

基于隐马尔可夫模型的多孔径 SAR 目标检测¹

蒋咏梅 梁甸农

(国防科技大学电子工程学院 长沙 410073)

摘 要 穿透叶簇的 VHF/UHF 超宽带 (UWB)SAR 具有相对带宽很宽, 积累角大的特点, 可同时获得距离、方位两个方向的高分辨能力, 能用于探测叶簇隐蔽的军用车辆等人工目标而有着重要的军事应用价值。在多孔径 SAR 成像的基础上, 本文用隐马尔可夫模型对人工目标和叶簇等杂波建模, 可有效地检测目标, 实现一个 ATR 系统的预筛选处理。

关键词 合成孔径雷达 (SAR), 多孔径 SAR(MASAR) 成像, 隐马尔可夫模型 (HMM), 目标检测
中图分类号 TN951, TN911.23

1 引 言

超宽带 (UWB) 雷达是近十年来兴起的一种新体制雷达, 这种雷达信号的瞬时相对带宽大于 25%, 具有很高的距离分辨率。工作于 VHF、UHF 等低频段的合成孔径雷达 (SAR) 具有很强的穿透叶簇, 探测地面隐蔽目标的能力, 因而有着重要的军事应用价值。为获得方位方向的高分辨率, 工作于低频段的 SAR 需一个长的积分孔径 (大积累角), 因此, 穿透叶簇的低频 UWB SAR 具有相对带宽很宽, 积累角大的特点, 能同时获得距离、方位两个方向的高分辨能力。

多孔径 SAR (Multi-Aperture SAR, MASAR) 目标检测^[1,2] 是指将方位向高分辨率 SAR 飞行的积累孔径均匀划分为多个重叠或相邻不重叠的子孔径, 相应地得到多幅方位向分辨率下降的子图像, 利用目标和杂波在多幅子图像之间的差异检测目标。一般情况下, MASAR 成像是将 SAR 飞行的积累孔径均匀不重叠地划分为几个子孔径, 相应地将雷达收集的数据集分成等尺寸、不重叠的子集, 然后把传统的成像算法应用到每个雷达回波子集而产生多幅子孔径图像。因此, 每个子图像表示的是从不同的方位角观测同一片场景的雷达反射率。外场飞行试验数据分析^[3] 和目标散射特性分析^[4] 都表明, 场景中人工目标的散射回波在方位向呈各向异性, 回波能量随姿态角的不同而高度集中于某一个子孔径, 因而在相应的子图像呈现出信杂比 (SCR) 提高的目标的像, 其余子图像几乎不包含此目标信号, 因此, MASAR 成像在图像域保留了人工目标散射在方位向的各向异性 (或非均匀性) 和正侧闪烁特征; 而杂波基本不随方位角变化, 在方位向呈各向同性, 因而在各子图像中表现相似。MASAR 目标检测是利用目标和杂波在各子图像的这种差异设计检测算法, 实现 SCR 的提高。正是由于多幅子图像间的差异提供了人工目标散射回波各向异性信息以及人工目标正侧闪烁特征在某一子图像中得以保留, 使得 MASAR 目标检测方法比传统方法能获得更高的检测性能。

隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 是一种统计信号模型^[5], 主要应用于语音信号处理, 目前正不断地开拓新的应用领域。HMM 理论在 MASAR 目标检测中的应用, 无疑又是一新的尝试。

2 用 HMM 进行 MASAR 目标检测的原理

我们知道, MASAR 成像得到几幅方位向分辨率下降的子孔径图像, 如果每个待检测目标信号能量集中于某一个子图像中, 而其余的子图像几乎不包含此目标信号, 则几幅子图

¹ 1999-02-25 收到, 1999-08-19 定稿

像之间的差异展现了人造目标散射回波在方位向的各向异性。假设 MASAR 成像得到 L 幅 $N \times N$ 的子图像, 定义图像中每一个像素点的子孔径轨迹是这样一序列:

$$\{v(1), v(2), \dots, v(L)\},$$

其中 $v(i), i = 1, 2, \dots, L$ 是第 i 个子图像中该像素点的值。可以看出, 目标像素点的子孔径轨迹保留了人造目标雷达回波的各向异性信息。假设场景由草地 (或地表)、树林和目标组成, 由 MASAR 子图像集得到的子孔径轨迹有图 1 所示三种典型的曲线, 分别代表目标像素点的子孔径轨迹、树木像素点的子孔径轨迹和草地像素点的子孔径轨迹。目标散射的正侧闪烁现象表明仅在某一窄段方位上有高强度的目标散射回波, 经 MASAR 成像后, 目标像素点的子孔径轨迹保留了目标散射的正侧闪烁特征, 在目标主侧面的法线所对的子孔径处, 目标像素点的子孔径轨迹有一较强的峰值, 这一峰值通常超出杂波像素点轨迹的均值。而树木和草地像素点的子孔径轨迹没有这一特征, 呈现出均匀分布, 其中树木像素点代表着一种强杂波。若将三种典型的子孔径轨迹看作三种不同的统计信号类, 则可用 HMM 对目标与杂波像素点的子孔径轨迹建模。

