

电动汽车再生制动模糊神经网络 控制策略研究

向楠^{1,2}, 张向文^{1,2}

- (1. 桂林电子科技大学 广西自动检测技术与仪器重点实验室, 广西 桂林 541004;
2. 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

摘要:为延长电动汽车的续驶里程,对电动汽车进行再生制动控制是一种有效方法。对电动汽车进行再生制动控制研究,设计一种基于T-S模糊神经网络控制策略的控制器。该控制器以反馈电流与给定电流的差值和转速为输入,以PWM脉宽调节量为输出,采用BP神经网络算法自适应调整输入隶属度函数和模糊规则。最后,搭建了电动汽车再生制动控制系统模型,对设计的控制器进行仿真实验研究,结果显示,设计的T-S模糊神经网络控制策略能量回收率比模糊控制策略能量回收率最高提高了14.5%,验证了T-S模糊神经网络控制策略的有效性。

关键词:电动汽车;再生制动;T-S模糊神经网络

中图分类号:TP273

文献标识码:A

DOI: 10.19457/j.1001-2095.dqcd19391

Electric Vehicle Regenerative Braking Control Strategy of Fuzzy Neural Network Research

XIANG Nan^{1,2}, ZHANG Xiangwen^{1,2}

- (1. Guangxi Key Laboratory of Automatic Detecting Technology, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China; 2. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China)

Abstract: In order to increase the driving range of electric vehicles, regenerative braking control can be carried out on electric vehicles. A controller based on T-S fuzzy neural network control strategy was designed. For the controller, the difference of the feedback current, the given current and speed were selected as inputs, and the PWM pulse width adjustment amount was selected as output, and the BP neural network was used to adjust the controller input membership functions and fuzzy rules adaptively. An electric vehicle regenerative braking control system model was designed and the simulation experiments were done with the controller. The results show that the designed T-S fuzzy neural network control strategy has more energy recovery rate than the fuzzy control strategy, and the maximum increase rate achieves to 14.5%, so the T-S fuzzy neural network control strategy is effective and it can be used to improve the regenerative braking control system of electric vehicles.

Key words: electric vehicle; regenerative braking; Takagi-Sugeno(T-S) fuzzy neural network

面对日益严重的能源危机和环境污染,电动汽车以其零排放、无污染的优点备受各大车企追捧。世界各国相继推出禁售燃油车的时间表,电动汽车替代燃油车已经成为大势所趋^[1]。众所周知,电动汽车是解决能源和环境问题的有效途径,但其行驶里程较短一直是阻碍电动汽车行业

快速发展的主要因素^[2]。现在动力电池距离高能量密度的要求还有差距^[3],那么在动力电池研究没有取得重大突破的情况下,研究电动汽车的再生制动控制,提高能量的利用率就具有非常重要的现实意义^[4-5]。电动汽车的再生制动过程是指电动汽车在减速或制动过程中,利用电机的制动

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51465011);桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目(2017YJCX98)

作者简介:向楠(1992—),男,硕士研究生,Email: 695705010@qq.com

发电功能将汽车的动能转化为电能存储在电池中,因此,再生制动系统不仅可以增加电动汽车的续航里程,而且可以延长机械制动系统的使用寿命^[6-8]。再生制动能量回收效率的高低主要取决于制动过程制动力分配策略和电机能量回馈控制策略。本文从电机能量回馈策略方面进行研究。再生制动控制策略是保证车辆制动性能、提高制动能量回收率进而提高整车效率的重要保障^[9]。

在研究电动汽车再生制动方面,文献[10-11]采用双闭环控制,滑模控制选择的双滑模面结构,进行汽车恒速下坡制动。仿真结果表明稳定性较好,但是其动态特性不理想,没有自适应能力,能量回收效率较低,为18%。文献[12]采用恒转矩控制策略,基于模糊控制建立了永磁无刷直流电机再生制动系统的仿真模型,仿真验证了再生制动的效果,但搭建的模糊控制器比较简单,控制效果一般。文献[13]使用DSP作为控制芯片,对再生制动系统进行实物验证,实物测试了设计的模糊PI控制系统,结果验证了该设计的有效性,但模糊PI控制缺少学习能力,需要对其进行进一步研究。文献[14-15]针对半桥制动和全桥制动的缺点,提出全桥制动和半桥制动相结合的再生制动控制的新方法,该方法在临界转速以上采用全桥制动,减小转矩脉动;在临界转速以下采用半桥制动,以减小能量损失。但其设计的控制过程比较复杂,不适合于实际应用。

