doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.041

馈能悬架自适应离线神经网络逆控制*

陈　龙　施德华　汪若尘　钱金刚
(江苏大学汽车与交通工程学院, 镇江 212013)

摘要: 在馈能悬架系统馈能回路中引入 Boost/Buck 型 DC－DC 变换器,将 DC－DC 变换器的非线性数学模型描述为稳态分量和扰动分量之和,设计了自适应离线神经网络逆控制器。控制器由离线神经网络逆控制器和自适应控制器组成,离线神经网络逆控制器产生直流变换器的稳态输入,并利用变换器的稳态分量产生训练离线神经网络逆控制器的样本,自适应控制器产生补偿系统参数变化和不确定性扰动的动态输入。在此基础上,对控制器的性能进行了快速控制原型试验验证。最后,对馈能悬架进行了仿真研究。结果表明,自适应离线神经网络逆控制器能够使电动机电磁阻尼力较好地跟踪理想力,改善车辆的舒适性和平顺性,并有效地回收部分悬架振动能量,实现自供能控制。

关键词: 馈能悬架　DC－DC 变换器　神经网络逆系统　自适应控制
中图分类号: U463.33　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2015)02-0281-07

Adaptive Off-line Neural Network Inverse Control for Energy-harvesting Suspension

Chen Long　Shi Dehua　Wang Ruochen　Qian Jin'gang
(*School of Automobile and Traffic Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: The Boost/Buck converter was introduced into the energy-harvesting circuit to coordinate dynamic performance and energy-harvesting performance of energy-harvesting suspension system. The non-linear mathematical model of DC－DC converter was described by the summation of steady-state components and disturbance components. Considering the mapping capability of neural network and anti-interference of FIR filter, adaptive off-line neural network inverse controller was designed. The controller was composed of off-line neural network inverse controller and adaptive controller. The off-line neural network inverse controller was used to provide steady control input with steady components of DC－DC converter as training samples, while the adaptive controller was used to provide compensation dynamic control generated by parameter variations and uncertain interference. On this basis, the converter sample was made and the rapid control prototyping experiment was performed to validate the performance of the controller. To meet the suspension vibration isolation performance and harvest vibration energy to a large degree, the suspension control parameters was decided. And a linear motor was tested to obtain its characteristic parameters. Simulations were applied to a two-degree of freedom energy-harvesting suspension. The results showed that the linear motor can produce the desired electromagnetic damping force with the proposed controller and improve vehicle comfort. It also indicated that self-powered control with energy harvested from suspension was attainable.

Key words: Energy-harvesting suspension　DC－DC converter　Neural network inverse system　Adaptive control

收稿日期: 2014－02－17　修回日期: 2014－03－12
*国家自然科学基金资助项目(50905078)、江苏省自然科学基金资助项目(BK2012714)和江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(KYLX_1022)

作者简介: 陈龙,教授,博士生导师,主要从事车辆动态性能模拟与控制研究,E-mail: chenlong@ujs.edu.cn

引言

馈能悬架能够回收悬架系统由于路面激励而产生的振动能量,减少了悬架系统的能耗,具有较好的应用前景[1-3]。目前,馈能悬架的研究重心集中在低馈能电压的存储、协调悬架馈能性能与隔振性能等方面[3],因此,馈能悬架系统中馈能回路的设计至关重要。DC-DC 变换器由于能够实现功率变换、调节输出电压等优点,可以有效地应用到馈能回路的设计中。

考虑到系统输入受到路面随机激励的影响,系统是时变和不确定的,所以对馈能回路进行实时控制时,对控制系统的动态特性和抗干扰能力要求尤为严格。传统的 DC-DC 变换器控制方法依赖于对其数学模型的显式描述,如滑模控制[4]、自校正控制[5]、鲁棒控制[6]等,而 DC-DC 变换器是一个高阶、强非线性、时变或断续的离散电路,因而很难用精确的数学模型对其进行解析分析[7]。智能控制[8-10]为 DC-DC 变换器的控制方法提供了新的思路。

本文在馈能回路中引入 Boost/Buck 型 DC-DC 变换器实现功率变换,协调馈能悬架的动态性能和馈能特性。将变换器在悬架系统工作范围内的稳态分量作为离线神经网络逆模型的训练样本,结合滤波器的抗干扰能力,设计自适应离线神经网络逆控制器,将电动机阻尼力的控制转换为对绕组电流的控制,通过仿真验证馈能悬架自适应离线神经网络逆控制的有效性。

