

◇ 研究报告 ◇

连续隐马尔科夫模型在多基地目标识别中的应用*

温涛^{1,2} 许枫^{1†} 杨娟¹ 王梦宾^{1,2}

(1 中国科学院声学研究所 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

摘要 多基地声纳组网探测系统是目前大范围水下安保领域的研究热点。综合利用多基地系统中各个声纳节点的信息进行水下目标识别是亟待解决的问题。利用传统的多传感器融合的方法进行多基地水下目标识别,往往忽略了各声纳节点之间的相关性,效果并不理想。针对这一问题,本文提出了利用连续隐马尔科夫模型(CHMM)进行多基地水下目标识别的方法。首先利用 RELAX 算法提取了目标在不同分置角上回波的强散射点特征,组成观测向量,利用 Baum-Welch 方法对 CHMM 参数进行训练,然后计算待识别目标的特征值观测序列在不同模型下的似然概率。对所有目标重复此过程,取概率最大值对应的目标类别为最后的识别结果。在消声水池开展多基地模拟实验,对四类目标进行了识别,利用 CHMM 方法得到的多基地水下目标融合识别率比多基地声纳下单声纳节点的最高识别率提高了 30%。

关键词 多基地, 目标识别, 连续隐马尔科夫模型, RELAX 算法

中图分类号: TB566 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-310X(2017)06-0512-09

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2017.06.006

Multi-static underwater target recognition method based on continuous hidden Markov model

WEN Tao^{1,2} XU Feng¹ YANG Juan¹ WANG Mengbin^{1,2}(1 *Institutes of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)(2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract Netted multi-static sonar detection system is a research hotspot in the wide range of underwater security. How to utilize each sonar node in multi-static sonar system comprehensively is a problem demanding prompt solution. The method using traditional multi-sensor fusion neglects correlation between adjacent sonars, and the result is unsatisfactory. To solve this problem, multi-static underwater target recognition method based on continuous hidden Markov model (CHMM) is proposed in this paper. The strong scattering points features obtained by RELAX as recognition features from different sonars are combined as observation vectors. Baum-Welch method is used to train CHMM parameters. The likelihood probability of the observation sequence of test data in different model is calculated, and the target type corresponding to the maximum value is the recognition result. Multi-static simulation experiment is conducted in anechoic tank, and the fusion recognition rate using CHMM method is 30% above the maximum recognition rate of single sonar node of multi-static system.

Key words Multi-static, Target recognition, Continuous hidden Markov model, RELAX

2017-02-10 收稿; 2017-05-01 定稿

*国家自然科学基金资助项目 (11404365, 61471353)

作者简介: 温涛 (1989-), 女, 山东莱芜人, 博士研究生, 研究方向: 信号与信息处理。

† 通讯作者 E-mail: xf@mail.ioa.ac.cn

1 引言

在大范围水域的水下安保系统中,过去多采用单基地声纳组网的模式,仅能够得到目标的后向散射信息。在多基地声纳组网探测系统中,声纳可同时利用目标的前向、侧向、后向散射信息进行识别,与单基地声纳系统相比,能够在单帧内获得更多新的可用目标信息,识别的稳定性更高。目前,专门针对多基地水下目标识别的研究较少。传统的多传感器融合方法往往忽略了各节点之间的相关性,在多基地声纳系统中的应用效果并不理想,而多基地雷达、水下似雷目标多角度识别等相近领域的文献对多基地水下目标识别的研究更具参考意义。多基地水下目标识别的方法可分为两种。第一种是提取目标在多基地下的特殊特征进行识别。艾小峰等^[1-2]在研究雷达弹道目标一维距离像的基础上,提取了双基地下目标一维距离像长度信息作为目标识别的特征。文章首先对目标在不同雷达配置情况下的散射特性建立了精确的计算模型,再使用实际获取的数据去匹配模型,得到识别结果,但存在两个缺点:一是复杂情况下的模型难以精确建立,二是精确模型在不同环境下的适用性不高、甚至失效。李晓良、陈新亮等^[3-5]对多基地系统的目标散射特性进行了研究,使用多基地下的前向散射特性作为特征向量用于目标识别。第二种是提取多基地各个节点的特征进行数据融合后识别。John Fawcett等^[6]在水下似雷目标多角度后向散射识别的研究中,提取了目标在多个角度节点上的图像特征(包括亮点像素、阴影长度标准差等),构成组合特征向量,利用核分类器实现了对目标的识别,但组合向量的识别效果容易受单声纳节点的影响。J. M. R. Azimi-Sadjadi等^[7]提出了一种基于多角度后向散射信息的决策级融合识别方法,证明了综合利用多角度信息比单角度识别具有更高的识别率,但忽视了连续相邻角度间的互相关性。利用目标在多角度上的后向散射信息进行数据融合识别的方法也在文献^[8-11]得到应用。

隐马尔科夫模型(Hidden Markov model, HMM)是一种有效的动态模式下的识别模型。本文首先提取了多基地声纳系统中目标在不同分置角下的散射点特征,组成一个随分置角变化的回波特

征序列,将特征相似的节点抽象为同一个状态,完成HMM模型的搭建和对最终目标的识别。

2 基于CHMM的多基地目标识别模型

多基地声纳系统是由相隔一定距离、且能协调工作的一组声纳单元构成^[12],系统中的单个(或多个)声源产生声波,分别部署在不同基地的接收机接收目标的回波^[13]。双基地声纳是一种最简单的多基地声纳系统。在多基地声纳进行目标探测时,声源所发射脉冲的散射回波被每个声纳节点接收,各声纳节点提取的目标特征有明显差异。图1示出了多基地声纳系统进行目标探测的示意图。

