

文章编号: 1001-0920(2007)01-0091-04

具有时变输入输出函数的反馈过程神经网络及应用

丁 刚, 钟诗胜

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对输入和输出均为时变函数或过程的实际系统建模和仿真问题, 提出一种输入和输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型. 该模型的第 1 隐层对来自输入层的时变信号进行空间加权聚合和激励运算, 并在将其输出传送到第 2 隐层的同时反馈至输入层; 第 2 隐层完成对其时变输入的空间加权聚合、时间累积聚合和激励运算, 并将其输出传送到输出层. 给出了相应的学习算法, 并以实例验证了该模型及其学习算法的有效性.

关键词: 反馈过程神经网络; 时变函数; 航空发动机状态监控; 学习算法; 时间序列预测

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Feedback process neural network with time-varying input and output functions and its applications

DING Gang, ZHONG Shi-sheng

(School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China. Correspondent: DING Gang, E-mail: dingganghit@163.com)

Abstract: In order to model and simulate systems with time-varying functions or processes, a feedback process neural network model with time-varying input and output functions is proposed. The first hidden layer of the model is utilized to accomplish the weighted space aggregation and the activation operation of the time-varying input signal which is received from the input layer. Its output signal is transferred to the second hidden layer and feeds back to the input layer at the same time. The second hidden layer is utilized to accomplish the weighted space aggregation, the time accumulation aggregation and the activation operation of the time-varying output signal from the first hidden layer. Its output signal is transferred to the output layer. The corresponding learning algorithm is developed. The practical example shows the effectiveness of the proposed model and its learning algorithm.

Key words: Feedback process neural network; Time-varying function; Aircraft engine condition monitoring; Learning algorithm; Time series prediction

1 引 言

在实际工程中,许多复杂系统的输入、输出均是和时间有关的函数或过程.应用传统方法对这类系统进行建模和仿真,需要建立复杂的解析模型.在对系统内在结构及其运行机理有深入了解的情况下,解析模型能够较好地解决问题.然而,这些实际系统往往受许多复杂因素影响,呈现出高度的非线性,导致解析建模困难、精度低、适应性差,且难于求解.

已经证明,多层前向人工神经网络可以任意精度逼近任意的连续函数及其各阶导数^[1-3].因其高度非线性映射能力及其自适应学习能力,人工神经网络

用于问题求解无需事先特殊的建模,这为复杂实际问题的求解带来了很大的方便.但由于受输入的不同步瞬时限制,传统人工神经网络在处理与时间过程有关的问题时,一般是先将连续的输入函数在时域上进行离散,得到若干组相应的时间序列值作为输入,再对网络进行训练,所得到的相应输出也是离散的.这种用非时变网络模型处理时变信息的方法,由于忽略了系统输入对系统输出的时间累积效应,必然会带来较大的误差.为解决这一问题,文献[4, 5]提出了过程神经元和过程神经网络的概念.过程神经元与传统人工神经元在结构上类似,其不同之

收稿日期: 2005-11-07; 修回日期: 2005-12-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60373102, 60572174).

作者简介: 丁刚(1976—),男,山东青岛人,博士生,从事人工神经网络及其应用的研究; 钟诗胜(1964—),男,江西龙南人,教授,博士生导师,从事人工智能、人工神经网络等研究.

处在于过程神经元的输入及相应的连接权可以是时变函数,其聚合运算既体现了对空间的加权聚合,又体现了对时间过程的累积聚合.因此,过程神经网络对于求解与时变过程相关的众多实际问题具有较强的适应性.

生物学研究同时表明,反馈存在于生物神经系统的几乎每一部分^[6].为解决输入、输出均为时变函数或过程的实际系统的建模和仿真问题,本文在文献[7,8]的基础上,提出了一种输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型.该网络模型由4层构成:第1层为输入层,用于完成系统时变信号向网络的输入,同时将来自第1隐层的反馈输出信号输入网络;第2层为第1隐层,用于完成对其时变输入的空间加权聚合和激励运算,并在将其输出信号传送到第2隐层的同时反馈至输入层;第3层为第2隐层,用于完成对其时变输入的空间加权聚合、时间累积聚合和激励运算,并将其输出信号传送到输出层;第4层为输出层,用于完成系统输出.文中给出了具体的学习算法,并以航空发动机状态监控中滑油铁金属含量预测为例,验证了该网络模型及其学习算法的有效性,取得了满意的结果.