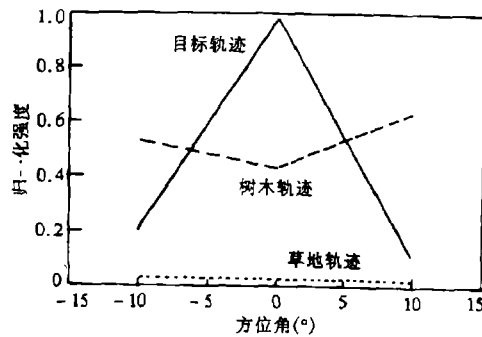


图 1 典型的目标、树木、草地像素点的子孔径轨迹

一个 HMM 可记为 $\lambda = (N, M, \pi, A, B)$, 或简记为 $\lambda = (\pi, A, B)$, 其中 N 是离散一阶马尔可夫过程的状态数, M 是可能输出的观察符号数, π 是长为 N 的初始状态概率矢量, A 是大小为 $N \times N$ 的状态转移概率矩阵, B 是大小为 $N \times M$ 的观察值概率矩阵。

用 HMM 进行 MASAR 目标检测, 就是将子孔径轨迹视为观察值序列, 以前所述包含草地、树林和人造目标的场景为例, 可将三种不同性质像素点的子孔径轨迹看作三种不同的信号类, 相应地设计三个 HMM, 分别代表草地、树木和目标。调整 HMM 的 π, A, B 参数, 使设计的 HMM 能最好地描述一个信号类, 这是一个模型参数最优化问题, 可用 Baum-Welch 算法解决^[5]。建立了 $\lambda_{\text{grass}}, \lambda_{\text{tree}}, \lambda_{\text{target}}$ 这样三个 HMM 后, 对于任一像素点的子孔径轨迹 (观察值序列), 选择出与这一子孔径轨迹最匹配的模型, 实现像素点的分类。即要计算一个已知模型产生一个观察值序列的概率, 这是一个评估问题, 可用前向-后向算法精确计算或用 Viterbi 算法来估计。实现了像素点的分类, 也就完成了目标像素点的检测。

3 基于 HMM 的 MASAR 目标检测的实现

基于 HMM 的 MASAR 目标检测由三个过程组成:

(1) 量化预处理过程, 用以对多幅 MASAR 子孔径图像数据进行量化处理, 得到像素点子孔径轨迹。

由于 HMM 输出的可能的观察值是有限的 (取观察符号集 M 个元素中的一个值), 为得到训练模型和检测目标所要求的观察值序列, 必须事先对子孔径图像数据进行量化预处理。即对所有子图像像素点的强度值进行标量量化, 将图像中每个像素点的强度值映射为观察

符号集有限的 M 个取值中的一个值, 这样, 像素点具体的强度值抽象为一般意义上离散取值的观测符号, 然后从经标量量化处理后的图像集中提取 $N \times M$ 个像素点的子孔径轨迹, 将子孔径轨迹视为 HMM 理论中的观测值序列, 完成图像数据的预处理。

(2) 训练建模过程, 用不同类别像素点的子孔径轨迹训练出代表不同物体类的 HMM。

针对场景中存在的目标、树木和草地三种不同的物体类, 用 Baum-Welch 算法分别训练代表着这三种不同物体类的观察值序列, 建立目标、强杂波和弱杂波三种不同的 HMM, 训练模型的流程如图 2。

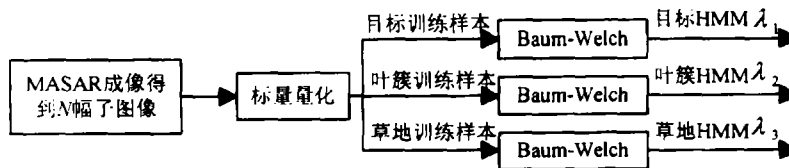


图2 建立 HMM 流程图

依据目标姿态角的不同, 目标散射的正侧闪烁现象可能出现在不同的子孔径, 故不同姿态角目标的子孔径轨迹的尖峰可能出现在不同的子孔径中。在训练建模时, 先将所有视为训练样本的子孔径轨迹的尖峰平移到同一个子孔径 (如第二个子孔径), 用经过平移预校准后的目标子孔径轨迹作为训练样本, 这样才能建立简单的与目标姿态角无关的目标模型, 所有待检测像素点的子孔径轨迹要经同样的平移预校准后再进行检测。

