

真空助力器带主缸总成疲劳试验系统辨识

李泽学^{1,2}, 吴清文¹, 邹荣士^{1,2}, 刘兴德^{1,2}, 张波^{1,2}

(1.中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 2.中国科学院研究生院, 北京 100039)



摘要: 真空助力器带主缸总成是汽车制动系统的关键增力部件, 其气动疲劳试验系统由气动子系统、液压子系统、电控子系统等多个子系统构成, 属于复杂的非线性系统。该系统存在众多不确定因素, 因此无法直接建立数学模型。为了考察该系统的动态性能, 采用递归BP神经网络对该系统进行辨识。试验结果表明, 递归BP神经网络能够很好的逼近该复杂非线性系统, 在不同时间序列作用下均有较好的泛化能力。

关键词: 真空助力器带主缸总成; 疲劳试验系统; 递归BP网; 非线性系统; 系统辨识

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-731X (2007) 16-3724-03

System Identification for Fatigue Test System of Vacuum Booster with Brake Master Cylinder

LI Ze-xue^{1,2}, WU Qing-wen¹, ZOU Rong-shi^{1,2}, LIU Xing-de^{1,2}, ZHANG Bo^{1,2}

(1.Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2.Graduate school of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: Vacuum booster with brake master cylinder is a key part of automobile braking system. Its pneumatic fatigue test system consists of pneumatic subsystem, hydraulic subsystem, electronic control subsystem, etc. It is one kind of complex nonlinear systems. There are so many uncertain factors that it is impossible to establish the mathematical model. To test the dynamic property, this pneumatic fatigue test system was identified by a recursive BP neural network. The simulation results show that the recursive BP neural network fits this complex nonlinear system well, and the network has good generalization ability under different time series.

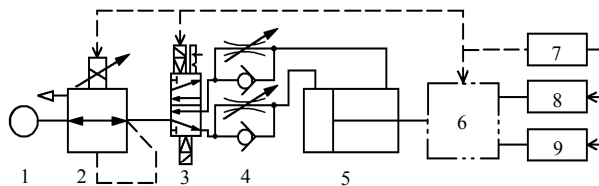
Key words: vacuum booster with brake master cylinder; fatigue test system; recursive BP neural network; nonlinear system; system identification

引言

真空助力器是汽车制动系统的关键增力部件, 它利用发动机空气进气歧管形成的真空与外部大气压力的压差, 借助于膜片式动力活塞将制动踏板力放大, 推动制动主缸活塞产生制动力^[1]。真空助力器与制动主缸共同构成真空助力器带主缸总成, 其性能和质量直接影响汽车的行车安全, 因此在出厂前必须严格按照中华人民共和国汽车行业标准真空助力器技术条件(QC/T 307-1999)进行疲劳及性能测试, 检测其性能是否达到设计指标和标准要求。

BC2005-A 是长春光机所为东光集团吉林制动器厂研制的真空助力器带制动主缸总成多功能耐久试验台。如图1所示, 该试验台的气动疲劳系统由气动子系统(包括1气源、2电气比例阀、3换向阀、4调速阀、5气缸等)、推力机构、6环境子系统、7电控子系统、8真空子系统、9液压子系统构成。电控系统发送命令控制气动系统的电控阀, 使气动系统的气缸以一定推力推动真空助力器推杆; 真空系统为助力器提供合适的真空度; 助力器膜片式动力活塞在大气压差

的作用下将助力器推杆的输入力放大, 同时推动制动主缸活塞; 制动主缸产生液压制动力推动液压系统中的负载; 电控子系统采集液压信号并对输入做相应调整。整个过程模拟汽车制动过程, 从而实现变冲程变载荷疲劳试验。



