

基于时空神经网络增强数字示波器功能的研究

袁继敏^{1,2}, 李小玲³, 古天祥¹

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

3. 攀枝花学院电气信息工程学院 四川 攀枝花 617000)

【摘要】运用时空神经网络时域和空域模式识别方法给数字示波器增加AM调制信号测量功能。选择Elman神经网络结构,采用反向传播网络训练函数traingdx和learnbct函数的算法,实现了AM调制信号检波的功能。同时,增加输出反馈回隐层的连接和延迟,采用附加动量因子的梯度下降权值/阈值学习算法改进神经网络。改进的网络学习速度快,逼近精度高,输出既没有振荡,也不产生纹波;并且网络适应性好,测量的鲁棒性高,要求采集信号周期少;方法新颖,运算量小,计算误差小,添加到数字示波器函数中,实现了示波器测量AM调制信号的功能。

关键词 数字示波器; 神经网络; 测量; 调制

中图分类号 TM935.2 TP216.+1

文献标识码 A

Study of Enhancing Features of Digital Oscilloscope Based on Elman Networks

YUAN Ji-min^{1,2}, LI Xiao-ling³, GU Tian-xiang¹

(1. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;

2. School of Computer Science & Technology, Panzhihua University Panzhihua Sichuan 617000;

3. School of Information and Electrical Engineering, Panzhihua University Panzhihua Sichuan 617000)

Abstract In this paper, a method for enhancing the measure performance of digital oscilloscope for Amplitude Modulation (AM) signals is presented by applying Elman spatio-temporal neural network. In this method, the demodulation of AM signals is implemented by adopting both “traingdx” and “learnbct” functions in Elman network; the structure of Elman network is improved by introducing weights and delays from the output layer to the hidden layer; and an additive momentum factor is adopted in gradient learning algorithm. Simulation results demonstrate that the proposed method has faster learning speed, less computational error, and higher measuring robustness and precision.

Key words digital oscilloscope; elman networks; measurement; modulation

数字示波器通用的基本功能是生产厂家根据计算量、复杂程度和可靠性等多种因素综合考虑设置的。随着高速数字信号处理器技术的不断发展,数字示波器运算能力^[1-3]不断提高,用户能够通过改进算法增加示波器的测量功能^[1]。目前主流数字示波器广泛使用了Windows 操作系统^[1-3],这给用户编制函数、增加功能提供了方便^[1-3]。文献[4-5]对调制信号周期测量做了研究,提出了基于频谱分析和自相关函数的方法。这些方法大多数都是先粗略^[4-6]地估计其周期,然后用算法提高计算精度。文献[1-4]采用了自相关函数方法增加数字示波器测量AM调制信号周期,但是需要反复迭代,计算量比较大,当采样点很多时,计算量很大,矛盾特别突出。

时空神经网络既能学习时域模式^[7-8],又能学习空域模式^[8],对模式产生空间分类,也可输出模式的时域变化关系^[7-8]。本文用Elman时空神经网络对AM调制信号进行识别、解调,增加示波器测量调制信号的功能。为了提高测量速度和可靠性,对Elman网络结构和算法进行改进,增加反馈连接^[8]。改进后的神经网络时空识别方法比自相关函数方法计算量小,具有很好的鲁棒性,可以直接输出被调制信号的幅度和周期参数,编制函数能实现数字示波器测量调制信号参数功能。

1 时空神经网络测量原理

1.1 Elman的原理

Elman是典型的两层反向传播网络,包括隐层

(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,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网络可以在时域和空域进行模式识别。Elman网络中隐层为tansig神经元,输出层为purelin神经元。在连续有限的时间内,传输函数经过两层函数的特殊组合,能够以任意精度逼近任意函数,但是所逼近的函数越复杂,需要的隐层神经元越多。Elman神经网络模型如图1所示。

