些姿态角的 UXO 不可能获取其全部 3 种散射状态的信息, 这将对鉴别器性能产生一定影响. 由于本文重点研究鉴别器设计问题, 对频率和方位角的最优取值不再进行深入讨论.

3.1.2 UXO 散射的 HMM 模型

通过上面的分析可知, 不同孔径位置回波的散射特性和雷达 2 目标中心连线与 UXO 轴线的夹角 H 有关, 同样基于 UXO 头部和尾部相同的假设, H 的范围为 0 到 $P/2$, 它与 H_1 和 H_2 的关系为:

$$H = \begin{cases} -H_1 - H_2, & -P/2 \leq H_1 + H_2 < 0 \\ H_1 + H_2, & 0 \leq H_1 + H_2 \leq P/2 \\ P - H_1 - H_2, & P/2 < H_1 + H_2 \leq P \end{cases} \quad (4)$$

当雷达平台在 $(0, u)$ 处时, H 可以通过目标 ROI 切片的中心坐标 (r_n, y_n) 确定,

$$H = \arctan\left(\frac{y_n - u}{r_n}\right) \quad (5)$$

因此当雷达平台沿方位向引起 H 变化而引起 H 变化, 这时目标散射状态也相应改变, 但是由于不知道待探测目标的姿态角, 因此我们无法通过式确定目标回波的散射状态. 这种情况适合利用 HMM 来描述这种状态隐藏的变化过程^[18].

HMM 是一种状态隐含、观察特征依概率相关可见的双随机过程, 其对应的有限马尔可夫状态是隐含的, 所能看见的只是与这些状态依概率相关的一系列观察

值. HMM 可以表示为 $\# = (S, p, A, f_{x|s})$. 设 HMM 的状态数为 M , 则:

$$S = (s_1, s_2, \dots, s_M) \quad (6)$$

表示 HMM 的 M 个状态集合, 其中 $s_i (1 \leq i \leq M)$ 为 HMM 的第 i 个状态;

$$p = (P_1, \dots, P_M) \quad (7)$$

表示初始状态概率的 M 维向量, 其中 $P_m (1 \leq m \leq M)$ 是初始状态为 s_m 的概率. 作为初始状态概率, P_m 满足

$$\sum_{m=1}^M P_m = 1; \quad A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1M} \\ s & s & s \\ a_{M1} & \dots & a_{MM} \end{pmatrix} \quad (8)$$

表示 $M \times M$ 维的状态转移概率矩阵, 其中 $a_{nm} (1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq M)$ 表示由状态 s_n 转移到状态 s_m 的概率. 根据转移概率的物理意义, a_{nm} 应该满足 $0 \leq a_{nm} \leq 1$, 并且对于 $1 \leq m \leq M$, 有 $\sum_{n=1}^M a_{nm} = 1$; $f_{x|s}$ 表示在状态 s 下观测特征向量 x 的概率密度函数.

在 HMM 建模过程中, 由前面 UXO 散射特性分析可以确定 HMM 的状态数 $M = 3$; s_1, s_2 和 s_3 对应的 H 范围分别为 $U_1 = 20b, U_2 = 45b, U_3 = 25b$, 因此可以估计初始状态概率 P_m 为

$$P_m = \frac{U_m}{\sum_{i=1}^3 U_i}, m = 1, 2, 3 \quad (9)$$

为了不遗漏回波中目标的散射状态, 相邻观测之间 H 的变化 ΔH 必须小于 U_1, U_2 和 U_3 , 在后面实测数据处理中, ΔH 取 5b. 于是 A 只有主对角线和次对角线的元素非零,

$$a_{ij} = \begin{cases} (U_i - \Delta H) / U_i, & i = j \\ \Delta H / (2U_i), & |i - j| = 1 \\ 0, & |i - j| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

而状态 s_m 时, 观测特征向量 x 的概率密度函数 $f_{x|s_m}$ 利用混合高斯模型进行建模,

$$f_{x|s_m} = \sum_{k=1}^K X_{km} G_k(L_{km}, 2_{km}) \quad (11)$$

式中 $G_k(\#)$ 为高斯概率密度函数, L_{km} 和 2_{km} 分别为 $G_k(\#)$ 的均值向量和协方差矩阵, X_{km} 为状态 s_m 时 $G_k(\#)$ 的混合系数, 需要满足

$$\sum_{k=1}^K X_{km} = 1, m = 1, \dots, M \quad (12)$$

与 ARL 建立的 HMM 一样, 本文取 $K = 2$.