1 气源; 2 电-气比例阀; 3 换向阀; 4 调速阀; 5 气缸;
6 试验件及环境; 7 电控系统; 8 真空系统; 9 液压系统

图1 气动疲劳试验系统原理图

该气动疲劳试验系统属于电、气、液混合非线性系统。气动系统中的工作气体具有压缩性, 使气动系统具有非线性; 运动时气缸存在受运动速度影响的多种非线性的摩擦力^[2]; 调速阀属于非线性节流调速; 推力机构存在间隙; 真空、液压系统也各自都有非线性环节等等, 这一切都给该系统的建模带来了很大的困难。并且由于该系统的阶次未知难以用传统的辨识方法进行模型辨识。针对以上问题, 本文采用递归BP神经网络对该气动疲劳试验系统辨识, 研究该系统的动态性能。

收稿日期: 2006-12-27

修回日期: 2007-04-12

作者简介: 李泽学(1980-), 男, 山东平原人, 博士生, 研究方向为 CAD/CAE 的应用, 系统辨识, 神经网络应用及传热技术研究与应用; 吴清文(1968-), 男, 四川简阳人, 博士, 研究员, 博导, 研究方向为光学精密仪器的 CAD/CAM/CAE 研究及测控仪器的研制。

1 神经网络与模型辨识

神经网络是由大量处理单元广泛互连而成的网络, 它是高度非线性动力学系统, 具有大规模并行模拟处理能力和很强的自适应、自组织、自学习能力, 因而近年来在系统建模、辨识与控制中受到普遍重视^[3-5]。BP 神经网络 (Error Back Processing) 是被广泛应用的多层前馈网络。据统计, 在众多神经网络算法中, 应用最广泛的要首推 BP 网 (约占 80% 以上^[6])。学者严格证明了具有 S 型隐层函数的三层 BP 网络可以任意精度一致逼近任意紧集上的连续函数^[7-8]。这使得 BP 神经网络实现非线性系统辨识成为了可能。

1.1 递归 BP 网^[6,9]

传统意义上的 BP 网属于静态神经网络, 其输出仅取决于当前输入及网络的权值, 而与前一时间步的输入或输出无任何关系。严格地说 BP 网络无法处理按时间变化的模式, 尽管这一缺憾可以通过把时间变化的模式变成一组按照时间顺序排列的空间模式来解决。但是不能从根本上解决动态性能问题。实际系统都是存在惯性环节的, 惯性环节的存在使得该时刻的输出都不仅与该时刻的输入有关, 还受上一时刻的输出状态影响。因此对众多实际系统而言, 采用具有递归特性的神经网络更加合理。

递归 BP 网是由典型的 BP 网增加了延时递归环节所构成的。如图 2 所示, 其输入包含两部分: n 维列向量 $X_n(t)$ 为该时刻外部输入, m 维列向量 $Y_m(t-1)$ 为上一时刻的网络输出, 神经网络等效总输入为 $m+n$ 维列向量 $I_{m+n}(t) = \{Y_m(t-1); X_n(t)\}$; 该时刻的输出 $Y_m(t)$ 是输入 $I_{m+n}(t)$ 的非线性函数, 即 $Y_m(t) = f_{WB}(I_{m+n}(t)) = f_{WB}(\{Y_m(t-1); X_n(t)\})$ 。可见网络该时刻输出结果 $Y_m(t)$ 与该时刻之前的输出 $Y_m(t-1)$ 有关。递归 BP 网增加了存储单元和延时环节, 使得该网络具有了处理瞬时模式的能力。将递归 BP 网按照时间步展开, 就形成了多层前馈 BP 网络 (图 3)。递归环节只存在两次采样 (时间步) 之间, 即每个时间步内都可以将递归 BP 网看作标准 BP 网, 因此可采用标准 BP 网的通用训练方法训练网络。