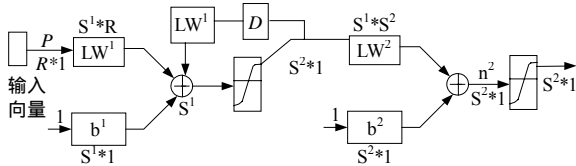


图1 Elman神经网络模型

定义 $W1_{i,j}$ 表示连接层第 i 个节点到隐层第 j 个节点的连接权; $W2_i$ 表示输入到隐层第 i 个节点的连接权; $W3_i$ 表示隐层第 i 个节点到输出的连接权; $u(k)$ 表示输入; $y(k)$ 表示输出; $x_i(k)$ 表示隐层输出; $c_i(k)$ 表示隐层输出的时间延迟算子 Z^{-1} ; $f(\cdot)$ 、 $g(\cdot)$ 分别表示隐层和输出函数的传输函数。

$$x_i(k) = f[\sum W2_i u(k) + \sum W1_{i,j} c_j(k)] \quad (1)$$

$$c_i(k) = x_i(k-1) \quad (2)$$

$$y(k) = g(W3_i x_i(k)) \quad (3)$$

隐层神经元的传递函数 $f(\cdot)$ 采用三角形挤压函数tansig, tansig(p_i)按照式(4)、(5)计算。其中, a_i 第 i 层神经元的输出; p_i 为第 i 层神经元的输入向量与权值积之和。

$$a_i = \frac{2}{1 + \exp(-2p_i)} - 1 \quad (4)$$

$$p_i = \sum_j w_{ij} b_j \quad (5)$$

反向传播网络训练函数选取traindgd函数,以自适应调整学习率并附加动量因子的梯度下降反向传播算法训练网络,计算与权值和偏差向量 X 相关的性能,每一个变量根据动量结合梯度下降调节。如式(6)所示:

$$dX = mc \cdot dX_p + l \cdot mc \cdot dp/dX \quad (6)$$

式中 mc 为动量因子; l 为学习率; dX_p 是上一次权和偏差的改变量; dX 是本次权和偏差的改变量; dp 为性能下降值。学习函数为learngdm,采用附加动量因子的梯度下降权值/阈值学习函数,按照式(7)

调节权:

$$dW = mc \cdot dW_p + (1 - mc) \cdot l \cdot \nabla W \quad (7)$$

式中 ∇W 是 $(S \times R)$ 的性能函数对权值的梯度, S 为神经元数, R 为输入向量元素数; dW_p 为上一次的权值 $(S \times R)$ 或阈值 $(S \times 1)$ 的矩阵, dW 是权值 $(S \times R)$ 或阈值 $(S \times R)$ 的修正量矩阵。

1.2 Elman网络测量及结果

数字示波器不能测量调制信号周期,下面用Elman神经网络增加测量AM调制信号功能。Elman时空神经网络测量机理如下:将已经调制的输入信号视为时域中的信号,网络在时域中先对其进行识别,而调制的包络可以看成二维平面的曲线,即空域中的信号模式,Elman网络在空域中对输入向量的模式分类成为峰值检波器的输出。

假设原始信号为 $s(t)$, 载波信号为 $c(t)$, 调制后的信号为 $x(t)$ 。设采样周期为 T_s , 为了分析方便,假设 $s(t)$ 、 $c(t)$ 为正弦信号, $s(t)$ 和 $c(t)$ 的初始相位都等于 0, a 、 b 为幅度值, m 为调制比, N 为采样点数。

$$s(t) = a \sin(2\pi f t) \quad (8)$$

$$c(t) = b \sin(2\pi f_c t) \quad (9)$$

$$x(t) = b(A + m a \sin(2\pi f t)) \cdot \sin(2\pi f_c t) \quad (10)$$

选择参数如下: $f_q=20$ Hz, $f_c=200$ Hz, $m=0.4$; $a=1$ V, $b=1$ V, $A=1$, $f_s=1$ kHz, 采样点数 $N=1000$, 神经网络为单输入单输出, 隐层选取15个神经元, 按照式(1)~(4)训练网络, 经过1500步训练后, 网络误差性能小于0.001。选择信号频率 $f_q=30$ Hz, 按照式(7)调制, 将调制后的信号作为网络输入信号验证训练后的网络, 网络输出波形如图2所示。