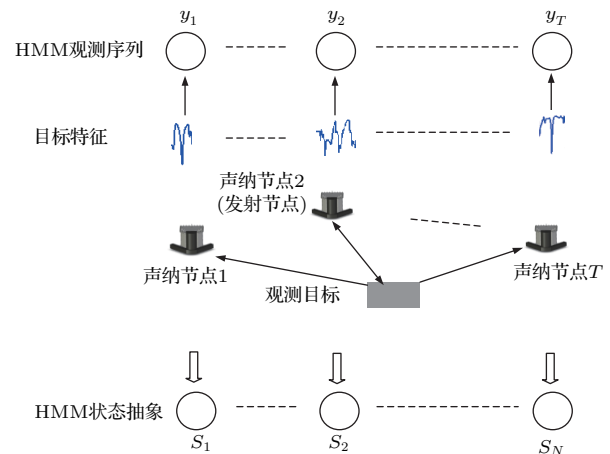


图1 基于HMM的多基地水下目标识别原理示意图
Fig. 1 Sketch map of multi-static underwater target recognition based on HMM

在相邻的声纳节点集合中,目标散射物理特性变化很缓慢。每一个这样的声纳节点集合可以抽象为一个状态,将采样得到的目标状态序列认为是“隐含”的。这样,多基地下利用多节点信息进行特征融合的过程可以看做是一个HMM模型。

HMM参数模型由以下5个参数决定^[11]:

(1) 模型中包含的隐状态的数量为 N ,记 N 个状态为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$,在第 t 个声纳节点时马尔科夫链所处的状态为 $q_t, q_t \in (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$ 。

(2) 初始概率分布矢量 π ,记为 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$ 。其中, $\pi_i = P(q_1 = \theta_i)$,式中, q_1 表示初始声纳节点所处的状态。

(3) 每个状态所对应的可能的观测值数量 M 。记 M 个观测值为 V_1, V_2, \dots, V_M ,记在 t 个声纳节点的观测值为 $O_t, O_t \in (V_1, V_2, \dots, V_M)$ 。

(4) 状态转移概率 \mathbf{A} , 记为 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$, 其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j | q_t = \theta_i)$ ($1 \leq i, j \leq N$)。

(5) 观测值概率矩阵 \mathbf{B} , 记为 $\mathbf{B} = \{b_{jk}\}_{N \times M}$, 其中 $b_{jk} = P(O_t = V_k | q_t = \theta_j)$ 。当观测值是从有限的表中挑选出来的离散值时, 我们在模型的每一个状态中使用离散概率, 当观测向量是连续的信号或是向量时, 尽管可以通过密码本离散化这些连续信号, 但是量化后会产生失真, 所以要采用连续观测密度的隐马尔科夫模型。

连续隐马尔科夫模型 (Continuous hidden Markov model, CHMM) 的输入矢量是连续的, 不是离散型的, 需要用概率密度函数 $b_j(\mathbf{O})$ 来表示观测值输出概率。其中, \mathbf{O} 表示某状态下观测长度为 T 的观测序列, 记为 $\mathbf{O} = (O_1, O_2, \dots, O_T)$ 。在实际的多基地识别系统中, 常使用混合高斯概率分布函数, 将多个多维高斯概率分布进行加权组合来表示输出概率密度, 表示为

$$b_j(\mathbf{O}) = \sum_{k=1}^K \omega_{jk} b_{jk}(\mathbf{O}), \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

$$b_{jk}(\mathbf{O}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_{jk}|^{1/2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{O} - \mu_{jk}) \Sigma_{jk}^{-1} (\mathbf{O} - \mu_{jk})^T\right), \quad 1 \leq k \leq K, \quad (2)$$

式(1)~(2)中, ω_{jk} 是混合系数, 表示第 k 个多维高斯概率分布的权值, 满足 $\sum_{k=1}^K \omega_{jk} = 1, \omega_{jk} \geq 0$, 对于第 j 个状态的第 k 个多维高斯概率分布, 使用 $b_{jk}(\mathbf{O})$ 表示其概率密度, μ_{jk} 表示其均值矢量, Σ_{jk} 表示其协方差矩阵。同时满足, $\int_{-\infty}^{\infty} b_j(\mathbf{O}) d(\mathbf{O}) = 1$, 其中, $d(\cdot)$ 表示对变量的微分。

在利用 CHMM 进行多基地水下目标识别的研究中, 重点关注 CHMM 的两类问题:

(1) CHMM 的参数训练, 即利用已知的观测序列 \mathbf{O} 和初始条件确定参数 $\lambda = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 。

在多基地水下目标的 CHMM 训练过程中, 利用训练集目标的观测序列 $\mathbf{O} = (O_1, O_2, \dots, O_T)$ 和设置的初始条件, 通过 Baum-Welch 估计算法中的重估公式求得一组新的参数 λ' , 使得 $P(\mathbf{O} | \lambda') \geq P(\mathbf{O} | \lambda)$, 即重估得到的模型下的观测向量的似然概率更高。重复这个过程, 逐步改进