为了解决电动汽车在再生制动过程中PID控制策略性能较差且缺乏自适应能力等问题,本文设计了一种基于T-S模糊神经网络的控制策略,应用于电动汽车常用的无刷直流电机进行再生制动控制。T-S模糊神经网络控制器以反馈电流与给定电流的差值和转速为输入,PWM脉宽调节量为输出,通过BP神经网络进行自适应调整模糊规则。搭建了控制系统的模型,分别采用设计的T-S模糊神经网络控制系统和模糊控制系统进行仿真测试,结果显示,设计的T-S模糊神经网络控制系统具有更高的制动能量回收效率。

1 无刷直流电机再生制动

无刷直流电机的驱动控制系统和再生制动控制系统硬件结构相同,由蓄电池、电机本体、控

制器、转子位置传感器和逆变器组成,如图1所示。电机再生制动的原理是在电动汽车制动时,通过控制器改变逆变器中电子开关管的导通顺序,使电机的电枢电流与驱动时的方向相反,电机转子受到与驱动时相反方向的磁场作用力,产生制动性质的转矩,从而电机从驱动状态转变为制动状态。控制器通过控制电子开关管的导通和关断的时间,升压斩波电路使电机电压高于蓄电池两端电压,电机对蓄电池充电,实现再生制动过程的能量回收。

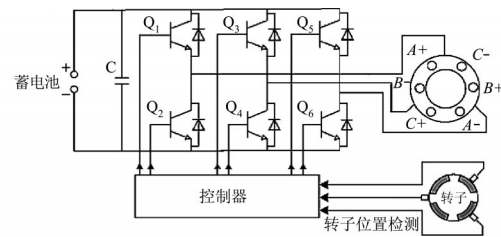


图1 无刷直流电机控制系统结构图

Fig.1 The structure of brushless DC motor control system

2 T-S模糊神经网络控制器

针对前面的无刷直流电机再生制动过程的调制方式,下面进行模糊神经网络控制器的设计。首先对无刷直流电机再生制动控制系统结构进行分析,然后给出模糊神经网络控制器的具体设计过程。

2.1 无刷直流电机再生制动控制系统结构

设计的模糊神经网络再生制动控制系统基本结构如图2所示。

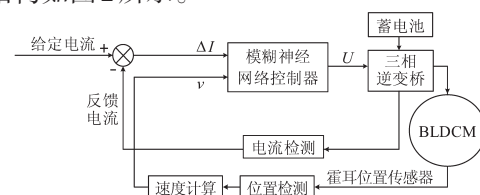


图2 模糊神经网络再生制动系统框图

Fig.2 Block diagram of regenerative braking system of fuzzy neural network

当电机工作在再生制动状态时,通过霍耳位置传感器检测出位置信息,然后通过速度计算得出转速 v 。通过反馈电流和给定电流比得到电流差值 ΔI 。模糊神经网络控制器以 ΔI 和 v 为输入,PWM占空比 U 为输出,通过改变PWM占空比来调节反馈电流,从而改变制动转矩,达到再生制动的目的。

