

基于 HMM 的瞬态回波分类研究

王春启, 汪鸿振

(上海交通大学振动、冲击、噪声国家重点实验室 · 200030)

摘要: 本文从瞬态回波与语音信号在非线性时变方面的相似性出发, 分析了隐马尔可夫模型(HMM)用于瞬态回波分类的可行性并选择了一种较合适的 HMM 结构对两类仿真回波信号进行了分类, 取得了较好的效果。

关键词: 瞬态回波; 隐马尔可夫模型; 声纳信号分类

中图分类号: 0427; **文献标识码:** A

A study on classification of transient sonar echoes

Wang Chun-qi Wang Hong-zhen

(State Key Laboratory of Vibration, Shock & Noise

Research, Shanghai Jiaotong University 200030)

Abstract: As the transient sonar echoes have a similar feature of time-varying and non-linear, the feasibility of using HMM (Hidden Markov Model, which has been used successfully in speech recognition) to classify the transient sonar echoes has been discussed and a proper HMM structure has been selected. The classification experiment shows that it's effective to classify the transient sonar echoes using the HMM we selected.

Keywords: transient sonar echoes; HMM; sonar echoes classification

1 引言

目标回波是目标在入射声波激励下产生的一种物理过程, 回波中常常带有目标的某些特征信息, 这些信息是主动声纳实现目标探测和识别的基础^[1]。瞬态回波一般指窄脉冲入射下目标的回波。通常认为, 瞬态信号有利于目标识别, 因为信号本身含有较丰富的时域或频域特征, 能够激发起较丰富的目标信息, 易于进行识别。另一方面, 随着目标隐身技术的发展, 越来越需要利用瞬态声纳检测粘贴有吸声覆盖层的隐身目标, 实现目标

反隐身。因此, 研究瞬态信号的分类, 尤其是瞬态回波信号的分类将具有很深意义。但是, 从目前公开发表的文献上看, 国内在瞬态回波分类方面的研究还很少, 大部分工作是围绕被动声纳信号而开展的。

神经网络已经被公认为是解决模式分类问题的一个有力的工具, 在信号分类尤其是被动声纳信号分类研究中, 大多采用神经网络完成识别工作。但是, 对声纳信号这种非线性时变信号而言, 通常需要在网络结构中引入反馈来提高网络对动态序列的记忆能力, 从而使网络的结构很复杂, 也影响了网络的

收稿日期: 99-05-20; 修订日期: 99-09-15

作者简介: 王春启(1976-), 男, 硕士生

硬件实现。由于瞬态回波信号的时变性能特别显著,因此用神经网络完成有效的分类将更为困难。

隐马尔可夫模型(HMM)具有较强的对时间序列结构进行建模的能力。近年来,在语音识别领域隐马尔可夫模型的应用非常成功,突出表现了该模型在处理非线性时变信号方面的优势。另外,Les T. Niles 等^[2]研究的类似神经网络的 HMM 网使 HMM 的硬件实现变得和一般的神经网络一样容易。由于在非线性和时变方面,瞬态回波具有和语音信号类似的特性,所以本文尝试用 HMM 对瞬态回波进行分类研究。

2 HMM 基础

HMM 是马尔可夫链的一种,它的状态不能直接观察到,但能通过观测向量序列观察到每个观测向量都通过某些概率分布表现为各种状态,每一个观测向量由一个具有相应概率分布的状态序列产生的。所以它是一种双重随机过程——具有一定状态数的隐马尔可夫链和显式随机函数集。

假设 HMM 具有 N 个隐状态,每一个观测向量具有 M 个观测值,则 HMM 可由状态转移概率矩阵 $A_{N \times N} = \{a_{ij}\}$ 、观测概率矩阵 $B_{N \times M} = \{b_j(o_t)\}$ 和初始状态概率分布向量 $\pi = \{\pi_i\}$ 表示。其中, a_{ij} 为从状态 s_i 转移到状态 s_j 的概率,且 $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$; $b_j(o_t)$ 为当状态为 s_j 时观测结果为 o_t 的后验密度; π_i 为初始状态为 s_i 的概率, $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1$ 。一般地,可以用 (A, B, π) 更简洁地表示一个 HMM。

显然,在应用 HMM 进行信号分类时,首先要解决两个问题:训练问题,给定一组已知目标产生的观测向量序列,如何确定模型的参数 (A, B, π) ; 识别问题,给定 K 个模型 $r(1 \leq r \leq K)$ 及观测向量 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ 如何确定在各个模型参数下观测向量

O 的概率 $P(O, r)$,即如何对观测结果进行分类。

根据是否对观测向量进行矢量化,可把 HMM 分为离散概率密度型和连续概率密度型。对于离散概率密度,观测向量只能取为码本中的有限个码字;对于连续概率密度,其形式有高斯型、高斯混合型、高斯自回归混合型及划分的高斯自回归混合型等。另外根据不同状态之间相互转移的规律不同,可将 HMM 分为自左至右和全连接两种拓扑结构(详见文献[3])。在语音识别中,通常选用自左至右的拓扑结构。

