

GA-Elman 网络的网络控制系统预测

严丽, 王启志

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 为了消除网络时延对网络控制系统的影响,采用 Elman 神经网络预测系统时延采样值,并用遗传算法优化神经网络权值阈值.实验仿真表明:经遗传算法优化后的 Elman 神经网络具有很好的预测精度及动态性能,能够消除时延的影响,并验证了该方法对时延采样值预测的有效性.

**关键词:** 网络控制系统;时延采样值;Elman 神经网络;遗传算法

**中图分类号:** TP 183; TP 273      **文献标志码:** A

网络化控制系统是一种以网络为传输介质来实现信息传输共享的反馈控制系统.信息传输过程中,产生时延是不可避免的,时延会影响系统的性能,轻则使系统稳定范围变小,重则使系统不稳定.因此,网络控制系统必须解决时延的问题<sup>[1]</sup>.Bao 等<sup>[2]</sup>在系统中加入缓存,设定执行器和传感器采样同步,使得系统的时延变为固定时延.张捷等<sup>[3-4]</sup>将 BP 神经网络预测与网络控制系统结合,使网络控制系统变为无时延控制系统.人工神经网络具有很强的非线性特性、归纳学习的能力,及大量的并行分布结构.本文采用遗传算法来优化神经网络<sup>[5]</sup>,并用优化后的神经网络进行预测<sup>[6]</sup>.

1 网络控制系统与时延采样值分析

网络控制系统是一种以数据通信网络为基础构成的闭环控制系统.为了实现对被控对象的远程控制,在系统的控制器与执行器、传感器之间采用网络连接,并按照特定的网络协议传输信息.网络控制系统结构,如图 1 所示.

在网络控制系统中,受网络的通信方式、网络负载的变化不规则以及共享带宽等因素的影响,当数据或控制信息在控制器与远地被控对象的传感器和执行器之间传输时,数据会出现多包传输、多路径传输、丢失、时序错乱、碰撞、重传的问题,网络会堵塞,甚至连接中断.因此,传感器采样值在节点中传输会产生时延.

时延主要分两类:一类是处理时延,如控制器、传感器、执行器处理数据所需要的时间;另一类是由系统共享通信网络时,数据信息传输发生冲突、阻塞所引起的诱导时延.整个网络诱导时延定义为从传感器测量数据封装完成到执行器执行控制信号所用的时间,主要包括控制器到执行器时延  $\tau(ca)$ 、传感器到控制器时延  $\tau(ca)$ .与采样周期相比较处理时延很小可以忽略不计,但是网络诱导时延具有不确定性,它可能大于一个采样周期,不可忽略.具有网络诱导时延的采样值对控制系统有很大的影响,因此,消除时延的影响是不可忽视的.

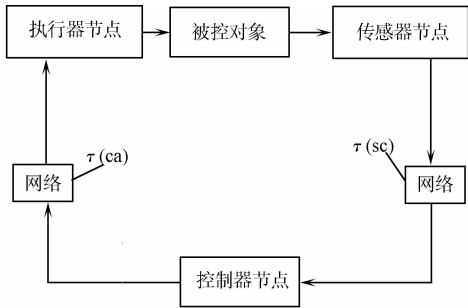


图 1 网络控制系统结构图

Fig.1 Network control system structure diagram

## 2 Elman 神经网络

根据神经网络中的信息流向，神经网络分为前馈式与反馈式。Elman 神经网络是一种典型的动态局部反馈神经网络，它是在 BP 神经网络的基础上，引入固定的反馈环节，使系统具有时变特性，系统动态性能增强，预测性能也优于 BP 神经网络<sup>[7-8]</sup>。一般的 Elman 神经网络有 4 层：输入层、隐含层、承接层与输出层，其结构如图 2 所示。

引入承接(延时算子)，可以将隐含层信号反馈送至隐含层。这种自联方式使网络对历史数据具有敏感性，从而使系统具有时变特性，直接动态反映系统特性。图 2 中：输入向量为  $u(k-1)$ ；输出向量为  $y(k)$ ；隐含层节点单元向量为  $x$ ；反馈状态向量为  $x_c$ ， $\omega_{j,i}^x, \omega_{j,1}^f, \omega_{0,j}^y$  分别为输入层到隐含层、承接层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值； $g(\cdot), f(\cdot)$  是输出层单元以及隐含层单元的激活函数组成的非线性向量组合函数。

