

混沌背景下微弱信号时域参数检测的研究

李小玲¹, 袁继敏³, 银星², 古天祥³

(1. 攀枝花学院电信学院 四川 攀枝花 617000; 2. 攀枝花学院计算机学院 四川 攀枝花 617000;
3. 电子科技大学自动化学院 成都 610054)

【摘要】数字示波器不能测量混沌背景中的微弱信号, 该文结合混沌和神经网络构建检测模型实现该功能。运用混沌时间序列的相空间重构理论计算嵌入维数作为神经网络的输入维来构建网络模型, 并采用单步预测方法, 在混沌状态下直接测量混沌背景中微弱信号, 获取微弱信号的波形。该方法能够测量微弱信号的时域参数, 测量范围宽, 逼近目标精度高, 计算量小。实验结果证明了该方法具有很强的实用性。

关键词 混沌; 数字示波器; 测量; 时空神经网络; 微弱信号

中图分类号 TM935.37; TP806+.1 **文献标识码** A **doi**:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.022

Time-Domain Parameter Detection of Weak Signals in the Chaotic Background

LI Xiao-ling¹, YUAN Ji-min³, YIN Xing², and GU Tian-xiang³

(1. College of Information and Electrical Engineering, Panzhihua University Panzhihua Sichuan;
2. College of Computer, Panzhihua University Panzhihua Sichuan 617000;
3. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract Digital oscilloscope can not measure week singal in chaotic background. A method using Elman neural network is described to achieve signal parameter detection in chaotic background. With the phase space reconstruction theory on time series, the embedded dimension is calculated and used as the in-put dimension of a neural network considered. By adopting the single-step prediction method, the weak signals are detected directly and their waveforms can be gained as well in the chaotic state. Result shows that the method studied in this paper is superior to the existing detection principles. Its feasibility and practicability have been proved by the experiments.

Key words chaos; digital storage oscilloscope(DSO); measure; network networks; weak signal

目前, 利用神经网络模型检测微弱信号已取得较多研究。文献[1]提出了在混沌背景噪声中检测微弱信号; 文献[2]利用混沌背景和待检测信号不同的几何性质实现了待测信号的检测; 文献[3]将前馈网络作为一个预测器对混沌时间序列建模, 检测淹没在混沌背景下的瞬态信号; 文献[4]根据混沌时间序列的相空间重构及局部可预测的特点, 利用神经网络进行单步预测来检测混沌背景噪声中的微弱瞬态信号。纵观这些研究, 基本上是利用混沌状态向大尺度周期状态或者周期状态转变, 或者由大尺度周期状态(或者周期状态)向混沌状态转变的检测原理, 计算量大, 测量范围窄, 无法从混沌背景中获取微弱信号波形。

本文研究混沌背景中的微弱信号的参数检测。提出了采用lorenz方程产生混沌时间序列, 构建时空

神经网络检测模型, 直接在混沌状态下提取混沌背景中连续的微弱信号波形。由于许多数字示波器采用了Windows操作系统^[5-6], 可以通过软件编程将该测量方法运用到数字示波器中, 增加数字示波器的测量功能。

1 基本理论

从一个实际系统中所获得的时间序列是参与运动的全部变量相互作用的综合反映, 因此, 把此时间序列扩展到多维相空间去, 充分显示该时间序列中所包含的信息^[4], 即运用相空间重构技术对一个状态变量进行观测和处理, 从而获得整个系统的定性性质^[7]。

设时间序列为 $X(t)\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$, 利用相空间重构技术将其扩展到多维相空间中。设嵌入维

收稿日期: 2008-11-06; 修回日期: 2009-04-20

基金项目: 国家自然科学基金(60772145)

作者简介: 李小玲(1973-), 女, 副教授, 主要从事电路与系统、虚拟仪器、信号处理及神经网络等方面的研究。

数为 m ，计算该一维时间序列关联维采用GP算法^[8]。重构空间的数据为：

$$\begin{cases} X(t_i) = (x(t_i), x(t_{i+\tau}), \dots, x(t_{i+(m-1)\tau})) \\ X(t_j) = (x(t_j), x(t_{j+\tau}), \dots, x(t_{j+(m-1)\tau})) \end{cases} \quad (1)$$

设它们之间的距离为 $r_{ij}(m)$ ，有：

$$r_{ij}(m) = \|X(t_i) - X(t_j)\| \quad (2)$$

给定一临界距离 r ，距离小于 r 的点对数在所有点对中所占比例记为关联积分 $C(r, m)$ ：

$$C(r, m) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \Theta(r - \|X_i - X_j\|) \quad (3)$$