根据 UXO 散射的物理特征大致确定了其 HMM 中各参数的初始值, 然后可以利用 Baum2Welch 算法^[19] 进一步优化这些参数. Rai2GPSAR 系统实测数据出来表

明, BaumWelch 算法优化后的 HMM 参数基本收敛到初始值附近. 一旦确定了某一对象的 HMM 参数 S, p, A 和 $f_{x|s}$, 便可以认为已经建立了该对象的 HMM 模型. 将待检测目标与该 HMM 进行匹配, 根据匹配度的大小确定其是否为该 HMM 所描述的对象.

设 $X = (x_1, x_N)$ 为某怀疑目标特征提取得到的特征向量, 则 X 与确定的 HMM 的匹配度可以用似然概率 $P(X|\#)$ 表示. 给定状态序列 $q = \{q_1, \dots, q_N\}$ 时的似然概率为

$$P(X|q, \#) = f_{x_1|q_1} f_{x_2|q_2} \dots f_{x_N|q_N} \quad (13)$$

式(13)中假设某个状态下的观测特征向量与其它状态下的观测特征向量独立, 虽然对于同一目标而言, 这个假设存在误差, 但由于 UXO 不同散射状态差异较大, 因此近似成立. 于是 X 和 q 的联合似然概率为

$$P(X, q|\#) = P(X|q, \#)P(q|\#) \quad (14)$$

其中 $P(q|\#)$ 表示 HMM 产生状态序列 q 的概率,

$$P(q|\#) = P_{q_1} a_{q_1 q_2} a_{q_2 q_3} \dots a_{q_{N-1} q_N} \quad (15)$$

因此 X 的似然概率 $P(X|\#)$ 是对所有可能状态序列的求和,

$$P(X|\#) = \sum_{\text{all } q} P(X|q, \#)P(q|\#) \quad (16)$$

实际应用时, 式(16)可以通过前向算法或后向算法提高计算效率^[20].

4 HMM 核 HS2SVM

4.1 HS2SVM 的原理

为了提高 SVM 对噪声和异常样本的鲁棒性, 实际应用中, SVM 通常采用软边缘算法. 设输入模式集 $\{X_i\} < R^n$ 由地雷样本组成, HS2SVM 就是寻找超球面 (a, R) , 其中 a 和 R 分别为超球面的球心和半径. 最优超球面 (a_0, R_0) 为式(17)表示的优化问题的解:

$$\begin{aligned} \text{Min}_{a, R, N} R^2 + C \sum_{i=1}^I N_i \\ \text{s.t. } \|X_i - a\|_2^2 \leq R^2 + N_i \\ N_i \geq 0, i = 1, \dots, I \end{aligned} \quad (17)$$

利用核函数 $K(\#, \#)$ 代替输入空间中的内积运算并引入非负 Lagrange 乘子 $A = [A_1, \dots, A_I]$, 式的优化问题可以写为:

$$\begin{aligned} \text{Max}_A \sum_{i=1}^I A_i K(X_i, X_i) - \sum_{i,j=1}^I A_i A_j K(X_i, X_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^I A_i = 1, 0 \leq A_i \leq C, i = 1, \dots, I \end{aligned} \quad (18)$$

$A_i > 0$ 对应的 X_i 称为支持向量 (Support Vector, SV), 其中 $0 < A_i < C$ 对应的 X_i 又称为规范 SV (Normative SV, NSV), NSV 被正确分类, 其 $N_i = 0$; 其余 SV 被误判, 其 $N_i > 0$.

最优超球面的 a_0 和 R_0 分别表示为:

$$a_0 = \sum_{X_i \in \text{SV}} A_i X_i \quad (19)$$

$$R_0^2 = K(X_k, X_k) - 2 \sum_{X_i \in \text{NSV}} A_i K(X_k, X_i) + \sum_{X_i, X_j \in \text{NSV}} A_i A_j K(X_i, X_j) \quad (20)$$

式中 X_k 为 NSV. 考虑到噪声的影响, 取若干 NSV 计算结果的平均作为 R_0 . 设某 ROI 的特征向量为 X , 其输入空间中的决策函数为

$$\begin{aligned} f(X) = R_0^2 - K(X, X) + 2 \sum_{X_i \in \text{SV}} A_i K(X, X_i) \\ - \sum_{X_i, X_j \in \text{NSV}} A_i A_j K(X_i, X_j) \end{aligned} \quad (21)$$

当 $f(X)$ 大于 0 则判该 ROI 为 UXO, 否则为杂波.