2.2 T-S模糊神经网络

设计的T-S模糊神经网络结构如图3所示,由前件网络和后件网络组成。

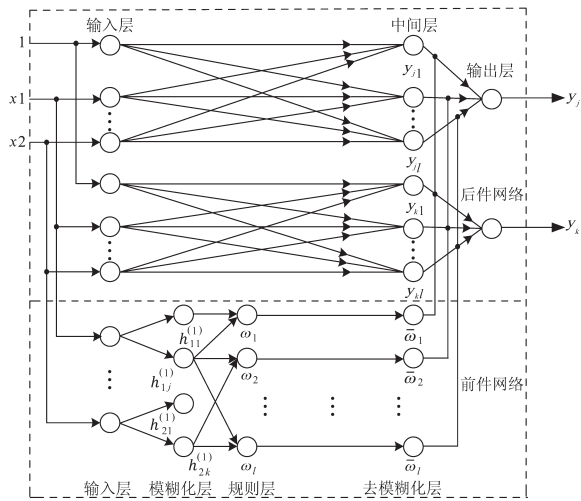


图3 模糊神经网络结构图

Fig.3 Fuzzy neural network structure diagramm

2.2.1 前件网络

前件网络有4层,第1层是输入层,将 $x = [x_1 \ x_2]^T$ 输入到下一层。 x_1, x_2 分别表示输入 ΔI 和 v 。

第2层每一个节点代表的是与它对应的模糊变量值。第1个节点 ΔI 选择的模糊集 $A = \{NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB\}$ 。第2个节点 v 选择的模糊集 $B = \{S, MS, M, MB, B\}$ 。

第2层确定输入分量属于各模糊量的隶属度,选择的隶属度函数为铃形函数,那么输入量 ΔI 和 v 的隶属度如下:

$$h_{1j}^{(1)}(\Delta I) = e^{-\frac{(\Delta I - c_{1j})^2}{\sigma_{1j}^2}} \quad j = 1, 2, \dots, 7 \quad (1)$$

$$h_{2k}^{(1)}(v) = e^{-\frac{(v - c_{2k})^2}{\sigma_{2k}^2}} \quad k = 1, 2, \dots, 5 \quad (2)$$

式中: c_{1j}, c_{2k} 为高斯函数的中心值; σ_{1j}, σ_{2k} 为高斯函数的宽度值; $h_{1j}^{(1)}(\Delta I), h_{2k}^{(1)}(v)$ 分别为输入量 ΔI 和 v 的隶属度函数。

第3层用于计算适应度,即

$$\omega_l = h_{1j}^{(1)}(\Delta I) \times h_{2k}^{(1)}(v) \quad l = 1, 2, \dots, 35 \quad (3)$$

式中: ω_l 为在前件的适应度。

第4层是进行进行归一化处理:

$$\bar{\omega}_l = \omega_l / \sum_{i=1}^{35} \omega_i \quad (4)$$

式中: $\bar{\omega}_l$ 为在前件的适应度均值。

2.2.2 后件网络

后件网络有3层。第1层是输入层。第2层有 $l = 35$ 个节点,它是计算规则的后件 y_{jl} 和 y_{kl} ,即

$$\begin{cases} y_{jl} = p_{10}^j + p_{11}^j \Delta I \\ y_{kl} = p_{20}^k + p_{21}^k \Delta I + p_{22}^k v \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\{p_{10}^j, p_{11}^j\}$ 为输入 ΔI 对应节点的参数集; $\{p_{20}^k, p_{21}^k, p_{22}^k\}$ 为输入 v 对应节点的参数集; y_{jl}, y_{kl} 分别为计算 $\Delta I, v$ 规则的后件函数。

第3层为输出层,对各规则后件进行加权综合,输出为

$$\begin{cases} y_j = \sum_{l=1}^{35} \bar{\omega}_l y_{jl} \\ y_k = \sum_{l=1}^{35} \bar{\omega}_l y_{kl} \end{cases} \quad (6)$$

式中: y_j, y_k 分别为输入为 $\Delta I, v$ 时实际输出的脉宽调节值。

2.2.3 学习算法

该模型主要学习的参数是前件网络里高斯铃型函数中的中心值 c_{1j}, c_{2k} 和宽度值 σ_{1j}, σ_{2k} ($j = 1, 2, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, 5$), 以及后件网络中连接权 p_{11}^j, p_{22}^k ($j = 1, 2, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, 5; l = 1, 2, \dots, 35$)。

