

基于 MFLNN 的变参数非线性系统辨识

李萍^{1,2}, 吴乐南¹

(1. 东南大学无线电工程系, 南京 210096; 2. 漯河职业技术学院计算机工程系, 漯河 462000)

摘要: 函数型连接神经网络的网络结构简单, 计算复杂度低。该文提出了一种外积扩展型连接神经网络 (MFLNN), 用于辨识变参数非线性系统, 仿真结果表明, MFLNN 实现了变参数非线性系统的辨识, 效果显著。

关键词: 外积扩展; 函数型连接神经网络; 多层感知器; 非线性系统识别

Identification of System with Fluctuant Parameter and Nonlinear Dynamic via Multi-functional Linked ANNs

LI Ping^{1,2}, WU Lenan¹

(1. Radio Department, Southeast University, Nanjing 210096;

2. Dept. of Computer Engineering, Luohe Vocational and Technical College, Luohe 462000)

【Abstract】 A functional linked neural network is simple in its structure, and easy in its computation. In this paper, a multi-extended linked neural network is introduced to identify the fluctuant parameters of a nonlinear system. Its simulation result is remarkable.

【Key words】 Multi-extended; Functional link artificial neural network; Multilayer perception; Nonlinear system identification

神经网络 (NN) 作为一种处理非线性信号的有力工具, 在信号处理的许多应用中取得了相当好的效果。常用的是基于多层结构的前馈神经网络, 如多层感知器 (MLP), 因为其研究最广泛, 性能稳健, 结构固定; 缺点则是结构复杂, 计算量大。Pao^[2] 提出函数型连接神经网络, 它通过对输入模式预先进行非线性扩展, 增强了输入信号的模式表达, 从而大大简化网络结构, 降低了计算复杂度。相对于 MLP 具有很大的优势。本文提出基于外积扩展型连接的 NN, 用于变参数非线性系统的辨识, 仿真效果较好。

1 外积函数型连接神经网络

函数型连接神经网络 (FLNN) 与 MLP 的最大不同之处在于对输入模式的处理方法, MLP 只是对外部输入进行线性加权后由隐层进行非线性处理, 而 FLNN 则是直接对输入模式进行非线性扩展, 其作用是将输入模式映射到一个更大的模式空间。虽然此时输入的信息并没有增多, 但模式的增强将会带来神经网络结构的简化和学习速度的提高。

图 1 给出了只有一个输出节点的函数型连接神经网络 (FLNN) 结构, 可见其没有使用隐层, 只有一个输出节点的 FLNN 实际上是一个输入经过模式扩展的非线性神经元, 结构非常简单。

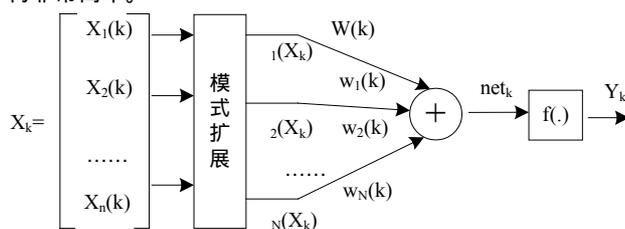


图 1 FLNN 的结构

在不使用隐层而采用单层网络结构时, FLNN 对非线性

信号的处理能力不亚于传统的神经网络, 甚至有所提高。如文献[3]提出了基于切比雪夫多项式扩展的函数型连接神经网络 (CFLNN) 在非线性系统识别中的应用, 结果表明其性能接近或超过了 MLP, 而相应的网络结构和计算量则比 MLP 简单而节省。切比雪夫多项式扩展方法属于函数展开型。

还有一种扩展方法叫外积展开型。其输入模式的每个分量都被乘上输入模式矢量, 使原来由分量集合 {x_i} 所描述的模式变成 {x_i, x_i x_j} (其中 j ≥ i) 或 {x_i, x_i x_j, x_i x_j x_k} (其中 j ≥ i, k ≥ j ≥ i) 等。

