

文章编号:1005—0523(2007)01—0112—05

变阻尼汽车半主动悬架神经网络自适应控制研究

姜 美¹, 陈梦成²

(1. 华东交通大学 机电工程学院; 2. 华东交通大学 土木建筑学院, 南昌 330013)

摘要:提出将神经网络自适应控制策略用于变阻尼汽车半主动悬架的控制,通过仿真研究表明变阻尼半主动悬架能较好地改善车辆行驶的平顺性,且不使汽车的操纵稳定性恶化,证明了该控制策略用于变阻尼汽车半主动悬架控制是可行的和有效的.

关 键 词:悬架;神经网络;变阻尼

中图分类号:U463.33⁺¹ **文献标识码:**A

0 前言

近年来发展起来的由弹性元件和阻尼力可控减振器组成的半主动悬架可以改善汽车行驶平顺性,且其价格低廉,因此具有广阔的发展前景^[1].由于具有阻尼可调减振器的悬架是一个复杂的非线性系统,因此可以利用非线性的神经网络反映控制对象的特征,通过对可调阻尼减振器的阻尼的调节,实现对悬架进行有效的减振控制^{[2][3][4]}.本文基于神经网络控制理论,用 Matlab/Simulink 软件,对变阻尼半主动悬架系统的神经网络自适应控制算法进行仿真研究.

1 系统模型的建立

图1所示为装有半主动悬架的四自由度1/2车体汽车模型.图中: m_{uf} , m_{ur} 为非簧载质量; m_s 为簧载质量; k_{tf} , k_{tr} 为前后轮胎刚度; k_{sf} , k_{sr} 为悬架弹簧刚度;前悬架减振器的阻尼 c_f 包括两部分:一部分为基值阻尼 c_{sf} , 另一部分为可调阻尼 c_{tf} .后悬架减振器的阻尼 c_r 也包括两部分:一部分为基值阻尼 c_{sr} , 另一部分为可调阻尼 c_{tr} . z 为簧载质量质心处位移. z_{tf} , z_{tr} 分别为前、后轮输入的路面不平度. z_{uf} , z_{ur} 分别为前、后轴非簧载质量位

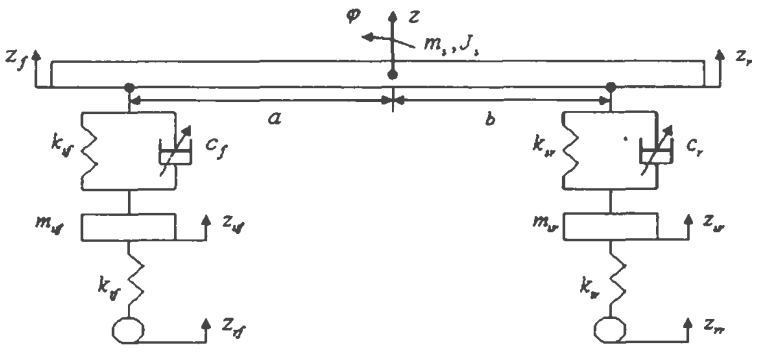


图1 四自由度1/2车半主动悬架模型

移.

根据牛顿第二定律,系统运动方程为:

$$\left. \begin{aligned} m_s \ddot{z} + k_{sf}(z_f - z_{uf}) + k_{sr}(z_r - z_{ur}) + (c_{sf} + c_{rf})(\dot{z}_f - \dot{z}_{uf}) + (c_{sr} + c_{rr})(\dot{z}_r - \dot{z}_{ur}) &= 0 \\ I_y \ddot{\theta} - dk_{sf}(z_f - z_{uf}) + bk_{sr}(z_r - z_{ur}) - a(c_{sf} + c_{rf})(\dot{z}_f - \dot{z}_{uf}) + b(c_{sr} + c_{rr})(\dot{z}_r - \dot{z}_{ur}) &= 0 \\ m_{uf} \ddot{z}_{uf} - k_{sf}(z_f - z_{uf}) - (c_{sf} + c_{rf})(\dot{z}_f - \dot{z}_{uf}) + k_{rf}(z_{uf} - z_{rf}) &= 0 \\ m_{ur} \ddot{z}_{ur} - k_{sr}(z_r - z_{ur}) - (c_{sr} + c_{rr})(\dot{z}_r - \dot{z}_{ur}) + k_{tr}(z_{ur} - z_{rr}) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