设误差函数 E_{1j}, E_{2k} 为

$$\begin{cases} E_{1j} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^7 (t_j - y_j)^2 \\ E_{2k} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^5 (t_k - y_k)^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: t_j, t_k 分别为输入为 $\Delta I, v$ 时的期望输出的脉宽调节值; E_{1j}, E_{2k} 分别为输入量为 $\Delta I, v$ 时的误差函数。

参数 p_{11}^j, p_{22}^k 学习算法为

$$\begin{cases} p_{11}^j(m+1) = p_{11}^j(m) - \beta \frac{\partial E_{1j}}{\partial p_{11}^j} \\ p_{22}^k(m+1) = p_{22}^k(m) - \beta \frac{\partial E_{2k}}{\partial p_{22}^k} \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\frac{\partial E_{1j}}{\partial p_{11}^j} = -(t_j - y_j) \bar{\omega}_l \Delta I$$

$$\frac{\partial E_{2k}}{\partial p_{22}^k} = -(t_k - y_k) \bar{\omega}_l v$$

$$j = 1, 2, \dots, 7 \quad k = 1, 2, \dots, 5$$

$$l = 1, 2, \dots, 35 \quad m = 1, 2, \dots, 35$$

设中间变量 a 和 b , 那么参数 $c_{1j}, c_{2k}, \sigma_{1j}, \sigma_{2k}$ 学习算法可以确定如下:

$$\begin{aligned} a &= \frac{\partial E_{1j}}{h_{1j}^{(1)}(\Delta I)} = -(t_j - y_j) \times \left(\sum_{l=1}^{35} y_{jl} \right) \times \\ & \quad \left[- \left(\sum_{l=1}^{35} \omega_l \right) / \left(\sum_{l=1}^{35} \omega_l \right)^2 \right] \times h_{2k}^{(1)}(v) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} b &= \frac{\partial E_{2k}}{h_{2k}^{(1)}(v)} = -(t_k - y_k) \times \left(\sum_{l=1}^{35} y_{kl} \right) \times \\ & \quad \left[- \left(\sum_{l=1}^{35} \omega_l \right) / \left(\sum_{l=1}^{35} \omega_l \right)^2 \right] \times h_{1j}^{(1)}(\Delta I) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\frac{\partial E_{lj}}{\partial c_{lj}} = a \times e^{-\frac{(\Delta I - c_{lj})^2}{\sigma_{lj}^2}} \times \left[\frac{2}{\sigma_{lj}^2} (\Delta I - c_{lj}) \right] \quad (11)$$

$$\frac{\partial E_{2k}}{\partial c_{2k}} = b \times e^{-\frac{(v - c_{2k})^2}{\sigma_{2k}^2}} \times \left[\frac{2(v - c_{2k})}{\sigma_{2k}^2} \right] \quad (12)$$

$$\frac{\partial E_{lj}}{\partial \sigma_{lj}} = a \times e^{-\frac{(\Delta I - c_{lj})^2}{\sigma_{lj}^2}} \times \left[\frac{2(\Delta I - c_{lj})^2}{\sigma_{lj}^3} \right] \quad (13)$$

$$\frac{\partial E_{2k}}{\partial \sigma_{2k}} = b \times e^{-\frac{(v - c_{2k})^2}{\sigma_{2k}^2}} \times \left[\frac{2(v - c_{2k})^2}{\sigma_{2k}^3} \right] \quad (14)$$

$$c_{lj}(m+1) = c_{lj}(m) - \beta \frac{\partial E_{lj}}{\partial c_{lj}} \quad (15)$$

$$c_{2k}(m+1) = c_{2k}(m) - \beta \frac{\partial E_{2k}}{\partial c_{2k}} \quad (16)$$

$$\sigma_{lj}(m+1) = \sigma_{lj}(m) - \beta \frac{\partial E_{lj}}{\partial \sigma_{lj}} \quad (17)$$

$$\sigma_{2k}(m+1) = \sigma_{2k}(m) - \beta \frac{\partial E_{2k}}{\partial \sigma_{2k}} \quad (18)$$