模型参数, 直到满足收敛条件, 最终得到训练模型。对每一个目标都进行上述的模型训练, 得到所有目标所对应的 CHMM 参数。

(2) CHMM 的概率计算, 即计算待识别目标的观测序列 \mathbf{O} 在给定模型下的似然概率 $P(\mathbf{O} | \lambda)$ 。

在多基地水下目标识别时, 将长度为 T 的观测序列 $\mathbf{O} = (O_1, O_2, \dots, O_T)$, 输入到训练好的所有 CHMM 模型中, 计算观测序列的似然概率, 即 $P(\mathbf{O} | \lambda) = P(\mathbf{O} | S, \lambda) P(S | \lambda)$, 相当于在所有状态路径 S 上求概率和。直接计算的计算量是巨大的, 可以通过前向-后向算法将公式进行简化^[14]。如果目标 i 对应的 CHMM 得到观测序列的最大似然概率, 即满足 $P(\mathbf{O} | \lambda_i) \geq P(\mathbf{O} | \lambda_k), \forall k \neq i$, 那么, 就认为待识别的特征序列属于 i 目标。

3 特征提取

目标的高分辨一维距离像 (High range resolution profile, HRRP) 反映了在一定的声纳视角内, 目标上散射体的声纳散射截面沿声纳视线的分布情况, 体现了散射点的相对几何关系。因此, 高分辨距离像样本包含了目标重要的结构特征 (尺寸、形状等), 对目标的识别很有价值。一般通过采用宽带信号 (本文采用的是 LFM 信号) 和脉冲压缩技术来提高声纳的距离分辨率。当声纳发射信号频率足够高, 目标回波可以看做一组独立散射中心点的回波向量和, 也就是简单散射点模型。

RELAX 算法是一种用来求解简单散射点模型参数的理想方法^[15], 它是一种非线性最小二乘松弛算法, 提取的是散射点模型的真实参数, 常被用于目标特征提取。根据理想简单散射点模型^[16], 带噪声的声纳目标简单散射点模型可以表示为

$$y_n = \sum_{k=1}^K a_k \exp\left(j2\pi \frac{R_k}{c} n \Delta f\right) + e_n, \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (3)$$

式(3)中, 声纳节点接收的目标的回波频域数据可以看作为 K 个复正弦信号的叠加。 n 表示回波次数, K 表示散射点个数, a_k 表示第 k 个散射点的散射强度, R_k 表示第 k 个散射点与参考点的距离, Δf 是频率采样宽度。设 $f_k = \frac{R_k}{c} \Delta f$, 表示第 k 个正弦信号的频率, 可以用来表征表示距离像位置信息, e_n 表

示噪声。令

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= [y_0, y_1, \dots, y_{N-1}]^T, \\ \boldsymbol{\omega}(f_k) &= [1, \exp(j2\pi f_k), \dots, \exp(j2\pi(N-1)f_k)]^T, \end{aligned}$$

则通过最小化

$$c(f_1, a_1, f_2, a_2, \dots, f_K, a_K) = \left\| \mathbf{Y} - \sum_{k=1}^K \boldsymbol{\omega}(f_k) a_k \right\|^2, \quad (4)$$

可得到参数 $\{f_k, a_k\}$, $1 \leq k \leq K$ 。令

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{a}} &= [a_1, a_2, \dots, a_K]^T, \\ \boldsymbol{\Omega} &= [\boldsymbol{\omega}(f_1), \boldsymbol{\omega}(f_2), \dots, \boldsymbol{\omega}(f_K)], \end{aligned}$$

这样可以得到

$$\{f_k, a_k\} = \arg \min_{\{f_k, a_k\}} \|\mathbf{Y} - \boldsymbol{\Omega} \bar{\mathbf{a}}\|^2, \quad (5)$$

式(5)是一个二维优化求解问题, 假设参数 $(\hat{f}_k, \hat{a}_k)_{i=1, i \neq k}^K$ 已知, 那么 $y_k = \mathbf{Y} - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{a}_i \boldsymbol{\omega}(\hat{f}_i)$, 也就是将从总的信号中减去由他们重构的信号分量得到 y_k , 显然, y_k 中只含有第 k 个信号分量, 经过计算, 得到

$$\bar{a}_k = \frac{\boldsymbol{\omega}^H(f_k) y_k}{N} \Big|_{f_k = \hat{f}_k}, \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \hat{f}_k &= \arg \min_{f_k} \left\| y_k - \frac{\boldsymbol{\omega}(f_k) \boldsymbol{\omega}^H(f_k) y_k}{N} \right\|^2 \\ &= \arg \max_{f_k} \left\| \frac{\boldsymbol{\omega}(f_k) \boldsymbol{\omega}^H(f_k) y_k}{N} \right\|^2 \\ &= \arg \max_{f_k} \left\| \boldsymbol{\omega}^H(f_k) y_k \right\|^2. \end{aligned} \quad (7)$$

因此可以将 \hat{f}_k 从 y_k 中估计出来, 然后代入式(6)中得到 \bar{a}_k 的估计值。利用如下步骤进行RELAX算法的特征提取: 对每个声纳节点上的目标回

