

文章编号: 1001-3806(2006)05-0449-03

基于神经网络的远程激光测距机混沌弱信号检测

夏桂芬, 赵保军*, 韩月秋

(北京理工大学 电子工程系, 北京 100081)

摘要: 为了解决杂波背景下的激光微弱目标检测的问题, 结合混沌动态建模思想, 讨论了激光回波的混沌特性, 提出激光信号非线性混沌序列的神经网络建模、预测及信号检测算法。利用预测误差检测到激光杂波中的有用弱信号。仿真结果表明, 这种方法是比较有效的。

关键词: 激光技术; 激光测距机; 混沌; 神经网络; 预测误差

中图分类号: TN958.98 文献标识码: A

Chaotic weak signal detection in the long range laser rangefinders using neural network

XIA Guifen, ZHAO Baojun, HAN Yueqiu

(Department of Electronic Engineering Beijing Institute of Technology Beijing 100081, China)

Abstract To solve the weak target detection under the clutter background, combined with dynamic chaotic model, the chaotic property of the laser echo signal is discussed and a novel algorithm is presented based on chaotic signal detection using neural network predictor. The weak signal in laser clutter background can be detected by means of the prediction error. The simulated results show the algorithm is effective.

Key words laser technique; laser rangefinder; chaotic; neural network; prediction error

引 言

激光回波中含有大量噪声, 越来越多的研究表明, 这些噪声许多呈现混沌现象^[1, 2]。对于这些混沌噪声, 利用传统的去噪方法效果并不理想, 如何根据混沌固有的性质, 对激光回波中的有效信号进行提取是许多科学工作者研究的热点问题。LEUNG 利用分维数将混沌杂波和目标区分开来^[3], 但是这种方法只适合于信噪比较大的情况下。混沌现象与随机过程不同, 混沌背景中的弱信号检测, 不能用传统的统计假设检验, 而应该用非线性动态建模所取代。混沌信号是由确定的非线性动态方程所确定的, 是局部可预测的。基于混沌信号的局部可预测性, 如果能获得纯混沌噪声作为训练样本, 然后用含混沌噪声和感兴趣信号叠加的接收信号作为测试样本, 从而得到误差信号, 对误差信号作相应的处理可以得到检测结果。神经网络是由并行处理的具有简单功能的神经单元构成, 具有信息分布存储和并行处理的特点。神经网络和混沌系统一样, 其本质上都是非线性的, 同时, 多层神经网络经

过训练可以逼近任意连续的函数, 而且神经网络具有强大的容错性能, 这些特点使得神经网络可以用于近似重构相空间的轨迹的映射, 从而检测出混沌背景下的微弱信号。神经网络的运用减少了重构相空间的计算量, 提高了检测的效果。目前, 误差反传 (back propagation, BP) 神经网络和径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络在基于混沌的微弱信号检测方法中经常采用, 且都得到满意的检测结果^[4-9]。

作者运用基于 RBF 的神经网络预测算法, 对激光测距机的回波信号进行了分析, 讨论了算法原理和实现, 给出了仿真结果, 验证了算法的有效性。

1 重构相空间

混沌信号是一个确定性非线性动力系统。最本质的特点是非线性系统对初始条件的极端敏感性。因此, 一方面, 混沌现象所固有的确定性表明许多随机现象是可以预测的; 另一方面, 混沌现象所固有的对初值的敏感依赖性又意味着预测能力受到新的根本性限制。混沌现象是短期可以预测, 而长期不能预测。混沌现象的短期预测性已被广泛的应用于很多领域, 其理论基础为 Takens 嵌入定理^[10]。

Takens 嵌入定理是相空间重构的基础, 用时延法构造相空间可表示为:

作者简介: 夏桂芬 (1980-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为激光信号处理。

* 通讯联系人。E-mail: zh@bit.edu.cn

收稿日期: 2005-09-27; 收到修改稿日期: 2006-03-08

$X(t) = (x(t), x(t + \tau), \dots, x(t + (m - 1)\tau))$ (1)
 式中, m 为嵌入维; τ 为时间延迟; X 为空间矢量; x 为时间序列元素; t 为采样时间。嵌入维数 m 和延时 τ 是相空间重构的关键。如果 m 选得太小, 则混沌动力学的几何结构不能完全打开, 以致混沌吸引子有可能在某些地方相交或折叠; 如果 m 选得太大, 则会增大计算量, 且噪声的影响也会增加很多。嵌入维数 m 由吸引子的关联维 d 确定, 一般 $m > 2d + 1$; 延时 τ 选取的原则是使 $x(t)$ 与 $x(t + \tau)$ 具有某种程度的独立但又不完全独立。时间延迟根据自相关函数的第 1 个过零点时刻来选取。

1.1 激光信号的嵌入维

嵌入维根据吸引子的关联维确定。关联维表示相点间距 r 的概率, 一般采用 GRASSBERGER 和 PROCAOCIA 于 1983 年提出的基于相空间重构技术的 GP 算法^[10] 来计算关联维。混沌系统中, 关联维通常是一个分数值。图 1 为采用时间序列点 $N = 10000$ 经过 200MH 的模数转换器采样所得的、无目标情况下的激光回波混沌序列。由 GP 算法可计算出激光回波信号的关联维约为 2.45, 所以嵌入维数应取大于 5 的整数。

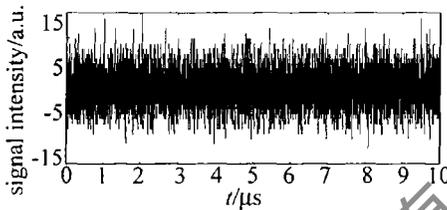


Fig 1 The laser echo chaotic sequence without target

1.2 激光信号的时延

计算重构相空间的时间延迟可以采用自相关函数法, 同样对图 1 所示的混沌序列作自相关, 自相关函数的图像如图 2 所示。相关函数如下式所示:

$$R(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(i)x(i+t) \quad (2)$$

式中, N 为计算相关度度的采样点个数; $x(i)$ 为采样序列点; $R(t)$ 为 t 时刻对应点的自相关度。由图 2 可以看出时延约为 2。

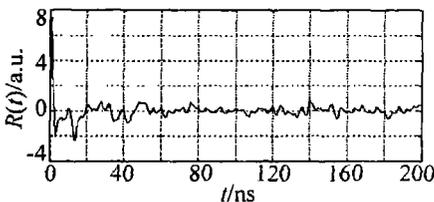


Fig 2 The auto correlation function of the laser echo chaotic sequence

1.3 激光混沌序列的目标检测

混沌序列的嵌入维和时延确定后, 则激光混沌序列的背景预测模型可表示为:

$$y(n + m\tau) = F(x(n), x(n + \tau), x(n + 2\tau), \dots,$$

$$x(n + (m - 1)\tau)) \quad (3)$$

式中, $x(n)$ 为采样序列点; $y(n + m\tau)$ 为 $x(n)$ 的 m 步预测输出; F 为非线性预测函数。如果通过一维观测值可以得到预测函数 F , 就能够预测混沌序列。混沌系统是一个确定性的非线性动力学系统, 而神经网络可以很好地拟合非线性动力学系统, 因此, 可以通过神经网络训练确定非线性函数 F 。径向基函数网络是一种典型的局部逼近神经网络。误差反传网络用于函数逼近时, 权值的调整是用梯度下降法, 存在局部极小和收敛速度慢等缺点。而 RBF 网络在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于误差反传网络。因此, 采用 RBF 网络对数据进行训练。

