

文章编号:1000-5013(2016)01-0043-05

doi:10.11830/ISSN.1000-5013.2016.01.0043

神经网络辨识的液压挖掘机 LPV 模型

邵辉, 胡艳丽, 洪雪梅, 王飞

(华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 针对液压挖掘机动臂关节的非线性建模问题,提出一种基于神经网络的线性变参数(LPV)模型的辨识方法.在各个工作点处根据其关节速度的一阶惯性加延迟模型,获得其关节角度模型;结合调度变量特性,采用神经网络辨识出 LPV 模型的参数,设计出挖掘机动臂在全局工作范围的 LPV 模型.通过仿真实验,验证了该方法的有效性和模型的准确性.

关键词: 液压挖掘机; 动臂关节; 神经网络; 线性变参数; 辨识

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

液压挖掘机是结构最复杂、用途最广泛的工程机械之一.目前,大部分液压挖掘机属手动控制,它操作速度慢,效率低,无法应对相对危险的环境^[1].因此,实现挖掘机的自动控制是提高效率和安全性的必要途径.对复杂的非线性系统,线性建模方法^[2]在非线性的因变量变化很大时并不适用,而现有的非线性建模方法如机理模型^[3]、Volterra 级数^[4]、非线性 ARMAX^[5]、Wiener 模型^[6]等也存在着很多缺陷.最大的问题是非线性过程的复杂性和辨识的高成本.因此,需要寻找一种更好的、低成本的非线性建模方法.神经网络的线性变参数(linear parameter varying,LPV)是 Shamma 等^[7]在研究增益调度控制时首先引入的.对于大部分具有非线性特性的工业过程,其系统并不是在整个操作域内随机无序的进行,而是存在一个与系统动态特性相关的调度变量.而 LPV 系统的动态特性依赖实时可测的外部参数,其调度参数反映了系统的非线性特性或时变特性,根据调度变量建立系统的 LPV 模型可以满足系统后继的控制要求.由一个非线性系统得到其 LPV 模型有 2 种方法:基于系统动态方程的分析法^[8]和基于系统输入输出的实验法^[9],实验法常用于辨识 LPV 的黑箱模型^[10].为了辨识系统模型,需要进一步将其参数化,文献[11-13]对此进行了大量的研究,多是将过程模型参数用调度变量的非线性函数表示,采用递归最小二乘法估计模型参数,得到 LPV 模型.由于调度变量高度的相互依存性,相互之间的函数关系并不明确,且考虑到神经网络可以快速有效地辨识多输入多输出的高度非线性系统.因此,本文采用实验法,提出了基于神经网络的 LPV 模型的非线性辨识方法.

1 系统的基本结构

液压挖掘机控制系统是指对发动机、液压泵、多路换向阀和执行元件(液压缸、液压马达)等动力系统进行控制的系统^[2],如图 1 所示.

若要对挖掘机进行准确的控制,则必须建立其准确的模型.选取挖掘机的动臂关节,对其进行合理的建模.在单一工作点时,根据工程简化,其阀门开度与动臂关节速度之间是一阶惯性加延迟系统,则阀门开度与关节角度之间的传递函数可以表示为

收稿日期: 2014-09-25

通信作者: 邵辉(1973-),女,副教授,博士,主要从事机器人控制、运动规划、过程控制及智能控制的研究. E-mail: shaohuihu11@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金计划资助项目(61203040);福建省科技计划引导性项目(Z1525022);福建省泉州市科技计划项目(2013Z34)

$$G(s) = \frac{K}{s(Ts + 1)} \exp(-\tau s).$$

(1)

式(1)中包括 3 个参数依赖系统:系统的稳态增益 K ;二阶系统的时间常数 T ;延迟量 τ .

