

## 基于 CHMM 的雷达海面回波建模与分析方法

万建伟 杨俊岭

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要:** 高分辨率雷达以低擦地角观测粗糙海表面时杂波幅度明显增强,产生海尖峰效应。海尖峰与平稳海杂波的统计特性差别显著,使用单一概率密度函数(PDF)的传统统计建模方法难以精确描述回波特性,尤其在回波中包含目标信号时,这种不适应更为严重。该文将连续型隐马尔可夫模型(CHMM)用于海杂波建模,把海面回波分为平稳海杂波、海尖峰和目标回波 3 个状态,使用高斯混合密度模型(GMDM)建立各状态观测值的连续 PDF 表达式,使用 Baum-Welch 算法对 CHMM 的参数进行计算和重估。同时,修正了基于 GMDM 的 CHMM 观测值状态联合概率公式,解决了 GMDM 参数迭代求解过程中的分母下溢出问题,为海杂波建模与分析提供了一种新的方法。最后对实际雷达采集数据的分析证明了该方法的有效性。

**关键词:** 雷达杂波; 连续型隐马尔可夫模型; 海尖峰; 高斯混合密度模型

中图分类号: TN959.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)11-2715-05

## A Modeling and Analytic Method of Radar Sea Echo Based on CHMM

Wan Jian-wei Yang Jun-ling

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

**Abstract:** When high resolution radar observes rough sea surface with low grazing angle the level of sea clutter increases obviously and the sea spike phenomena appears. It is not accurate to analyze the radar echo including stationary sea clutter, spike and target with the conventional statistical model based on single Probability Density Function (PDF). In this paper, the Continuous Hidden Markov Model (CHMM) is used to model and analyze the sea clutter. The echoes from sea surface are divided into three states of CHMM stationary sea clutter, sea spike and target. The Gaussian Mixture Density Model (GMDM) and the Baum-Welch algorithm are used to construct the PDF expressions of the observations of the three states and re-estimate the CHMM parameters, respectively. At the same time, the expressing of the observation-state joint probability is modified to avoid the underflow of the denominator during the iterative procedure of the GMDM parameters. Thus, a new method is proposed for modeling and analyzing sea clutter.

**Key words:** Radar clutter; CHMM; Sea Spike; GMDM

### 1 引言

海杂波中的信号检测问题一直是海事雷达研究领域的热点<sup>[1-6]</sup>。建立杂波模型,分析杂波特性,是杂波中信号检测的首要问题。多种数学模型已被用来从不同角度研究海杂波特性,其中主要有使用某种概率分布拟合杂波幅度的统计模型法<sup>[1,2]</sup>,使用混沌模型对海杂波进行预测的非线性预测法<sup>[3,4]</sup>,基于马尔可夫模型的杂波图像分类法<sup>[5,6]</sup>,以及基于电磁场理论的粗糙海面散射数值计算法<sup>[7,8]</sup>等。以上方法各具优缺点,都能从某个角度揭示海杂波的内在特性。海杂波的研究虽然已经进行了近半个世纪,但随着雷达技术的不断发展,它仍处在不断完善和发展之中。

众所周知,当高分辨率雷达以低擦地角照射粗糙海面时,其回波信号会明显增强,相应的杂波幅度概率密度分布函数(PDF)曲线表现出较长的“拖尾”现象,这种现象被称为海杂波尖峰(Spike)效应<sup>[1,2,9]</sup>。经典杂波统计模型法是使用某一具有长“拖尾”特性的PDF来体现海尖峰效应,例如 Log-Normal、Weibull和K分布函数,但是当回波中包含目标信号时,这些模型则无法适用。如果将海面回波分为不同状态,每种状态的观测值具有不同的连续型PDF,并研究各个状态的转移概率,这将比使用单一的PDF更精确地描述雷达回波信号统计特性。本文将这一思想与连续型隐马尔可夫模型(CHMM)相结合,将雷达海面回波分为平稳海杂波、海尖峰以及目标回波三类,分别对应CHMM的 3 个状态,使用 Baum-Welch算法估计出状态转移概率以及各状态观测值的离散概率值,然后使用高斯混合模型(GMDM)建立各状态观