式中: β 为学习率,取 $\beta = 0.001$ 。

3 实验结果与分析

为了验证设计算法的有效性,根据上面建立的 T-S 模糊神经网络模型,搭建了无刷直流电机的再生制动控制系统模型进行仿真研究。无刷直流电机模型的参数设定如下:定子相电阻 $R = 0.2 \Omega$, 定子相电感 $L = 0.001 \text{H}$, 转动惯量 $J = 0.001 \text{kg} \cdot \text{m}^2$, 转矩系数 $K = 0.128 \text{N} \cdot \text{m}/\text{A}$, 磁极对数 $p = 4$, 采样周期 $T = 0.000005 \text{s}$ 。其中 PWM 调制方式为 H_PWM-L_ON 方式, PWM 频率为 20kHz 。无刷直流电机驱动控制系统的工作时间为 0.6s , 0.6s 之后制动控制系统开始工作,无刷直流电机控制系统的仿真实验总共 1s ,其中电池 SOC 初始值选定 0.3 。

通过分析和实验,并且查阅相关文献,发现在转速 v 较高并且无刷直流电机母线电流参考值与实际值的差值 ΔI 较小时,应小幅度控制占空比的变化,当转速 v 较小并且无刷直流电机母线电流参考值与实际值的差值 ΔI 较大时,应大幅度控制占空比变化。并以此设计了实验对比的模糊控制策略规则。由于电机电磁转矩正比于电机的电枢电流,而制动电流的大小与占空比密切相

关。此时通过控制占空比大小来保持电机制动转矩的恒定,从而提高能量回收效率。

通过对控制器制动转矩进行分析,进而分析出理想情况下反馈电流的差值及转速和占空比的关系,从而设计出训练样本。训练样本为 1000 个,迭代 300 代,训练误差设置为 $1e-2$ 。采用 BP 神经网络算法进行训练,训练后均方误差变化曲线如图 4 所示,当训练到 150 代时,误差下降到 6% 左右,表明该算法收敛较快,误差很小。

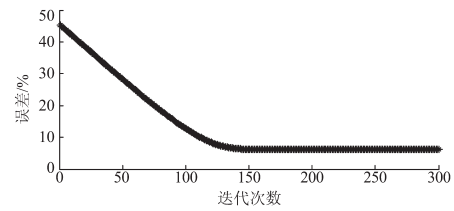


图4 训练后均方误差变化曲线

Fig.4 Mean square error variation curve after training

图5和图6为训练前无刷直流电机母线电流参考值与实际值的差值 ΔI 和转速 v 的隶属度函数。图7和图8为训练后无刷直流电机母线电流参考值与实际值的差值 ΔI 和转速 v 的隶属度函数。

仿真得到无刷直流电机控制系统从驱动状态开始到再生制动状态结束 1s 内,无刷直流电机控制系统在2个状态中的 SOC 波形图和电机转速波形分别如图9和图10所示。从图中可以清楚地看到无刷直流电机实时的仿真实验过程曲线。