整个系统是典型的非线性时变系统, K, T, τ 分别是关于系统调度变量的函数,均受阀门开度、动臂位置及其运动方向的影响.系统通过阀门开度将泵排出的液压油提供到各元件,使挖掘机完成各项工作,而挖掘机动臂的运动方向及其位置的及时反馈也会驱使挖掘机分流阀动作,使挖掘机在理想的工作面上工作.选择阀门开度、动臂运动方向及其角度作为系统的调度变量.则系统可表示为

$$T(\boldsymbol{w})\ddot{\boldsymbol{y}}(t) + \dot{\boldsymbol{y}}(t) = K(\boldsymbol{w})u(t - \tau(\boldsymbol{w})).$$

(2)

式(2)中: $\boldsymbol{w} \in \begin{bmatrix} \eta_{\min} & \eta_{\max} \\ \theta_{\min} & \theta_{\max} \\ \dot{\theta}_{\min} & \dot{\theta}_{\max} \end{bmatrix}$, \boldsymbol{w} 是系统的工作点; η 是阀门开度,范围是 $[\eta_{\min}, \eta_{\max}]$; θ 是挖掘机动臂的角度,范围是 $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$; $\dot{\theta}$ 是动臂运动速率,令其表示运动方向,范围是 $[\dot{\theta}_{\min}, \dot{\theta}_{\max}]$;而 $T(\boldsymbol{w}), K(\boldsymbol{w}), \tau(\boldsymbol{w})$ 分别是系统的时间常量、稳态增益及延迟量,也是系统需要辨识的参数集.

2 神经网络 LPV 模型辨识

2.1 前馈神经网络计算

选用两层前馈神经网络.系统的调度变量阀门开度 η ,角度 θ 及运动方向 $\dot{\theta}$ 作为神经网络的输入值;系统数学模型参数集稳态增益 $K(\boldsymbol{w})$,时间常数 $T(\boldsymbol{w})$,延迟量 $\tau(\boldsymbol{w})$ 则作为神经网络的预测输出值,如图 2 所示.

若 U_i 是输入层节点 i 的输出, U_k 是输出层节点 k 的输出, U_j 是隐含层节点 j 的输出,则隐含层的第 j 个节点的输入表示为

$$U_{p,j} = \sum_{i=1}^M \bar{\omega}_{i,j} U_i.$$

(3)

第 j 个节点的输出为

$$U_j = f(U_{p,j}).$$

(4)

式(4)中: $f(U_{p,j})$ 为节点激励函数.第 j 个节点的输出 U_j 将通过加权系数 $\bar{\omega}_{j,k}$ 向前传播到第 k 个节点,输出层第 k 个节点的总输入为

$$U_{p,k} = \sum_{j=1}^q \bar{\omega}_{j,k} U_j.$$

(5)

式(5)中: q 为隐含层节点数.则输出层第 k 个节点的实际网络输出为

$$U_k = f(U_{p,k}).$$

(6)

2.2 神经网络训练步骤

使用神经网络预测,首先要训练网络,通过训练使网络具有联想记忆和预测能力,有以下 6 个步骤.

步骤 1 网络初始化.

步骤 2 提供训练集.根据调度变量选择工作点测试数据.输入矢量为 $\boldsymbol{x} = (\eta, \theta, \dot{\theta})$,期望输出矢量为 $\boldsymbol{D} = (K, T, \tau)$.

步骤 3 计算实际输出.

步骤 4 根据网络预测输出与期望输出,计算网络预测误差.

步骤 5 更新权值.

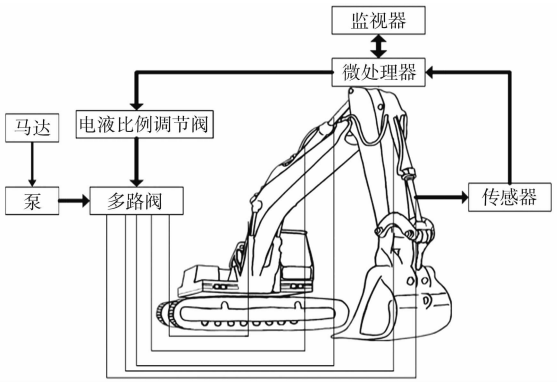


图 1 液压挖掘机控制系统

Fig. 1 Control system of the hydraulic excavator

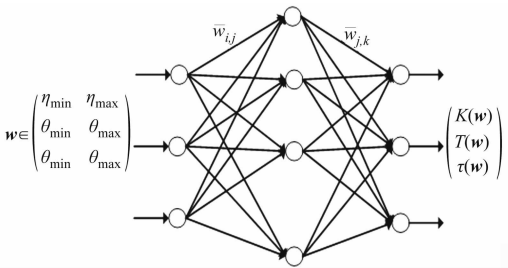


图 2 神经网络结构模型

Fig. 2 Neural network structure model

步骤 6 判断算法是否结束,若没有,则返回步骤 2.

