

基于非线性动力学的声呐回波特征提取

谈 亮, 张明敏

(海军工程大学电子工程学院, 南京 211800)

摘 要: 文章介绍了以多项式拟合的方法进行信号重构的非线性动力学模型, 选取少量的拟合系数作为衡量信号与干扰的特征差异的表征量, 构成“动力学分类器”。在完善了用于相空间重构的动力学模型基础上, 确定了用于目标回波的主要非线性系数。数据分析结果表明了该方法的有效性, 得出的结论表明主动声呐回波具有与混响不同的非线性动力学特征, 且不同目标之间的非线性动力学特征也不相同, 这为回波的非线性动力学建模及其用于检测与分类奠定了基础。

关键词: 非线性动力学模型; 多项式拟合; 主动声呐; 分类

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A

Extracting echo characteristics of active sonar based on nonlinear dynamic method

TAN Liang, ZHANG Ming-min

(Electronics Engineering College, Naval University of Engineering, Nanjing 211800, China)

Abstract: A nonlinear dynamic model that re-constructs signals with polynomial fitting is introduced and a dynamic classifier is built. A small number of fitting coefficients are used to show the characteristic differences between the signal and interference. Also, the major nonlinear coefficients of echoes are confirmed based on an advanced dynamic model for “phase space re-construction”. Results of data analysis show the validity of this method. It is concluded that echo signals have nonlinear dynamic characteristics different from reverberation, and the nonlinear dynamic characteristics of different targets are also different. This establishes the basis of nonlinear dynamic modeling and its application to echo detection and classification.

Key words: nonlinear dynamic model; polynomial fitting; active sonar; classification

1 引 言

近年来, 基于非线性动力学理论的时序分析方法已经被广泛地应用于信号处理问题。该方法的基本思想是认为某些看似随机的信号在动力系统框架内有某种按照低维确定性规则演化出来的数据成份存在, 且人们可以通过分析重构相空间中原来动力学系统的拓扑属性来利用这种数据成份。事实证明, 这些方法在许多具体应用中比传统的线性方法有效得多。

对于目标回波的检测和分类, 关键问题就是如何在较高的海洋混响背景下有效地提取出目标回波的不变特征。只要目标回波和海洋混响的特征相关信息具有足够大的差异, 这种方法就有较好的效果。

我们的基本做法是: 首先利用目标回波的非线性特征进行目标的检测与分类方法的研究, 寻找一

种能表征目标回波和背景干扰特征差异的动力学模型, 并构建能有效辨识回波信号的动力学分类器, 在此框架内, 对代表目标回波的确定性信号和代表背景干扰的混响信号进行仿真试验与数据分析。

2 用于特征提取的动力学模型

假定存在时间序列 $x(t)$, 是某一般物理可观测系统的一组测量值, 或是一种人工产生的信号。

用 Takens 时延重构状态矢量 \mathbf{x} 作为数据表达形式,

$$\mathbf{x} = \{x(t), x(t - \tau), K, x[t - (D - 1)\tau]\} \quad (1)$$

式中, D 为嵌入维, τ 为嵌入时延。这一步是从标量数据 $x(t)$ 中构造了一个有 D 维自由度的更高维动力学状态空间表示式, 只要嵌入维 D 足够大, 则重构的状态空间和最初的相空间是同形的。根据动力学系统基本理论, 这个重构状态空间中确定性信号的演化可以用 D 个一阶微分方程的方程组来描述, 此方程组可能是耦合和非线性的。

我们选择了一个经验的全局动力学模型 ODE

收稿日期: 2002-04-04; 修回日期: 2003-05-28

基金项目: 本文获得国防科技重点实验室基金(00JS24.4.1.JB0401)的资助。

作者简介: 谈亮(1970-), 男, 南京人, 讲师, 研究方向为信号处理、计算机网络及数据库等。

(普通微分方程)作为信息量化工具,也就是说用一组模型微分方程 $dx(t)/dt = F(x, t)$ 去拟合重构状态空间矢量 x 的数据演化。

就检测/分类的目的而言,我们并不关心模型的精确结构,而是直接将 D 个函数以某组基 $\{\phi_j(x(t))\}$ 展开来构造一个模型。在模型自治的典型情况下, $F(x, t) = F(x)$, 我们只要选择所有的 P 阶多项式作为展开基即可。这里, $\phi_j(x(t))$ 可以写为: $\phi_j(x(t)) = x^k(t) \cdot x^m(t - \tau) \cdot K \cdot x^q(t - (D - 1)\tau)$ (2)

