

[文章编号] 1003-4684(2019)05-0001-05

# 改进型 BP 神经网络无刷直流电机速度控制方法

李 涛<sup>1</sup>, 邵光保<sup>2</sup>, 孙楚杰<sup>1</sup>, 何 涛<sup>1</sup>

(1 湖北工业大学机械工程学院, 现代制造质量工程湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068

2 湖北三环锻造有限公司, 湖北 襄阳 441700)

[摘 要] 针对传统 PID 算法控制的无刷直流电机调速系统存在控制精度低、抗干扰能力差等问题, 提出一种在线调整学习速率的 BP 神经网络 PID 控制算法, 有效克服了前者陷入局部最小和收敛速度慢等缺陷。建立无刷直流电机转速、电流双闭环调速系统数学模型, 对其转速环进行 BP 神经网络 PID 控制; 应用 Matlab/Simulink 设计与仿真, 并将之安装在电动代步车上进行道路实际测试。结果表明: 改进后的 BP 神经网络 PID 控制算法使无刷直流电机调速系统具有更好的稳定性和鲁棒性。

[关键词] 无刷直流电机; PID 控制; 学习速率; BP 神经网络; 调速系统

[中图分类号] TM33

[文献标识码] A

无刷直流电机(BLDCM)因其效率高、寿命长、噪声低及机械性能良好等优点逐渐成为电动代步车的首选电机<sup>[1-2]</sup>。但是, BLDCM 是一种多变量、强耦合、非线性复杂系统, 传统 PID 控制算法很难达到理想的速度控制效果, 虽然智能控制技术加入到 PID 控制算法的优化中来<sup>[3-5]</sup>产生了一定的效果, 但仍然存在一些问题。文献[6]将自适应模糊控制与 PID 相结合, 提出一种能够在线实时调整的自适应模糊 PID 控制系统, 较好实现了对无刷直流电机的速度控制, 但控制算法过于复杂。文献[7]将 BP 神经网络技术应用到 PID 控制器中, 利用 PID 神经网络的自学习和逼近任意函数的功能, 能够对 PID 控制参数进行在线整定, 但可能会出现收敛速度慢和陷入局部极小值等问题。文献[8]设计了基于遗传算法的 BP 神经网络控制器, 用遗传算法学习神经网络的权值, 按负梯度方向进行搜索, 这样避免 BP 算法陷入局部最小点、收敛速度慢的问题, 但是系统的复杂程度也一并增加。

本文建立了无刷直流电机数学模型以及无刷直流电机转速、电流双闭环调速系统模型, 对其转速环进行了 BP 神经网络 PID 控制。针对 BP 神经网络 PID 控制算法存在陷入局部最小和收敛速度慢的问题, 提出一种在线调整学习速率的方法, 并将改进的 BP 神经网络 PID 控制算法应用在无刷直流电机的

调速控制中, 增强了调速系统的稳定性和鲁棒性。

## 1 无刷直流电机的数学模型

无刷直流电机常见的导通方式分为两相导通和三相导通。电动代步车的设计选择的导通方式为两相导通星形三相六状态(BLDCM)。由于 BLDCM 应用在电动代步车等精度要求不是非常高的领域, 故假设: 三相绕组完全对称, 气隙磁场为方波, 定子电流、转子磁场分布对称; 忽略齿槽、换相及电枢反应等影响; 磁路不饱和, 不计涡流和磁滞损耗<sup>[9-10]</sup>。

### 1.1 电压方程

BLDCM 三相定子电压平衡方程为

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r & 0 & 0 \\ 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L & M & M \\ M & L & M \\ M & M & L \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix}$$

式中:  $U_a, U_b, U_c$  为三相绕组相电压, V;  $i_a, i_b, i_c$  为三相绕组相电流, A;  $e_a, e_b, e_c$  为定子绕组反电动势, V;  $r$  为每相绕组的电阻,  $\Omega$ ;  $L$  为每相绕组的自感, H,  $M$  为每相绕组间的互感, H。