Elman 神经网络的非线性状态空间表达式为

$$y(k) = g(\omega_{0,j}^y x(k)), \tag{1}$$

$$x(k) = f(\omega_{j,i}^x u(k-1) + \omega_{j,1}^f x_c(k)), \tag{2}$$

$$x_c(k) = x(k-1). \tag{3}$$

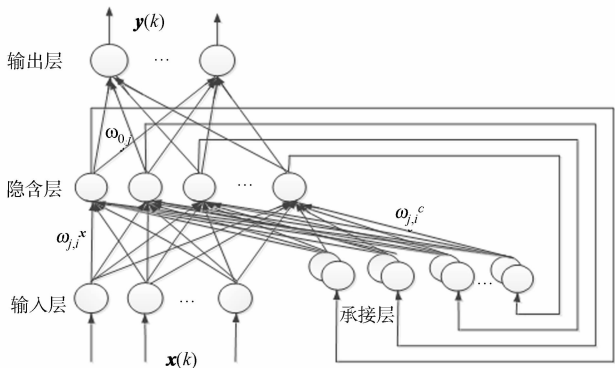


图 2 Elman 神经网络结构

Fig. 2 Structure of Elman neural network

图 2 中：输入向量为  $u(k-1)$ ；输出向量为  $y(k)$ ；隐含层节点单元向量为  $x$ ；反馈状态向量为  $x_c$ ， $\omega_{j,i}^x, \omega_{j,1}^f, \omega_{0,j}^y$  分别为输入层到隐含层、承接层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值； $g(\cdot), f(\cdot)$  是输出层单元以及隐含层单元的激活函数组成的非线性向量组合函数。

## 3 GA-Elman 网络预测模型

遗传算法可抽象为生物体的进化过程，通过全程模拟，自然选择与遗传机制，形成一种“生成+检验”的最优解搜索算法<sup>[9]</sup>。遗传算法涉及 5 大要点：参数编码、初始群体、适应度函数、遗传操作、控制参数<sup>[10]</sup>。Elman 神经网络采用误差逆向传播算法修正权值，虽然 BP 算法运用广泛，但其自身也存在缺点：收敛速度慢；训练时间长；可能会陷入局部最小值。采用遗传算法优化 Elman 神经网络，主要分为 3 个部分：Elman 神经网络的网络结构确定、遗传算法神经网络权值阈值的优化、Elman 神经网络的预测。

遗传算法优化 Elman 神经网络总结有如下 9 个步骤。

**步骤 1** 网络结构由输入输出参数的个数决定，隐含层个数一般参照个人经验设置，可参考  $k = \sqrt{m+1}$ ，其中  $k$  为隐含层个数； $n$  为输出层个数； $m$  为输入层个数； $a$  为  $[1, 10]$  之间的任意整数。

**步骤 2** 待确定网络结构以后根据网络结构确定遗传算法个体长度，网络的所有权值阈值组成了一个个体，多个个体组成种群。

**步骤 3** 确定适应度函数，选取数据误差平方和的倒数作为适应度函数，即

$$f(x) = 1/\text{sse}(T' - T) = 1/\sum_{i=1}^n (t'_i - t_i)^2. \tag{4}$$

式(4)中： $T' = (t'_1, t'_2, \dots, t'_n)$  是预测值； $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$  是期望值； $n$  是数据样本数目。

**步骤 4** 采用轮盘赌法，即依据适应度值比例确定每个个体被选中的概率，其选择概率为

$$p_s(a_j) = f(a_j) / \sum_{i=1}^n f(a_i), \quad j = 1, 2. \tag{5}$$

式(5)中： $f(a_j)$  为个体适应度值； $n$  为群体的规模。

**步骤 5** 选择 2 个父代个体， $s_1 = a_{1,1} a_{1,2} \dots a_{1,11} a_{1,12} \dots a_{1L}$ ， $s_2 = a_{2,1} a_{2,2} \dots a_{2,11} a_{2,12} \dots a_{2L}$ 。随机选择一个杂交位，以杂交概率  $p_c (0 < p_c \leq 1)$  进行交叉，从而产生一对新个体  $s'_1 = a_{1,1} a_{1,2} \dots a_{1,11} a_{2,12} \dots a_{2L}$ ； $s'_2 = a_{2,1} a_{2,2} \dots a_{2,11} a_{1,12} \dots a_{1L}$ 。

**步骤 6** 变异操作，通过变异概率  $p_m$  来反转某位基因的二进制符。一般在变异在后期会取得较好的效果，可以防止成熟前收敛，也可以提高局部搜索效率。

- 步骤 7 产生新一代种群.
- 步骤 8 重复步骤 3 到步骤 7,直到设定最大代数.
- 步骤 9 将遗传算法寻得的最优权值阈值赋予 Elman 神经网络,神经网络训练达到精度或训练次数则结束.
- GA-Elman 网络流程图,如图 3 所示.