显然, 单状态退化的 HMM 不再具有 HMM 固有的序列特征, 是最合适的杂波模型。目标像素点的子孔径轨迹经平移预校准后, 左-右形式的 HMM 和状态循环形式的 HMM 都能对目标信号准确建模, 即能准确描述目标像素点的子孔径轨迹, 并用状态 K 的输出概率来表示第 K 个子孔径所有可能的目标像素值。

(3) 用训练出的 HMM 对整幅图像进行检测。就是用训练好的模型对所有未分类的像素点进行检测。具体来说, 用前向算法 (或后向算法) 分别计算三个 HMM 产生每一个未分类像素点的子孔径轨迹 (观察值序列) 的概率, 分别记为 $P(v/\lambda_{\text{target}})$ 、 $P(v/\lambda_{\text{tree}})$ 、 $P(v/\lambda_{\text{grass}})$ 。定义

$$\Lambda(v) = \frac{P(v/\lambda_{\text{target}})}{P(v/\lambda_{\text{tree}}) + P(v/\lambda_{\text{grass}})} \quad (1)$$

若 $\Lambda(v)$ 大于某一门限时, 判定该像素点为目标点, 否则判为杂波点。目标检测的流程如图 3。得到图像中每个像素点的参数 $\Lambda(v)$ 后, 仿真中用双参数 CFAR 方法检测出目标点, 最后用聚类算法实现单个目标的检测。

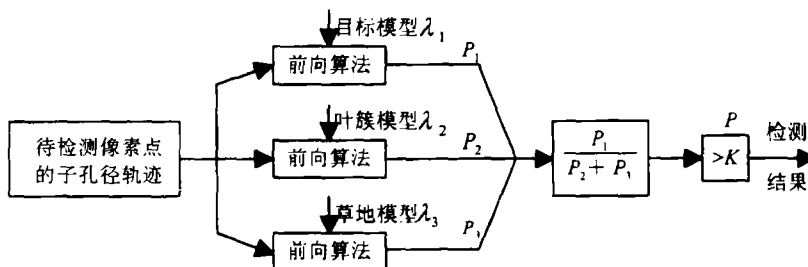


图3 目标检测流程图

4 基于 HMM 的 MASAR 目标检测的仿真

我们首先用 MASAR 成像构造了待检测的 SAR 子图像集。假设 SAR 飞行方位角的变化范围 $[-15^\circ, 15^\circ]$ ，将 30° 积累角对应的全孔径平均划分为三个相邻不重叠的子孔径，每个子孔径对应的积累角为 10° 。假设场景中有四个目标、三片树林组成的强杂波区域和均匀分布不相关的弱杂波背景。MASAR 成像产生三幅 128×86 大小为的子图像，分别记为 ZT_1, ZT_2, ZT_3 。若建立图像的像素点坐标系，四个目标中心分别位于图像的 $(24, 20), (50, 44), (78, 44), (100, 66)$ ，而三片树林区域的中心分别位于图像的 $(78, 20), (48, 68), (88, 44)$ ，其中目标 3 被一片树林的叶簇覆盖。依姿态角的不同，目标 1 和目标 4 的散射回波能量集中于子孔径 1，子图像 ZT_1 中呈现出目标 1 和目标 4 SCR 提高的像，目标 2 和目标 3 的 SAR 图像分别出现在子图像 ZT_2 和 ZT_3 中。子图像经量化预处理后得到三幅图像 QZT_1, QZT_2 和 QZT_3 。由 QZT_1, QZT_2 和 QZT_3 提取 $N \times M$ 个像素点的长为 3 的子孔径轨迹，每个像素点的子孔径轨迹可表示为： $\{v(1), v(2), v(3)\}$ (代表不同物体的典型的子孔径轨迹见图 1)。几乎所有的目标子孔径轨迹具有图 1 所示尖峰，仅有很少的树木子孔径轨迹有类似的尖峰，草地子孔径轨迹则完全没有这一特征。

仿真中树木、草地等杂波的 HMM 选用状态数为 1 的简单模型，而目标模型考察了状态数为 3 的左-右型 HMM 和状态循环型 HMM。图 4 比较了采用这两种不同的目标模型检测 MASAR 目标的检测性能。可以看出，两者的检测性能大致相同，状态循环型目标 HMM 的检测性能略高一些。令目标像素点的值为 1，杂波像素点的值为 0，以状态循环型目标 HMM 检测为例，用建立的 HMM 对所有未分类的像素点检测后得到图 5 所示结果。聚类算法给出的四个目标中心位置分别为 $(26.25, 20.0836), (48.8521, 42.4776), (80.0375, 43.5472), (104.9758, 67.8646)$ 。