通过训练, 确定背景预测模型, 然后运用该模型可以对混沌序列进行预测, 得出预测误差, 根据预测误差对目标进行检测, 如图 3 所示。

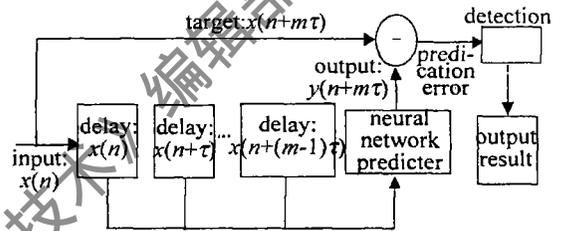


Fig 3 The detection model based on neural network

2 RBF神经网络设计

径向基函数是一种将输入矢量扩展或者预处理到高维空间中的神经网络学习算法, 其理论基础是函数逼近, 它用一个二层的前向网络去逼近任意函数。网络输入的数目等效于所研究问题的独立变量数目。中间层与输入层完全连接 (权值 = 1), 中间层结点选取基函数作为转移函数, 其中包含一个称为中心的参数变量; 结点计算输入向量与中心的欧式距离, 然后通过转移函数 Φ 进行变换。输出层的结点是线性组合器。RBF 的网络模型如图 4 所示^[11]。图中, N 表示输入层数, M 表示中间隐层数, $\Phi_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 表示转移函数, $W_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 表示加权系数, y 为输出结果。

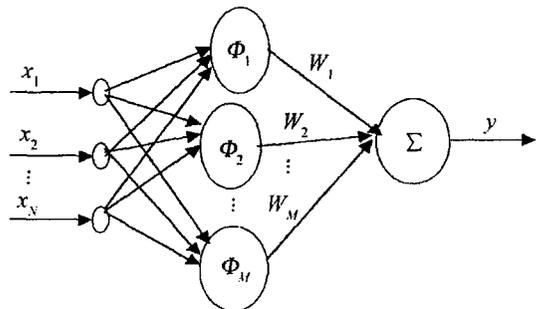


Fig 4 RBF network

输入层 N 的选择与建模性能有很大关系, 一般由混沌信号的时延 τ 和嵌入维数 m 决定, 文献 [12] 中提出的 $N \geq \tau m$, 根据上述激光混沌信号的时延和嵌入

维,输入层取 12 左右。隐含层神经元个数不仅和信号的动态性有关,还和神经网络的其它限定条件有关。事实上,隐层单元个数太少,可能不能训练出网络或网络不“强壮”,不能识别以前未看到的样本,容错性差;而隐层单元个数太多,又使训练时间过长,误差也不一定最小,因此,存在一个最佳的隐层单元个数。通常采用试凑法。选取不同的隐层单元对同样的样本数据进行训练,绘出其误差曲线,选取最小误差所对应的隐层单元。图 5 为对同样的样本选取不同隐层单元所得的总的误差曲线,从图中可以看出隐层单元选取 20。

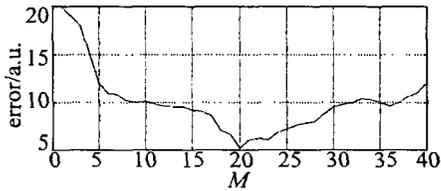


Fig 5 The error versus different hidden cells

3 仿真结果

选取激光混沌序列中 1000 个点做仿真,其中前 500 个点用于网络训练,后 500 个点进行预测。图 6 为混沌序列前 500 个点,不含目标。图 7 为背景预测