2 过程神经元

过程神经元^[4,5]的结构如图1所示.

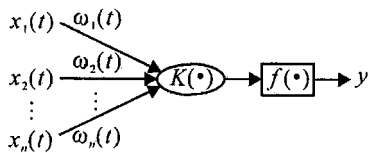


图1 过程神经元

根据算子 $K(\cdot)$ 的不同,可将过程神经元分为2类.

第1类过程神经元的聚合运算只含有空间加权聚合运算,其输入、输出关系可表示为

$$y(t) = f\left(\sum_{i=1}^n i(t) x_i(t) - \right). \quad (1)$$

第2类过程神经元的聚合运算不仅含有空间加权聚合运算,而且含有时间过程累积聚合运算,其输入、输出关系可表示为

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n \int_0^T i(t) x_i(t) dt - \right). \quad (2)$$

其中: $x_i(t)$ 为过程神经元的输入函数, $i = 1, 2, \dots, n$; $i(t)$ 为相应的连接权函数; \cdot 为过程神经元阈值; $f(\cdot)$ 为激励函数,一般取为非线性函数; $[0, T]$ 为样本采样区间.

3 输入输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型

本文提出的输入、输出均为时变函数的反馈过

程神经网络模型,由4层构成:第1层为输入层,由 n 个节点组成,用于完成 n 个系统时变信号向网络的输入,同时将来自第1隐层的反馈输出信号输入网络;第2层为第1隐层,由 m 个第1类过程神经元组成,用于完成对其时变输入的空间加权聚合和激励运算,并在将其输出信号传送到第2隐层的同时反馈至输入层;第3层为第2隐层,由 L 个第2类过程神经元组成,用于完成对其时变输入的空间加权聚合、时间累积聚合和激励运算,并将其输出信号传送到输出层;第4层为输出层,仅含1个单元,用于完成系统输出.网络模型拓扑结构如图2所示.

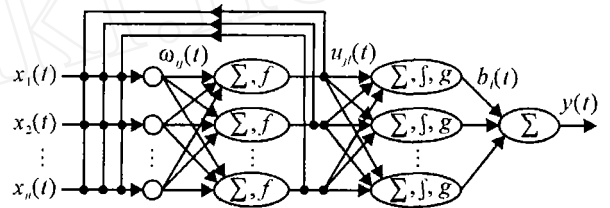


图2 输入输出均为时变函数的反馈过程神经网络

设 $out_j(t) = f\left(\sum_{i=1}^n i_j(t) (x_i(t) + \sum_{j=1}^m out_j(t - \tau_j)) - \theta_j^{(1)}\right)$ 为第1隐层第 j 个神经元的输出,为时间延迟,则网络输入与输出的关系为

$$y(t) = \sum_{l=1}^L g\left(\sum_{j=1}^m u_{jl}(t) out_j(t) dt - \theta_l^{(2)}\right) b_l(t). \quad (3)$$

其中: $b_l(t)$ 为基函数, $l = 1, \dots, L$; $i_j(t)$ 为输入层第 i 个节点与第1隐层第 j 个过程神经元的连接权函数; $u_{jl}(t)$ 为第1隐层第 j 个过程神经元与第2隐层第 l 个过程神经元的连接权函数; $\theta_j^{(1)}$ 为第1隐层第 j 个过程神经元的阈值; $\theta_l^{(2)}$ 为第2隐层第 l 个过程神经元的阈值; $f(\cdot)$ 为第1隐层过程神经元的激励函数,一般为非线性函数; $g(\cdot)$ 为第2隐层过程神经元的激励函数,一般为线性函数.