其中, $0 \leq k, m, q, K \leq P$ 且 $k + m + q + K \leq P$ 。

D 个方程的右边可以展开成下面的形式:

$$F_d(x, t) = a_{0,d} + a_{1,d}x(t) + \Lambda = \sum a_{j,d}\phi_j(x(t)) \quad (3)$$

其中 $j = 0 \cdots N - 1, 1 \leq d \leq D$ 。

可以看出,此展开包含了所有 $N = (P + D)! / (P! D!)$ 个交叉项。未知模型系数 $a_{j,d}$ 可以用由矩阵方程 $Y = BA$ 定义的 F_d , 构造一个一般线性最小二乘问题来得出。其中, Y 是由时间导数 $dx(t)/dt$ 在连续观察时间 t_1, t_2, \dots, t_M 处估计值构成的矢量; B 是由基项 $\phi_j(x(t))$ 在 $x(t_1) \equiv x(1), x(t_2) \equiv x(2), \dots, x(t_M) \equiv x(M)$ 处估计值构成的矩阵; A 是由未知系数 $a_{j,d}$ 构成的矢量。这样,每个 F_d 可以通过求各自矩阵方程的最小二乘解(例如奇异值分解)来确定。

需着重指出的是,为了检测/分类的目的,本方案与建模方法有所不同。对建模目的而言,正确的 D, P 等模型参数值的决定,对于恢复最初系统的动力学信息是必要的。然而要想得到这些参数的准确数值往往是比较困难的。而对于检测/分类目的而言,只要 D, P 值取得足够大,使得我们在某种程度上能区分所要分类的几种信号类别就可以了。典型的情况是 D, P 通常可以取得较小(例如 2 或 3),因为信号的功率大多分布于较低阶的模型系数中(这和谱展开有点相似)。更重要的是,为一种特定应用的动力学模型定义一种标准形式是很关键的,否则分类就难以实现。也就是说,应该固定一组 D, P 参数值,用于上述全局动力学模型,构成一个“动力学分类器”。每一个数据观察通过此“分类器”后就会在输出端得到描述其非线性特征信息的参数。

在模型微分方程组 $dx(t)/dt = F[x, t]$ 中,共有 d_E 个微分方程,但在高噪声背景下,由于对称性,每个独立的全局动力学模型普通微分方程(ODE)包含了性质相似的、冗余的信息。因此,只用

其中的一个方程就可以得到相同的分类效果。

我们使用方程组中的第 D 个微分方程:

$$\frac{d}{dt}x(t + (D - 1)\tau) = c_0 + c_1x(t) + c_2x(t + \tau) + c_3x(t + 2\tau) + \Lambda + c_{d_E}x(t + (D - 1)\tau) + \text{High order items} \quad (4)$$

方程左边的导数 $dx(t + (D - 1)\tau)/dt$ 要根据仿真信号的原始数据进行估算。我们采用的方法是,先将欲求导数的点的前后各 $L_{sm}/2$ 个点再加上该点共 $L_{sm} + 1$ 个点用最小二乘法进行二次曲线拟合,然后求出该点的导数。

针对仿真信号建立全局动力学模型后,每一个窗的观察数据都会产生一组模型系数,在 $D = 3, P = 2$ 的条件下,我们得到 c_0, \dots, c_9 10 个系数,此模型系数就反映了该数据窗内观察数据的非线性特征。首先我们注意到,对于时延重构数据,特别是在高噪声背景下,数据矩阵的 Toeplitz 属性决定了所有微分方程 F_d 包含了性质相似或冗余的信息,只需要使用它们中间的一个方程的系数 $a_{j,d}$ 即可。其次,对于任意某类给定的信号,我们发现一般只有少数的系数包含了在统计意义上比较重要的信息,其它只反映了噪声及混响的属性。可以根据这样的规则来识别统计意义上的重要系数:用某个给定信号类的系数分布 C_m 估计出的标准方差 $\sigma_{j,d}$ 对所有系数 $a_{j,d}$ 归一化,则新变量 $a_{j,d}/\sigma_{j,d}$ 若落在零点为中心的 1 倍或 2 倍 $\sigma_{j,d}$ 邻域内,则该系数包含了很少或不包含信号信息。于是,重要系数就定义为落在这个门限以外的系数。图 1 给出一个例子,图中纵坐标为归一化系数值 $a_{j,d}/\sigma_{j,d}$,横坐标为系数的序号。在图中,1 倍 σ 门限的范围已用直线标出。从图中可以看出,很容易确定这种信号在统计意义上较为重要的两个系数。鉴于使用统计意义上的重要系数进行检测/分类处理可以减小错误识别的概率,因此用上述规则判定重要系数是比较重要的。