通过对实验数据的多次训练,神经网络达到了理想的效果.

3 仿真及实验

采用 12 t,挖掘能力 0.52 m³ 的 ZAXIS-120 型日立挖掘机上的实际数据. 针对挖掘机的动臂,在 MATLAB/Simulink 中建立仿真模型. 在操作范围内,即当 $\eta \in [0\%, 100\%]$, $\theta \in [-70.5^\circ, 44.75^\circ]$, (基于挖掘机基坐标系^[14]), $\dot{\theta} = -1$ 或 $\dot{\theta} = 1$ (令 1 为方向向上, -1 为方向向下) 时,选取若干个典型工作点.

3.1 采集数据

根据挖掘机提取的数据(部分),如表 1 所示. 表 1 中: n 为实验次数; τ, K, T 为近似数值.

表 1 挖掘机特性实验数据
Tab. 1 Experimental data excavator of the excavator characteristics

实验组	测定位姿	$\eta/\%$	运动方向	n	τ/s	K	T
1	No. 1	50.0	向下	3	0.31	0.55	0.20
2		0	向上	3	0.31	0.57	0.20
3		100.0	向下	3	0.30	0.31	0.20
4		0	向上	3	0.19	0.22	0.20
5	No. 2	50.0	向下	3	0.21	0.46	0.22
6		0	向上	3	0.23	0.43	0.25
7		100.0	向下	3	0.18	0.24	0.23
8		0	向上	3	0.17	0.22	0.23
9	No. 1	12.5	向上	1	0.22	0.50	2.90
10		25.0	向上	1	0.13	0.30	0.60
11		37.5	向上	1	0.28	0.35	0.40
12		12.5	向下	1	0.75	0.60	0.10
13		25.0	向下	1	0.52	0.65	0.25
14		37.5	向下	1	0.30	0.75	0.55
15	No. 2	12.5	向上	1	0.25	0.15	0.30
16		25.0	向上	1	0.28	0.17	0.25
17		37.5	向上	1	0.28	0.35	0.40
18		12.5	向下	1	0.75	0.60	0.10
19		25.0	向下	1	0.52	0.65	0.25
20		37.5	向下	1	0.28	0.17	0.25

表 1 中:测定位姿为挖掘机动臂关节所在位姿的角度,其中,位姿 No. 1 是动臂关节运动到最高极限 70.5°角,位姿 No. 2 是运动到水平 10.5°角. 选择典型工作点采集数据并建立神经网络,经过多次训练,结果如图 3 所示. 从图 3 可以看出:神经网络具有较高的拟合能力.