取状态向量 $X=[z_f-z_{uf}, \dot{z}_f, z_{uf}-z_{rf}, \dot{z}_{uf}, z_r-z_{ur}, \dot{z}_r, z_{ur}-z_{rr}, \dot{z}_{ur}]^T$, 前后路面激励速度为 $\dot{z}_{rf}$ 和 $\dot{z}_{rr}$, 设 $W=[\dot{z}_{rf} \ \dot{z}_{rr}]^T$, 则可写出控制方程:

$$\begin{cases} X=A_cX+G_cW \\ Y=C_cX \end{cases} \quad (2)$$

2 神经网络自适应控制系统结构

车辆悬架系统是一个复杂的非线性系统,用神经网络辨识器可以有效地辨识出悬架系统的动态特性,神经网络控制器利用辨识器的信息对悬架系统进行控制.图 2 为所设计的变阻尼半主动悬架神经网络自适应控系统结构,其中三层神经网络辨识器 NNI 用于对被控对象进行在线辨识,另两个三层神经网络控制器 NNC 用于神经网络自适应控制. y_d 为悬架系统期望输出, y 为悬架系统实际输出, r 为悬架系统的路面激励, y_m 为神经网络辨识器 NNI 输出, u 为神经网络控制器 NNC 输出,其作用是对悬架系统振动进行控制.学习算法 1 是根据神经网络辨识器的输出和悬架系统的实际输出的误差 e_m 进行学习,使辨识的结果更准确.学习算法 2 是利用悬架系统的期望输出和神经网络辨识器的输出之差 e_c 进行学习,调整神经网络控制器的输出,使二者的误差达到最小,实现悬架系统振动控制的目的.

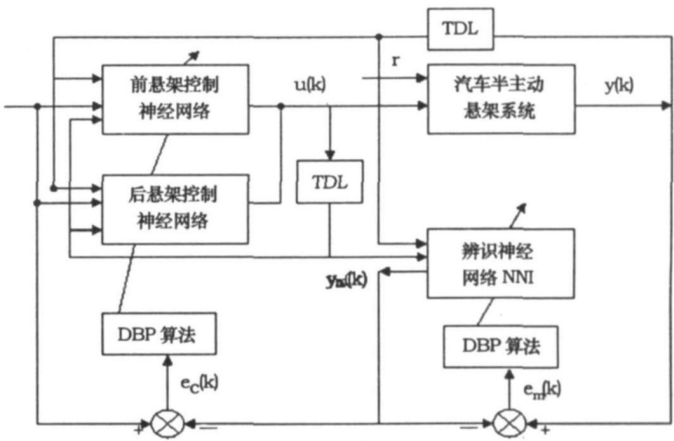


图 2 神经网络自适应控制系统结构图

1) 神经网络辨识器的设计.图 3 为变阻尼半主动悬架神经网络辨识器模型 NNI.车辆半主动悬架系统是一个双输入、单输出非线性系统可描述为

$$y(k)=g[y(k-1), \cdots, y(k-n); u_f(k-1), \cdots, u_f(k-m); u_r(k-1), \cdots, u_r(k-m)] \quad (3)$$

式中, $y(k)$ 为车身质心垂直加速度在 k 时刻的值; $u_f(k-1), u_r(k-1)$ 为半主动悬架系统在 $k-1$ 时刻的前后悬架阻尼控制值. y, u 为悬架系统的输出和输入,代表簧载质量质心处的垂直振动加速度和前后悬架的阻尼控制值. n, m 为时间序列 $\{y(k)\}$ 和 $\{u_r(k)\}$ 的差分阶次; $g(\cdot)$ 非线性动态映