式中 N 为总相点数； $\Theta(\bullet)$ 定义为：

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

当 $\lim_{m \rightarrow k} c(r, m) \propto r^D$ ， k 为饱和值，关联维数 D 为：

$$D = \lim_{\substack{m \rightarrow k \\ r \rightarrow 0}} \left[\frac{\ln c(r, m)}{\ln r} \right] \quad (5)$$

当 m 达到饱和时，式(5)计算所得的 D 不再变化，它就是动态系统吸引子的分维，所对应的 m 就为最佳嵌入维数^[9-10]。

下面用典型的Lorenz方程产生时间序列。Lorenz方程为：

$$\begin{cases} x' = a(y - x) \\ y' = -xz + ex - y \\ z' = xy - bz \end{cases} \quad (6)$$

选取参数 $a=16, b=4, e=45.92, x_0=-1, y_0=0, z_0=1$ ，间隔0.01采样，获得时间序列 X_n 。其中 n 为采集样点数，共采集7 000点，使用wolf方法计算出最大Lyapunov指数，说明系统处于混沌状态。

设 $s(t)$ 为平均位移量， $\ln c$ 表示常数， $D(m)$ 表示维数，则有：

$$s(t) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left[\sum_{j=1}^{m-1} (x^2(t_{i+\tau}) - x^2(t_i)) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

$$\ln c(m, r) = \ln c + D(m) \ln r \quad (8)$$

从2 001点开始，根据式(7)在每个确定的 τ 处计算矢量空间的平均位移量 $s(t)$ ，当 $s(t)$ 达到饱和时， τ 为嵌入维的最佳延迟。作出 $s(t)-\tau$ 图，得到延迟时间 $\tau=13$ 。

根据式(5)，作出 $\ln c(r, m)-\ln r$ 图，如图1所示。按照式(8)使用最小二乘法进行线性拟合，计算得到 $D=2.0529$ ， D 是设计神经网络的重要参数。

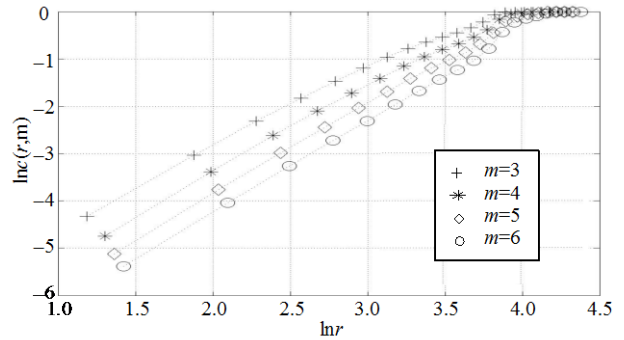


图1 Lorenz时间系列的 $\ln c(r, m)-\ln r$ 曲线图

2 时空神经网络测量模型

现有的研究广泛采取BP网络、回归网络等，既可以测量周期信号的参数，也可以测量瞬时信号的存在，但不能测量非周期信号参数和瞬时信号的幅度值。为了获取混沌背景中微弱信号的波形，更好地观测信号的特征，必须选择另外的网络。Elman是典型的时空神经网络，基本的结构如图2所示。Elman网络包含隐层(反馈层)和输出层，隐层神经元和输入向量相连接，其输出不仅传送给输出层，而且还通过连接隐层内部另外一些神经元，反馈给与输入向量相连接的隐层神经元作为输入向量。由于Elman网络的输入表示了信号的空域信息，反馈延迟单元反映了信号的时域信息，所以Elman网络既能学习时域模式，又能学习空域模式，对模式产生空间分类，也可输出模式的时域变化关系^[11-12]。Elman网络中传输函数经过两层函数的特殊组合，能以任意精度逼近任意函数，但是所逼近的函数越复杂，隐层需要的神经元越多。

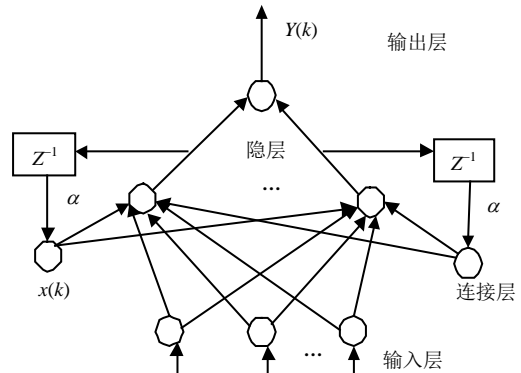


图2 Elman时空神经网络模型

为了获得良好的测量效果，选择网络结构是关键。根据 Taken 定理，如果混沌模型的关联维数为 D ，那么嵌入维 $d=2D+1$ 。式(6)产生时间序列的关联维数 $D=2.05$ ，所以，Elman神经网络输入维数设计为5。由于混沌系统存在累计误差的影响，系统采用