1 馈能回路分析

1.1 馈能回路工作原理

所设计馈能回路的拓扑结构如图 1 所示,馈能回路由桥式整流器和 DC-DC 变换器组成。DC-DC 变换器包含 2 个功率开关管(VT1、VT2)、一个二极管 VD 和电感 L_{DC},SC 为超级电容,控制功率开关管 VT1 和 VT2 的通断可以使 DC-DC 变换器工作在 Boost(升压)和 Buck(降压)两种模式。当 VT1 导通,VT2 起斩波作用时,DC-DC 变换器处于 Boost 工作模式;当 VT2 导通,VT1 起斩波作用时,DC-DC 变换器处于 Buck 工作模式。悬架振动时带动直线电动机发电,绕组产生的三相感应交流电经过桥式整流器整流变为直流电,该直流电流由 DC-DC 变换器进行功率变换给超级电容充电。在控制过程中,通过使 DC-DC 变换器工作在不同的工作模式,并控制相应的占空比,调节电路的充电电流,实现电动机电磁阻尼力的调节。当 DC-DC 变换器工作在 Boost 模式时,变换器对馈能悬架输出电压升压,绕组电流随占空比的增加而增加,直线电动机阻尼力随之增加;DC-DC 变换器处于 Buck 工作模式时,变换器对馈能悬架输出电压降压,绕组电流随占空比的减小而减小,阻尼力随之减小。

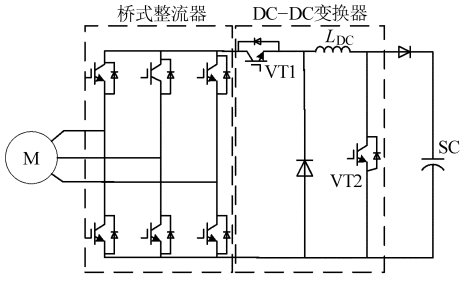

图 1 馈能回路拓扑结构图

Fig. 1 Topology map of energy-harvesting circuit

1.2 DC-DC 变换器模型

电动机绕组感应的三相电流经过桥式整流器后转换为直流电 u_g,对 DC-DC 变换器进行模型的简化,如图 2 所示。R 和 L 分别为电动机三相绕组的电阻和电感。

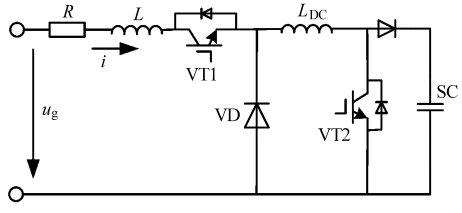

图 2 馈能回路简化模型

Fig. 2 Simplified model of energy-harvesting circuit

以变换器工作在 Boost 模式为例,对电路进行分析[11]。假设电路中各元件均为理想元件,且变换器工作在连续传导模式(CCM)下,工作周期为 T_s,占空比为 d,电路电流为 i,则

当 $0 \leqslant t \leqslant dT_s$,VT2 导通时

$$(L + L_{DC})\frac{di}{dt} + iR = u_g \tag{1}$$

当 $dT_s \leqslant t \leqslant T_s$,VT2 关断时

$$(L + L_{DC})\frac{di}{dt} + iR + u_C = u_g \tag{2}$$

选取电感电流和理想电容的端电压作为状态变量,即 $\boldsymbol{x} = [i,\ u_C]^T$;直流电压 $\boldsymbol{u} = [u_g]^T$ 为输入变量;电动机绕组电流为输出变量,即 $\boldsymbol{y} = [i]$,得到在一个开关周期内的状态空间方程

$$\begin{cases} \begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}_1\boldsymbol{u} \\ \boldsymbol{y} = \boldsymbol{C}_1\boldsymbol{x} \end{cases} & (0 \leqslant t \leqslant dT_s) \\ \begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}_2\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}_2\boldsymbol{u} \\ \boldsymbol{y} = \boldsymbol{C}_2\boldsymbol{x} \end{cases} & (dT_s \leqslant t \leqslant T_s) \end{cases} \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{A}_1$、$\boldsymbol{B}_1$、$\boldsymbol{C}_1$、$\boldsymbol{A}_2$、$\boldsymbol{B}_2$ 和 $\boldsymbol{C}_2$ 分别为系数矩阵,可由系统微分方程得到。