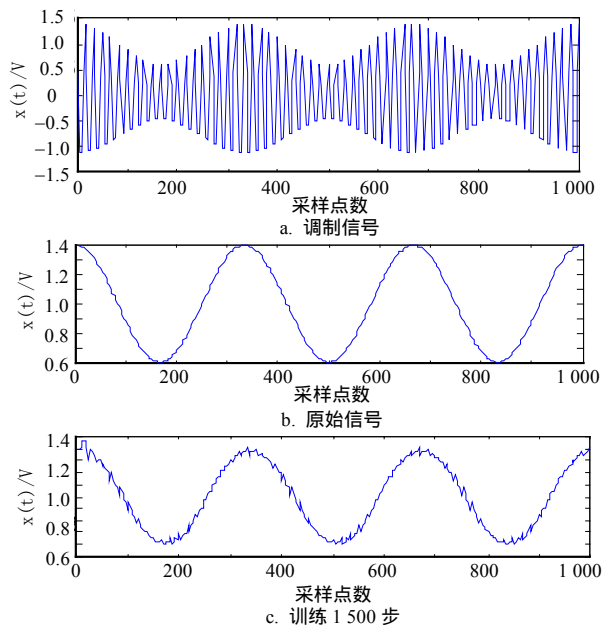


图2 基本的Elman网络测量结果

图2a为AM调制信号波形,图2b为被调制信号波形,图2c为Elman时空神经网络隐层选取15个神经元时的输出波形。图2c的波形说明Elman时空神经网络能够测量AM调制信号,网络在空域中对输入向量的模式分类成为峰值检波的输出。图2c与图2b的波形相比,除了网络输出开始时有些振荡和存在文波外,输出信号和原始信号的周期和幅度值基本一致。在图2c中的波形上存在文波,会影响数字示波器测量信号周期,因此,需要滤波处理。

设 $f_{(m)}$ 为 G s阶高斯函数滤波, N 为采样的样点数, $f_{(m)}$ 的脉冲响应为:

$$G = \min(N/50, 64) \quad (11)$$

$$f_{(m)} = e^{-\left(1 + \frac{m}{G}\right)^2} \quad (12)$$

$$y_{(n)} = R'_{(n)} * f_{(m)} \quad (13)$$

式中 $R'_{(n)}$ 表示Elman的网络输出量; $y_{(n)}$ 为 $R'_{(n)}$ 和高斯函数的卷积输出量。Elman的输出通过式(13)滤波后与图2b基本一致,有利于示波器测量相关参数。

2 神经网络的改进

基本的Elman网络能够较好地实现检波功能,但是存在如下问题:(1)网络学习步数多,当训练600步时,输出波形的顶部有较大的毛刺,图2c的输出波形训练了1500步;(2)检波后的波形存在文波,需要滤波,增加了运算量;(3)网络在检波输出的开始部分,有明显的过渡期(如图2c所示),增加了采集信号的周期和计算负担;(4)训练后的网络适应性不太理想。为了有效地解决这些问题,下面对Elman神经网络进行改进,如图3所示。

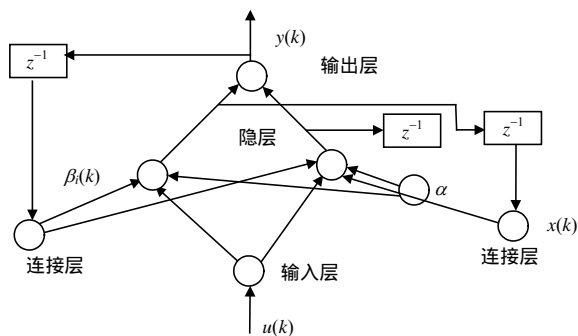


图3 修改后的Elman网络结构图

$W4_i$ 表示输出层第 i 个节点到隐层的连接权;与图1的神经网络结构相比较,修改后的网络增加了从输出反馈回隐层的连接,同时也含有延迟, $\beta_i(k)$ 表