4 实验与分析

选用经过网络传输的位移传感器采样值,进行实验仿真分析,共 120 个数据,并对数据进行归一化处理.归一化前后的数据,分别如图 4,5 所示.

原始数据样本在 5 400 到 5 650 之间分布,差值较大,归一化后数据样本在 -1 到 1 之间,分布集中,有利于网络学习.

神经网络分 3 层:输入层、隐含层、输出层.输入层节点为前 3 个连续时刻的采样值,所以输入层节点数为 3,输出为第 4 时刻采样值的预测,输出层节点数为 1.这样就将数据划分为 117 组样本,前 90 组用于训练,后 27 组用于测试.

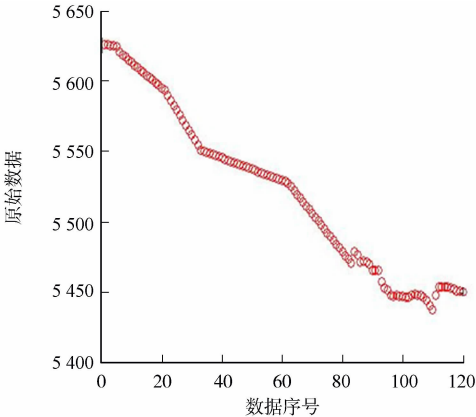


图 4 原始数据分布图  
Fig. 4 Raw data distribution

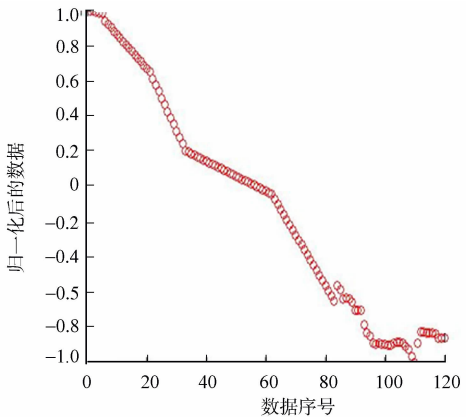


图 5 归一化后数据分布图  
Fig. 5 Normalized data distribution

实验 1 采用 Elman 神经网络,输入、输出层节点为 3 和 1,隐含层传递函数为 logsig,输出层传递函数为 puerlin,训练 1 000 步.根据遗传算法优化 Elman 神经网络总结步骤 1 的经验公式  $k = \sqrt{m+n} + \alpha$ ,可选择出隐含层节点数,其在 3~12 之间.为防止局限性太小,考虑隐含层节点数为 3 到 18 之间.在选取比较密集的数目 3,5,7,9,11,13,14,16,18 进行实验,比较不同隐含层节点数的均方误差 MSE、绝对误差 MAE、误差平方和 SSE.统计 10 次仿真结果的平均值,如表 1 所示.

表 1 不同隐含层节点的仿真结果均值统计

Tab. 1 Simulation results mean statistics of different hidden layer nodes

<i>n</i>	MSE	MAE	SSE	<i>n</i>	MSE	MAE	SSE	<i>n</i>	MSE	MAE	SSE
3	0.014 8	0.116 2	0.399 6	9	0.008 3	0.085 2	0.224 1	14	0.007 0	0.074 0	0.189 0
5	0.012 8	0.108 2	0.345 6	11	0.008 0	0.084 6	0.216 0	16	0.008 9	0.087 7	0.240 3
7	0.009 3	0.089 1	0.251 1	13	0.007 1	0.078 6	0.191 7	18	0.010 4	0.096 0	0.280 8