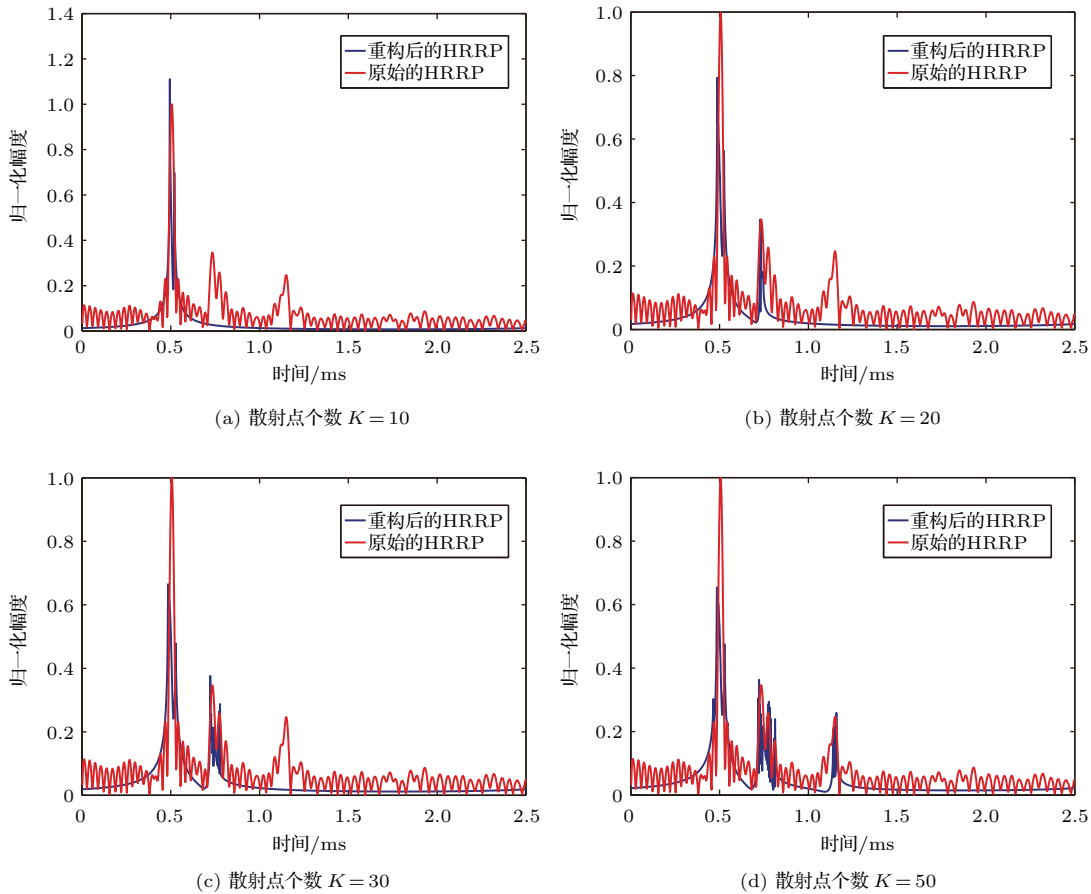


图2 提取强散射点特征后重构的HRRP和原始HRRP比对结果图

Fig. 2 Comparison diagram of reconstructed HRRP after abstracting strong scattering features and the original HRRP

波进行预处理,得到目标的HRRP序列,设定散射点个数 K 和收敛条件,达到式(5)中均方误差在相邻两次迭代计算中的变化值小于给定的阈值。设 $k=1$, $y_1=Y$,利用式(6)和式(7)得到 (f_1, a_1) 。令 $k=2$,利用 (f_1, a_1) ,由式(5)计算出 y_2 ,由 y_2 和式(6)、式(7)得到 (f_2, a_2) ;由 (f_2, a_2) 和式(5)计算得到 y_1 ,由 y_1 和式(6)、式(7)得到 $(f_1, a_1): \dots$;重复这个过程,反复对估值进行更新,直到满足控制收敛条件。

利用RELAX算法提取的特征是声纳得到的目标散射点沿距离像分布的位置信息和散射点回波强度的信息。采用RELAX算法从数据中提取强散射点信息重构后的信号为

$$S_r(n) = \sum_{k=1}^K a_k \exp(j2\pi f_k n), \quad (8)$$

式(8)中的参数对 $\left\{ \begin{matrix} f_1, f_2, \dots, f_K \\ a_1, a_2, \dots, a_K \end{matrix} \right\}$ 表征了声纳目标散射回波径向距离分布的强度和位置信息,本文利用此特征向量对多基地水下目标进行识别。

图2反映了从圆球目标后向散射数据中提取的原始HRRP与根据估计散射点参数重构的HRRP的对比。从对比可以看出,利用估计的散射点特征基本可以重构出原始HRRP序列。强散射点个数分别取10, 20, 30, 50,可以看到随着选取的散射点个数和迭代次数的增多,利用提取的散射点信息重构的HRRP序列和根据目标回波得到的原始HRRP序列也更加接近。散射点个数和迭代次数的增多将导致识别特征维数也随之增多,计算复杂度和计算时间会大幅增加。

4 实验与结果

4.1 实验布局

为了验证本文所提方法的有效性,并避免产生多基地声纳中的声兼容问题,在消声水池进行了配置比较简单多基地模拟实验。采用的多基地配置为一发多收,测量了目标在不同分置角下的目标特性,并提取了散射点特征进行识别。实验布局如图3所示。其中,发射换能器与目标之间的距离是9.8 m,接收换能器与目标之间的距离是2 m。发射换能器和目标固定,接收换能器与转臂相连,这样就可以得到在任意分置角上的目标回波信号。这样实验得到的数据结果与实际一发多收多基地声纳配置得