将一组模型系数按照一定顺序排列起来,构成一个特征向量。通过对所有信号进行观察得到的特征向量就构成了模型系数空间。

3 数据分析

3.1 不同类型的目标回波数据

我们采集的目标类型包括沉船、水鼓、岸站基阵、水雷和潜艇,表 1 显示了不同类型目标的统计结果,其中有效窗长指观察数据窗的长度,有效特征系数指能够反映回波信号特征的非线性系数,1 代表

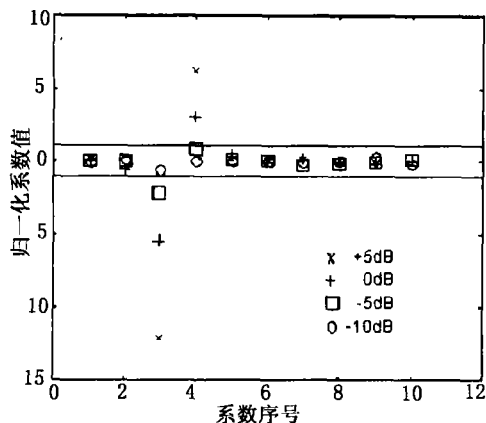


图1 Lorenz 数据在不同信噪比时的归一化系数值

$C_1, 2$ 代表 C_2 , 依次类推。需要说明的是, 表中数据为对若干次采集数据计算结果的统计。由表 1 可见, 不同类型的目标具有不同的有效非线性特征系数。

表 1 不同类型目标的统计结果

目标类型	有效窗长(采样点)	有效特征系数
沉船	30	1,3,5
水鼓	50	2,3,4
岸站基阵	50	1,2,4,5
水雷	60	1,3,4
潜艇	50	4,5

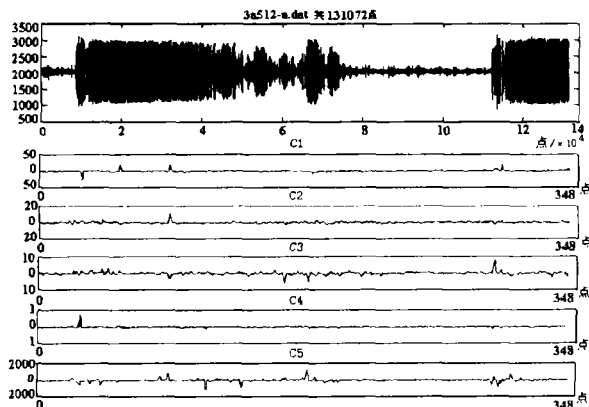


图 2 沉船的特征系数向量

图 2 为沉船的一个例子。其中, 最上面为回波数据原始波形, 下面五个波形为 $C_1 \sim C_5$ 五个特征系数向量。

3.2 同一目标的不同工作方式

我们考虑的数据样本是某型声呐在不同工作方式下发现的潜艇回声, 表 2 显示了统计结果。由表 2 可以看出回波信号的有效特征系数受工作方式影响不大, 与表 1 所示的潜艇特征系数为 C_4, C_5 的结论是吻合的。此外, 有效窗长受工作方式影响也不

大。图 3 显示了多波束搜索、单频脉宽 22ms 方式下的特征系数向量。

表 2 同一目标不同工作方式的统计结果

工作方式	有效窗长(采样点)	有效特征系数
多波束, 调频 300Hz	50	4,5
多波束, 调频 200Hz	50	4,5
多波束, 单频脉宽 88ms	60	4,5
多波束, 单频脉宽 22ms	60	4,5
单波束, 调频 300Hz	60	4,5
单波束, 单频脉宽 88ms	80	4,5
单波束, 单频脉宽 22ms	40	4,5