示输出层输出的时间延迟算子 Z^{-1} 。显然当增益 β 为零,修改后的网络与图1所示的网络结构相同。修改后的网络按照式(14)~(17)调整参数。

$$x_i(k) = f[\sum W2_i u(k) + \sum W1_{i,j} c_j(k) + \sum W4_i \beta_i(k)] \quad (14)$$

$$c_i(k) = x_i(k-1) \quad (15)$$

$$\beta_i(k) = y_i(k-1) \quad (16)$$

$$y(k) = g(W3, x_i(k)) \quad (17)$$

反向传播网络训练函数选取trainlm函数,采用变梯度反向传播算法训练网络,计算与权值和偏差向量 X 相关的性能,每一个变量根据动量结合梯度下降调节。学习函数为learngdm,采用附加动量因子的梯度下降权值/阈值学习函数,按照式(7)调节权。误差性能函数采用“mse”函数。

3 仿真结果

下面用Matlab编程仿真,实验中分别选择被调信号为正弦信号和非正弦信号。首先选择正弦信号, $f_q=10$ Hz, $f_c=200$ Hz, $m=0.4$, $f_s=1$ kHz,采样数为512点,其他参数如前所述。用调制信号对网络训练,网络经过90步训练后结束,然后用信号测试网络,结果如图4所示,原始的信号和神经网络检波的输出信号两条曲线几乎完全重合。将正弦波的顶部放大 10^4 倍,可见神经网络输出和原始信号的区别非常微小,误差小于0.01%。仿真中采用相同的输入参数和隐层神经元数目,改进后的网络训练步数为90步,比改进前网络训练步数(1500步)少。为了验证可靠性,用10 Hz训练网络,训练结束后,采用10个频率信号验证,从15~60 Hz,每次递增5 Hz, f_c 从100~400 Hz任意改变。结果网络输出信号和输入信号适应性好,几乎完全重叠,无一例外。图4表示测试信号频率等于网络训练频率6倍的输出结果。图5为非正弦波仿真实验结果,中间神经元为15个, $f_q=10$ Hz, $f_c=300$ Hz,采集500个点,训练100步。显然改进后的方法具有极大的优越性。

改进后的网络提高了抗干扰能力。本文在信号上叠加噪声,观察其抗干扰性能。假设 $f_q=15$ Hz, $f_c=200$ Hz, $m=0.4$, $f_s=10^3$ Hz,采样数为512,其他参数不变,信号叠加零均值噪声,其波形如图6a所示。将调制信号输入前面已经训练好的网络,网络输出信号如图6b所示。比较图6a、图6b两图,发现改进后的网络能够适应,但图6b中波形带有毛刺。如果将带有噪声的原始信号和改进的Elman网络的输出信号都经过高斯滤波,则输出信号的波形基本相同。

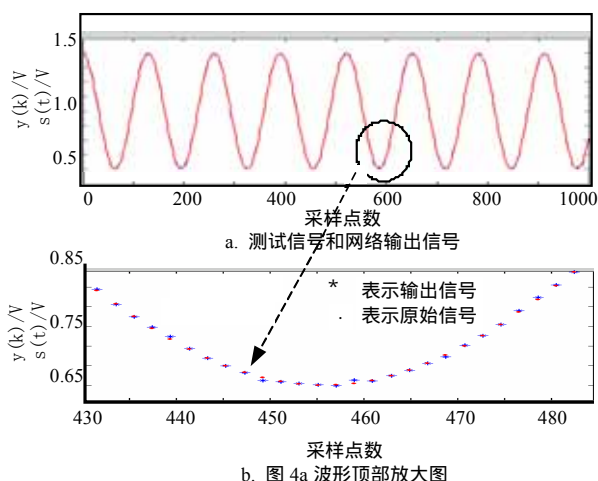


图4 神经网络输出和原始信号(波形重合)