若变换器满足小纹波假设与低频假设，可用一个开关周期内的平均值代替瞬时值，建立其状态空间平均模型，将原非线性的开关电路用一个线性电路来代替。取各平均变量和占空比的稳态直流分量为 $\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{Y}$、D，交流小信号分量为 $\hat{\boldsymbol{x}}$、$\hat{\boldsymbol{u}}$、$\hat{\boldsymbol{y}}$、$\hat{d}$，得到 Boost 变换器的稳态模型和动态小信号模型。

稳态模型

$$\begin{cases}\boldsymbol{X} = -\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{B}\boldsymbol{U}\\ \boldsymbol{Y} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{X}\end{cases} \tag{4}$$

动态小信号模型

$$\begin{cases}\dot{\hat{\boldsymbol{x}}} = \boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{B}\hat{\boldsymbol{u}} + [(\boldsymbol{A}_1 - \boldsymbol{A}_2)\boldsymbol{X} + (\boldsymbol{B}_1 - \boldsymbol{B}_2)\boldsymbol{U}]\hat{d}\\ \hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{C}\hat{\boldsymbol{x}} + (\boldsymbol{C}_1 - \boldsymbol{C}_2)\boldsymbol{X}\hat{d}\end{cases} \tag{5}$$

其中

$$\boldsymbol{A} = D\boldsymbol{A}_1 + (1-D)\boldsymbol{A}_2$$
$$\boldsymbol{B} = D\boldsymbol{B}_1 + (1-D)\boldsymbol{B}_2$$
$$\boldsymbol{C} = D\boldsymbol{C}_1 + (1-D)\boldsymbol{C}_2$$

2　自适应离线神经网络逆控制

将控制输入分解成产生稳态分量的稳态输入和补偿系统参数变化和不确定扰动项的补偿输入，构建自适应离线神经网络逆控制系统，包括离线神经网络逆系统和自适应控制系统，如图 3 所示。其中 $x(k)$ 为系统 k 时刻输入信号，由电感电流的时延形式构成[12]，$u_g(k)$ 为 k 时刻电动机绕组反电势，$u_C(k)$ 为 k 时刻电容端电压，$d(k)$ 为 k 时刻 DC－DC 变换器的控制输入，$D(k)$ 为 k 时刻由离线神经网络逆系统产生的稳态控制输入，$\hat{d}(k)$ 为 k 时刻由自适应控制系统产生的补偿输入，$r(k)$ 为 k 时刻理想电流，$y(k)$ 为 k 时刻电动机绕组电流的实际输出。

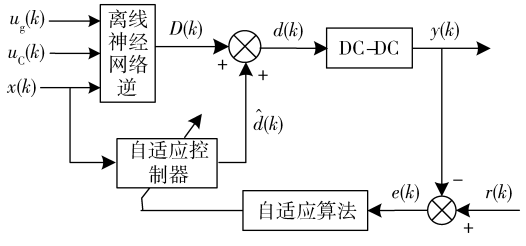

图 3　自适应离线神经网络逆控制系统

Fig. 3　Adaptive off-line neural network inverse control system

控制系统提供的控制输入为

$$d(k) = D(k) + \hat{d}(k) \tag{6}$$

2.1　离线神经网络逆系统

根据建立的变换器稳态电流方程，采集不同输入电压 U_g、超级电容给定端电压 U_C 和占空比 D 下的电感稳态电流 I。为了提高神经网络系统的泛化能力，同时考虑到电动机在路面激励下可能产生的反电势大小和超级电容额定容量的约束，将输入电压范围定义为 0 ~ 150 V，超级电容端电压范围为 0 ~ 30 V，占空比 0 ~ 1，选择的状态变量基本上涵盖了悬架系统工作过程中电状态变量的变化范围。

将 U_g、U_C 和 I 作为神经网络的样本输入，D 作为输出，选用 11－2－1 的网络结构离线训练系统神经网络逆模型，中间层传递函数为 tansig，输出层传递函数为 purelin，学习函数为 learngdm，训练函数为 trainlm，训练的目标误差为 0.001，学习率为 0.05，动量因子为 0.2。为了将输入数据限制在传递函数变化最快的区间内，对输入样本进行归一化处理，归一到[－0.6，0.6]区间内[13－14]。