4.2 HMM 核的计算

核函数需要满足 Mercer 条件^[9], 其中最常用的核函数之一是高斯核:

$$J_G(X_i, X_j) = \exp\left[-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{2R_G^2}\right] \quad (22)$$

式中 $R_G > 0$ 是高斯核宽度.

虽然高斯核 HS-SVM 也可以用于 UXO 鉴别, 但是它没有考虑 UXO 散射状态随雷达平台运动的变化信息. 因此本文利用 HMM 作为 HS2SVM 的核函数. 给定两个特征向量 $X_i = [x_{i1}, \dots, x_{iN}]$ 和 $X_j = [x_{j1}, \dots, x_{jN}]$, HMM 核 $J_{\text{HMM}}(X_i, X_j)$ 的计算如下^[21].

初始化: 给定 HMM 的参数 S, p, A 和 $f_{x|s}$;

for $m = 1: M$

$$DPr(m) = f(x_{i1}|s_m) f(x_{j1}|s_m) P_m$$

end

for $n = 1: N$

$$\text{Kern} = 0$$

for $m = 1: M$

$$DP(m) = 0$$

for $mc = 1: M$

$$DP(m) = DP(m) + f(x_{in}|s_m)$$

$$f(x_{jn}|s_m) a_{nmc} DPr(mc)$$

end

$$\text{Kern} = \text{Kern} + DP(m)$$

end

$$DPr = DP$$

end

输出: $J_{\text{HMM}}(X_i, X_j) = \text{Kern}$.

5 实测数据处理结果

试验中 UXO 埋设深度分别为表面和 15cm. 我们均利用表面不同姿态角 UXO 数据训练鉴别器, 然后对埋设深度 15cm 的 UXO 数据进行检测. UXO 埋设深度

15cm 时,共进行了 8 次试验,每次分别在黏土和沙土中各埋设 1 个 UXO,每次试验 UXO 的姿态不同.通过预筛选共得到 53 个怀疑目标,其中有 16 个为 UXO,其余 37 个为虚假目标.HMM、高斯核 HS2SVM 和 HMM 核 HS-SVM 的接收机工作特性(ROC)曲线如图 5 所示.HMM 和高斯核 HS2SVM 的检测性能相当,因为 HMM 利用了 UXO 散射状态转移信息而高斯核 HS2SVM 则基于结构风险最小原理,各有优点.三种鉴别器中,相同检测概率下,本文提出的 HMM 核 HS2SVM 具有更低的虚警率,因此最适合 UXO 鉴别.

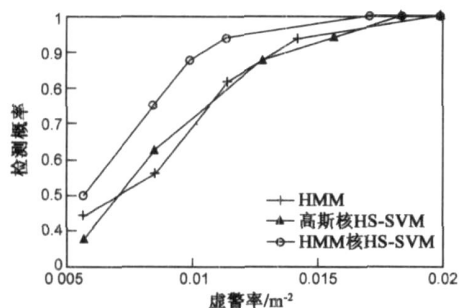


图5 HMM、高斯核HS-SVM和HMM核HS-SVM检测性能比较

6 结论

本文提出了基于 HMM 核 HS2SVM 的 UXO 鉴别方法,解决了小样本和无典型杂波训练样本下的 UXO 鉴别问题.HMM 核 HS2SVM 不仅充分利用了 UXO 散射多方位特征,而且基于结构风险最小原理对小样本学习问题具有更强的泛化能力.利用 Rai2GPSAR 系统实测数据验证了 HMM 核 HS2SVM 能够在相同检测概率下实现更低的虚警率.文中 Rai2GPSAR 系统实测数据均为 UXO 轴线与地面平行情况.实际中,UXO 也存在斜插入土壤的情况,即 UXO 轴线与地面有一定夹角.这时利用 3 个状态的 HMM 已经不能很好描述 UXO 的散射特性.虽然 HMM 需要进行相应的修正,但本文提出的 HMM 核 HS2SVM 鉴别器仍然适用.我们将在以后的试验中录取相应数据,结合修正后的 HMM 进一步检验本文方法的有效性.