3.3 同一目标的不同敌向角

处理的数据是护卫艇航速为 8kn、某型声呐脉宽为 30ms、潜艇航速为 6kn 时录取的不同敌向角回声。表 3 显示了不同敌向角的统计结果。

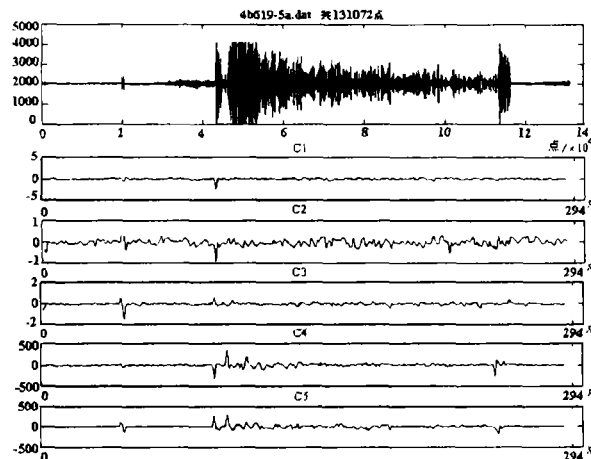


图 3 多波束、单频脉宽 22ms 方式下的特征系数向量

表 3 同一目标不同敌向角的统计结果

敌向角/ $^{\circ}$	有效窗长(采样点)	有效特征系数
60	50	3,4,5
120	50	2,4,5
150	50	4,5
180	50	4,5

由表 3 可以看出, 在不同敌向角的情况下, 有效特征系数基本保持了潜艇的 C_4, C_5 两个系数, 前两组信号多出来的 C_2, C_3 两个系数是在现有样本条件下得出的, 尚需更多样本的检验。此外, 有效的数据窗长度也保持不变, 这说明特征系数受敌向角的影响是比较小的。

4 结束语

通过上面的工作,可以得出以下结论:

(1) 混响与不同类型的目标间存在着动力学差异,文中采用的动力学模型能够将回波信号与混响进行分离;

(2) 不同类型的目标间存在动力学差异;

(3) 同一目标不同工作方式下的回波信号具有较稳定的动力学特征;

(4) 同一目标的动力学特征受敌向角的影响较小。

以上结论使得我们具备建立一个非线性“动力学分类器”的可能,然而,要想建立一个真正有效、可靠的“动力学分类器”,还有赖于大量实际数据的检验与数据库的建立,这也是我们下一步的主要工作。

参考文献:

- [1] Dejin Yu, Weiping Lu, Robert G. Harrison. Phase-space prediction of chaotic time series[J]. Dynamics and Stability of Systems, 1998, 13(3):78-79.
- [2] Thomas Schreiber, Peter Grassberger. A simple noise-reduction method for real data[C]. Physics Letters A, 1991, 160.
- [3] Theodore W. Frison, Henry D. I. Abarbanel, Joan Cembroia, Richard Katz. Nonlinear analysis of environmental distortions of continuous wave signals in the ocean[J]. J. Acoust. Soc. Am. 1996,99(1):67-68.
- [4] Ted W. Frison, Henry D. I. Abarbanel, Joan Cembrola, Bert Neales. Chaos in ocean ambient 'noise'[J]. J. Acoust. Soc. Am. 1996,99(3):47-49.
- [5] James Kadtke, Michael Kremliovsky. Signal Classification Using Global Dynamical Modals, Part I: Theory[C]. American Institute of Physics, 1996,189-194.
- [6] Michael Kremliovsky, James Kadtke. Signal Classification Using Global Dynamical Modals, Part II: SONAR Data Analysis[C]. American Institute of Physics, 1996, 208-211.

上海市声学学会医学超声专业委员会学术论坛召开

由上海市声学学会医学超声专业委员会主办、上海市启明星联谊会医学超声组和飞利浦医疗公司协办的上海市声学学会医学超声专业委员会学术论坛于2003年8月24日在上海市国际儿童医学中心召开。来自上海市及附属区县的各级医院以及上海交通大学、复旦大学、上海第二医科大学、同济大学、第二军医大学等附属医院和江苏、浙江等医院的250名超声专业工作者参加了会议。上海市声学学会副理事长、医学超声专业委员会主任委员胡兵教授主持了会议。会议特邀美国Jefferson超声教育中心刘吉斌教授、中华医学会超声专业委员会副主任委员、北京协和医院超声科姜玉新教授参加会议并致辞。上海市科委基础处施强华处长代表启明星领导致辞。上海市声学学会医学超声专业委员顾问周永昌教授、声学学会阎玉舜教授、儿童医学中心副院长孙锬、飞利浦医疗公司沈立新等到会讲话。

学术论坛由胡兵教授、孙锬教授、何还珠教授和王文平教授等主持。刘吉斌教授报告了介入性超声和超声造影技术的进展,姜玉新教授报告了超声造影及微血管成像技术在腹部疾病诊断中的应用现状,胡兵教授报告了泌尿超声新进展,舒先红副教授介绍了室壁运动定量分析的临床应用,谢志行副教授介绍了美国哈佛大学、麻省理工大学的超声研发概况。飞利浦医疗公司刘红经理介绍了飞利浦超声仪器新技术。会议学术气氛浓厚、场面热烈,飞利浦医疗公司还组织了“大家乐”抽奖活动。

会议期间,举行了上海市声学学会医学超声专业委员会受聘的顾问、名誉主任委员、副主任委员、委员等的颁证仪式。

本次会议得到了飞利浦医疗公司的大力支持,特此致谢!

朱家安