4 学习算法

对区间 $[0, T]$ 上的任意函数 $r(t)$, 由 Weierstrass 第1逼近定理^[9]知,对 $\forall \epsilon > 0$, 必存在多项式函数 $P(t)$, 使 $|P(t) - r(t)| < \epsilon$. 从而 $r(t)$ 可表示为

$$r(t) = \sum_{p=1}^L r_p b_p(t).$$

其中: $b_p(t)$ 为基函数, $r_p \in R$ 为相应的展开式系数. 则输入函数 $x_i(t)$ 及连接权函数 $i_j(t)$ 和 $u_{jl}(t)$ 可分别表示为

$$x_i(t) = \sum_{p=1}^L x_{ip} b_p(t),$$

$$i_j(t) = \sum_{p=1}^L i_{jp} b_p(t),$$

$$u_{jl}(t) = \sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t).$$

其中 x_{ip}, ij_p, u_{jlp} R 为相应的展开式系数.

若将区间 $[0, T]$ 进行 N 等分, 其中 $t_k = t_0 + hk$, $k = 1, \dots, N, t_0 = 0, h = T/N$, 则

$$x_i(t_k) = \sum_{k=1}^L x_{ip} b_p(t_k),$$

$$ij(t_k) = \sum_{p=1}^L ij_p b_p(t_k),$$

$$u_{jl}(t_k) = \sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k),$$

且有

$$\text{out}_j(t_k) = f\left(\sum_{j=1}^n ij(t_k) \left(x_i(t_k) + \sum_{j=1}^m \text{out}_j(t_{k-1})\right) - j^{(1)}\right).$$

由定积分的定义知, 式(3) 可表示为

$$y(t) = \sum_{l=1}^L g\left(\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^N \sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k)\right) \text{out}_j(t_k) h - i^{(2)} b_l(t). \tag{4}$$

设 $d(t)$ 为对应于网络输入 $X(t) = (x_1(t), \dots, x_n(t))$ 的网络理想输出, $y(t)$ 为相应的网络实际输出.

$d(t)$ 可表示为 $d(t) = \sum_{l=1}^L d_l b_l(t)$, d_l R 为展开式系数. 则网络的均方误差函数可定义为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \left(g\left(\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^N \sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k)\right) \text{out}_j(t_k) h - i^{(2)} - d_l \right)^2. \tag{5}$$

根据最速梯度下降算法, 输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络的待训练参数调整规则为

$$\begin{cases} u_{jlp}(s+1) = u_{jlp}(s) + \eta u_{jlp}(s), \\ ij_p(s+1) = ij_p(s) + \eta ij_p(s), \\ j^{(1)}(s+1) = j^{(1)}(s) + \eta j^{(1)}(s), \\ i^{(2)}(s+1) = i^{(2)}(s) + \eta i^{(2)}(s). \end{cases} \tag{6}$$

其中: η, η, η 为相应的学习速率; s 为学习迭代次数.

为便于分析, Z 和 Q 可分别定义为

$$Z = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^N \sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k) \text{out}_j(t_k) h - i^{(2)},$$

$$Q = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{p=1}^L ij_p b_p(t_k) \right) \left(\sum_{p=1}^L x_{ip} b_p(t_k) + \sum_{j=1}^m \text{out}_j(t_{k-1}) \right) - j^{(1)},$$

则 $u_{jlp}, ij_p, j^{(1)}, i^{(2)}$ 可分别表示为

$$\begin{cases} u_{jlp} = - \frac{\partial E}{\partial u_{jlp}} = \\ \sum_{l=1}^L (g(Z) - d_l) g'(Z) \sum_{k=1}^N b_p(t_k) \text{out}_j(t_k) h, \\ ij_p = - \frac{\partial E}{\partial ij_p} = \\ \sum_{l=1}^L (g(Z) - d_l) g'(Z) \sum_{k=1}^N \left(\sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k) \right) \times \\ f(Q) b_p(t_k) \left(\sum_{p=1}^L x_{ip} b_p(t_k) + \sum_{j=1}^m \text{out}_j(t_{k-1}) \right) h, \\ j^{(1)} = - \frac{\partial E}{\partial j^{(1)}} = \\ \sum_{l=1}^L (g(Z) - d_l) g'(Z) \sum_{k=1}^N \left(\sum_{p=1}^L u_{jlp} b_p(t_k) \right) f(Q) h, \\ i^{(2)} = - \frac{\partial E}{\partial i^{(2)}} = \sum_{l=1}^L (g(Z) - d_l) g'(Z). \end{cases} \tag{7}$$