2.2　自适应控制器

自适应控制器采用 FIR 滤波器[15]，其输出为

$$\hat{d}(k) = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{x}(k) \tag{7}$$

式中　$\boldsymbol{w}(k)$——权值向量

定义系统的跟随误差为

$$e(k) = r(k) - y(k) \tag{8}$$

并定义性能指标为

$$J = \frac{1}{2}\sum (r(k) - y(k))^2 \tag{9}$$

为了提高控制器的收敛速度，自适应控制器所采用的权值修正规则为

$$\begin{cases}\Delta\boldsymbol{w} = \dfrac{\mu_n}{\gamma + \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{x}(k)}e(k)\dfrac{\partial\hat{d}(k)}{\partial r(k)}\boldsymbol{x}(k)\\ \dfrac{\partial\hat{d}(k)}{\partial r(k)} = \mathrm{sgn}(\Delta\hat{d}(k))\,\mathrm{sgn}(\Delta r(k))\\ \boldsymbol{w}(k+1) = \boldsymbol{w}(k) + \Delta\boldsymbol{w}\end{cases} \tag{10}$$

式中　μ_n——收敛因子

γ——常数，避免当 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{x}(k)$ 很小时更新步长太大

3　控制器验证

为验证控制算法的效果，根据图 1 所示的馈能回路拓扑结构，制作了 DC－DC 变换器的原理样机，并基于 dSPACE 对样机进行快速控制原型试验[16－17]。样机相关参数为：电感 L_{DC} = 3.7 mH，开关管 VT1、VT2 选用 IRFP260N，二极管 VD 选用 IN4007，超级电容组 SC 由 12 个单体额定容量为 100 F、额定电压为 2.7 V 的超级电容串联而成，初始电压为 20 V。试验原理如图 4 所示，将控制器仿真模型下载到 dSPACE 中运行，电流传感器和电压传感器采集的信号经过 dSPACE 的帧口由 A/D 模块转换为控制器仿真模型的输入信号，并利用 controldesk 对采集到的信号进行分析。

试验比较了样机在不同工作条件下分别采用 PI 控制和自适应离线神经网络逆控制时电流的响应情况。参考电流在仿真模型中由控制模块定时更

改,图 5 表示电源电压为 24 V,电阻 R 为 10 Ω,给定参考电流在 0.1 s 时由 1.0 A 突变为 1.6 A 的响应情况;图 6 表示电源电压为 24 V,给定参考电流为 1.0 A,电阻 R 由 15 Ω 突变为 10 Ω 时的响应情况。由图可知,采用 PI 控制时,系统响应较慢,电路参数变化造成回路电流跟踪参考电流时有明显的波动,而采用自适应离线神经网络逆控制策略进行控制时,系统响应变快,抗干扰能力强,对参数的变化不敏感。