到的数据结果一致,而且不需要同时使用多个水听器进行测量,大大节省了实验成本。发射换能器的垂直开角约为 10° ,可以有效避免水面及水底混响干扰。接收节点为BK8105水听器。发射的信号是LFM信号,中心频率为80 kHz,带宽为40 kHz。分置角定义为 $\angle SOR$ 。图4为分置角的取值定义。

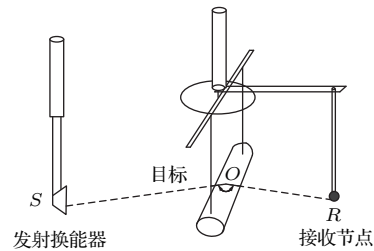


图3 实验装置图

Fig. 3 The experiment sketch map

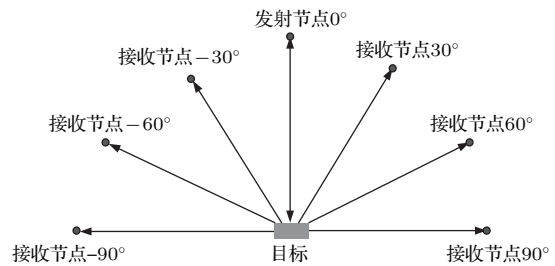


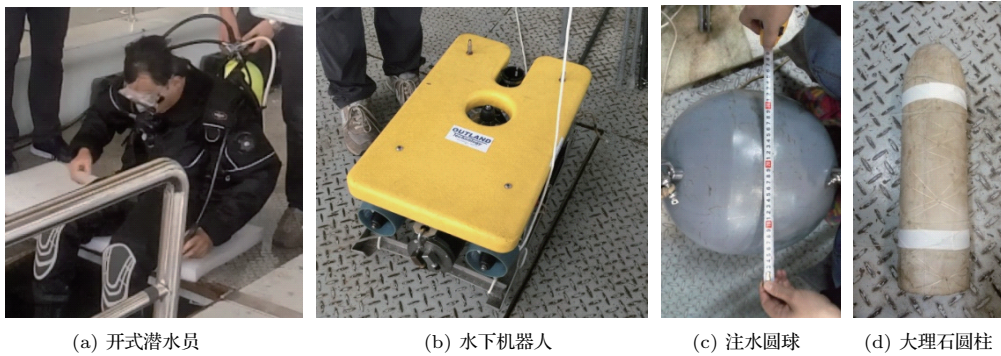
图4 分置角定义

Fig. 4 The definition of bistatic angle

选取了四种目标进行测试,分别为携带开式呼吸器的潜水员、水下机器人、注水圆球和实心大理石圆柱,如图5所示。各类目标的尺寸如下:潜水员身高172 cm,携带的开式呼吸气瓶直径18 cm,高度是40 cm;机器人的长、宽、高分别为60 cm、38 cm和28 cm;高度为注水圆球直径为40 cm,大理石圆柱的直径为10 cm,长度为37.5 cm。

4.2 CHMM状态划分

选用RELAX方法提取目标散射点强度和位置信息 $\{f_k, a_k\}$ 后,每个声纳节点接收到的目标回波对应一个特征向量,映射关系可表示成为 $\mathbf{AF}_i = [a_1^{(i)}, a_2^{(i)}, \dots, a_k^{(i)}, f_1^{(i)}, f_2^{(i)}, \dots, f_k^{(i)}]^T$, M 个声纳节点接收的目标回波构成的特征序列映射为一个模式特征矩阵 $\mathbf{AF} = [\mathbf{AF}_1 \mathbf{AF}_2 \dots \mathbf{AF}_M]$ 。目标在每一个声纳节点上散射回波不同,但是在每一个状态内部回波变化十分缓慢,为使同一个状态内的目标特征向量可以看作一个平稳过程,在



(a) 开式潜水员 (b) 水下机器人 (c) 注水圆球 (d) 大理石圆柱

图5 实验目标

Fig. 5 Experiment targets

对HMM模型进行状态划分时,应该保证同一状态内目标散射点模型近似不变。所以,当接收节点较少且相距较远时,将每个声纳节点获得目标特征矢量序列用一个CHMM状态来表示;当接收点较多且相邻之间距离很小时,可能会出现相邻声纳节点的目标特征有很大的相关性,所以可以将相邻声纳节点的目标特征矢量进行聚类,并且用同一个HMM状态来表示。状态数的确定是由多基地声纳的配置方式和目标的复杂程度共同决定的。

4.3 识别过程

综上所述,基于CHMM的目标识别算法计算过程如下:

(1) 提取多基地声纳系统中每个声纳节点得到的目标一维距离像的散射点强度和位置信息 $\{f_k, a_k\}$, 得到每个目标的多基地特征向量, 并组成CHMM的训练观测值序列;

- (2) 确定隐含状态数目 N , 根据多基地声纳的配置方式和声纳节点数量, 进行状态划分;
- (3) 设置每个目标对应的CHMM的参数初值;
- (4) 利用已知的观测序列和初始条件, 利用Baum-Welch训练算法对每个目标的CHMM进行训练;
- (5) 计算待识别目标的观测序列在给定模型下的似然概率, 判断待识别目标的类型。

基于CHMM的多基地目标识别算法过程如图6所示。

4.4 特征提取和识别结果

4.4.1 特征提取

为了同时兼顾计算复杂度和特征的有效性, 本文提取了散射点数 $K = 10$ 时的 $\{f_k, a_k\}$ 特征向量组作为识别特征, 图7为四类目标在所有声纳节点上的散射点特征。