单步预测可减小累计误差, 因此, 神经网络输出为单输出。网络中间层神经元数为网络输入的维数与网络输出的维数之和的1.5~2.5倍。仿真实验证明按照上述依据确定的 Elman 网络效果最佳。

3 混沌背景下的微弱信号测量

首先, 用式(6)产生时间序列, 取1 000个数据训练网络, 获得时间序的确定性函数模型, 训练次数为6 000步, 网络可以很好地逼近时间序列函数模型; 然后将复合信号 $s_2(t)$ 加入到混沌背景系统中, 作为检验信号, 检验系统检测微弱信号的能力和正确性。

$$s_2(t) = 0.01(\sin(2\pi t) + \sin(3\pi t)) \quad (9)$$

具体操作时, 准备两组数据, 每组数据都为1 000个。其中一组数据从式(6)产生的时间序列获取, 另一组数据从式(9)中采集, 两组数据采集频率和采集时刻都相同; 将两组数据叠加为一组新数据, 输入到已经训练的神经网络, 其仿真输出结果如图3所示。

仿真结果说明上述方法能够提取出混沌背景中微弱信号的波形, 网络输出的信号周期和幅度值与混沌背景淹没的信号完全一致。

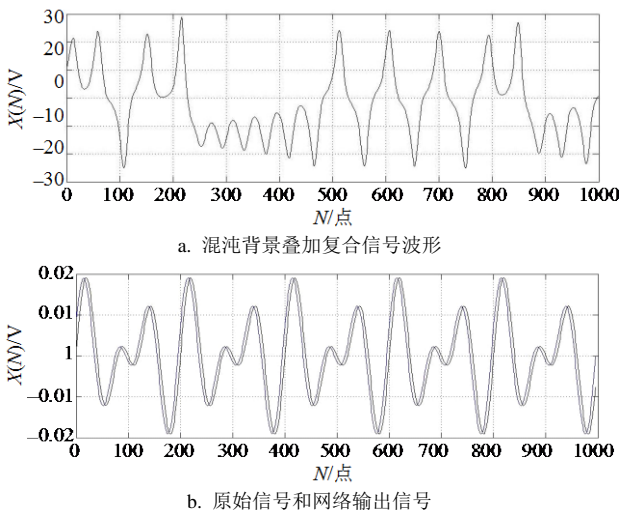


图3 混沌背景下微弱信号检测仿真图

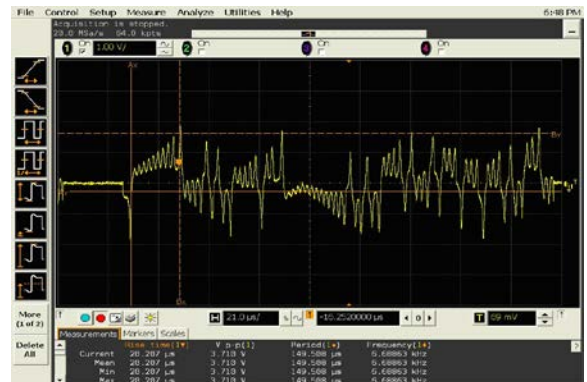
4 实验结果

为了证明本文方法的可行性, 以混沌背景峰峰值为-2~2V, 被测量信号峰峰值为-0.6~0.6V的正弦波信号、三角波信号进行检测, 显然, 信号完全被噪声淹没。实验采用电子科技大学生产的 SJ-8002B 实验平台作为信号源, 产生实验混沌背景和混沌背景淹没的信号; 采用安捷伦公司生产的 5064A 数字存储示波器测量 SJ-8002B 实验平台输出的模拟信号。示波器显示结果如图 4 所示。示波器

面板上显示的测量波形为未知信号。利用 5064A 数字存储示波器存储功能直接存储 A/D 采集电路采集的数据, 作为计算数据。由于计算数据来源于示波器 A/D 采集电路, 数据真实, 算法在计算机或示波器上完成的结果都一样。考虑到掌握 5064A 数字存储示波器库函数接口协议的难度, 为了减少验证编程工作, 实验中用计算机完成计算。将该数据读入计算机, 运用前面介绍的算法计算, 测量结果如图 5 所示。由于 SJ-8002B 实验平台中存在较大噪声干扰, 测量结果与原始信号相比存在一定误差, 但检测效果仍然较好。