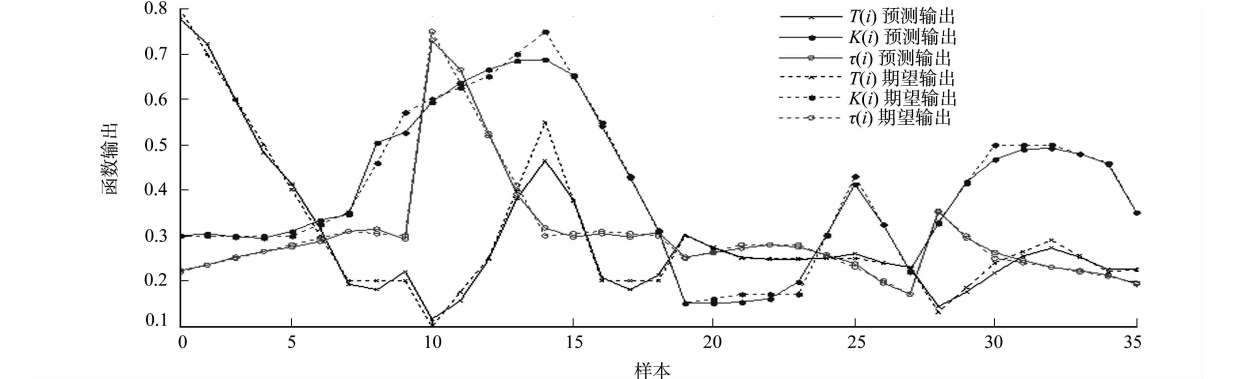


图 3 神经网络预测输出
Fig. 3 Output of neural network

3.2 仿真及实验

在已完成神经网络的基础上,于 Matlab/Simulink 中建立挖掘机的仿真模型.对挖掘机动臂在开度为 100%,从位姿 No. 1 运动到位姿 No. 2,以及开度为 43.75%和 31.25%时,从位姿 No. 2 运动到位姿 No. 1 时的运动情况进行阶跃、正弦响应实验仿真,结果如图 4 所示.

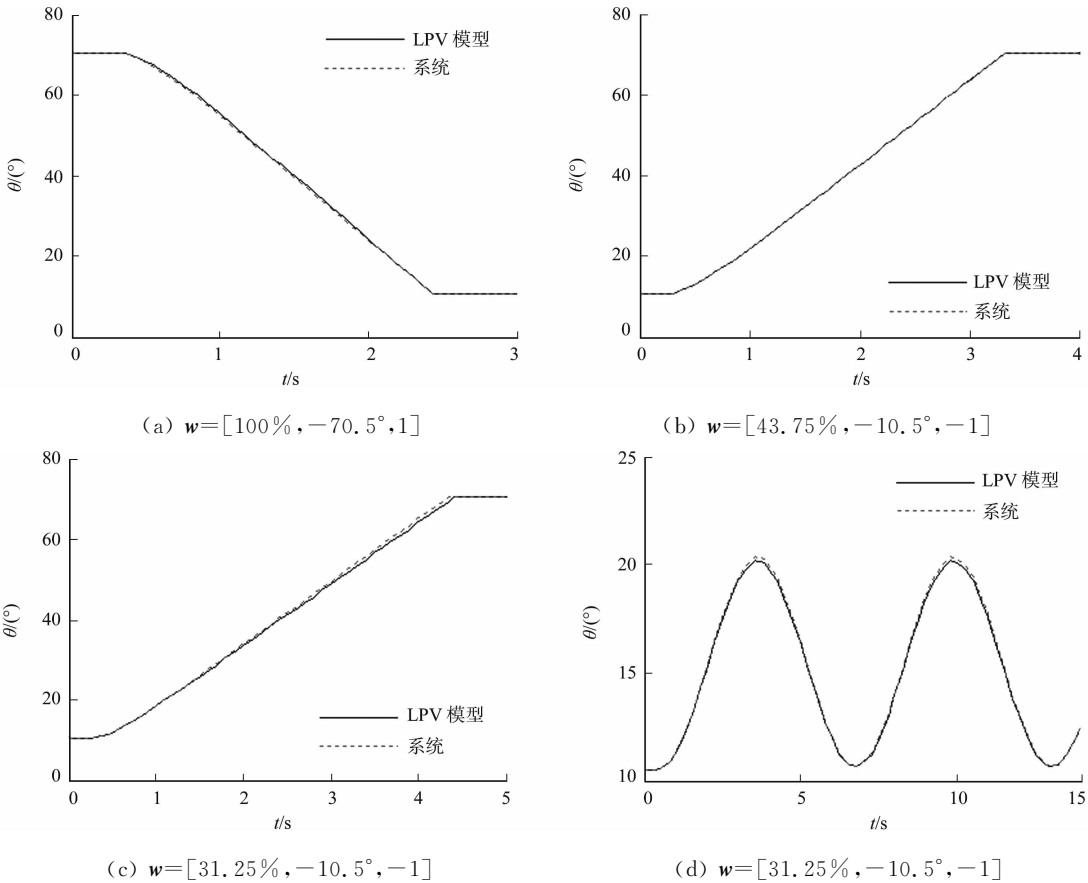


图 4 阶跃和正弦响应曲线

Fig. 4 Step and sinusoidal response curve

由图 4 比较分析可知:该 LPV 模型能够很好地逼近真实过程;因为调度变量的全局性,该 LPV 模型可以模拟系统在整个工作范围内的活动,节省了工作量.