仿真结果表明，这种基于 HMM 的 MASAR 目标检测方法是有效的。由于整个检测的计算量集中于 HMM 的训练阶段，而训练过程可事先独立一次完成，检测过程的计算量小，它随状态数的增加呈线性增加，因而这种检测可实时进行。若 HMM 的每个状态的输出概率分布改进为连续型，则 HMM MASAR 目标检测的量化预处理过程可以省去。

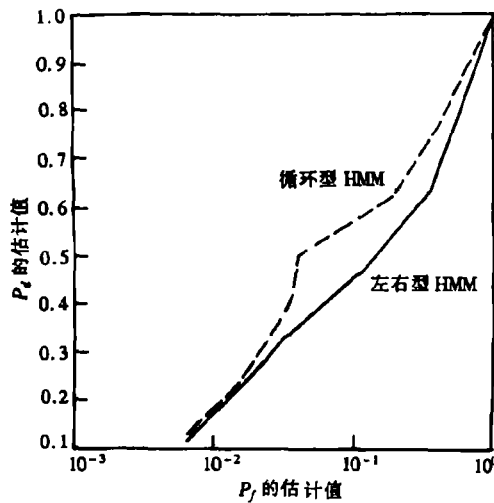


图 4 两种目标模型 MASAR 目标检测性能的比较

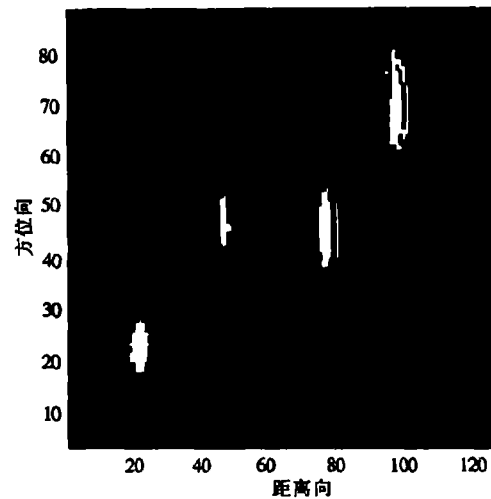


图 5 目标检测结果

5 结 论

基于 HMM 的 MASAR 方法是通过建立不同物体类的 HMM 来实现人造目标的检测, 人造目标和背景杂波的各向异性与各向同性所反映出的差异表现在模型的参数上, 这样就 把人造目标和背景杂波之间差异的描述建立在统计学基础上。从这个意义上看, 基于 HMM 的 MASAR 目标检测思想有创新性, 应具有较好的检测性能。由于我国尚无 UWB SAR 的 实测数据, 本文对基于 HMM 的 MASAR 目标检测方法研究还是初步的, 许多问题有待深 入探讨, 如 HMM 对实测数据建模是否有效, 目标与杂波的 HMM 结构和状态数的设计, 训 练样本的获取, 量化预处理时码本大小以及训练模型之初始模型参数的选择等。

参 考 文 献

- [1] Flake L R, *et al.* Progress report: Multi-aperture SAR target detection using hidden Markov models. Technical Report TR-94-02, The Ohio State University, SPANN Laboratory, November, 1994.
- [2] Kapoor R, Nandhakumar N. Multi-aperture ultra-wideband SAR processing with polarimetric variety. SPIE, 1995, 2487: 26-37.
- [3] Halverson S D, *et al.* A comparison of ultra-wideband SAR target detection algorithms. SPIE, 1994, 2230: 230-243.
- [4] 蒋咏梅. UWB 叶簇覆盖 SAR 人造目标模型. 技术报告, 长沙: 国防科技大学电子工程学院, 1997.
- [5] 谢锦辉. 隐 Markov 模型 (HMM) 及其在语音处理中的应用. 武汉: 华中理工大学出版社, 1995: 1-46.

HIDDEN MARKOV MODELS FOR MULTI-APERTURE SAR TARGET DETECTION

Jiang Yongmei Liang Diannong

(Dept. of Electron. Tech., National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Foliage penetrating VHF/UHF Ultra-WideBand (UWB) SAR can image hidden man-made targets such as military vehicles with wide-angle and ultra-wideband to achieve high resolutions in both range and azimuth, which has great military application value. Exploiting several multi-aperture SAR images, HMMs for man-made object and foliage clutter are developed separately in the paper, which can be utilized in detecting targets effectively to realize the pre-screening process in a ATR system.

Key words Synthetic aperture radar (SAR), Multi-Aperture SAR (MASAR) image, Hidden Markov Model (HMM), Target detection

蒋咏梅: 女, 1970 年生, 讲师, 博士, 从事雷达目标检测和识别的研究工作。

梁甸农: 男, 1936 年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理、超宽带雷达、自适应信号处理及现代谱估计的研究和教学工作。