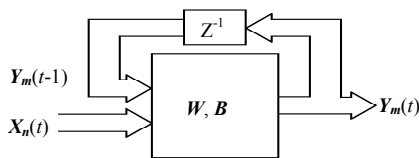


图 2 递归 BP 网结构示意图

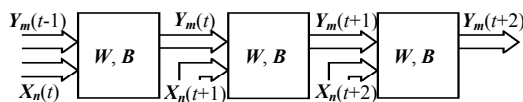


图 3 递归 BP 网按时间步展开示意图

1.2 递归 BP 的模型辨识

利用递归 BP 递归网络实现非线性模型辨识的过程就是对神经网络训练的过程。训练应使得神经网络与待辨识系统

有相同的外部输入情况下, 网络输出 $Y_m(t)$ 与系统输出 (教师信号) $T_m(t)$ 尽量靠近^[10]。定义误差函数

$$E(t) = 0.5 \times \text{Dis}^2(T_m(t), Y_m(t)) \quad (1)$$

其中 $\text{Dis}(A_m, B_m)$ 表示两向量 m 维空间的距离。

调整网络中权值 W (偏置 B 相当于输入为 -1 的权值) 的原则是使当 $T_m(t) = Y_m(t)$ 时 $E(t)$ 最小。按照 BP 算法思想, 网络权值的调整量 ΔW 与误差函数对该权值的导数成正比, 方向相反, 即

$$\Delta W = -\eta E'(W) \quad (2)$$

其中 η 为学习率, $E'(W)$ 表示误差函数对权矩阵的导数。

图 4 为递归 BP 网模型辨识的原理图, 待辨识系统的输入 $X_n(t)$ 作为网络的外部输入, 待辨识系统的输出作为网络的教师信号 $T_m(t)$, 每个时间步中递归 BP 网络看作 BP 网训练。训练的结果是使得该网络在外部输入 $X_n(t)$ 下, 输出 $Y_m(t)$ 按照给定的精度接近与待辨识系统的输出 $T_m(t)$, 提取待辨识系统的特征信息, 实现辨识。

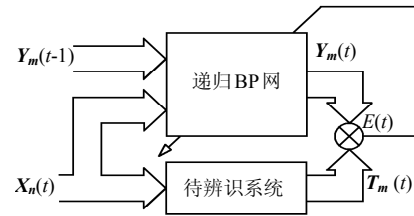


图 4 递归 BP 网模型辨识原理图

对于单隐层递归 BP 网, 可以用下列矩阵公式描述。

$$Y_m(t) = Fo(So_m(t)) \quad (3)$$

$$So_m(t) = Wo_{m,p} \times Z_p(t) \quad (4)$$

$$Z_p(t) = Fh(Sh_p(t)) \quad (5)$$

$$Sh_p(t) = Wh_{p,m+n} \times I_{m+n}(t) \quad (6)$$

$$I_{m+n}(t) = \{Y_m(t-1); X_n(t)\} \quad (7)$$

其中 $Fo(\cdot)$ 为输出层转移函数; $Fh(\cdot)$ 为隐层转移函数; m 维列向量 $So_m(t)$ 为输出层净输入; p 维列向量 $Sh_p(t)$ 为隐层的净输入; $m \times p$ 矩阵 $Wo_{m,p}$ 是输出层的权矩阵; $p \times (m+n)$ 矩阵 $Wh_{p,m+n}$ 是隐层的权矩阵; p 维列向量 $Z_p(t)$ 为隐层的输出。其余变量含义同前所述。

按照标准 BP 算法, 每次训练输出层权矩阵 $Wo_{m,p}$ 的调整量 $\Delta Wo_{m,p}$ 为

$$\Delta Wo_{m,p} = \eta U_m(t) \times Z_p^T(t) \quad (8)$$

$$U_m(t) = [T_m(t) - Y_m(t)] \odot [Fo'(So_m(t))] \quad (9)$$

其中 $Z_p^T(t)$ 是隐层输出向量 $Z_p(t)$ 的转置, $U_m(t)$ 是 m 维列向量, $Fo'(So_m(t))$ 是输出层转移函数对输出层净输入的导函数, \odot 表示 m 维空间两向量内积。