测值的连续型PDF, 并使用Lagrange算子法对各状态的GMDM参数进行重估。同时, 对观测值状态联合概率的重估公式进行了修正, 以解决迭代过程中分母下溢出问题, 最终得到各状态观测值的PDF表达式。由此, 为有目标海面回波的建模与分析提出了一种新的基于CHMM的方法。最后对实际雷达海杂波数据的分析证明了本方法的有效性。

## 2 CHMM 原理

### 2.1 HMM 特征及其 3 个基本原理

隐马尔可夫模型<sup>[10]</sup>(HMM)是一种双重嵌入或带有不可察的隐随机过程。HMM是马尔可夫过程的推广, 它们之间的区别在于, 后者的每个状态只对应一个观测值或者一个物理事件, 观测值改变, 状态随之转移。马尔可夫模型对所描述的对象限制非常严格, 很多实际应用往往不适合此模型。HMM的每个状态对应多个观测值, 可观测的只能是状态的概率函数, 也就是说HMM的状态只能通过观察产生的一个可察序列的随机过程来判定。因此, HMM较马尔可夫模型更适合对状态未知事件的描述。当HMM的状态所对应的观测值为连续信号而不是单点离散值, 也就是说状态的观测具有连续的PDF时, 这个模型就是CHMM。

先回顾一下 HMM 的基本特征。一个 HMM 由以下几种元素来表征:

(1) 状态空间  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ,  $N$  为模型中的状态个数, 并且记  $t$  时刻的状态为  $q_t$ ;

(2) 状态  $j$  的观测值集合  $V_j = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ ,  $1 \leq j \leq N$ , 并且记  $t$  时刻的观测值为  $o_t$ ;

(3) 状态转移矩阵  $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ , 其  $a_{ij} = p[q_{t+1} = s_j | q_t = s_i]$ ,  $1 \leq i, j \leq N$ , 为从状态  $s_i$  到状态  $s_j$  的一步转移概率;

(4) 状态  $j$  中观测值概率分布矩阵  $\mathbf{B} = [b_j(k)]$ , 其中  $b_j(k) = P[\text{在 } t \text{ 时刻出现观测值 } v_k | q_t = s_j]$ ,  $1 \leq k \leq M$ ;

(5) 初始状态分布  $\pi = [\pi_1 \ \pi_2 \ \dots \ \pi_N]$ , 其中  $\pi_j = P[q_1 = s_j]$ 。

习惯上, 使用紧缩符号  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  来表示 HMM 的全部参数集合。对于一个给定参数  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  的 HMM, 就可以产生一组观测序列  $O = o_1 o_2 \dots o_T$ ,  $T$  为观测次数; 同时也可以根据参数  $\lambda$  判断观测  $O$  的最佳对应状态。给定一个 HMM, 将它应用到实际中必须解决 3 个基本问题:

(1) 评价问题: 给定模型参数  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  和观测序列  $O = o_1 o_2 \dots o_T$ , 如何有效计算产生这个观测序列的概率  $P(O | \lambda)$ ;

(2) 解码问题: 给定模型参数  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  和观测序列  $O = o_1 o_2 \dots o_T$ , 如何选择状态序列  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$ , 使这种选择在某种意义上是最佳的, 所谓最佳通常指对应于已知观测序列, 取这个序列的概率最大;

(3) 模型参数最佳化问题: 如何调整(或估计)模型参数

$\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$ , 使得  $P(O | \lambda)$  最大。

对于以上 3 个基本问题, 文献[10,11]给出了 HMM 的前后向概率迭代公式以及基于 Baum-Welch 算法的各参数的重估公式。

前向概率为

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

$$\alpha_t(i) = P(o_1 o_2 \dots o_t, q_t = s_i | \lambda), \quad 1 < t, \quad 1 \leq i \leq N \quad (2)$$

后向概率为

$$\beta_T(i) = 1, 1 \leq i \leq N \quad \dots \quad (3)$$

$$\beta_t(i) = P(o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T | q_t = s_i, \lambda), \quad t < T, \quad 1 \leq i \leq N \quad (4)$$

可证明下列迭代等式成立<sup>[10,11]</sup>:

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[ \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}), \quad 1 \leq t \leq T-1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (5)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1, 1 \leq i \leq N \quad (6)$$

定义后验状态概率和相邻状态概率分别为  $\gamma_t(i) = P(q_t = s_i | O, \lambda)$  和  $\xi_t(i, j) = P(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | O, \lambda)$ , 则有