2 外积函数型连接神经网络 (MFLNN) 的学习算法

如图 1 所示, 网络的输入输出为 {X_k, Y_k}, 权矩阵为 W(k)。第 k 个输入为 X_k = [x_1(k), x_2(k), ..., x_n(k)]^T, 输出为 Y_k = [y_1(k), y_2(k), ..., y_M(k)]^T。n 维向量 X_k 经外积扩展为 N 维向量 Φ(X_k) = [φ_1(X_k), φ_2(X_k), ..., φ_N(X_k)]^T。权矩阵为 M × N 的 W(k) = [W_1(k), W_2(k), ..., W_M(k)]^T, 其中 W_j(k) = [w_{j1}(k), w_{j2}(k), ..., w_{jN}(k)]^T。f 为激活函数。第 j 个节点的输出为

$$y_i(k) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{i,j}(k)\phi_j(X_k)\right) = f(\text{net}_i(k))$$

其中, net_i(k) 为第 i 个节点的线性输出。该节点的误差可表示为

$$e_i(k) = d_i(k) - y_i(k), \quad i=1,2,\dots,M$$

其中, D_k = [d_1(k), d_2(k), ..., d_M(k)]^T 是所拟合的非线性系统的

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60472054)

作者简介: 李萍(1973-), 女, 讲师、硕士生, 主研方向: 神经网络, 信号处理; 吴乐南, 教授、博士、博导

收稿日期: 2005-12-29 **E-mail:** lpsheep@sina.com

输出。

训练目标是使所有输出节点的误差平方和函数 $E(W)$ 。

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M e_i^2(k), \quad i=1,2,\dots,M$$

使用梯度下降法,沿 $E(W)$ 的负梯度方向调整权系数,即

$$w_{i,j}(k+1) = w_{i,j}(k) - \mu \nabla_{w_{i,j}(k)}^{E(W)}$$

其中 $\nabla_{w_{i,j}(k)}^{E(W)}$ 是 $E(W(k))$ (以下简称为 $E(k)$) 对 $w_{i,j}(k)$ 的梯度, $\mu > 0$ 为学习步长。

FLNN 为单层结构,此处只需求出 $E(k)$ 对于输出层权值系数的梯度,得

$$\nabla_{w_{i,j}(k)}^{E(W)} = \frac{\partial E(k)}{\partial w_{i,j}(k)} = -e_i(k) \cdot f' \cdot \phi_j(X_k)$$

当取 $f(x) = \tan(x)$, $f'(x) = 1 + f^2(x)$ 。

将 MLP 和 MFLNN 的计算量作一比较,都采用 BP 算法。设 MLP 隐层为 L 个神经元,输入层为 n_0 个,输出层为 n_1 个。表 1 给出了采用本学习算法的 MFLNN,和一个 BP 算法的 MLP,在进行一次训练时所需要操作的类型和数量的比较。可以看出,MFLNN 与 MLP 相比,具有实现结构简单、计算量小的优点。

表 1 FLNN 和 MLP 计算复杂度的比较

数量	MLP	FLNN
权系数	$\sum_{l=0}^{L-1} (n_l + 1)n_{l+1}$	$n_1(n_0 + 1)$
加	$3 \sum_{l=0}^{L-1} n_l n_{l+1} + 3n_L - n_1 n_0$	$2n_1(n_0 + 1) + n_1$
乘	$4 \sum_{l=0}^{L-1} n_l n_{l+1} + 3 \sum_{l=1}^L n_l - n_1 n_0 + 2n_L$	$2n_1(n_0 + 1) + n_0$
f()	$\sum_{l=1}^L n_l$	n_1