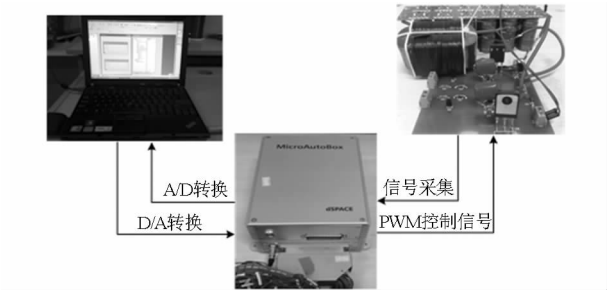

图 4 快速控制原型试验原理

Fig. 4 Working principle of rapid control prototyping

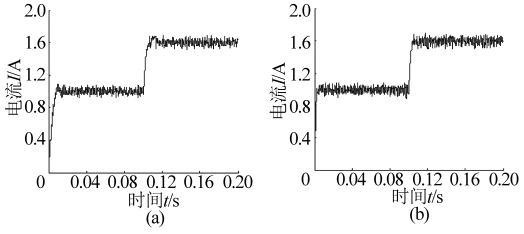

图 5 电流突变时变换器响应

Fig. 5 Response of DC - DC converter when reference current changed suddenly

(a) PI 控制 (b) 自适应离线神经网络逆控制

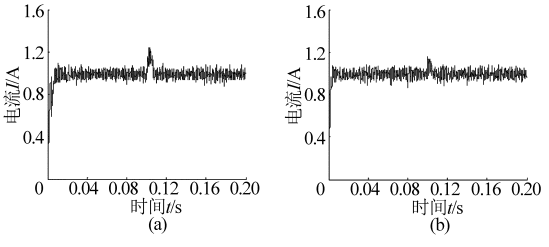

图 6 阻值突变时变换器响应

Fig. 6 Response of DC - DC converter when resistance changed suddenly

(a) PI 控制 (b) 自适应离线神经网络逆控制

同时,由图可知,即使当端电压小于电容电压时,通过控制 DC - DC 变换器,能实现回路电流对给定电流的跟踪控制,绕组电流的可实现范围与超级电容端电压无关,这对于馈能悬架系统而言很有意义,因为当汽车低速行驶在较好路面上时,电动机绕组端电压较小,若小于电容端电压,将产生死区现象,电动机不产生电磁阻尼力,使馈能悬架系统舒适性和安全性恶化。而通过采用本文所提出的 DC - DC 变换器,则可以在电动机绕组端电压小于超级电容端电压时,消除死区现象,实现低馈能电压的储存。

4 馈能悬架系统

4.1 馈能悬架动力学模型

将整车简化为二自由度振动模型,建立如图 7 所示的馈能悬架 1/4 车辆单轮动力学模型。其中,m_2为簧载质量,m_1为非簧载质量,z_2为簧载质量的位移,z_1为非簧载质量的位移,k_s为悬架刚度,k_t为轮胎刚度,z_0为路面不平度输入,f为电动机电磁阻尼力。

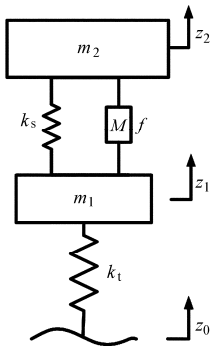

图 7 馈能悬架 1/4 车辆模型

Fig. 7 Quarter car model of energy-harvesting suspension

根据建立的模型,得到动力学微分方程

$$\begin{cases} m_2\ddot{z}_2 = k_s(z_1 - z_2) + f \\ m_1\ddot{z}_1 = -k_s(z_1 - z_2) - k_t(z_1 - z_2) - f \end{cases} \tag{11}$$

将电动机的理想作用力 f 描述为与其簧载质量和非簧载质量速度相关[18-20]

$$f_{ideal} = -c_s\dot{z}_2 - c_g\dot{z}_1 \tag{12}$$

式中 c_s——簧载质量速度增益

c_g——非簧载质量速度增益

电磁阻尼力与其绕组电流密切相关,因此将对电动机电磁阻尼力的控制转化为对电动机绕组电流的控制,所需理想电流为

$$i_{ideal} = f_{ideal}/k_i \tag{13}$$

式中 k_i——直线电动机推力系数

增益系数 c_s 和 c_g 的选取对于悬架系统的综合性能至关重要,馈能悬架的设计目标是在满足其基本动力学性能的基础上尽可能地回收悬架系统的振动能量,其动力学性能和馈能性能相互矛盾、相互制约。对馈能悬架系统综合性能进行协调分析,分别选取 $c_s = 475$ N·s/m,$c_g = -285$ N·s/m。

4.2 电动机特性参数

为了获取电动机的特性参数,在 INSTRON 8800 型数控液压伺服激振试验台对电动机进行随动特性试验[19],试验装置如图 8 所示。电动机经过三相桥式整流器串接 10 Ω 的负载电阻,通过示波器采集负载电阻的端电压信息,并从激振试验台自带的力传

感器解耦得到电动机的阻尼力信号。



图 8　电动机随动特性试验

Fig. 8　Passive movement test of linear motor

图 9a 表示电动机在激振频率为 5 Hz，振幅分别为 10、15 和 20 mm 时负载电阻的端电压曲线。图 9b 表示电动机在不同速度下绕组单相反电势峰值曲线。图 9c 表示不同速度下电动机阻尼力曲线。由图可知，绕组反电势和电动机阻尼力随电动机工作速度的增加而增加，电动机随动状态下的线性度特性较好。对电动机特性曲线进行拟合分析，可得所采用电动机的反电势系数 k_e 为 62.6 V/(m·s^{-1})，推力系数 k_i 为 77.9 N/A。