至此, 输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络的学习算法可总结为:

Step1: 确定网络结构参数;

Step2: 用基函数 $b_l(t)$ 将网络的输入函数及相应的连接权函数展开, 其中 $l = 1, \dots, L, L$ 为第 2 隐层过程神经元个数;

Step3: 给定网络学习误差精度 ϵ , 学习迭代次数 $s = 0$, 最大学习迭代次数 M 和学习速率;

Step4: 初始化网络待训练参数 $u_{jlp}, ij_p, j^{(1)}, i^{(2)}$;

Step5: 根据式(5) 计算网络误差函数 E , 如果 $E < \epsilon$ 或 $s > M$, 则转 Step7;

Step6: 根据规则(6) 和(7), 调整网络待训练参数, $s + 1 = s$, 转 Step5;

Step7: 输出学习结果, 结束.

5 应用实例

航空发动机常年在高温、高压等恶劣环境下工作, 其关键部件的使用性能不断下降, 形成缺陷和磨损. 关键部件之间因过度磨损而产生的金属颗粒会悬浮于循环的滑油中. 通过对航空发动机滑油金属含量进行预测, 可以监控滑油润滑部件的早期损伤, 以便及时采取相应措施, 消除事故隐患^[10].

航空公司定期对航空发动机的滑油取样, 并进行滑油光谱分析. 通过滑油光谱分析, 可以得到航空发动机滑油中的金属(通常为铁、镁、铜、铝)含量. 根据现有的滑油金属含量历史数据, 可以建立时间序列模型来预测滑油金属含量的未来变化趋势. 由于影响航空发动机滑油金属含量的复杂因素很多, 难以用确定的数学模型描述滑油金属含量的变化趋势. 本文尝试用所提出的输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型来解决这一问题.

航空发动机中的摩擦副材料大多是铁磁性金属,因而在滑油磨粒分析技术中,主要是对铁磁性磨粒的分析.图3为某型航空发动机滑油中铁(Fe)金属含量光谱分析的历史数据(共计155个).通过对该数据的自相关分析,作者认为该数据属于平稳的随机序列.

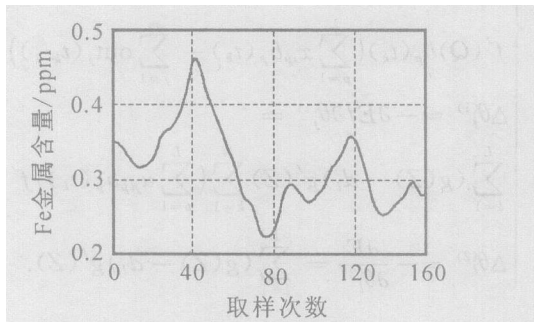


图3 Fe金属含量时间序列

将Fe金属含量时间序列 $\{Fe_N\}_{N=1}^{155}$ 中的连续5个数据 $\{Fe_I, Fe_{I+1}, \dots, Fe_{I+4}\}$ 进行拟合,构成一个时变函数 IF_I 作为网络的输入,其中 $I=5J-4, J=1, 2, \dots, 30$;将后连续5个数据 $\{Fe_{I+5}, Fe_{I+6}, \dots, Fe_{I+9}\}$ 进行拟合,构成相应的网络理想输出函数.这样一共得到30组样本.用前20组样本作为学习样本,后10组样本作为检测样本.