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)}, \quad \xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O | \lambda)} \quad (7)$$

最终,  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  中各参数的重估公式为

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i), \quad \bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}, \quad \bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (8)$$

这样, 重复使用  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi})$  代替  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  进行重估计算, 可改善模型观测到  $O$  的概率, 一直达到临界点为止。这个过程得到的最终结果称为 HMM 的最大似然估计。

### 2.2 CHMM

当观测值为连续信号时, HMM 转为 CHMM。为了应用连续观测密度, 必须在模型的 PDF 公式中加上一些限制, 以保证 PDF 的参数可用相容的方法重估。PDF 最一般的描述是有限项的和:

$$b_j(\mathbf{O}) = \sum_{k=1}^{L_j} C_{jk} H[\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jk}, \mathbf{U}_{jk}], \quad 1 \leq j \leq N \quad (9)$$

式中  $\mathbf{O}$  为被模拟的矢量;  $L_j$  为状态  $j$  的混合成分个数;  $C_{jk}$  为状态  $j$  的第  $k$  个混合成分的混合系数;  $\boldsymbol{\mu}_{jk}$  为状态  $j$  的第  $k$  个混合成分的均值矢量;  $\mathbf{U}_{jk}$  为协方差矩阵。其中  $C_{jk}$  满足下列约束:

$$\sum_{k=1}^{L_j} C_{jk} = 1, \quad C_{jk} \geq 0 \quad (10)$$

由此, 式(9)满足:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} b_j(x) dx = 1 \quad (11)$$

即按照上述方法得到的观测值连续PDF是归一化的。可以证明<sup>[11]</sup>, 使用Lagrange算子法可以得到混合密度参数  $C_{jk}$ 、 $\mu_{jk}$  和  $U_{jk}$  的重估公式为

$$\begin{aligned} \bar{C}_{jk} &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j, k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{L_j} \gamma_t(j, k)}, \quad \bar{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j, k) o_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}, \\ \bar{U}_{jk} &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j, k) (o_t - \bar{\mu}_{jk}) (o_t - \bar{\mu}_{jk})'}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)} \end{aligned} \quad (12)$$

式中  $\gamma_t(j, k)$  被称为观测值状态联合概率, 即  $\mathbf{O}$  在  $t$  时刻处于状态  $j$ , 且观测值的概率密度是由式(9)中的第  $k$  个混合成分确定的概率:

$$\begin{aligned} \gamma_t(j, k) &= \gamma_t(j) \frac{C_{jk} H(\mathbf{O}, \mu_{jk}, U_{jk})}{\sum_{m=1}^{L_j} C_{jm} H(\mathbf{O}, \mu_{jm}, U_{jm})} \\ &= \gamma_t(j) \frac{C_{jk} H(\mathbf{O}, \mu_{jk}, U_{jk})}{b_j(\mathbf{O})} \end{aligned} \quad (13)$$

### 3 基于 CHMM 的海杂波建模原理

使用 CHMM 对实际问题进行建模, 首先需要根据描述对象的不同特性选择 HMM 状态数目以及状态中的观测值数目, 然后预先估计  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  的初值, 并使用样本对 HMM 进行训练以得到 HMM 的最佳或准最佳参数; 选取某一密度函数  $H$  带入式(9)组成观测值的连续型混合 PDF, 使用式(12)对混合参数  $C_{jk}$ 、 $\mu_{jk}$  和  $U_{jk}$  进行重估, 将得到的估计值代入式(9), 以获得各状态观测值混合液密度函数的确切表达式, 最终得到由参数  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi}, \bar{C}, \bar{\mu}, \bar{U})$  确定的 CHMM。下面就将上述原理与海杂波建模实际问题相结合, 分步讨论其实现方法。