隐层权矩阵 $Wh_{p,m+n}$ 的调整量为 $\Delta Wh_{p,m+n}$

$$\Delta Wh_{p,m+n} = \eta V_p(t) \times I_{m+n}^T(t) \quad (10)$$

$$V_p(t) = [Wo_{m,p}^T \times U_m(t)] \odot [Fh'(Sh_p(t))] \quad (11)$$

其中 $I_{m+n}^T(t)$ 是网络等效输入 $I_{m+n}(t)$ 的转置, $V_p(t)$ 是 p 维列向量。 $Fh'(Sh_p(t))$ 是隐层转移函数对该层净输入的导函数。

公式8~11均是由公式2按照求导链式法则推导而来。同样,对于双隐层的其权矩阵修改量也可以将公式2按照链式法则展开。实际应用中,为了增加输入信息量,提高网络收敛速度和精度,常常将 a 个输出 $Y_m(t-1), Y_m(t-2) \cdots Y_m(t-a)$ 均保存起来,与 $X_n(t)$ 共同作为网络的输入。此时相当于上述公式中的 m 维列向量 $Y_m(t-1)$ 变成了 $m \times a$ 维列向量 $Y_{m \times a}$

$$Y_{m \times a} = \{ Y_m(t-1); Y_m(t-2); \cdots Y_m(t-a) \} \quad (12)$$

该变动仅影响输入层的变动,不影响其他层。即仅公式6, 7, 10中矩阵或向量的维数 $m+n$ 维变成 $m \times a+n$ 维。

2 系统辨识的数值模拟

设计 $10 \times 3 \times 1$ 结构的双隐层递归BP神经网络,隐层转移函数为单极性Sigmoid函数,输出层采用线性转移函数。使用电气比例阀的输出压力(单位MPa)作为网络的外部输入 $X_1(t)$,网络的输出 $Y_1(t)$ 表示液压系统检测到的制动主缸输出液压压力(单位MPa)。分别取 $Y_1(t-1), Y_1(t-2), Y_1(t-3), Y_1(t-4), Y_1(t-5)$ 五个时刻的输出值作为递归输入,其递归部分开始时递归信号默认为0。由于该系统是气动疲劳试验系统,所以输入输出的均为周期信号。按照试验规程周期为3.6秒(每小时动作1000次),采样频率为10Hz。

电控子系统控制气动子系统的电-气比例阀和换向阀,产生0.6MPa占空比为16/36的输入气压作为系统的输入信号 $X_1(t)$,如图5中a1曲线所示。受到该气压作用,气缸推杆通过推力机构推动真空助力器输入杆,真空助力器开始工作,制动主缸输出液压力,推动液压系统中的负载,系统输出液压压力被压力传感器接收,被电控子系统采集作为系统的输出 $Y_1(t)$,如图5中a2曲线所示。用a1, a2数据并按照给定的误差($E(t)=0.05$)训练神经网络,得到图5中的a3曲线,完成网络的训练过程。