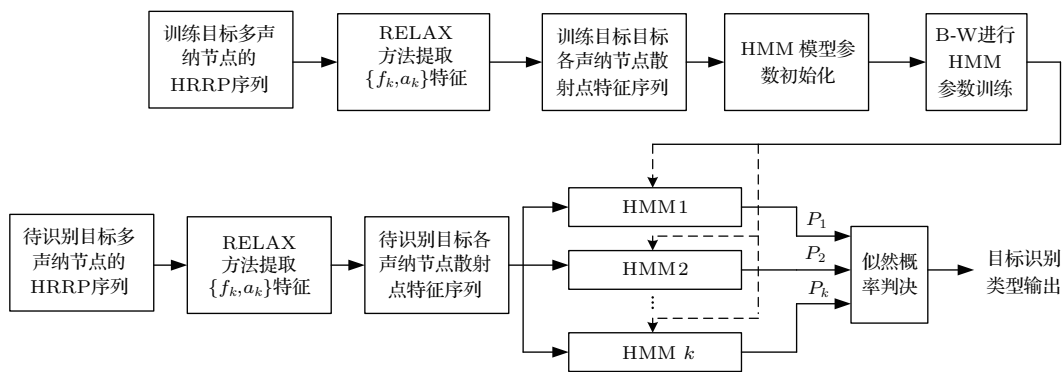


图6 基于CHMM的多基地目标识别算法流程图

Fig. 6 Flow chart of multi-static target recognition method based on CHMM

图7清晰地显示了四类目标在不同分置角上的强散射点分布差异。四类目标都是选取了10个强

散射点进行特征提取。第一,从散射强度 $\{a_k\}$ 特征的分布上来看,注水圆球的强散射点比较集中,最

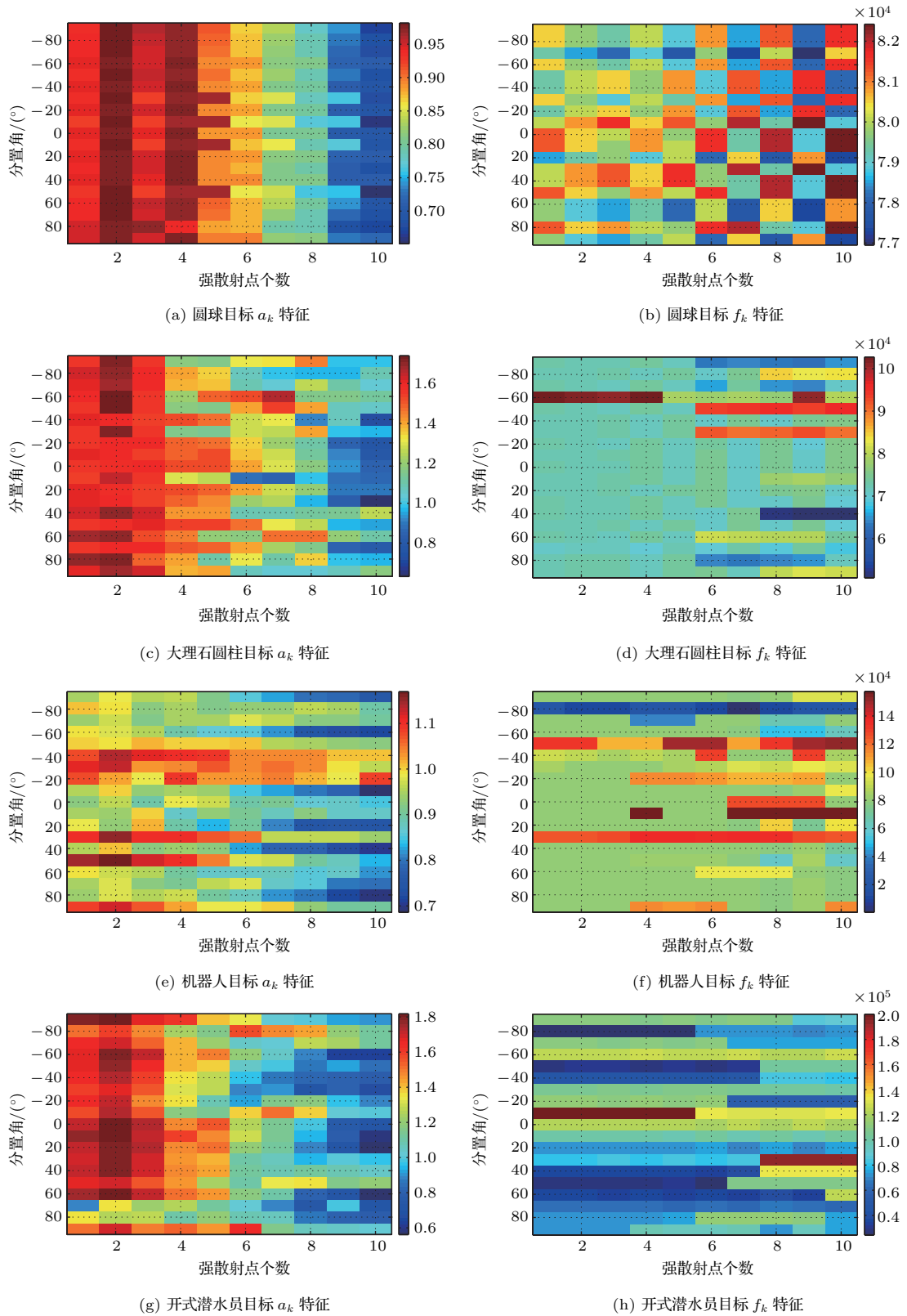


图7 四类目标 RELAX 算法特征提取

Fig. 7 Features of four targets obtained using RELAX method

大的强度与最小的强度差距不大,而且在各个分置角上的分布情况基本一致。其他三个目标的强散射点就相对比较分散,而且具有各向异性。第二,从表征散射点位置的 $\{f_k\}$ 特征的分布上来看,圆球目标的 $\{f_k\}$ 主要集中在 77 kHz~82 kHz 之间,相对比较集中。大理石目标只要集中在 60 kHz~100 kHz 之间,机器人目标集中在 20 kHz~120 kHz 之间,开式潜水员目标几乎包含了 400 kHz 采样率可得到的全部信号频率,说明开式潜水员的散射点分布最为分散,散射形状最为复杂。

所以,从上述分析中我们可以看到四类目标不同分置角上的强散射点都具有其鲜明的特征,所以提取 $\{f_k, a_k\}$ 特征可以很好的将上述4类目标区分出来。

4.4.2 识别结果

在实际的多基地声纳系统中,多基地声纳的布局方式往往与探测范围和地形有很大的关系,19个节点这样密集排布的可能性非常小。为了更贴近实

际应用场景,本文得到了目标在 0° 、 30° 、 60° 和 90° (角度定义见图4)四个声纳节点上的目标回波,并采用一发两收、一发三收和一发四收的多基地声纳布局方式对本文所提算法进行验证。因为本文的试验地点是消声水池,实验数据的信噪比高。而实际应用场景如湖泊、海洋等环境的水声信道复杂,会使得实际目标回波与水池实验结果差异较大。本文在回波信号中加入适当功率的带限白噪声,以使数据更加符合实际应用场景,然后对加噪后的样本信号进行特征提取与识别。对于前述的四类目标,每类目标得到150组回波样本作为训练集,另外150组回波样本作为测试集。为了防止识别结果出现偶然性,对于每一类待识别目标,执行识别处理30次,将30次识别结果的平均值作为最终的识别结果。

图8表示了散射点个数 $K = 10$ 时提取散射点强度和位置信息特征得到的四类目标的识别率。图中横轴为信噪比,纵轴为识别率。黑色的线表示利用 CHMM 将各个声纳节点的特征进行融合后得到