由表 1 可知:隐含层节点数在 11 到 14 之间时有比较小的 MSE,MAE,SSE,网络性能比较好.在进

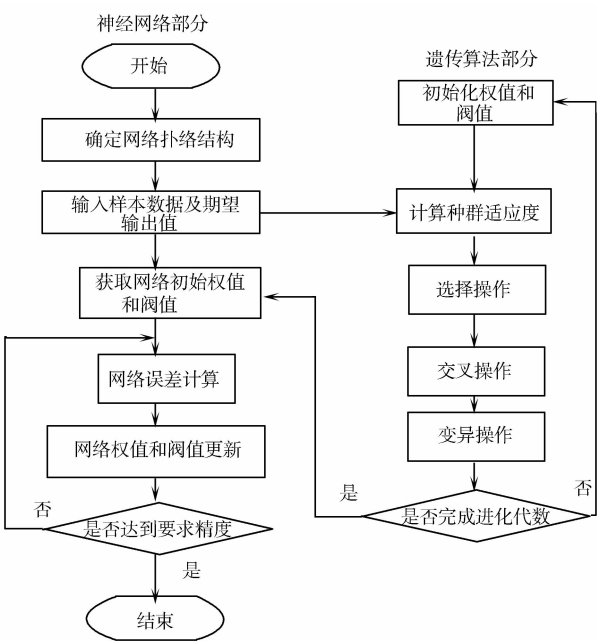


图 3 GA-Elman 网络流程图  
Fig. 3 Flow chart of GA-Elman network

行预测时,选择一个较为合适的隐含层节点数能够明显的提高预测精度,获得较好的预测效果.因此,选择隐含层节点数为 14 进行以下仿真实验.

实验 2 用遗传算法优化 Elman 神经网络.参数对遗传算法有着较大影响,经过多次尝试才能确定比较满意的初始值.设置遗传算法的初始种群为 100,交叉概率为 0.5,变异概率为 0.07,遗传代数为 200 代.为了比较,分别用 BP,Elman,GA-Elman 网络 3 种模型进行预测.图 6 为 3 种模型预测误差图.图 7 为 3 种模型的预测值与实际值图.