### 1.2 转矩方程

电机运行时, 电磁功率

[收稿日期] 2019-03-14

[基金项目] 国家自然科学基金(51275158)

[第一作者] 李 涛(1992-), 男, 湖北汉川人, 湖北工业大学硕士研究生, 研究方向为电机智能控制

$$p = (e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c)$$

电磁转矩方程为

$$T_e = \frac{1}{\omega} (e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c)$$

式中,  $\omega$  为 BLDCM 的机械角速度, rad/s。

### 1.3 运动方程

$$T_e - T_L = J \frac{d\omega}{dt} + B\omega$$

式中:  $T_e$  为电磁转矩;  $T_L$  为负载转矩, N·m;  $B$  为阻尼系数, N·m·s/rad;  $J$  为电机转子转动惯量, kg·m<sup>2</sup>。

## 2 BP 神经网络 PID 控制器分析

### 2.1 双闭环调速系统

无刷直流电机调速系统采用速度、电流双闭环控制, 外环为速度环, 内环为电流环。实际转速通过霍尔传感器检测转子位置测出, 给定转速与实际转速的偏差作为速度控制器的输入, 速度控制器的输出得出参考电流, 作为电流环的输入; 电流控制器根据参考电流值与采样电路实时检测的实际电流值比较, 得出 PWM 输出脉宽调制信号, 从而实现电机的速度闭环控制。调速系统的结构框图如图 1 所示。

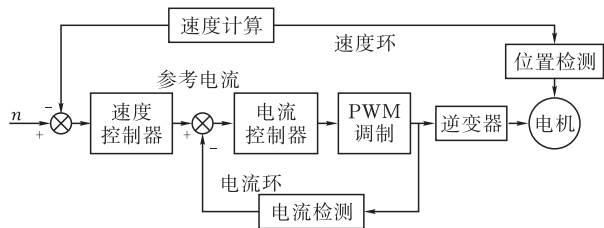


图 1 转速和电流双闭环调速系统结构框图

无刷直流电机调速系统中, 电流环采用传统 PID 控制, 已基本能达到满意效果。转速环的作用是增强系统对负载变化的抗干扰能力, 抑制转速波动。在实际应用过程中(电动代步车在行驶过程中), 无刷直流电机的运行工况是变化的, 这就要求其转速对运行工况变化有较好的鲁棒性。由于传统 PID 控制的参数难以整定且容易出现转速超调显著、转矩波动明显等问题。为了实现电机平稳运行, 采用 BP 神经网络对反馈进行学习, 根据整个系统的运行状态不断地自动调整 PID 的三个控制参数, 故用 BP 神经网络 PID 控制替换传统的 PID 控制。

### 2.2 BP 神经网络 PID 控制器

采用 BP 神经网络建立参数自学习的 BP 神经网络 PID 速度控制器<sup>[11-13]</sup>, 其结构如图 2 所示。

通过 BP 神经网络与普通 PID 相结合, 对无刷直流电机进行速度闭环控制, BP 神经网络算法整定 PID 系数  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ , 进而调节无刷直流电机的速度。

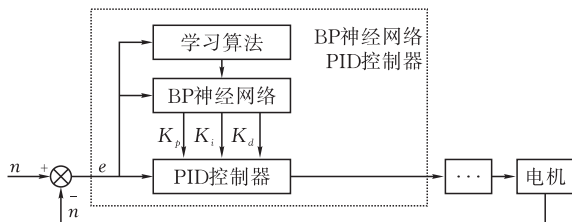


图 2 BP 神经网络 PID 控制器

PID 控制方程式为

$$u(k) = u(k-1) + K_p \Delta e(k) + K_i e(k) + K_d \Delta^2 e(k)$$

式中:  $u(k)$  为 PID 控制器的输出控制量;  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  分别为比例、积分、微分控制参数;  $e(k)$  为系统设定值与实际输出值的偏差。