为了测试网络的泛化能力,将0.6MPa占空比为24/36的输入气压信号(如图5中的b1所示)分别作用于实际气动疲

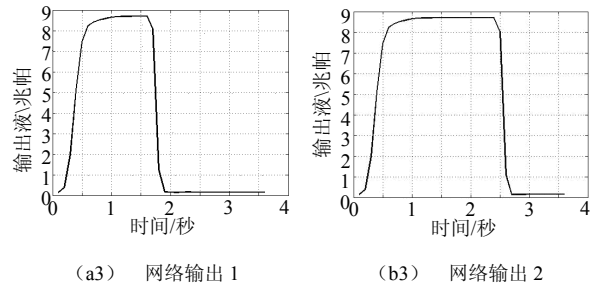
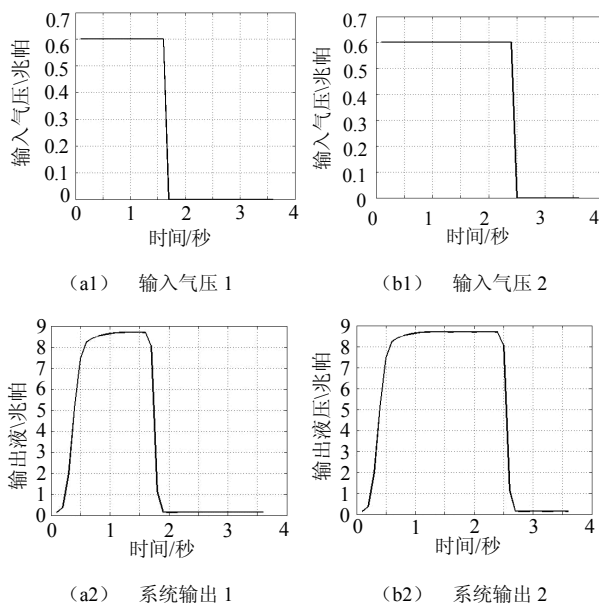


图 5 数值模拟结果曲线图

劳试验系统和训练好的递归BP神经网络。得到系统输出(图5中b2)和网络输出(图5中b3),两者之间的误差 $E(t)$ 也小于训练时的给定误差0.05。通过比较可以看出b3曲线很好的逼近b2曲线,说明该神经网络在不同时间序列作用下有较好的泛化能力,即有较好的动态泛化能力。

3 结论

利用神经网络实现系统辨识,抛开了待辨识系统的内部机理,克服了传统辨识方法的缺点,简化了辨识过程。递归BP网络进行系统辨识,可以方便的使用BP算法修改权矩阵,有较快的收敛速度和较好的稳定性,同时使传统BP网络增加了动态性能。设计一个较小规模的递归BP网就可以很好的描述真空助力器—制动主缸总成疲劳试验系统—这一复杂非线性系统的动态性能。其辨识的结果为后续的非线性系统模糊控制以及参数预估都奠定了基础。

参考文献:

- [1] 王金桥, 闫祥安, 曹玉平. 汽车真空助力器性能测试装置 [J]. 液压与气动, 2003, (11): 62-64.
- [2] 黄俊, 李小宁. 气缸低速运动摩擦力模型的研究 [J]. 机床与液压, 2005, (11): 73-74.
- [3] 葛宏伟, 梁艳春. 进化 Elman 神经网络模型与非线性系统辨识 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2005, 35(5): 511-519.
- [4] Chen S, Billings S A. Neural networks for non-linear dynamic system modeling and identification [J]. International Journal of Control (S0020-7179), 1992, 56(2): 319-349.
- [5] 宋申民, 陈兴林, 段广仁, 张松波. 神经网络在转台控制系统设计中的应用 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(4): 647-650. (SONG Shen-min, CHEN Xing-lin, DUAN Guang-ren, ZHANG Song-bo. Application of Neural Networks for Design of Control System of the Simulator [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(4): 647-650.)
- [6] 王文成. 神经网络及其在汽车工程中的应用 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998.
- [7] 李明国, 郁文贤. 神经网络的函数逼近理论 [J]. 国防科技大学学报, 1998, 20(4): 70-77.
- [8] 江善和, 张杰. 基于 Chebyshev 基函数模糊神经网络的快速辨识方法 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 590-593. (JIANG Shan-he, ZHANG Jie. Fast Identification Method of Fuzzy Neural Networks Based on Chebyshev Basis Function [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(3): 590-593.)
- [9] Files C L, Kim J. Dynamic recurrent neural networks: Theory and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks (S1045-9227), 1994, 5(2): 153-155.
- [10] 叶金杰, 岑豫皖, 潘紫薇, 甄茂新. 回归神经网络辨识电液伺服系统仿真 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(9): 2056-2058.