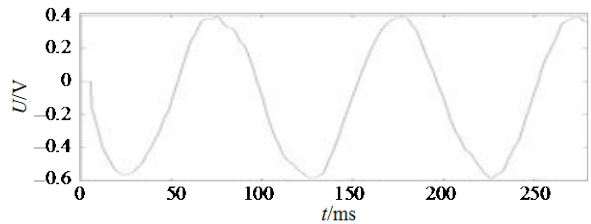


a. 混沌背景叠加信号0.6sin20πV的时域波形

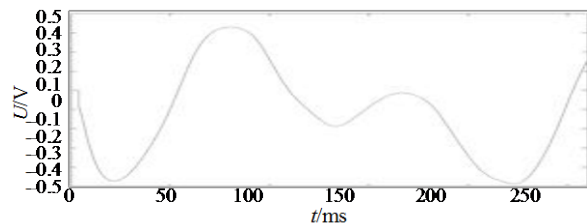


b. 混沌背景叠加非正弦信号的时域波形

图4 示波器实际测试图形



a. 混沌背景叠加信号0.6sin20πt的测量结果



b. 混沌背景叠加非正弦信号的测量结果

图5 计算机实际测量结果图

5 结 论

本文基于混沌时间序列的相空间重构理论,运用神经网络实现在混沌背景中测量微弱信号,获取微弱信号波形。神经网络选用Elman网络,实现了混沌时间序列的单步预测,逼近目标精度高,网络适应能力强,稳定性高。实验表明该方法不但能从混沌背景中检测出信号有无瞬态信号、周期信号和非周期信号,而且能够准确地检测出目标信号的波形,以使用示波器观测信号的各种参数和特征。下一步工作,将算法编写为示波器库函数,嵌入示波器软件中,完全实现数字示波器测量微弱信号的功能。

参 考 文 献

- [1] DONALD L B. Chaotic oscillators and CMFFNS for signal detection in noise environments[J]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 1992, (2): 881-888.
- [2] WANG G, CHEN D, LIN J, et al. The application of chaotic oscillators to weak signal detection[J]. IEEE Trans and Electron, 1999, 46(2): 440-444.
- [3] 何建华, 杨宗凯, 王 殊. 基于混沌和神经网络的弱信号探测[J]. 电子学报, 1998, 26(10): 33-37.
HE Jian-hua, YANG Zong-kai, WANG Shu. Transient signal detection based on chaos and neural network[J]. ACTA Electronica Sinica, 1998, 26(10): 33-37.
- [4] 行鸿彦, 徐 伟. 混沌背景中微弱信号检测的神经网络方法[J]. 物理学报, 2007, 56(7): 3771-3376.
XING Hong-Yan, XU Wei. The neural networks method for detecting weak signals under chaotic background[J]. ACTA Physica Sinica, 2007, 56(7): 3771-3376.
- [5] WONG H W, NALEY L M. A robust and accurate algorithm for time measurements of periodic signals based on correlation techniques[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2001, 50(5): 1181-1189.
- [6] Tektronix company. Tektronix digital storage oscilloscopes TDS6000 & TDS7000 series[DB/OL]. [2008-12-01]. <http://www2.tek.com/cmswpt/madetails.lotr?ct=MA&cs=mur&ci=9170&lc=ZH>, 2005-07-29.
- [7] MARIA G D, CONSOLATINA L, VINCENZO P, et al. Software customization to provide digital oscilloscope with enhanced period measurement features[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2006, 55(2): 493-500.
- [8] 郑会永, 刘华强, 戴冠中. 时间序列分维的改进GP算法[J]. 西北工业大学学报, 1998, 16(1): 28-32.
ZHENG Hui-yong, LIU Hua-qiang, DAI Guan-zhong. The novel GP algorithm of fractal dimension of timeseries[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 1998, 16(1): 28-32.
- [9] 朱家富, 何 为, 杨 浩. 相关维数计算中的 $\ln c(r) \sim \ln r$ 线性拟和[J]. 生物数学学报, 2007, 22(2): 348-352.
ZHU Jia-fu, HE Wei, YANG Hao. Linear approximation of $\ln c(r) \sim \ln r$ in calculating correlation dimension of a time sequence[J]. Journal of Biomathematics, 2007, 22(2): 348-352.
- [10] 朱家富, 杨 浩, 彭拥军. 一种计算脑电信号相关维数的改进算法[J]. 西南师范大学学报(自然版), 2004, 29(4): 623-626.
ZHU Jia-fu, YANG Hao, PENG Yong-jun. An improved algorithm for calculating correlation dimension of EEG[J]. Journal of Southwest China Normal University(Natural Science), 2004, 29(4): 623-626.
- [11] MAK M W, KU K W, LU Y I. On the improvement of the real time recurrent learning algorithm for recurrent neural networks[J]. Neurocomputing, 1999, (24): 13-36.
- [12] 袁继敏, 李小玲, 古天祥. 基于时空神经网络增强数字示波器功能的研究[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(5): 938-941.
YUAN Ji-min, LI Xiao-ling, GU Tian-xiang. Study of enhancing features of digital oscilloscope based on elman networks[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2007, 36(5): 938-941.

编辑 税 红