#### 3.1 雷达海面回波状态选择

对于雷达来说, 海尖峰信号表现为随机分布在不同距离、不同角度上的零星运动或者静止的目标, 但与一般目标不同, 它们具有较为强烈的幅度起伏特性。尖峰现象的存在, 直接影响到雷达的检测性能, 导致虚警概率的增加。研究表明<sup>[9]</sup>, 碎波是海尖峰形成的主要原因。所谓碎波, 就是随着风速的增加, 海面浪涌随之增高, 当海面斜度增加到一定角度时, 浪涌系统失去原有的平衡状态, 浪峰部分急剧喷射出浪花, 从而导致碎波现象的产生。当雷达波束照射到有碎波产生的海面时, 就在雷达回波中出现海尖峰现象。当海面较为平稳时, 其雷达回波幅度较低, 相关时间较长, 可以把这个状态下的杂波当作平稳随机过程来研究。当出现海尖峰时, 杂波幅度急剧上升, 相关时间下降, 信号的多普勒频移增大, 此时海杂波的统计特性发生较大变化。Gutnik等<sup>[12]</sup>从雷达截面积(RCS)角度出发, 使用海杂波复合模型

$\sigma_{\Sigma} = \sigma_{\text{sea}} + \sigma_{\text{sp}}$  来描述这一现象, 式中  $\sigma_{\Sigma}$  为复合RCS,  $\sigma_{\text{sea}}$  为一般意义上的海表面RCS,  $\sigma_{\text{sp}}$  则为海尖峰RCS。海尖峰效应可以认为是海杂波由平稳状态转移到海尖峰状态。当海面出现目标时, 雷达信号的相关性、幅度分布和多普勒频移等特性进一步发生变化, Gutnik模型没有对此做出解释。对于CHMM, 则可以把这种情况归为目标状态。

根据以上分析, 基于 CHMM 的海杂波从信号幅度和统计特性角度可以分为平稳海杂波、海尖峰和目标 3 个状态。在初始化 CHMM 参数时, 可以根据回波幅度的大小, 对信号进行预分类, 并得到参数  $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi)$  的初始估计值。再使用 Baum-Welch 算法对各参数进行重估迭代, 以获得 CHMM 的最佳参数值  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi}, \bar{C}, \bar{\mu}, \bar{U})$ 。

#### 3.2 GMDM 的构造

为了获得 CHMM, 必须构造观测值的混合密度函数。式(9)已用作近似的任意逼近的任何有限的连续密度函数, 因此它的应用非常广泛。这里选择常用的高斯密度函数作为  $H$  来构造式(9)。若观测  $\mathbf{O}$  为  $n$  维矢量, 则状态  $j$  下观测值的 GMDM 为

$$\begin{aligned} b_j(\mathbf{O}) &= \sum_{k=1}^{L_j} \frac{C_{jk}}{\sqrt{(2\pi)^n |U_{jk}|}} \\ &\cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{O} - \mu_{jk}) U_{jk}^{-1} (\mathbf{O} - \mu_{jk})'\right] \end{aligned} \quad (14)$$

对于本研究, 每次观测是一维的, 即式(14)中  $n=1$ 。将式(14)代入式(13)和式(12), 进行迭代, 就可以得到混合密度参数  $C_{jk}$ 、 $\mu_{jk}$  和  $U_{jk}$  的估计值, 最终获得 CHMM 参数集  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi}, \bar{C}, \bar{\mu}, \bar{U})$ 。

在式(13)的实际迭代计算中, 若初值选取不当或者观测出现野值, 有可能出现观测值  $\mathbf{O}$  远远偏离所有  $\mu_{jk}$  和  $U_{jk}$  的情况, 又因为高斯函数是指数形式, 在迭代过程中,  $b_j(\mathbf{O})$  的值会呈指数迅速减小, 甚至超出计算机的精度范围, 最终导致式(13)中分母的计算结果出现 0 值, 使得计算无法继续。实际上这种类似现象在对 HMM 的前后向概率  $\alpha_i(i)$  和  $\beta_i(i)$  的计算过程中也会出现, 解决办法<sup>[11]</sup>是在计算前给  $\alpha_i(i)$  和  $\beta_i(i)$  均乘上一个与  $i$  无关的量化系数, 使其在计算过程中能保持在机器动态范围之内, 计算结束后, 再从结果中把量化系数除去。本文借助这一思想, 对式(13)也进行量化处理, 而如何选取量化系数是关键。再次考察式(13)的分子与分母, 可以看到混合系数  $C_{jk}$  和高斯函数  $i$  取值均为正, 同时分子是分母求和运算的一部分, 因此若分母很小, 分子必定也很小, 而且必定有

$$\begin{aligned} 0 < C_{jk} H(\mathbf{O}, \mu_{jk}, U_{jk}) < \sum_{m=1}^{L_j} C_{jm} H(\mathbf{O}, \mu_{jm}, U_{jm}), \\ 1 \leq k \leq L_j \end{aligned} \quad (15)$$