4 结论

为了简化模型并降低成本,提出一种基于神经网络的 LPV 辨识方法.该方法建立在具有简单结构的数学模型上,结合系统的非线性时变特性,通过神经网络建立调度变量与辨识参数之间的联系.通过仿真实验,得到以下 2 点结论.

- 1) 引入神经网络,辨识出动态模型参数,能够简单快速地构建系统模型,并在全局范围内有效.
- 2) 基于神经网络的 LPV 模型结构简单,保证了后继的控制器设计简单可行.

参考文献:

[1] LI Bo, YAN Jun, GUO Gang, et al. High performance control of hydraulic excavator based on fuzzy-PI soft-switch controller[C]// IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. Shanghai: IEEE Press, 2011: 676-679.

[2] LU Guangming, SUN Lining, XU Yuan. BP network control over the track of working device of hydraulic excavator [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(5): 199-122.

[3] XIANG Qiangzhong, LI Dongliang. Mechanical-hydraulic coupling simulation for hydraulic excavator working mechanism[C]// 2nd International Conference on Advanced Engineering Materials and Technology. Zhuhai: Advanced

Materials Research,2012;494-497.

[4] BOUILLOC T,FAVIER G. Nonlinear channel modeling and identification using baseband Volterra Parafac models [J]. Signal Processing,2012,92(6):1492-1498.

[5] SHARDT Y,HUANG Biao. Closed-loop identification condition for ARMAX models using routine operating data [J]. Automatica,2011,47(7):1534-1537.

[6] BIAGIOLA S I,FIGUEROA J L. Identification of uncertain MIMO Wiener and Hammerstein models[J]. Computers and Chemical Engineering,2011,35(12):2867-2875.

[7] SHAMMA J,ATHANS M. Guaranteed properties of gain scheduled control for linear parameter-varying plants[J]. Automatica,1991,27(3):559-564.

[8] YUE Ting,WANG Lixin,AI Junqiang. Gain self-scheduled H1 control for morphing aircraft in the wing transition process based on an LPV model[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2013,26(4):909-917.

[9] CASELLA F,LOVERA M. LPV/LFT modeling and identification: Overview synergies and a case study[C]//IEEE Conference on Computer Aided Control System Design. San Antonio;IEEE Press,2008:852-857.

[10] SALAH C P,EL-DINE,MAHDI S,et al. Black-box versus grey-box LPV identification to control a mechanical system[C]//IEEE 51st Annual Conference on Decision and Control. Maui;IEEE Press,2012:5152-5157.

[11] KNOBLACH A,SAUPE F. LPV gray box identification of industrial robots for control[C]//IEEE International Conference on Control Applications. Dubrovnik;IEEE Press,2012:831-836.

[12] BAMIEH B,GIARRE L. Identification for linear parameter varying models[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control,2002,12(9):841-853.

[13] 邵辉,野波健藏. Peltier 热电设备的 LPV 建模及多参考模型 IPD 自适应控制研究[J]. 南京理工大学学报,2011,35(增刊 1):85-90.

[14] 邵辉,胡伟石,罗继亮. 自动挖掘机的动作规划[J]. 控制工程,2012,19(4):594-597.

LPV Model of Hydraulic Excavator Based on Neural Network Identification

SHAO Hui, HU Yanli, HONG Xuemei, WANG Fei

(College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: A linear parameter varying model is proposed based on neural network identification for building the hydraulic excavator boom model. The model of the joint angle is obtained based on the first-order plus dead time model of the joint velocity at each working-point. Depending on scheduling variable characteristics, the LPV model parameters are identified by using neural network, and the global LPV model of the excavator boom in the workspace is designed. The simulations and experiments indicate the accuracy of the model and the validity of the method.

Keywords: hydraulic excavator; boom joint; neural network; variable linear parameter; identification

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 吴逢铁)