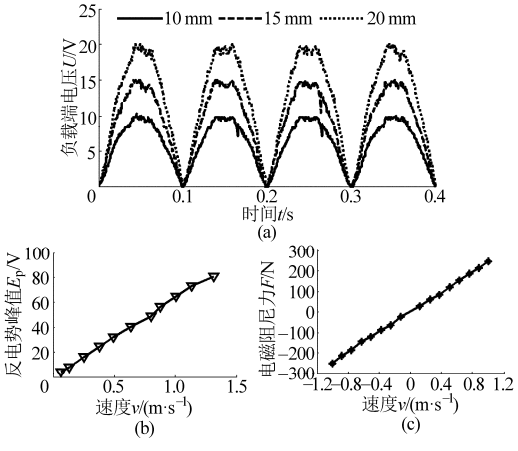

图 9　电动机随动特性曲线

Fig. 9　Passive movement characteristics curve of linear motor

5　馈能悬架仿真

馈能悬架系统仿真框图如图 10 所示。其中，k_i 和 k_e 分别为直线电动机的推力系数和反电势系数。由簧载质量速度和非簧载质量速度得到电动机所需的控制阻尼力 f_{ideal}，该阻尼力转换为等效电流 i_{ideal} 与采集到的电动机绕组实际电流值 i_{real} 同时作为控制器的输入，控制器输入信号还包括电动机绕组端电压 u_g 和超级电容端电压 u_C。

作为储能元件的超级电容组由 12 个单体容量

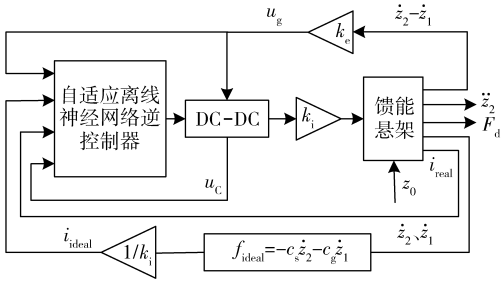

图 10　馈能悬架系统仿真框图

Fig. 10　Simulation diagram of energy-harvesting suspension

为 100 F 的电容串联，初始电压为 20 V，其他仿真参数如表 1 所示。其中，c 为原被动悬架油液阻尼系数。在 Matlab/Simulink 环境下，建立系统的仿真模型，对汽车以 30 m/s 的车速经过 C 级路面进行仿真。

表 1　系统仿真参数

Tab. 1　System simulation parameters

参数	数值
m_2/kg	80
m_1/kg	11.5
k_s/(N·m^{-1})	5 500
k_t/(N·m^{-1})	48 000
c/(N·s·m^{-1})	380
R/Ω	10.16
L/mH	12.8

图 11 表示给定工况下电动机实际电磁阻尼力跟踪理想阻尼力的情况。由图可知，采用自适应离线神经网络逆控制器能够使电动机阻尼力很好地跟踪参考阻尼力。

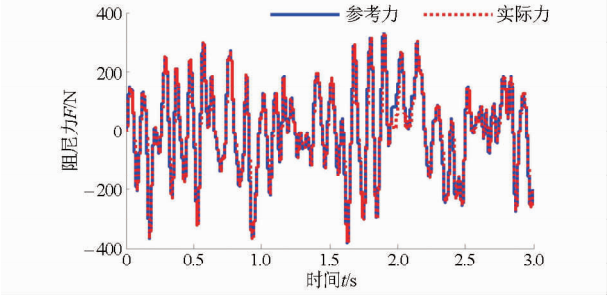

图 11　电动机实际电磁阻尼力与参考力

Fig. 11　Actual damping force in comparison with reference force

图 12 为电动机实际阻尼力跟踪参考阻尼力过程中产生的功率与所需消耗的功率的对比。由图可知，通过选取合适的增益系数 c_s 和 c_g，能使电动机由于悬架振动产生的功率大于电动机消耗的功率，即能够实现悬架系统自供能控制（作动力的范围受到电动机本身工作速度的限制），此时，电动机绕组反电势的有效值为 30.89 V。