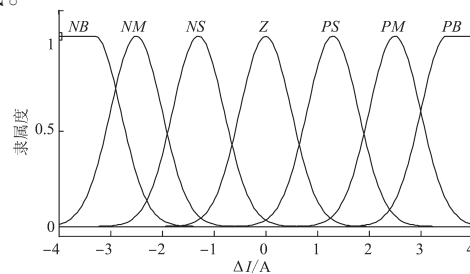


图5 训练前 ΔI 隶属度函数

Fig.5 Training before ΔI membership functions

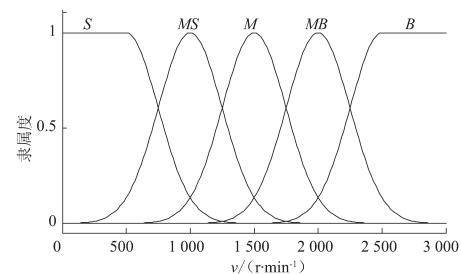


图6 训练前 v 隶属度函数

Fig.6 Training before v membership functions

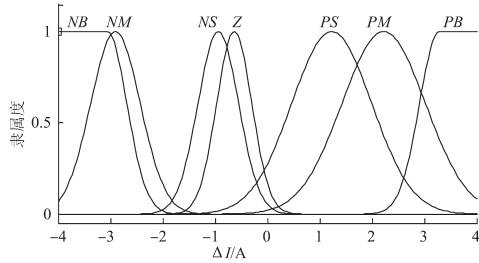


图7 训练后 ΔI 隶属度函数

Fig.7 After training ΔI membership functions

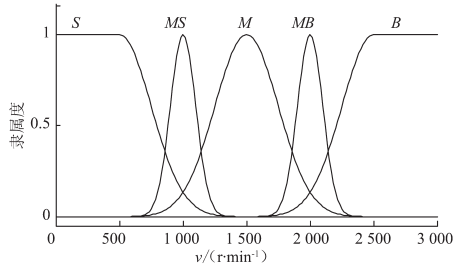


图8 训练后 v 隶属度函数

Fig.8 After training v membership functions

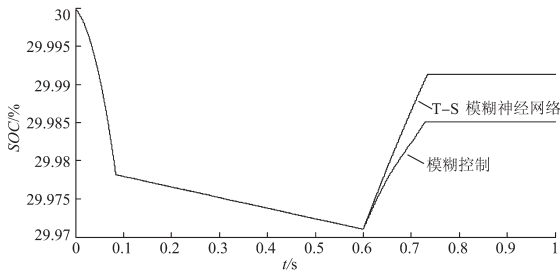


图9 无刷直流电机控制系统的蓄电池SOC曲线

Fig.9 Battery SOC curve of brushless DC motor control system

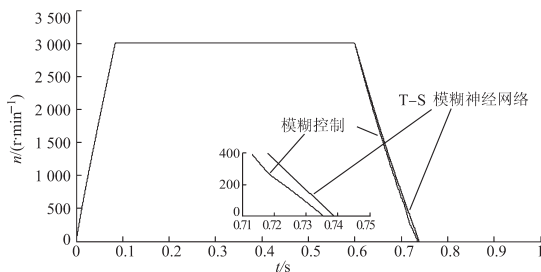


图10 无刷直流电机控制系统的速度曲线

Fig.10 Speed curves of brushless DC motor control system

由图9分析可得,在相同控制系统参数下,T-S模糊神经网络控制能量回收率为63.6%,模糊控制能量回收率为49.1%。仿真结果表明,本文设计的无刷直流电机T-S模糊神经网络再生控制系统比模糊再生制动控制系统回收能量更多。

在图10中,对制动时间中的0.71~0.75 s的2种控制器系统的速度曲线进行放大分析,可以清楚地分析出2种控制器在制动过程中T-S模糊

神经网络控制器制动时间比模糊控制器长,但总时间相差不大。通过对图9和图10分析可知,T-S模糊神经网络控制算法可以有效地提高能量回收率。

当转速改变时,电池SOC波形图如图11和图12所示。图11为驱动转速为2 000 r/min时的SOC波形图,图12为驱动转速为1 000 r/min时的SOC波形图。

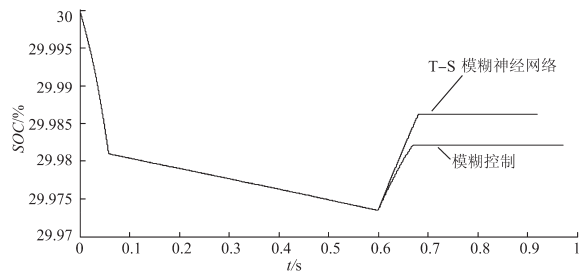


图11 2 000 r/min时SOC波形图

Fig.11 SOC waveforms at 2 000 r/min

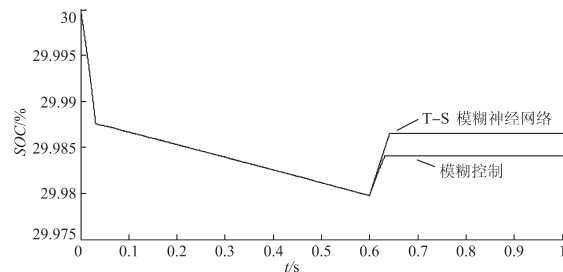


图12 1 000 r/min时SOC波形图

Fig.12 SOC waveforms at 1 000 r/min

表1为能量回收率和电机制动转速的关系。由表1可以看出,在相同转速下,T-S模糊神经网络再生制动控制系统能量回收率比模糊再生制动控制系统高,最高达到14.5%,在同一回收策略时,随着转速下降,能量回收率也随着下降。