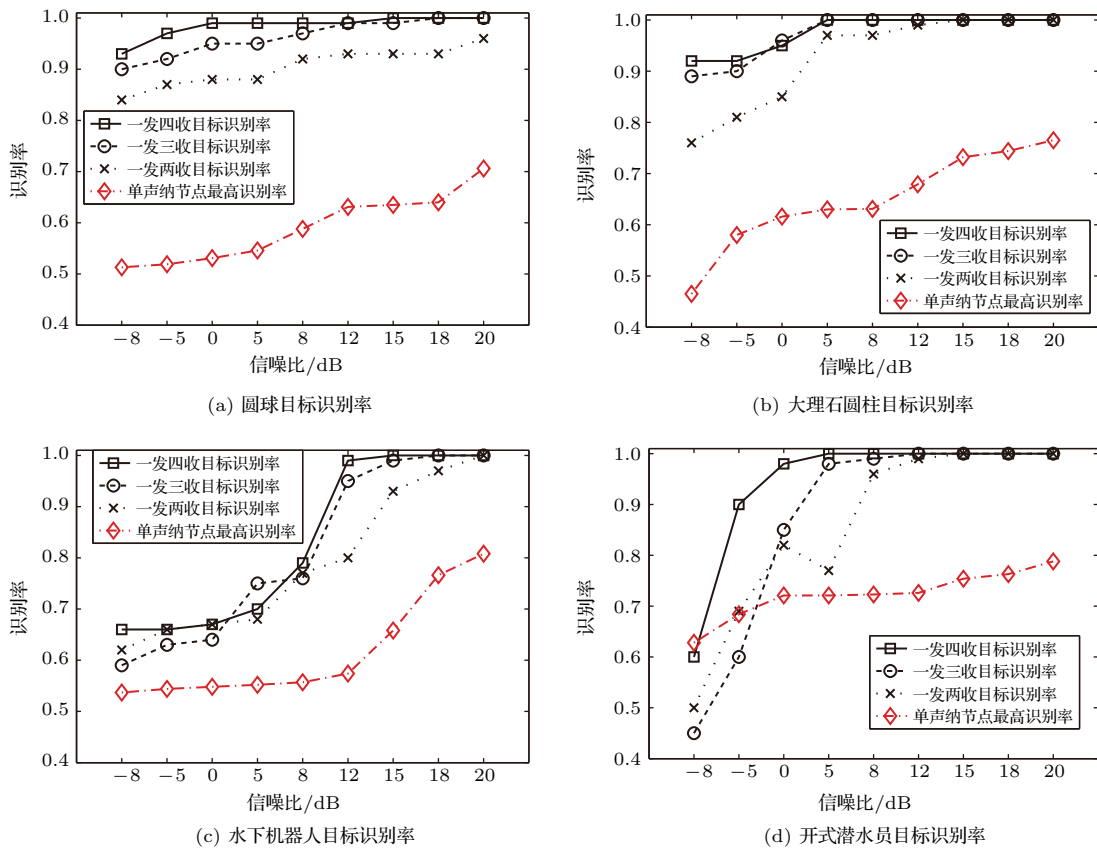


图8 四类目标的识别率结果

Fig. 8 Recognition rate of four targets

的目标识别率, □表示采用一发四收的多基地声纳配置, ○表示采用一发三收的多基地声纳配置, ×表示采用一发两收的多基地声纳配置。红色的线表示只利用一个声纳节点特征和BP (Back propagation) 神经网络分类器得到的目标识别概率。在多基地声纳系统中, 可能会出现某一节点识别特征非常明显, 识别率特别高的情况, 为了将单节点识别结果与本文多基地融合识别结果进行比较, 所以图中表示的是多基地声纳系统中单个节点得到的目标识别率的最大值。从整体上看, 采用CHMM对多基地声纳所有节点上的目标特征进行融合后的识别效果比仅仅利用声纳节点得到的识别率有了非常明显的提高, 最高可以达到30%左右。在信噪比为8 dB~20 dB时, 采用一发两收、一发三收和一发四收的多基地声纳配置情况下, 得到的目标识别率会依次升高。在信噪比为0 dB~5 dB时, 圆球目标、大理石圆柱和开式潜水员目标依然符合这个规律, 这说明在一定信噪比条件下, 随着多基地系统中声纳节点数量的增加, 目标的识别率会得到一定的提高。

5 结论

HMM是一种统计信号模型, 已在语音信号处理、故障诊断等领域得到广泛应用, 本文将CHMM理论应用于多基地水下目标的识别中, 又是一种新的尝试。本文提取的水下目标散射点特征, 表征了声纳目标散射回波路径距离向分布的强度和位置信息, 具有清晰的物理意义。本文提出的方法将各声纳节点的目标特征进行融合, 比多基地下单节点声纳识别率的最大值提高了近30%。同时可以看到, 在一定信噪比条件下, 随着多基地系统中声纳节点数量的增加, 目标的识别率会得到一定的提高。根据本文提供的思路, 在后续多基地声纳目标识别研究中, 如果变换待识别目标的姿态, 利用隐马尔科夫模型进行识别, 不仅可以识别目标种类, 同时可以识别出目标姿态。

参 考 文 献

- [1] AI X F, LI Y Z, XIAO S. Some results on characteristics of bistatic high-range resolution profiles for target classification[J]. IET Radar Sonar Navig., 2012, 6(5): 379-388.
- [2] AI X F, ZOU X H, YANG J H, et al. Micro-motion feature extraction of rotational target in bistatic radar[C]. IEEE CIE Radar Conference, 2011: 609-612.
- [3] 李晓良, 胡程, 曾涛. 多极化前向散射 RCS 分析及其对目标分类识别的影响[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2191-2196. LI Xiaoliang, HU Cheng, ZENG Tao. The analysis of multi-polarization forward scattering RCS and the effect on target classification and identification[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(9): 2191-2196.
- [4] 陈新亮, 胡程, 曾涛. 一种基于前向散射雷达的车辆目标自动识别方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2012, 42(11): 1471-1480. CHEN Xinliang, HU Cheng, ZENG Tao. Automatic vehicle classification based on forward scattering radar[J]. Scientia Sinica: Information, 2012, 42(11): 1471-1480.