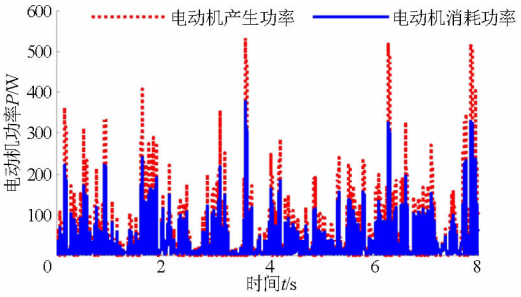

图 12 电动机产生功率与消耗功率

Fig. 12 Regenerative power in comparison with consumed power of linear motor

图 13 和表 2 分别表示了悬架系统在给定仿真工况下的功率谱密度响应和均方根值响应。

由图 13 和表 2 可知,相比与传统被动悬架,基于自适应离线神经网络逆控制的馈能悬架使车身加速度功率谱密度在整个频域内减小,尤其是在低频共振区,车轮动载荷功率谱密度在低频共振区响应较好,而在高频共振区要稍差于被动悬架,馈能悬架的车身加速度均方根减少了 15.07%,悬架动挠度均方根减少了 10.0%,表明车辆舒适性和平顺性得到明显的改善,表征操稳性的车轮动载荷均方根虽

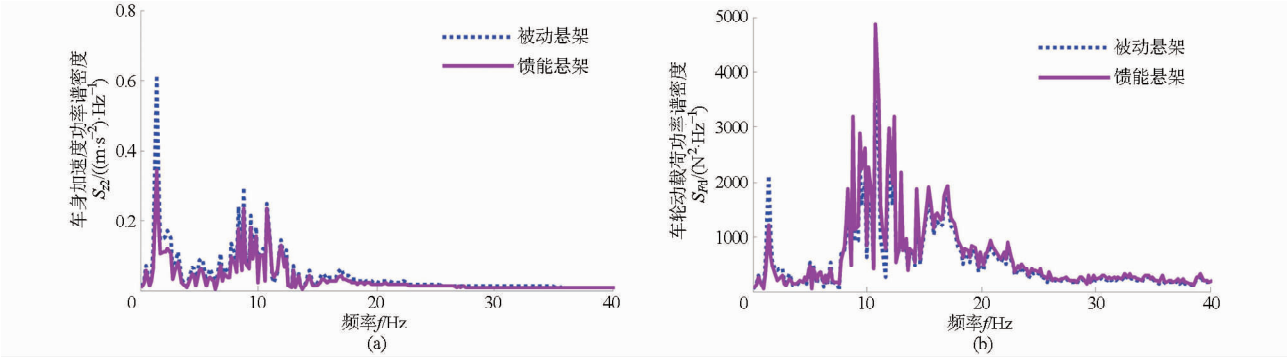

图 13 悬架系统响应功率谱密度

Fig. 13 Power spectral density of suspension system

表 2 仿真结果均方根值

Tab. 2 RMS value of simulations results

性能指标	馈能悬架	被动悬架
车身加速度均方根/(m·s^{-2})	2.074	2.442
悬架动挠度均方根/m	0.018	0.020
车轮动载荷均方根/N	371.7	356.3
原车减振器消耗功率/W	68.98	
超级电容终止端电压/V	21.74	

然增加了 4.32%,但满足车辆行驶安全性的要求。这主要是因为本文电动机阻尼力的选择标准为在不恶化馈能悬架隔振性能的情况下尽可能回收振动能量,且电动机的控制不依靠外部动力源提供主动输入,实现自供能控制,馈能悬架动态性能改善受限。

由超级电容端电压的变化可得馈能悬架系统在给定工况下的馈能功率为 18.2 W,占原车油液阻尼减振器功耗的 26.82%,验证了振动能量回收的可行性。

6 结论

(1)所设计的自适应离线神经网络逆控制器鲁棒性强,响应快,对参数变化不敏感,使电路电流能够很好地跟踪参考电流。

(2)基于自适应离线神经网络逆控制的馈能悬架能够很好地跟踪理想力,提高了汽车的舒适性,但由于没有外界动力源主动输入,对汽车的平顺性和操稳性的改善效果有限。

(3)馈能悬架能够回收悬架振动过程中的部分振动能量,具有较好的应用前景。

参 考 文 献

1 Okada Y, Harada H. Regenerative control of active vibration damper and suspension systems[C]// Proceedings of the 35th IEEE Conference on Decision and Control, 1996, 4: 4715 - 4720.