采用三层 BP(Back Propagation)网络, 其结构如图 3 所示。

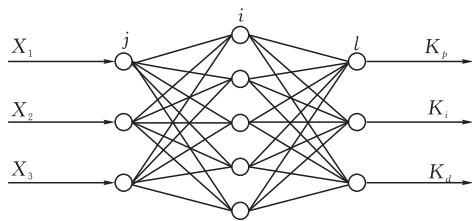


图 3 BP 网络结构

网络输入层的输入为:

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad (j = 1, 2, 3)$$

输入层的各神经元负责接收反馈回来的误差信息。

网络隐含层的输入、输出为

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^3 w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}(k)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)) \quad (i = 1, 2, \dots, 5)$$

式中,  $w_{ij}^{(2)}$  为隐含层加权系数, 上角标对应网络的三层。

隐含层的活化函数取正负对称的 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

网络输出层的输入、输出为

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^5 w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)) \quad (l = 1, 2, 3)$$

$$O_1^{(3)} = K_p, O_2^{(3)} = K_i, O_3^{(3)} = K_d$$

输出层的活化函数为非负的 Sigmoid 函数

$$g(x) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(x)) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}$$

取性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k)$$

按最速下降法调整权系数并引入惯性项

$$\Delta w(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} + \alpha \Delta w(k-1)$$

式中:  $\eta$  为学习速率,  $\alpha$  为惯性系数。增量式的 PID

算法,于是有:

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_1^{(3)}(k)} = e(k) - e(k-1)$$

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_2^{(3)}(k)} = e(k)$$

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_3^{(3)}(k)} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$$

2.3 在线调整学习速率的 BP 神经网络

采用基本的 BP 神经网络 PID 控制算法时,学习速率  $\eta$  的选取非常关键。若  $\eta$  选得过大,则网络收敛快,但是会引起振荡,增加了网络的不稳定性;若  $\eta$  选得过小,可以避免不稳定性,但是收敛慢。这是由于多层网络的误差曲面不是二次函数,误差曲面的形状随着参数空间区域的不同而不同所导致的,但是可以在误差曲面平坦时增加学习速率,以提高收敛速度,而在误差面陡峭时减小学习速率,以避免学习陷入局部最小。故本文将 BP 神经网络算法固定不变的学习速率,改为根据误差值在线调整的变化的学习速率。当增大学习速率时误差值就会相应减小,但是学习速率过大则会引起系统的震荡,因此,当误差减小时增大学习速率,误差增大时减小学习速率以防止震荡。为了便于分析,将期望转速  $r(k)$  和实际转速  $y(k)$  的差值变化  $\Delta E$  作归一量化处理,大小范围在  $[-1, 1]$  区间。当  $\Delta E$  在  $-0.5$  左右时,学习速率已经很大了,如果继续增大将会引起系统震荡和超调,故在  $\Delta E = -0.5$  时作分段处理。

$-1 \leq \Delta E \leq -0.5$  时,  $\eta' = \eta$  ;

$-0.5 < \Delta E < 0$  时,  $\eta' = \eta \cdot (1 - \Delta E)$  ;

$\Delta E = 0$  时,  $\eta' = \eta \cdot (1 - \Delta E + 0.1)$  ;

$0 \leq \Delta E \leq 1$  时,  $\eta' = \eta \cdot (1 - \Delta E)$

式中,  $\eta'$  为初始学习速率,当误差变化小于  $-0.5$

时,让学习速率不变是为了避免因学习速率太大而使收敛速度过快,引起震荡和超调。

改进的 BP 神经算法流程如下:

- 1) 确定 BP 网络的网络结构,初始化各层的连接权值,选定初始学习速率  $\eta'$  ,  $k = 1$  ;
- 2) 采集样本得到  $r(k)$  和  $y(k)$  ,计算转速偏差  $e(k) = r(k) - y(k)$  ;
- 3) 对  $r(k), y(k), e(k)$  进行归一化处理,作为神经网络的输入;
- 4) 计算 PID 控制器的输出量  $u(k)$  ;
- 5) 反向计算,修正各层权值;
- 6) 根据误差变化调整学习速率;
- 7) 设置  $k = k + 1$  ,返回(2)重复计算,直到误差满足要求为止。