也就是说, 将分子除到分母上, 得到的值将大于 1, 这样就避免了分母为 0 导致计算无法进行的情况出现。具体实现办法为: 取观测矢量为 一维, 将式(14)代入式(13)中, 分子分

母同乘上系数  $\exp[(o_t - \mu_{jk})^2 / (2U_{jk})]$  得到

$$\gamma_t(j, k) = \frac{\gamma_t(j) \cdot C_{jk} / U_{jk}}{\sum_{m=1}^{L_j} \frac{C_{jm}}{U_{jm}} \exp\left[\frac{(o_t - \mu_{jk})^2}{2U_{jk}} - \frac{(o_t - \mu_{jm})^2}{2U_{jm}}\right]} \quad (16)$$

使用式(16)替代式(13)进行迭代计算, 不但可以避免分母为 0 的情况发生, 同时不需要在计算结束后对结果进行修正。

#### 4 实际海杂波数据分析

本文研究所用雷大海杂波数据是某型 C 波段脉冲雷达于 11 月份在某海湾采集得到。其波束宽度为  $2.2^\circ$ , 天线转速  $90^\circ/\text{s}$ , 脉冲宽度  $1\mu\text{s}$ , 重复频率周期  $1000\mu\text{s}$ , 采集方式为正交两路 8bit 同步采集, 道氏海况 2 级。图 1 是一幅包含海杂波和目标信号的幅度图。

图 1 中间偏右位置是一个长方形目标, 这是一艘民用货船。从图上可以看到, 平稳海杂波的幅度较低; 海尖峰的幅度较强, 甚至接近目标幅度, 且多处于目标周围, 这是由于船运动激起的浪花反射所致, 但是其分布连续性较差; 目标的幅度最高。使用初始估计门限 25.6 和 150 分别作为海尖峰门限和目标门限, 对 CHMM 参数进行初始化, 设定状态 1、2、3 分别对应平稳海杂波(clutter)、海尖峰(spike)和目标(target)状态。使用 Baum-Welch 算法对 HMM 参数进行重估, 得到  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi})$ , 再由式(9)、式(12)和式(16)计算 GMDM 的参数, 最终得到雷达回波的 CHMM 参数  $\bar{\lambda} = (\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\pi}, \bar{\mathbf{C}}, \bar{\mu}, \bar{\mathbf{U}})$ 。图 2 是使用经典的核平滑法<sup>[13]</sup>对各状态观测值进行拟合得到的概率密度曲线。对比图 2, 图 3 和图 4 可以得到以下结论:

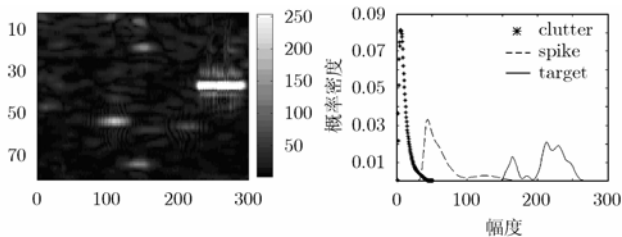


图 1 雷达海面-目标回波归一化幅度图

图 2 各状态观测值拟合概率密度曲线

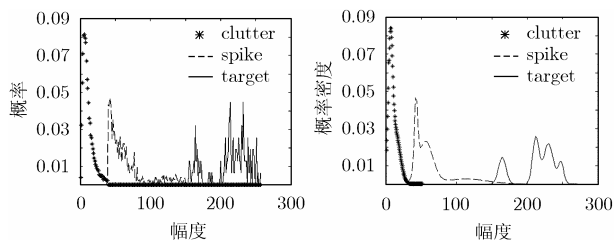


图 3 HMM 各状态观测值离散概率值曲线图

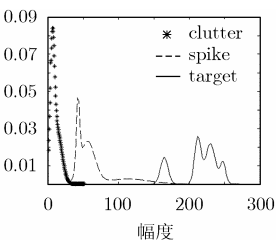


图 4 CHMM 各状态观测值 GMDM-PDF 曲线

(1)使用经典核平滑法可以根据杂波数据拟合出 HMM 各状态观测值的概率曲线, 但是它只是一种近似拟合而没有给出 PDF 的显式表达。

(2)使用 HMM 可以得到与核平滑法近似的观测的离散概率值, 但是无法得到连续性 PDF。

(3)使用 CHMM 不但可以对海面回波进行分类, 而且能够得到 GMDM 的连续性 PDF 的显式表达, 其曲线拟合效果也十分理想。

图 3 为 HMM 的各状态观测值离散概率值曲线。图 4 是 CHMM 各状态观测值的 GMDM-PDF 曲线。图 5 是使用计算得到的状态转移矩阵  $\bar{\mathbf{A}}$  和观测分布矩阵  $\bar{\mathbf{B}}$  对该杂波-目标图进行状态估计得到的状态分布图, 黑色部分是状态 1(clutter), 灰色是状态 2(spike), 白色为状态 3(target)。

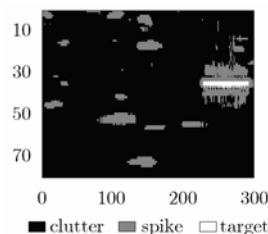


图 5 使用  $\bar{\mathbf{A}}$  和  $\bar{\mathbf{B}}$  分析雷达回波得到的状态分布图

计算得到的状态转移矩阵  $\bar{\mathbf{A}}$  和初始状态分布  $\bar{\pi}$  为

$$\bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} 0.9928 & 0.0072 & 1e-10 \\ 0.1505 & 0.8310 & 0.0185 \\ 1e-12 & 0.1274 & 0.8726 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\bar{\pi} = [0.9998 \quad 0.0002 \quad 0] \quad (18)$$

由于 GMDM 的构造本质上是一种曲线多阶拟合技术, 它需要根据观测值 PDF 的起伏特性来分别对待, 从图 2 可以看到, clutter 和 spike 相比 target 的 PDF 曲线波峰较少, 因此可以判定 target 的 GMDM 阶数要高于前二者, 具体到本文使用的雷达数据, 我们最终给 clutter, spike 和 target 分别选取了 3, 3 和 4 阶。在 CHMM 分析中, clutter, spike 和 target 状态所对应的 GMDM 各参数由表 1 给出:

虽然平稳海杂波和海尖峰阶数都是 3 阶, 但是从表 1 中看到,  $C_{11} = 0.0026$ , 也就是说平稳海杂波的第一个混合成分几乎不起作用, 而海尖峰的 3 个混合成分系数均大于 0.2, 这也说明了海尖峰 PDF 的波峰是较平稳海杂波来得明显的。

分析计算得到的状态转移矩阵  $\bar{\mathbf{A}}$  和初始状态分布  $\bar{\pi}$  式(17)和式(18)可以得到以下结论:

(1)各状态下的转移概率中, 向本状态的转入概率  $a_{ii}$  均大于向其他状态的转出概率  $a_{ij}$  ( $i \neq j$ ), 这可以解释为各状态内的信号相关性高于不同状态之间的信号相关性。

(2)在各状态的转入概率  $a_{ii}$  中,  $a_{22}$  最小, 可以解释为海尖峰状态较其他状态更不稳定。

(3)在状态间的转移概率  $a_{ij} (i \neq j)$  中,  $a_{13}$  最小, 这可以解释为, 由于目标的存在, 其附近海面的海杂波已经不是平稳海杂波, 即由平稳海杂波向目标状态转移, 往往需要经过中间状态(海尖峰)的过渡。

(4)在状态间的转移概率  $a_{ij} (i \neq j)$  中,  $a_{21}$  最大, 这可以解释为海尖峰现象结束后, 海面回波多处于平稳海杂波。

(5)初始状态分布  $\pi$  表明 CHMM 初始时刻处于 clutter 状态的概率近似为 1, 而处于 spike 和 target 的状态近似为 0。