表1 能量回收率和电机制动转速的关系

Tab.1 Relation between energy recovery and motor braking speed

方式	转速/(r·min ⁻¹)		
	3 000	2 000	1 000
T-S模糊神经网络	0.636	0.472	0.325
模糊控制	0.491	0.341	0.205
回收率提高比例/%	14.5	13.1	12

4 结论

电动汽车再生制动过程中,为了提高再生制动系统的能量回收效率,需要对电机的再生制动控制策略进行研究。本文通过对电动汽车无刷直流电机再生制动原理和使用的调制方式的分

析,设计了一种T-S模糊神经网络控制器,建立了T-S模糊神经网络再生制动控制系统框架,搭建了再生控制系统的仿真模型,并进行了测试研究。结果显示,T-S模糊神经网络再生制动控制系统能量回收率比普通模糊再生制动控制系统能量回收率高,最大可以达到14.5%,能更好地实现制动和回收能量的目标,因此,本文的T-S模糊神经网络控制策略可以为进一步提高电动汽车续航里程提供一定的理论基础。

参考文献

- [1] 杨忠阳. 无燃油车时代真的来了吗?[N]. 经济日报, 2017-08-10.
- [2] 程伟,徐国卿,王晓东. 电动汽车用永磁无刷电机回馈制动技术研究[J]. 电气传动, 2005, 35(11): 15-17, 23.
- [3] 熊永华,杨艳,李浩,等. 基于SOC的锂动力电池多层双向自均衡方法[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 766-773.
- [4] 李强,雷国建,陶华堂. 回馈能量可控型再生制动控制策略研究[J]. 电气传动, 2017, 47(1): 13-17, 22.
- [5] 葛德顺. 电动汽车再生制动能量回馈控制策略研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2017.
- [6] Mehta Siddharth, Hemamalini S. A Dual Control Regenerative Braking Strategy for Two-wheeler Application[J]. Energy Procedia, 2017, 117(1): 299-305.
- [7] Hu Donghai, He Ren. Regenerative Braking Control Strategy of an Electro-hydraulic Hybrid Brake System[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development (English Edition), 2015, 9(1): 105-110.
- [8] Li Liang, Wang Xiangyu, Xiong Rui, et al. AMT Downshifting Strategy Design of HEV During Regenerative Braking Process for Energy Conservation[J]. Applied Energy, 2016, 183(1): 941-925.
- [9] 杨喜峰,王耀南,刘东奇. 增程式电动汽车串联再生制动控制策略[J]. 控制工程, 2018, 25(2): 238-244.
- [10] Enang Wisdom, Bannister Chris. Modelling and Control of Hybrid Electric Vehicles (a Comprehensive Review)[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 74 (7) : 1210-1239.
- [11] 赵国柱. 电动汽车再生制动若干关键问题研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2012.
- [12] 刘硕洋. 永磁无刷直流电机回馈制动控制技术[D]. 长沙:湖南大学, 2013.
- [13] 崔方,刘芳华,邱忠华,等. 基于DSP的电动车用无刷直流电机控制器的设计[J]. 电机与控制应用, 2014, 41(4): 52-56.
- [14] 宋哲,王友仁,鲁世红,等. 一种电动车用无刷直流电机混合回馈制动控制方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(6): 74-80.
- [15] 卢东斌,欧阳明高,谷靖,等. 电动汽车永磁同步电机最优制动能量回馈控制[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(3): 83-91, 10.

收稿日期:2018-08-10

修改稿日期:2018-11-04