网络模型的拓扑结构设定为1-10-5-1.将网络的输入函数及相应的连接权函数用Legendre正交基函数展开,基函数的个数为5.学习误差精度设定为 10^{-4} ,学习速率为0.01,最大迭代次数为1000.网络经197次学习迭代后收敛.为测试学习完成后网络的泛化能力,用后50组非学习样本进行测试.测试结果如图4所示,平均相对误差为2.19%.这表明输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型,对航空发动机滑油中Fe金属含量的预测满足实际工程要求,能达到对航空发动机健康状况进行长期监控的目的.

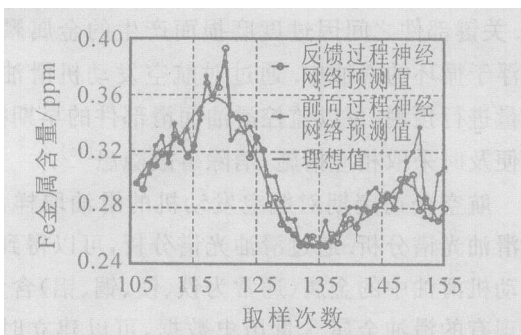


图4 Fe金属含量长期预测结果

图4同时给出了拓扑结构为1-10-5-1的输入、输出均为时变函数的前向过程神经网络在相同条件下的预测结果.该网络经233次学习迭代后收敛,平均相对误差为2.69%.通过对比可以看出,输入、输

出均为时变函数的反馈过程神经网络模型,不仅具有较高的预测精度,而且学习收敛速度也有所提高.

6 结论

本文针对工程实践中许多复杂实际系统的输入、输出均为时变函数或过程这一问题,提出了一种输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络模型.文中给出了一种基于多项式基函数展开的学习算法,并以航空发动机状态监控中滑油金属含量的预测为例,验证了该网络模型及其学习算法的有效性.实验结果表明,本文提出的输入、输出均为时变函数的反馈过程神经网络,不仅精度高,而且学习收敛速度快.

参考文献(References)

- [1] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, 2(5): 359-366.
- [2] Funahashi K. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks[J]. Neural Networks, 1989, 2(3): 183-192.
- [3] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(5): 551-560.
- [4] He X G, Liang J Z. Procedure neural networks[C]. Proc of 16th World Computer Congress on Intelligent Information Proce. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2000: 143-146.
- [5] 何新贵,梁久祯. 过程神经网络的若干理论问题[J]. 中国工程科学, 2000, 2(12): 40-44.
(He X G, Liang J Z. Some theoretical issues on procedure neural networks[J]. Engineering Science, 2000, 2(12): 40-44.)
- [6] Freeman W J. Mass action in the nervous system[M]. New York: Academic Press, 1975: 270-273.
- [7] 何新贵,许少华. 一类反馈过程神经网络模型及其学习算法[J]. 自动化学报, 2004, 30(6): 801-806.
(He X G, Xu S H. A feedback process neural network model and its learning algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2004, 30(6): 801-806.)
- [8] 何新贵,许少华. 输入输出均为时变函数的过程神经网络及应用[J]. 软件学报, 2003, 14(4): 164-169.
(He X G, Xu S H. Process neural network with time-varied input and output functions and its applications[J]. J of Software, 2003, 14(4): 164-169.)
- [9] Jeffreys H, Jeffreys B S. Methods of mathematical physics[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1988.

(下转第99页)

越准切换流形的运动，其趋近准切换流形的速度以及准切换流形邻域的大小取决于 λ, q, T 的选取。取 $\lambda = 0.1, \mu = 1, T = 0.08, q = 1, f_2 = 1$ ，利用 Matlab 作出的仿真曲线如图 1 所示。