参考文献:

[1] Morikawa M, Taylor S, Persons M. Deaths and injuries due to unexploded ordnance (UXO) in northern Lao PDR (Laos) [J]. Injury, 1998, 29(4): 301- 304.
 [2] Marr B, Torriente P, Miller J, et al. Parameterized likelihood ratio method for EMI unexploded ordnance detection [A]. In Proceedings of Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets IX [C]. Orlando, FL: SPIE, 2004. 843- 854.
 [3] Zhang Y, Collins L, Carin L. Physics model based unexploded

ordnance discrimination using wideband EMI data [A]. In Proceedings of Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets VIII [C]. Orlando, FL: SPIE, 2003. 1023 - 1034.

[4] Andrews A, Ralston J, Tuley M. Research on ground penetrating radar for detection of mines and unexploded ordnance: current status and research strategy [R]. Alexandria, VA: IDA, 1999.
 [5] Carin L, Geng N, McClure M, et al. Wide area detection of land mines and unexploded ordnance [J]. Inverse Problems, 2002, 18(3): 575- 609.
 [6] Dong Y, Runkle P R, Carin L, et al. Multi aspect detection of surface and shallow buried unexploded ordnance via ultra wide band synthetic aperture radar [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(6): 1259- 1270.
 [7] Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, et al. Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102- 116.
 [8] Tax D. One class classification: concept learning in the absence of counterexamples [D]. Delft Netherlands: Delft University of Technology, 2001.
 [9] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121- 167.
 [10] Krishnapuram B, Sichina J, Carin L. Physics based detection of targets in SAR imagery using support vector machines [J]. IEEE Sensors Journal, 2003, 3(2): 147- 157.
 [11] Jin T, Zhou Z, Chang W, et al. Aspect invariant feature extraction and associated landmine detector in UWB SAR [A]. In Proceedings of 2006 International Conference on Radar [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006. 607- 610.
 [12] Jin T, Zhou Z, Chang W. Modified wavefront reconstruction imaging formation for standoff GPEN SAR [J]. Electronics Letters, 2005, 41(10): 616- 618.
 [13] Jin T, Zhou Z, Chang W. Ground penetrating synthetic aperture radar subsurface imaging model and its modified Back Projection algorithm [A]. In Proceedings of the 9th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing [C]. Istanbul: ISPRS Working Groups, 2005. 11- 13.
 [14] Jin T, Zhou Z, Chang W, et al. A post filter method for refraction and dispersion effects compensation in GPSAR image [A]. In Proceedings of 2006 International Conference on Radar [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006. 1022- 1025.
 [15] 金添, 周智敏, 宋千. 一种基于空间波数分布的超宽带 SAR 地雷目标特征提取新方法 [J]. 自然科学进展, 2007, 17(1): 114- 121.
 [16] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Trans. Information Theory, 1962, 8(2): 179- 187.

- [17] Hupkens T M, Clippel J. Noise and intensity invariant moments [J]. Pattern Recognition Letters, 1995, 16(4): 371-376.
- [18] Runkle P, Nguyen L H, McClellan J H, et al. Multi-aspect target detection for SAR imagery using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(1): 46-55.
- [19] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.
- [20] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification (2nd ed) [M]. England: John Wiley & Sons, Inc., 2001. 129-137.
- [21] Shawe-Taylor J, Cristianini N. Kernel Methods for Pattern Analysis [M]. England: Cambridge University Press, 2004. 406-410.

作者简介:



宋 千 男. 副教授、博士、IEEE 会员. 1973 年 10 月出生. 1995 年、1997 年和 2001 年在国防科技大学分别取得工学学士、工学硕士和工学博士学位. 主要从事宽带/超宽带雷达技术与高速实时信号处理等方面研究工作.



金 添 男. 副教授、博士、IEEE 会员. 1980 年 2 月出生. 2002 年、2003 年和 2007 年在国防科技大学分别取得工学学士、工学硕士和工学博士学位. 主要从事合成孔径雷达成像、目标检测和机器学习等方面的研究工作.
E-mail: tianjin@nuct.edu.cn