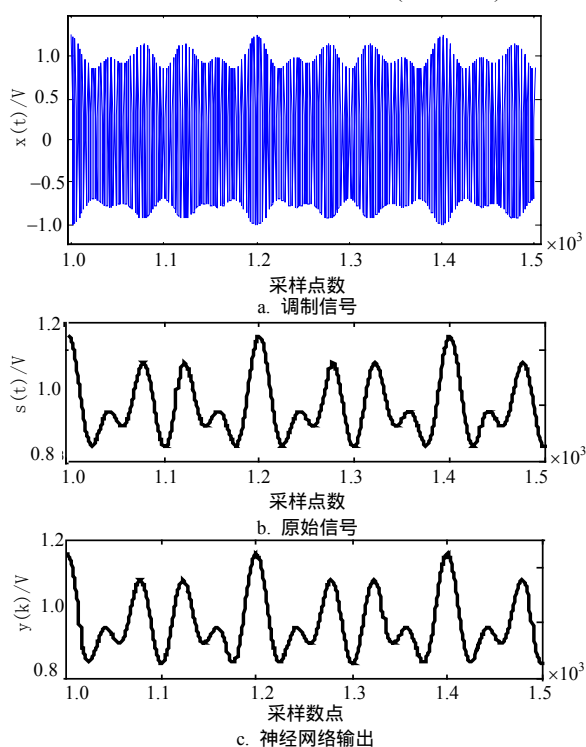


图5 神经网络解调非正弦波信号

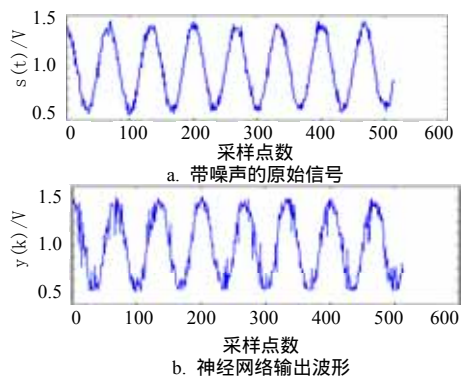


图6 神经网络解调带噪声信号的输出

4 结 论

本文运用时空神经网络给数字示波器增加测量AM调制信号功能。该方法既能测量幅度,也能测量周期,比采用只能测量周期的自相关函数和滤波器相结合的实现方法更好。为了减少计算量,提高精度和稳定性,通过增加从输出层反馈到隐层的连接改进Elman网络结构,改进后的网络不需要滤波器,输出没有振荡,要求采集的数据周期少,训练步数少,比改进前的网络训练步数少一个数量级,并能够更精确地逼近目标,无论是幅度还是周期误差都小于0.01%。另外,训练好的网络适应能力强,稳定性更好,抗干扰能力也有所提高。该方法编制成函数,添加到示波器函数库中,即可实现数字示波器测量AM调制信号周期和幅度的功能。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] WONG L H W NALEY 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.
- [3] DIENSTFREY A, HALE P D, KEENAN D A, et al. Minimum-phase calibration of sampling oscilloscopes[J]. IEEE Trans. Microw. Theory Tech., 2006, 54(8): 3197-3208.
- [4] SCHOUKENS J, ROLAIN, Y SIMON G, et al. Fully automated spectral analysis of periodic signals[J]. IEEE Trans. Instrument. Meas., 2003, 52(4): 1021-1024.
- [5] GECKINLI N, YAYUZ D. Algorithm for pitch extraction using zero-crossing interval sequence[J]. IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Process, 1977, (6): 559-564.
- [6] CHICARO J F. A new algorithm for improving the accuracy of periodic signal analysis[J]. IEEE Trans. Instrum. Meas., 1996, 45(4): 827-831.
- [7] ZENG Fan-ming, CHEN Yu-tao, WU Jia-ming. Dynamic modeling and simulation of marine diesel engine using Elman networks[C]//IEEE Int. Conf. neural networks and signal processing. [S.l.]: [s.n.], 2003: 100-103.
- [8] MAK M W, KU K W, LU Y L. On the improvement of the real time recurrent learning algorithm for recurrent neural networks[J]. Neurocomputing, 1999, (24): 13-36.

编辑 张俊