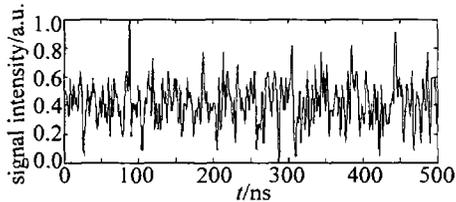


Fig 6 The laser echo chaotic sequence without target

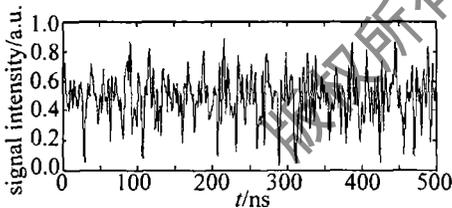


Fig 7 The predicted result for background

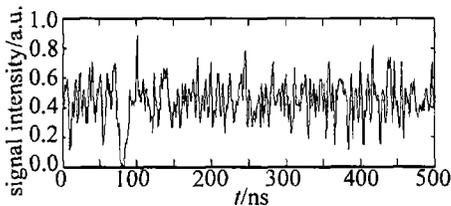


Fig 8 The laser echo chaotic sequence with target

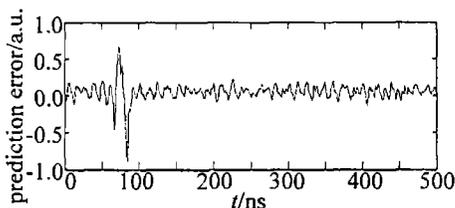


Fig 9 The predicted error

的结果。图 8 为混沌序列后 500 个点,含有目标信号。图 9 为预测误差的结果。

从图 9 可以容易地检测到目标,信噪比约为 8。因此,运用 RBF 神经网络对混沌序列进行预测误差检测是一种很好的方法。

4 结论

基于 RBF 神经网络的激光混沌弱信号检测是一种有效的检测方法。由于前馈神经网络具有强大的学习和推广能力,可以对产生混沌时间序列的确定性方程具有很好的逼近能力,在干扰噪声不大的情况下,也能从受干扰的混沌信号中提取出目标。其缺点是当接受信号受到较大的白噪声干扰时,神经网络的训练和预测都会产生很大的误差,因此,如何提高该方法的抗噪声干扰是未来研究的新方向。由于神经网络训练需要花费很长的时间,故运用神经网络对混沌信号进行实时处理是未来研究的另一个新课题。

参 考 文 献

- [1] WANG JY, LÜK Ch. The experimental research of the chaotic operation of He-Ne laser and the correlation dimension of its strange attractors [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis, 1995, 28(4): 47~50 (in Chinese).
- [2] LU YM, LUO Zh X, CHEN W G *et al* Phase space reconstruction for noise of the oceanic lidar [J]. Laser Technology, 1998, 22(3): 139~143 (in Chinese).
- [3] LEUNG H. Applying chaos to radar detection in an ocean environment an experimental study [J]. IEEE Journal of Ocean Engineering, 1995, 20(1): 56~64.
- [4] HAYKIN S. Detection of signal in chaos [J]. Proc IEEE, 1995, 83(1): 95~121.
- [5] HENRY H. Signal detection using radial basis function coupled map lattice [J]. IEEE Neural Networks, 2000, 5(9): 1133~1151.
- [6] DU PF, WANG YL. Weak signal detection in the background of chaotic sea clutter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(7): 65~67 (in Chinese).
- [7] XIE HM, YU B Zh. Detecting weak signal in chaotic sea clutter using RBF neural network predictor [J]. Modern Radar, 2004, 26(9): 50~55 (in Chinese).
- [8] HE JH, YANG ZK. Transient signal detection based on chaos and neural network [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(10): 33~37 (in Chinese).
- [9] SHEN Ch L, YANG ZK. On the reconstruction of chaotic background signals received during underwater target detection with laser [J]. Journal of Huazhong University of Science & Technology, 1997, 25(4): 63~65 (in Chinese).
- [10] LÜ JH, LIU JN. Chaos time series analysis and application [M]. Wuhan: Publishing House of Wuhan University, 2002, 1 (in Chinese).
- [11] WANG Y N. Intelligent information processing technology [M]. Beijing: Higher Education Press, 2003, 1~12 (in Chinese).
- [12] ABARBANEL H. The analysis of observed chaotic data in physical systems [J]. Reviews of Modern Physics, 1993, 65(4): 1331~1340.