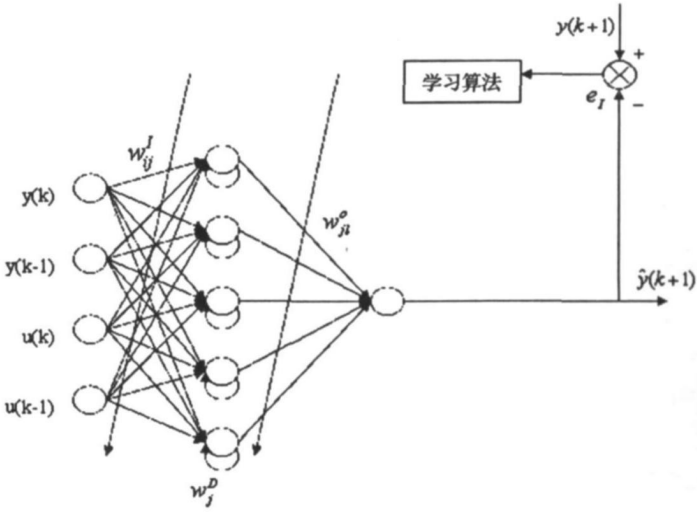


图 3 半主动悬架神经网络辨识器模型

射函数. 要使性能指标

$$J_1 = \frac{1}{2} [y(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2 \quad (4)$$

最小化, 则利用动态 BP 算法可得各层权值学习公式为^[4]:

$$w_{ji}^o(k+1) = w_{ji}^o(k) + \eta [y(k+1) - \hat{y}(k+1) O_i^2(k) + \alpha (w_{ji}^o(k) - w_{ji}^o(k-1))] \quad (5)$$

$$w_j^D(k+1) = w_j^D(k) + \eta [y(k+1) - \hat{y}(k+1) w_{ji}^o(k) p_j(k) + \alpha (w_j^D(k) - w_j^D(k-1))] \quad (6)$$

$$w_{ji}^I(k+1) = w_{ji}^I(k) + \eta [y(k+1) - \hat{y}(k+1) w_{ji}^o(k) Q_{ij}(k) + \alpha (w_{ji}^I(k) - w_{ji}^I(k-1))] \quad (7)$$

式中, η —学习系数, $0 < \eta \leq 1$; α —动量因子, $0 < \alpha < 1$.

2) 神经网络控制器的设计. 为了使悬架系统输出信号, 需跟输入, 其控制器设计如下, 其中 $u(k)$ 在设计前后悬架控制器时, 分别为 $u_f(k)$, $u_r(k)$.

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_d(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (8)$$

控制器结构如图 4 所示, 其性能指标函数为: $J_c = \frac{1}{2} [y_d(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2$. 式中, y_d —参考模型输出; $\hat{y}$ —神经网络估计输出. 经过学习后, $\hat{y}$ 将逼近 y , 则, $J_p = \frac{1}{2} [y_d(k+1) - y(k+1)]^2$. 可由 $\hat{y}(k+1)$ 代替 $y(k+1)$, 即性能指标由 J_c 代替. 控制器的权值调整公式也由动态 BP 算法确定, 其中控制器的权值调整时, 需要用到对象特性 $\partial y / \partial u$, $\partial y / \partial u$ 为对象输出相应于输入的灵敏度, 因为被控对象未知, 灵敏度函数必须通过 NNI 来估计, 在 NNI 训练良好的情况下, 可以利用辨识器的信息, 可由 $\hat{y}(k+1)$ 代替 $y(k+1)$, 则

$$u_y(k) = \frac{\partial y}{\partial u} = \frac{\partial \hat{y}}{\partial u} = \frac{\partial \hat{y}}{\partial O_i^2(k)} \frac{\partial O_i^2(k)}{\partial net_i(k)}$$

$$\frac{\partial net_i(k)}{\partial u} = \sum_j w_{ji}^o(k) f'(net_i(k)) w_{ij}^I(k) \quad (9)$$