3 仿真及实测结果分析

3.1 仿真模型

为了验证改进的 BP 神经网络 PID 控制使无刷直流电机调速系统具有更好的稳定性和鲁棒性,本文利用 Matlab 软件,分别对传统 PID、普通 BP 神经网络 PID 以及改进后 BP 神经 PID 对无刷直流电机速度闭环控制模型进行了仿真。以改进后 BP 神经 PID 控制为例,建立的无刷直流电机控制仿真模型如图 4 所示。仿真模型主要有 BLDCM 本体模块、速度 BP 神经网络 PID 控制模块、电流滞环控制模块、三相电压逆变模块,其中速度 BP 神经网络 PID 控制模块中 BP PID 算法采用 S 函数编写并结合 S-Function 模块,底层框图见图 5。

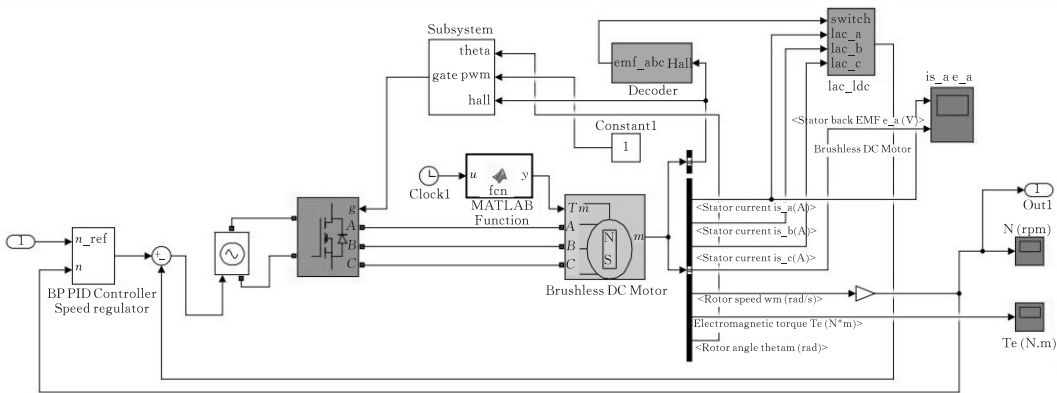


图 4 BLDCM 仿真模型框图

3.2 仿真分析

根据电动代步车的实际情况,BLDCM 参数为:定子绕组电阻  $r = 0.6 \Omega$  ,定子自感  $L = 0.021 \text{ H}$  ,转动惯量  $J = 9 \times 10^{-6} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$  ,极对数  $P = 8$  ,额定转速  $n = 2000 \text{ r/min}$  ,电压  $V_s = 24 \text{ V}$  ,采样周期  $T = 8$

$\times 10^{-6} \text{ s}$ 。

在传统 PID、普通 BP 神经网络 PID 和改进后 BP 神经网络 PID 三种控制算法下的仿真结果如图 6 所示。图 6 为电机空载启动,设定转速为  $1000 \text{ r/min}$  ,在  $0.2 \text{ s}$  突加负载  $0.1 \text{ N}$  ,在  $0.5 \text{ s}$  将负载降至

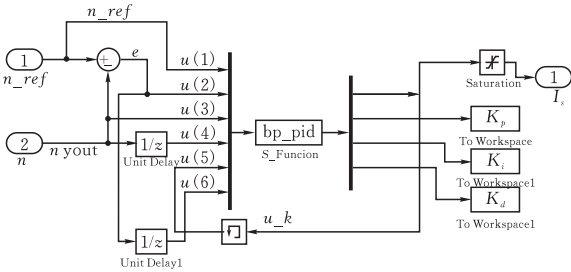
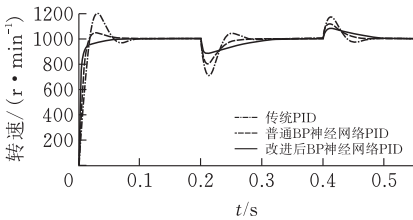
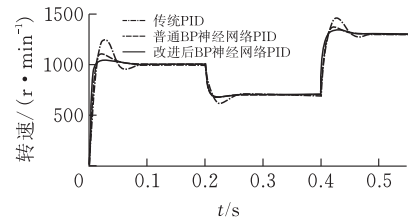