3 HMM 在信号分类中的应用

假设应用 HMM 对 K 种类型的信号进行分类。首先需要选择一种合适的 HMM 的结构;然后,建立 K 个 HMM 模型 $r(1 \leq r \leq K)$,每一个模型对应一类信号。对未知类型的观测向量 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ 进行分类时,根据一定的准则计算在不同模型下的概率 $P(O, r)$,最大概率所对应的模型类别即可作为未知信号的类型。

在语音识别领域,通常采用自左至右的拓扑结构,这主要是因为语言通常表现为自左到右的一连串音节,可以将每个音节视为一个状态(虽然事实上有时 HMM 状态并不和音节一一对应)。瞬态回波没有语音信号这种规则的结构,其瞬变现象和不规则结构(如信号波形的跃变、间断和快速振荡等)使得能够从一种状态转移到其它任何状态的全连接型 HMM 拓扑结构更适合于瞬态回波。

4 仿真信号分类实验简介

根据上述分析,本文选择全连接拓扑结构、连续概率密度的 HMM 对两种类型的仿真回波信号进行了分类试验。采用分段 K 均值算法对模型进行训练,用 Viterbi 算法^[4],求得最佳状态似然函数 $p(O, Q^*)$ 作为分类的准则。

表1 不同回波信号的识别率

信号类型		识别率	平均识别率
1型信号	训练样本集(20个信号)	100%	95%
	测试样本集(20个信号)	90%	
2型信号	训练样本集(20个信号)	95%	92.5%
	测试样本集(20个信号)	90%	

5 结束语

根据瞬态回波信号具有瞬变现象和不规则结构的特点,本文分析了将隐马尔可夫模型(HMM)用于瞬态回波信号分类的可行性,选择了一种较适合的HMM结构,对仿真信号进行了分类实验。结果表明,HMM模型在处理像回波信号这种瞬态时变信号方面具有一定的潜力。

由于瞬态回波是一类非常特殊的信号,具有许多不同于语音信号的特性,因此对于用HMM实现瞬态回波分类的有效性还有必要做进一步的研究。本文仅对仿真信号进行了分类实验,进一步的研究将采用更为有效的特征提取手段提取特征对实际采集的信号进行特征提取,然后采用更为合适的HMM进行建模并分类。同时,考虑将HMM模型与神经网络结合起来构成混合分类器也可能进一步提高分类的准确度。

参考文献:

- [1] 汤渭霖,声纳目标回波的亮点模型[J].声学学报,1994;19(2):92~99.
- [2] L. T. Niles, H. F. Silverman, Combining HMM and neural network classifiers, Pro. of ICASSP'90, 1990; 1: 417~420.
- [3] 张军英. 说话人识别的现代方法和技术[M]. 西北大学出版社.
- [4] Juang BH and Rabiner LR., The segmental K-means algorithm for estimating parameters of hidden Markov models[J]. IEEE Trans. on Acoust., Speech and Signal Proces., 1990; ASSP38(9).
- [5] Amlan Kundu and Feorge C. chen, An Integrated hybrid neural network and classifier for sonar signals[J], IEEE T rans. on signal processing, 1997; 45(10).

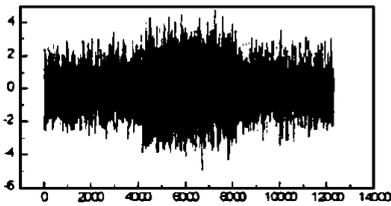
$$p(O, Q^*) = \max_Q p(O, Q) =$$

$$\max_{Q^*} \prod_{i=1}^T b_{q_i}(o_i) \prod_{i=2}^T a_{q_{i-1} q_i}(o_i) \quad (1)$$

最佳状态似然函数 $p(O, Q^*)$ 表示沿所在可能发生的路径中最有可能发生的一条路径(即最佳状态序列)所得到的概率, Q^* 表示与最佳状态似然函数相对应的最佳状态序列, q_i^* 是最佳状态序列中的第 i 个状态。即:

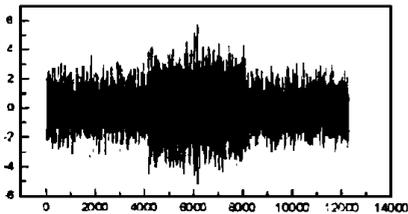
$$Q^* = \{q_1^*, q_2^*, \dots, q_T^*\}, q_i^* \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

本文采用文献[1]建立的声纳目标回波的亮点模型实现信号仿真,根据不同的时延、反射因子和相位跳变用计算机模拟了80个回波信号(信号总长0.6ms,含回波信号的长度约0.2ms),其中1型信号中仅含几何亮点,2型信号中既含几何亮点又含弹性亮点。如图1所示。



(a) 1型信号的波形

(a)



(b) 2型信号的波形

图1 两类仿真的瞬态回波信号

对每个信号,用短时傅立叶变换得到一个功率谱特征序列。该序列即可视为前文所述的HMM模型的观察序列 O 。将每一类信号分为两组,第一组20个信号用作训练样本集,用来训练HMM模型,得到模型参数;第二组20个信号用作测试样本集,用来测试模型的泛化性能。分类结果如表1所示。