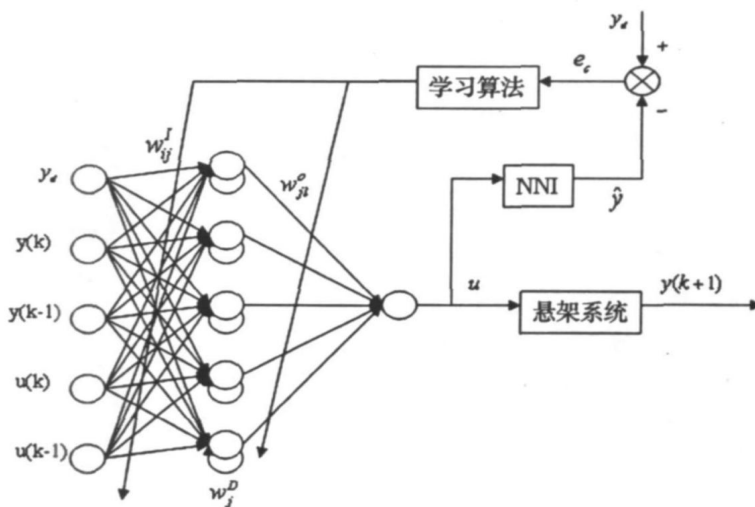


图 4 半主动悬架神经网络控制器模型

上式中的权值和变量是对应于辨识神经网络 NNI 的.

综上所述, 可得如下变阻尼半主动悬架控制系统的神经网络自适应控制算法: ①用 $(-0.2, 0.2)$ 间的值对辨识和控制神经网络的权值初始化; ②采样得到 $y(k)$; ③计算辨识误差信号 $e_m(k)$, 调整 NNI 的权值, 计算辨识神经网络的估计输出. ④计算控制误差信号 $e_c(k)$, 调整神经网络控制器的 NNC 的权值; ⑤两个神经网络控制器产生控制信号 $u_f(k)$, $u_r(k)$; ⑥令 $k = k+1$, 返回②.

3 仿真计算及结果分析

在 Matlab 6.5 + Simulink + Toolbox 环境下进行仿真研究^{[5][6]}. 悬架系统实际输出为车身加速度, 其采样信号时间序列的阶次为 2. 神经网络的隐含层的激活函数是 S 型函数, 输出层激活函数采用了线性函数. 神经网络辨识器 NNI 的结构为 6-10-1, 前后悬架神经网络控制 NNC 的结构都为 5-6-1. 由于所研究悬架振动频率范围主要集中在 20 Hz 以下, 所以采样时间间隔取 0.01 秒即满足研究的需要. 训练时采用动态 BP 算法进行训练, 训练达到误差在 0.001 以下时停止. 仿真控制时, 前悬架的可调阻尼的范围选为 $-500 \sim 1200 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, 后悬架的可调阻尼 c_{rf} 的范围选为 $-600 \sim 1300 \text{ N} \cdot \text{s/m}$. 选取某车型, 其悬架结构参数为: $m_s = 690 \text{ kg}$, $J_s = 1222 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $m_{uf} = 40 \text{ kg}$, $m_{ur} = 45 \text{ kg}$, $k_{sf} = 17\,000 \text{ N/m}$, $k_{sr} = 22\,000 \text{ N/m}$, $k_{tf} = 200\,000 \text{ N/m}$, $k_{tr} = 200\,000 \text{ N/m}$, $c_{sf} = 1\,000 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $c_{sr} = 1\,000 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $a = 1.3 \text{ m}$, $b = 1.5 \text{ m}$.