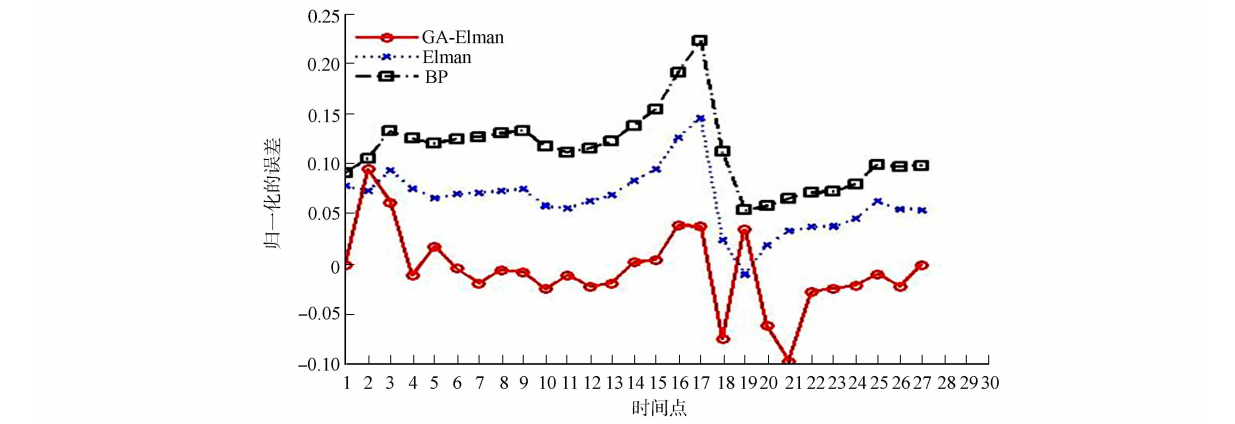


图 6 预测误差图

Fig. 6 Prediction error figure

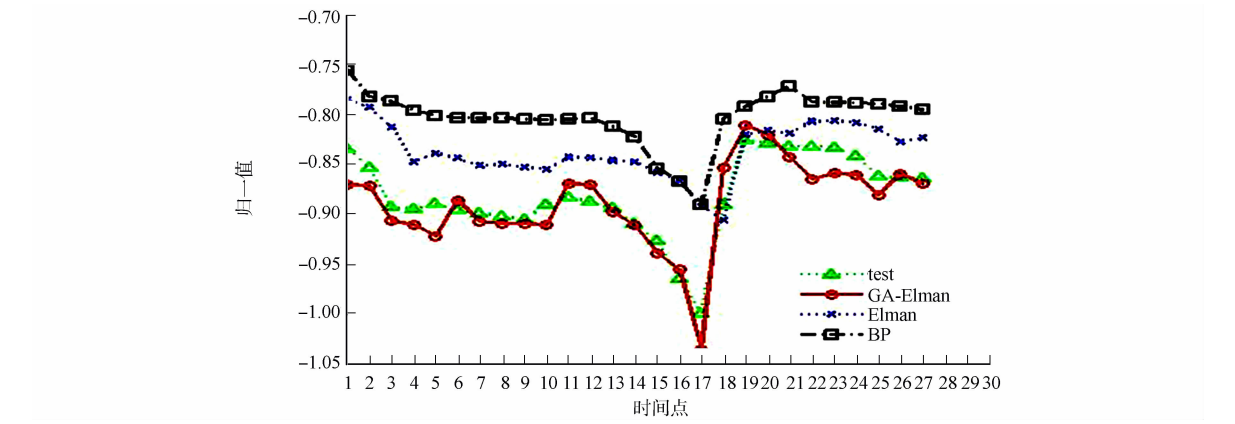


图 7 预测值与实际值图

Fig. 7 Figure of predicted value and actual value

分别对不同神经网络进行 10 次仿真结果,如表 2 所示.

表 2 不同神经网络的仿真结果均值统计

网络种类	平均 MSE	平均 MAE	平均 SSE	平均训练步长
BP 神经网络	0.021 4	0.139 1	0.577 8	280
Elman 神经网络	0.007 0	0.074 0	0.189 0	300
GA-Elman 网络	0.002 2	0.028 0	0.059 4	190

由图 6 和表 2 可知:3 种神经网络都可以很好的预测网络传输的采样值,但是相对而言 GA-Elman 网络的 MSE,SSE 最小,预测模型对网络采样值的拟合度最高,MAE 最小,预测效果最佳,平均训练步长小,网络训练所花时间少.总之,由以上实例分析得出,GA-Elman 网络有较好的网络性能,可对网络控制系统采样值进行较为精准的预测.

5 结束语

提出了用 Elman 神经网络预测网络控制系统采样值,消除时延对控制系统的影响,并用遗传算法

优化 Elman 神经网络. 利用经网络传输的采样数据进行预测,实验结果表明:采用 GA-Elman 网络模型有很好的收敛性和稳定性,提高了预测精度. 但是本次实验的数据是离线数据,在线预测将是网络控制系统预测研究的侧重点.

参考文献:

[1] 邱占芝,张庆灵,杨春雨. 网络控制系统分析与控制[M]. 北京:科学出版社,2009:1-20.

[2] BAO Yong,DAI Qiu-qiu,CUI Ying-liu,et al, Fault detection based on robust states observer on networked control systems[C]//International Conference on Control and Automation, Budapest:IEEE Press, 2005:1237-1241.

[3] YI Jian-qiang,WANG Qian,ZHAO Dong-bin,et al, BP neural network prediction-based variable-period sampling approach for networked control systems[J]. Applied Mathematics and Computation,2007,185(2007):976-988.

[4] 张捷,薄煜明,吕明. 基于神经网络预测的网络控制系统故障检测[J]. 南京理工大学学报:自然科学版,2010,34(1):19-23.

[5] KINJAL J,MAHESH P. Optimizing weights of artificial neural networks using genetic algorithms[J]. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering,2012,1(10):47-51.

[6] 付宝英,王启志. 改进型补偿模糊神经网络故障诊断系统[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2012,33(1):1-5.

[7] LIOUC Cheng-yuan,HUANG Jau-chi,YANG Wen-chie. Modeling word perception using the elman network[J]. Neurocomputing,2008,71(16/18):3150-3157.

[8] 王俊松. 基于 Elman 神经网络的网络流量建模及预测[J]. 计算机工程,2009,35(9):190-191.

[9] 何大阔,王福利,毛志忠. 遗传算法在离散变量优化问题中的应用研究[J]. 系统仿真学报,2006,15(5):1154-1156.

[10] 李敏强,寇纪淞. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2002:52-130.

Network Control System Prediction Based on GA-Elman Network

YAN Li, WANG Qi-zhi

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** In order to eliminate the effects of network delay on the network control system, this paper uses Elman neural network to predict the system delay sampling value and genetic algorithm to optimize the neural network weights threshold. The experimental simulation shows that Elman neural network optimized by genetic algorithm has good prediction accuracy and dynamic performance and can eliminate the influence of time delay. The method that can eliminate the effects of network delay.

**Keywords:** network control system; delay sampling value; Elman neural network; genetic algorithm

(责任编辑: 陈志贤      英文审校: 杨建红)