2 张勇超, 郑雪春, 喻凡, 等. 馈能式电动悬架的原理与试验研究[J]. 汽车工程, 2008, 30(1): 48 - 52.
Zhang Yongchao, Zheng Xuechun, Yu Fan, et al. Theoretical and experimental study on electric energy-regenerative suspension [J]. Automotive Engineering, 2008, 30(1): 48 - 52. (in Chinese)

3 喻凡,张勇超. 馈能型车辆主动悬架技术 [J]. 农业机械学报, 2010, 41(1):1 - 6.
Yu Fan, Zhang Yongchao. Technology of regenerative vehicle active suspension [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(1):1 - 6. (in Chinese)

4 刘健,程红丽,王兆安. 采用变结构控制改善 DC - DC 变换器的性能[J]. 西安交通大学学报,2000,34(8):5 - 8.
Liu Jian, Cheng Hongli, Wang Zhaoan. Performance of DC - DC converter using variable structure control approach[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2000,34(8):5 - 8. (in Chinese)

5 Zhang W Y, Aberg A. Active DC filter for HVDC system-a test installation in the Konti-Skan DC link at Lindome station [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1993, 18(3): 1599 – 1605.

6 Naimr, Weiss G, Yaakovbs. H_∞ control applied to boost power converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 1997, 12(4):677 – 683.

7 雷卫军,李严俊,时娇健.航天器用 DC/DC 变换器的建模仿真与研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(16):4286 – 4290.
Lei Weijun, Li Yanjun, Shi Jiaojian. Modeling simulation and study of DC/DC converter for space applications[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(16):4286 – 4290. (in Chinese)

8 Lian K Y, Liou J J, Huang C Y. LMI-based integral fuzzy control of DC – DC converters[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14(1):71 – 80.

9 陈维,王耀南.DC/DC 变换器的神经网络鲁棒控制[J].湖南大学学报:自然科学版,2007,34(7):53 – 56.
Chen Wei, Wang Yaonan. Robust control for DC/DC converters using neural network[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences Edition, 2007,34(7):53 – 56. (in Chinese)

10 Verma S, Singh S K, Rao A G. Overview of control techniques for DC – DC converters[J]. Research Journal of Engineering Sciences, 2013, 2(8):18 – 21.

11 田欢. BOOST 转换器系统建模及其稳定性的研究[D]. 武汉:华中科技大学,2007.
Tian Huan. Modeling and stability research of boost converter system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007. (in Chinese)

12 Mayyas K. A robust variable step-size LMS type algorithm: analysis and simulations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3):631 – 639.

13 Mese E, Torrey D A. An approach for sensorless position estimation for switches reluctance motors using artificial neural networks [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2002,17(1):66 – 75.

14 王辉, 朱思洪. 半主动空气悬架神经网络的自适应控制[J]. 农业机械学报, 2006, 37(1): 28 – 31.
Wang Hui, Zhu Sihong. Neural network adaptive control for semi-active suspension[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 28 – 31. (in Chinese)

15 刘国海,刘颖,陈兆岭,等.基于改进 VSS LMS 算法的谐波电流检测方法[J].江苏大学学报:自然科学版,2010,31(3):314 – 317.
Liu Guohai, Liu Ying, Chen Zhaoling, et al. Harmonic current detecting method based on modified VSS LMS algorithm [J]. Journal of Jiangsu University: Natural Sciences Edition, 2010,31(3):314 – 317. (in Chinese)

16 沈悦明,陈启军.dSPACE 快速控制原型在机器人控制中的应用[J].机器人,2002,24(6):545 – 549.
Shen Yueming, Chen Qijun. dSPACE rapid control prototyping and it's application in robot control[J]. Robot, 2002,24(6):545 – 549. (in Chinese)

17 黄晨,陈龙,江浩斌,等.耦合神经网络轮胎模型 EPS 自适应控制[J]. 农业机械学报, 2013, 44(10): 47 – 51.
Huang Chen, Chen Long, Jiang Haobin, et al. Adaptive control of EPS of tyre model based on neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 47 – 51. (in Chinese)

18 Kawamoto Y, Suda Y, Inoue H, et al. Modeling of electromagnetic damper for automobile suspension[J]. Journal of System Design and Dynamics, 2007, 1(3):524 – 535.

19 杨林,赵玉壮,陈思忠,等. 半主动油气悬架的神经网络模型参考[J].北京理工大学学报,2011,31(1):24 – 28.
Yang Lin, Zhao Yuzhuang, Chen Sizhong, et al. Neural network model reference control semi-active hydro-pneumatic suspension [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011,31(1):24 – 28. (in Chinese)

20 Poussot-Vassal C, Spelta C, Sename O, et al. Survey and performance evaluation on some automotive semi-active suspension control methods: a comparative study on a single-corner model[J]. Annual Reviews in Control, 2012, 36(1): 148 – 160.