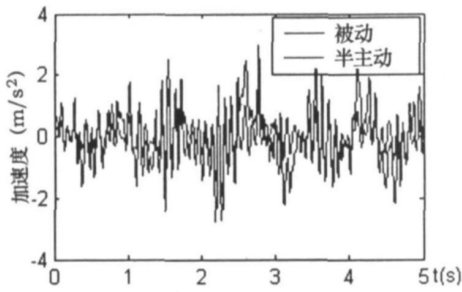


图 5 车身质心垂直加速度比较图

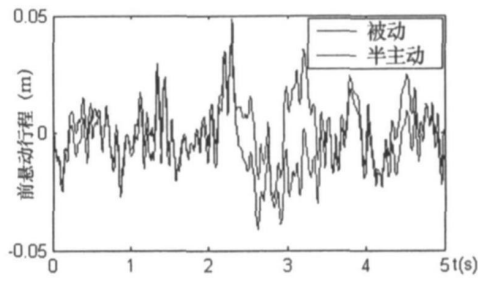


图 6 前悬架动行程比较图

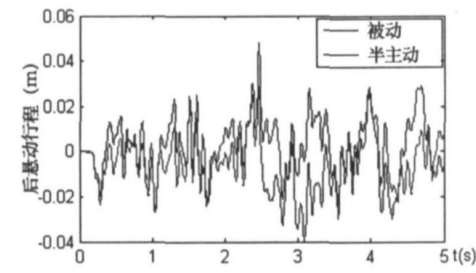


图 7 后悬架动行程比较图

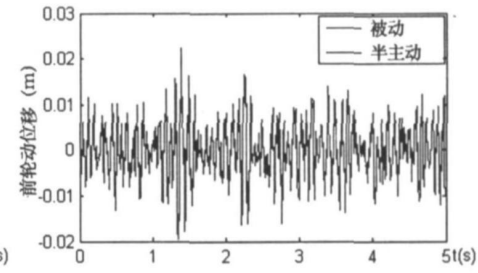


图 8 前轮胎动位移比较图

为了更直观地分析神经网络自适应控制半主动悬架和被动悬架的各性能指标,可制出仿真结果对照表,表 1 为白噪声路面时,被动和半主动悬架车身质心垂直加速度、前后悬架动行程、前后轮胎动位移的均方根值性能对比表。

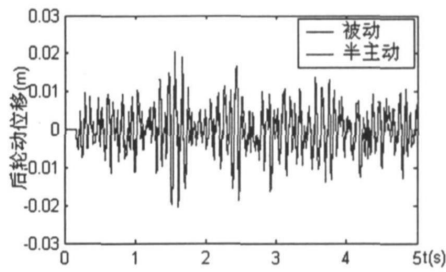


图 9 后轮胎动位移比较图

表 1 仿真结果对照表

仿真结果 悬架类型	$\ddot{z}/m \cdot s^{-2}$	$z_f - z_{uf}/m$	$z_r - z_{ur}/m$	$z - u_f - z_{uf}$	$z_{ur} - z_{rr}/m$
半主动悬架	0.5220	0.0131	0.0130	02.0063	0.0062
被动悬架	0.9814	0.0138	0.0132	0.0055	0.0054
性能改善百分比	46.81	5.07	1.52	-14.55	-14.81

4 结论

从上表可以看出,白噪声路面输入下时,与被动悬架相比:在神经网络自适应控制下,车身质心垂直和俯仰加速度都得到了有效降低,性能提高很明显,改善的幅度很大. 车身质心垂直加速度的性能提高了 46.

81%。在悬架动行程这一性能指标上,前、后悬架动行程性能稍有提高,提高幅度并不明显,但在车轮动位移这一衡量汽车操纵稳定性的指标上,被动悬架的性能比神经网络自适应控制半主动悬架要稍好些,这也反映出在改善车辆性能上要同时大幅度提高汽车行驶平顺性和操纵稳定性存在一定的矛盾。同时这也跟在进行半主动悬架神经网络自适应控制时,研究中主要是用车身质心加速度作为主要控制目标有关。总的来说,神经网络自适应控制的半主动悬架,对汽车的乘坐舒适性性能的改善仍能起到良好的效果。

参考文献:

- [1]林瑜馨. 电子控制悬架的应用[J]. 上海汽车, 1996(4), 18~29.
- [2]黄文梅,熊桂林. 信号分析与处理—MATLAB 语言及应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2002.
- [3]Seung—Bok Choi, Wan—Kee Kim, Vibration Control of a Semi—Active Suspension Featuring Electrorheological Fluid Damper[J]. Journal Sound and Vibration, 2000, 234(2), 537—546.
- [4]Yong—san Yoon and Hyuk Kim, Feedforward Neuro—Controlled Active Suspension Using Frequency and Time Mixed Shape Performance Index [J]. Int. J. of Vehicle Design, 1996, 17(2), 63—81.
- [5]刘金琨. 先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
- [6]王沫然,陈怀琛. Simulink 4 建模及动态仿真[M]. 北京:电子工业出版社,2002.

Simulation Research on the Self-adaptive Neural Network Control Strategy Simulation of the Semi-active Suspension System

JIANG Xian¹, CHEN Meng-cheng

(East China Jiaotong Univ., 1. School of Mechanical Eng.; 2. School of Civil and Eng., Nanchang 330010, China)

Abstract: The self-adaptive neural network control strategy is employed to the semi-active suspension system. The simulation research shows that semi-active suspension system can improve the ride comfort and the manipulation stability, and that the variable-damper semi-active suspension self-adaptive neural network control is applicable and effective.

Key words: suspension; neural network; variable-damper