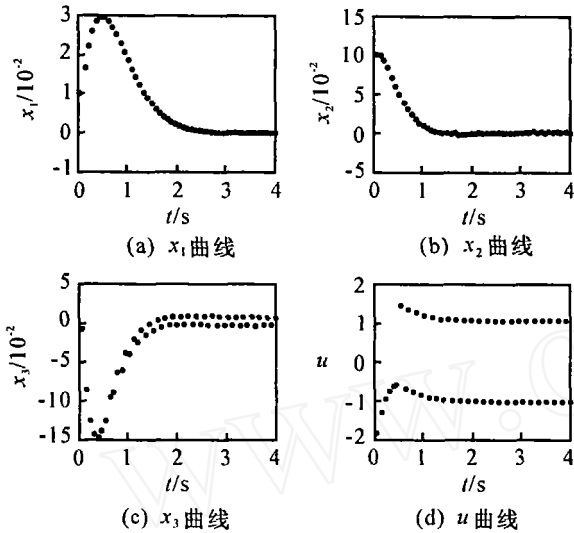


图 1 数据例子仿真结果

5 结 论

本文在不确定项满足匹配条件的前提下，设计了带有差分补偿器的切换函数和离散变结构控制律，使得闭环系统渐近稳定或收敛于原点邻域内的一个小的抖振。最后给出了数值例子及仿真曲线，用以说明该设计方法的可行性和有效性。

参考文献(References)

[1] Andrea B, Antonio B. Necessary and sufficient conditions for robust perfect tracking under variable structure control [J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 2003, 13(1) :141-151.

[2] Letizia C M, Leo T, Orlando G. Experimental testing of a discrete-time sliding mode controller for trajectory tracking of a wheeled mobile robot in the presence of skidding effects[J]. J of Robotics Systems, 2002, 19(4) : 177-188.

[3] Healey A J, Lienard D. Multivariable sliding mode control for autonomous diving and steering of unmanned

underwater vehicles[J]. IEEE J of oceanic engineering, 1993, 18(3) :327-339.

[4] Fang Y, Tommy W S C. Synthesis of the sliding mode neural network controller for unknown nonlinear discrete-time systems [J]. Int J of System Sciences, 2000, 31(3) :401-408.

[5] 高存臣,袁付顺,肖会敏.时滞变结构控制系统[M].北京:科学出版社,2004.
(Gao C C, Yuan F S, Xiao H M. Variable structure control systems with time-delays[M]. Beijing: Science Press, 2004.)

[6] 刘永清,温香彩.大型动力系统的理论与应用(卷6):广义系统的变结构控制[M].广州:华南理工大学出版社, 1997.
(Liu Y Q, Wen X C. Theory and application of large-scale dynamic system (Vol 6): Variable structure control for singular systems [M]. Guangzhou: South China University of Technology Press, 1997.)

[7] 刘永清,王伟,李远清.大型动力系统的理论与应用(卷7):滞后广义系统解的基本理论与应用[M].广州:华南理工大学出版社,1997.
(Liu Y Q, Wang W, Li Y Q. Theory and application of large-scale dynamic system (Vol 7): Theory and application on solution of time-delay singular systems [M]. Guangzhou: South China University of Technology Press, 1997.)

[8] Wang R L, Liu Y Q. Robust stability for discrete uncertain singular systems with multiple time-delays[J]. Control Theory and Application, 2000, 17(3) :461-464.

[9] 王汝凉,刘永清.多时滞离散广义系统的渐近稳定性判据[J].系统工程与电子技术,2000,22(10):17-19.
(Wang R L, Liu Y Q. Asymptotic stability criterion for multiple time-delays discrete singular systems [J]. System Engineering and Electronics Technology, 2000, 22(10) :17-19.)

[10] 高为炳.变结构控制的理论及设计方法[M].北京:科学出版社,1996:296-297.
(Gao W B. Theory and design method of variable structure control [M]. Beijing: Science Press, 1996: 296-297.)

(上接第 94 页)

[10] 北京飞机维修工程有限公司. 发动机滑油监控研究 [R]. 北京:北京飞机维修工程有限公司, 2000, 7: 86-105.
(Beijing Aircraft Maintenance and Engineering

Corporation. Research on the aircraft engine lubricating oil monitoring[R]. Beijing: Beijing Aircraft Maintenance and Engineering Corporation, 2000, 7: 86-105.)