- [5] GRIMMETT D J. Automatic identification of specular detections in multistatic sonar systems[C]. OCEANS 2009, MTS/IEEE Biloxi - Marine Technology for Our Future: Global and Local Challenges, 2009.
- [6] FAWCETT J, MYERS V, HOPKIN D, et al. Multiaspect classification of sidescan sonar images: Four different approaches to fusing single-aspect information[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2010, 35(4): 863-876.
- [7] AZIMI-SADJADI M R., YAO D, HUANG Q, et al. Underwater target classification using wavelet packets and neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(3): 784-794.
- [8] BHARADWAJ P K, RUNKLE P R, CARIN L. Target identification with wave-based matched pursuits and hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1999, 47(10): 1543-1554.
- [9] 马超杰, 李晓霞, 杨华, 等. 应用支持向量机分类的多角度目标识别技术[J]. 激光与红外, 2009, 39(1): 88-91. MA Chaojie, LI Xiaoxia, YANG Hua, et al. Multi-view target recognition algorithm based on support vector machine classification[J]. Laser & Infrared, 2009, 39(1): 88-91.
- [10] ROBERTS P L D, JAFFE J S, TRIVEDI M M. Multiview, broadband acoustic classification of marine fish: A machine learning framework and comparative analysis[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2011, 36(1): 90-104.
- [11] ROBINSON M, AZIMISADJADI M R, SALAZAR J. Multi-aspect target discrimination using hidden Markov models and neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(2): 447-459.
- [12] HANLE E. Survey of bistatic and multistatic radar[J]. IEEE Proc., 2008, 13(7): 587-595.
- [13] 邹吉武. 多基地声纳关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [14] 冯长建. HMM 动态模式识别理论、方法以及在旋转机械故障诊断中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [15] 王锦章, 魏存伟, 刘先康, 等. 基于 Relax 散射点特征提取的舰船目标识别方法[J]. 电子科技, 2011, 24(4): 8-11. WANG Jinzhang, WEI Cunwei, LIU Xiankang, et al. Ship target recognition based on Relax algorithm[J]. Electronic Sci. & Tech., 2010, 24(2): 8-11.
- [16] 王贞. 雷达目标一维距离像识别方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.