图 5 BP PID 速度控制模块

0.05 N 时速度的对比曲线。图 7 为电机带载  $T_L = 0.03 \text{ N} \cdot \text{m}$  启动,在 0.2 s 将设定速度调为 700 r/min,在 0.4 s 将设定速度调为 1300 r/min 时速度的对比曲线。



(a) 负载阶跃变化速度曲线对比



(b) 带负载启动速度曲线对比

图 6 三种控制算法下的仿真结果

由图 6a 可以看出,在参考转速为 1000 r/min 时,传统 PID 控制出现了较大的超调量,速度波动也比较大,速度曲线响应也比较慢;普通的 BP 神经网络控制减小了超调量,速度波动减少很多,速度曲线响应也加快了;对比前二者,改进后的 BP 神经网络控制较前两者超调量更小,负载变化时的波动更低。

由图 6b 可以看出,当设定速度变化时,传统 PID 和普通的 BP 神经网络控制下的转速超调量分别为 9.4% 和 5.6%,而改进后的 BP 神经网络控制下的超调量下降至 2.8%,且调节时间也由前两者的 0.12 s 和 0.11 s 减小至 0.08 s,使系统具有更好的响应速度和较低的超调量。

3.3 道路实测结果分析

将传统 PID 控制算法程序、普通 BP 神经网络 PID 控制算法程序以及改进后的 BP 神经网络 PID 控制算法程序分别写入电动代步车控制器中,进行三组道路测试试验,测试结果如表 1 所示。结果表明,传统 PID 控制在启动时,出现了明显的过冲现象,速度调节时间过长,以最大速度(6 km/h)行驶时速度波动较大;BP 神经网络 PID 控制启动过冲减小很多,有一定的调节时间,速度波动较小;而改进后的 BP 神经网络 PID 控制无过冲现象,速度调节时间很短,几乎没有速度波动,极大程度地提高了电动代步车的各项性能,使电动代步车 BLDCM 调速系统具有更好的稳定性和鲁棒性。

表 1 道路测试结果

	传统 PID	普通 BP 神经 PID	改进后 BP 神经 PID
过 冲 现 象 及 启 动 时 间	有明显的过冲,三次平均启动时间为 0.56 s	很小的过冲,三次平均启动时间为 0.35 s	几乎没有,三次平均启动时间为 0.27 s
从 零 到 6 km/h 三 次 测 试 调 节 时 间	第一次: $t = 4.82 \text{ s}$	第一次: $t = 3.88 \text{ s}$	第一次: $t = 3.20 \text{ s}$
	第二次: $t = 4.71 \text{ s}$	第二次: $t = 3.74 \text{ s}$	第二次: $t = 3.11 \text{ s}$
	第三次: $t = 4.47 \text{ s}$	第三次: $t = 3.82 \text{ s}$	第三次: $t = 3.08 \text{ s}$
	平均调节时间为: $t = 4.67 \text{ s}$	平均调节时间为: $t = 3.81 \text{ s}$	平均调节时间为: $t = 3.13 \text{ s}$
6 km/h 行 驶 速 度 上 下 最 大 波 动 量 (行 驶 距 离 为 20 m)	第一次: $v = 1.01 \text{ km/h}$	第一次: $v = 0.81 \text{ km/h}$	第一次: $v = 0.52 \text{ km/h}$
	第二次: $v = 1.05 \text{ km/h}$	第二次: $v = 0.84 \text{ km/h}$	第二次: $v = 0.58 \text{ km/h}$
	第三次: $v = 0.98 \text{ km/h}$	第三次: $v = 0.75 \text{ km/h}$	第三次: $v = 0.49 \text{ km/h}$
	平均最大波动量: $v = 1.01 \text{ km/h}$	平均最大波动量: $v = 0.80 \text{ km/h}$	平均最大波动量: $v = 0.53 \text{ km/h}$