3 仿真实例

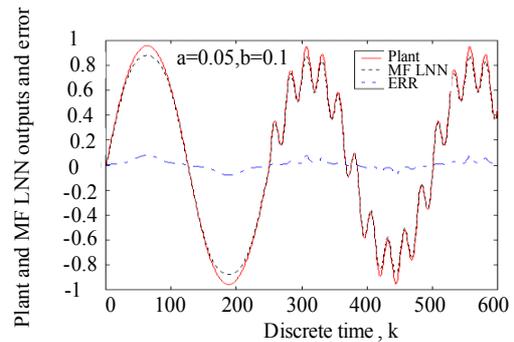
考虑非线性系统 $y(k+1) = f[y(k)] + x(k)$, 其中 $f(u) = au - bu^3$ 。

采用强度为 1 的高斯白噪声训练网络,训练目标均方差为 0.001,全部采用 tansig 激活函数。取非线性系统参数为 $a=0.01, b=0.1$; $a=0.05, b=0.2$; $a=0.09, b=0.2$; $a=0.03, b=0.3$; $a=0.07, b=0.3$; $a=0.1, b=0.5$ 来训练。训练过程中,理想输出经过延迟处理后被作为模型过去的输出信号,这是一种并列-串联模型(serial-parallel model),因能保证训练算法的收敛而被经常采用。使用机器主频为 500MHz。MFLNN 系统采用 4 阶外积扩展,训练时间为 4.44s,仿真输入信号为

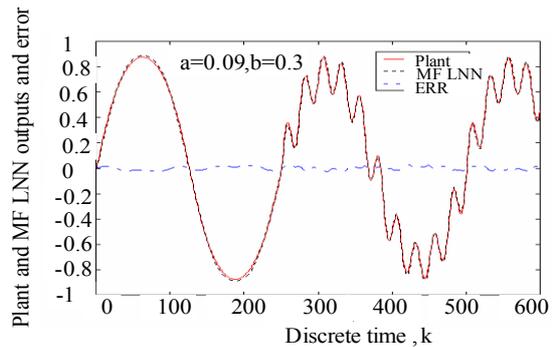
$$x(k) = \sin\left(\frac{2\pi k}{250}\right), 0 < k \leq 250$$

$$= 0.8 \sin\left(\frac{2\pi k}{250}\right) + 0.2 \sin\left(\frac{2\pi k}{25}\right), 250 < k \leq 600$$

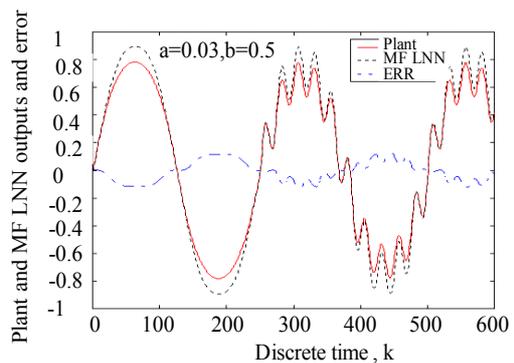
取 $a=0.05, b=0.1$; $a=0.09, b=0.3$; $a=0.03, b=0.5$ 。输出曲线见图 2。600 点的均方误差和为 0.749 7、0.114 5、3.237 2,平均每点误差可达 10^{-3} ,不超过 10^{-2} 。可见,对于变参数非线性系统,MFLNN 的辨识能力能够达到我们的目标,而且网络结构简单,误差小,性能优。



(a)



(b)



(c)

图 2 3 种不同参数的非线性系统输出、MFLNN 网络输出及误差

4 结论

本文提出了识别变参数非线性系统的一种外积函数型连接神经网络,并给出了它的学习算法。函数型连接神经网络通过对输入模式预先进行非线性扩展,增强了输入信号的模式表达,从而可以大大简化网络结构。

参考文献

- 1 Pao Y H. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks[M]. New York: Addison-Wesley Publishing Co., 1989.
- 2 Pao Y H. 自适应模式识别与神经网络[M]. 北京: 科学出版社, 1992.
- 3 Jagdish C P, Alex C K. Nonlinear Dynamic System Identification Using Chebyshev Functional Link Artificial Neural Networks[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.B, 2002, 32(4): 505-511.