表 1 CHMM 各状态的 GMDM 混合成分参数

	Clutter $j = 1$	Spike $j = 2$	Target $j = 3$
$C_{j1}$	0.0026	0.2248	0.3757
$C_{j2}$	0.4720	0.5970	0.2856
$C_{j3}$	0.5178	0.2078	0.1924
$C_{j4}$	无	无	0.1127
$\mu_{j1}$	3.9402	42.6265	230.0338
$\mu_{j2}$	13.1520	55.8885	212.1630
$\mu_{j3}$	6.2965	113.6274	164.7026
$\mu_{j4}$	无	无	247.8467
$U_{j1}$	0.0915	2.3904	6.8864
$U_{j2}$	6.6691	10.4924	4.5715
$U_{j3}$	3.0767	30.5364	5.3775
$U_{j4}$	无	无	3.9290

## 5 结束语

CHMM 是一种状态未知的统计信号模型, 主要应用于语音信号处理, 其应用领域目前正在不断拓新。将 CHMM 理论应用于雷达海面回波的建模与分析中, 无疑又是一种新的尝试。本文将雷达回波信号依据不同反射源分为平稳海杂波、海尖峰以及目标状态, 对应 CHMM 的 3 个状态, 使用 Baum-Welch 算法计算出各状态的转移概率矩阵, 并以 GMDM 构造各状态观测值的连续 PDF 表达式, 修正了混合参数迭代公式, 解决了迭代过程中分母为 0 导致计算终止的问题。对实际海杂波数据的分析证明了该方法的有效性。

本研究还存在待完善之处, Baum-Welch 算法虽然快速简单, 但它是局部最优算法, 如果初值选取不当, 得到的解有可能不是全局最优的, 如何改进算法以获得全局最优解是需要深入研究的地方。此外, 在混合模型构造过程中, 混合成分数目的选取存在经验性, 如何有效进行参数选取, 也需要进一步完善。

## 参 考 文 献

[1] James L and Marier J. Corelated K-distributed clutter generation for radar detection and track [J]. *IEEE Trans on*

- Aerosp. Electron. Syst.*, 1995, 31(2): 568-580.
- [2] Ranga S M and Weiner D D. Computer generation of correlated non-Gaussian radar clutter [J]. *IEEE Trans.on Aerosp. Electron. Syst.*, 1995, 31(1): 106-116.
- [3] Unsworth C P, Cowper M R, Mclaughlin S, and Mulgrew B. Re-examining the nature of sea clutter [J]. *IEE Proc. -Radar Sonar Navig.*, 2002, 149(3): 105-114.
- [4] Mcdonald M and Damini A. Limitations of nonlinear chaotic dynamics in predicting sea clutter returns [J]. *IEEE Proc. Radar Sonar Navig.*, 2004, 151(2): 105-113.
- [5] Kasetkasem T and Varsiney P K. Statistical characterization of clutter scenses based on a Markov random field model. *IEEE Trans. on Aerosp. Electron. Syst.*, 2003, 39(3): 1035-1050.
- [6] Anastassopoulos V and Lampropoulos G A. Clutter and target characterization using Markov chains[A]. Proceedings of SPIE [C]. 2003, 4885: 274-284.
- [7] Robert J, Marcos R, and Fernando O. A Monte Carlo study of the rough-sea-surface influence on the radar scattering from two-dimensional ships [J]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 2001, 43(2): 1005-1018.
- [8] Marcos R, Robert J, and Fernando O. Spectral acceleration of the generalized forward-backward method [J]. *IEEE Trans on Antennas and Propagation*, 2002, 50(6): 785-797.
- [9] Fred L and Posner R. Spiky sea clutter at high range resolutions and very low grazing angles [J]. *IEEE Trans. on Aerosp. and Electron. Syst.*, 2002, 38(1): 58-73.
- [10] 陆传赉. 工程系统中的随机过程[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000, 第 9 章.
- [11] Rabiner L R. A tutrial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. *Proc. IEEE*, 1989, 77(2): 257-285
- [12] Gutnik V G, Kulemin G P, and Sharapov L I. Spike statistics features of the radar sea clutter in the millimeter wave band at extremely small grazing angles[J]. *Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves*, 2001, 1(4): 426-428.
- [13] Bowman A W and Azzalini A. Applied Smoothing Techniques for Data Analysis [M], Oxford University Press, 1997: 46-60.

万建伟: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事雷达信号分析与设计、连续波雷达信号处理、超光谱信号处理、神经网络及鲁棒信号处理研究。

杨俊岭: 男, 1975 年生, 博士, 研究方向为雷达信号处理、海杂波建模等。