4 结 束 语

通过仿真与道路测试试验分析可以看出,相较于传统 PID 控制算法和普通 BP 神经网络 PID 控制算法,本文提出基于在线调整学习速率的改进型 BP 神经网络 PID 控制算法有以下几点优势:

1)使无刷直流电机调速系统具有更好的响应速度、抗干扰能力以及鲁棒性;

2)极大地减少了无刷直流电机调速系统的超调量和振荡,改进后的 BP 神经网络 PID 控制相比传统 PID 控制下的超调量降低了 6.6%。

[参 考 文 献]

[1] 陈忠禄.无刷直流电动机工作原理及其优化控制[J].新



技术新工艺,2017(11):43-46.

[2] 张红奎,刘爱民,杜春梅,等.高压断路器永磁无刷直流电机机构伺服控制系统的设计[J].组合机床与自动化加工技术,2013(8):80-83.

[3] El-Samahy A A , Shamseldin M A . Brushless DC motor tracking control using self-tuning fuzzy PID control and model reference adaptive control[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2018,9(3): 341-352.

[4] 周帆,徐斌,杨世春,等. 基于神经网络 PID 的电动汽车轮毂电机调速设计与仿真[J]. 车辆与动力技术, 2015(2):53-57.

[5] 朱舜文,龙绪明,曾驰鹤,等. 基于 BP 神经网络的丝印机无刷直流电机的 PID 控制[C]// 第十届中国高端 SMT 学术会议论文集, 2017.

[6] 陈运华,高凤岐,王广龙.基于自适应模糊算法的无刷直流电机控制系统研究[J].微电机,2012,45(12): 31-35.

[7] 黄剑平.基于 BP 神经网络的 PID 控制研究[J].计算机仿真,2010,27(07):167-170.

[8] 戴崇.GA-BP 神经网络 PID 控制器在无刷直流电动机调速系统中的应用[J].水利水电技术,2010,41(11): 59-62.

[9] 李育贤. 直流电机调速系统仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5):205-208.

[10] 李红亮,王加祥,曹闹昌,等. 无刷直流电机调速智能优化控制[J]. 计算机仿真, 2015, 32(10):426-429.

[11] 王寿福. 基于 BP 神经网络 PID 控制的无刷直流电动机调速系统设计[J]. 电子技术与软件工程, 2016(24): 136-138.

[12] 王玲,程耕国,赵玉寿. 基于 BP 神经网络的无刷直流电机控制器优化设计[J]. 大电机技术, 2012(2): 19-21.

[13] 邓元望,高洋,尹会春,等.无刷直流电机稳定性能优化控制仿真研究[J].计算机仿真,2018,35(2):85-89,294.

# Speed Control Method of Brushless DC Motor Based on Improved BP Neural Network

LI Tao<sup>1</sup>, SHAO Guangbao<sup>2</sup>, SUN Chujie<sup>1</sup>, HE Tao<sup>1</sup>

(1 Hubei Key Lab of Manufacture Quality Engineering ,

School of Mechanical Engineering , Hubei Univ. of Tech., Wuhan 430068,China ;

2 Hubei Sanhuan Forging Co., Ltd., Xiangyang 441700, China )

**Abstract:** Aiming at the problems of low control accuracy and poor anti-jamming ability of the speed control system of brushless DC motor controlled by traditional PID algorithm, a BP neural network PID control algorithm with on-line learning rate adjustment is proposed, which effectively overcomes the problems of local minimum and slow convergence speed existing in ordinary BP neural network algorithm. The mathematical model of speed and current double closed-loop speed regulation system of BLDCM is established, and the BP neural network PID control is applied to the speed loop of BLDCM. The design and simulation of matlab/Simulink and the actual road test of electric bicycle are carried out. The results show that the improved BP neural network PID control algorithm makes the speed control system of BLDCM have better stability and robustness.

**Keywords:** brushless DC motor; PID control; learning rate; BP neural network; speed servo system

[责任编辑: 张 众]