

永磁直线同步电动机TSKRFNN位置控制

陈琳¹, 马宏忠², 熊渊琳³

(1. 南京科技职业学院 电气与控制学院, 江苏 南京 210048; 2. 河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 211100; 3. 江苏海事职业技术学院 电气学院, 江苏 南京 211170)

摘要:针对永磁直线同步电机(PMLSM)伺服系统易受参数变化、外部扰动等因素而导致系统伺服性能降低的问题,提出一种基于TSK型递归模糊神经网络(TSKRFNN)的电机位置控制方法。在建立含有不确定性因素在内的数学模型的基础上,设计TSKRFNN控制器。利用强大的学习能力,TSKRFNN可对系统进行实时在线学习。结构学习使神经网络自动增加节点抵抗外界干扰,提高系统的鲁棒性。参数学习实时在线调整神经网络参数,保证系统动态性能。基于DSP的实验结果表明,无论是在梯形信号还是正弦信号下,该方法均可以保证系统的跟踪性和鲁棒性。

关键词:永磁直线同步电动机;不确定性因素;TSK型递归模糊神经网络;位置控制

中图分类号:TM351 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed19592

TSKRFNN Position Control for Permanent Magnet Linear Synchronous Motor

CHEN Lin¹, MA Hongzhong², XIONG Yuanlin³

(1. School of Electrical and Control Engineering, Nanjing Polytechnic Institute, Nanjing 210048, Jiangsu, China; 2. College of Energy and Electricity, Hohai University, Nanjing 211100, Jiangsu, China; 3. College of Electric Engineering, Jiangsu Maritime Institute, Nanjing 211170, Jiangsu, China)

Abstract: In view of the problem that the permanent magnet linear synchronous motor(PMLSM)servo system is easy to suffer from parameter changes and external disturbances, which results in the degradation of servo performance, a TSK-type recurrent fuzzy neural network position control method was proposed. Based on the mathematical model including the uncertainty factors, TSKRFNN controller was designed. With powerful learning ability, TSKRFNN could learn the system online in real time. Structure learning makes the neural network automatically increase the nodes to resist external disturbance and improve the robustness of the system. Parameter learning can adjust the parameters of neural network in real time online and ensure the dynamic performance of the system. The experimental results based on DSP show that the method could guarantee the tracking performance and robust performance of the system no matter in trapezoid signal or sinusoidal signal.

Key words: permanent magnet linear synchronous motor(PMLSM); uncertainties; TSK-type recurrent fuzzy neural network (TSKRFNN); position control

电力电子技术的飞速发展使伺服系统对于高速高精的要求越来越高,由于以永磁直线同步电动机(PMLSM)为直接驱动的系统具有高效率、高刚度和高可靠性等优点,被广泛应用于精密电子器械、数控机床、航空航天、生物医学等领域^[1-2]。然而,与旋转电机相比,PMLSM在结构上取消了齿轮、丝杠等中间传动环节,使PMLSM的

控制难度增加,导致参数变化、外部扰动、摩擦力等不确定性因素直接作用在电机上,严重影响电机的伺服性能。因此,提高系统控制性能必须抑制不确定性因素对PMLSM伺服系统的影响^[3-4]。

模糊神经网络是一种将模糊控制与神经网络相结合的智能控制方法,近年来由于其优异的控制性能受到了广大研究学者的重视^[5]。文

基金项目:2015年国家自然科学基金面上项目(51577050)

作者简介:陈琳(1985—),女,硕士,讲师,Email:chenlinalin@163.com

献[6]中将一种RBF神经网络整定的PID控制器应用于PMLSM伺服系统,使系统具有较强的逼近能力,提高了系统的适应性和抗干扰能力,但是RBF神经网络存在局部最优解问题。文献[7]中提出了结构和参数学习可同时在线进行的自组织递归模糊神经网络,虽然学习能力得到了很大的提高,但对于非线性问题的控制效果仍未达到最佳。文献[8]将模糊神经网络和滑模控制相结合,应用于XY平台轮廓控制中,保证了XY平台可具有较强的鲁棒性和较高的轮廓跟踪精度,但是无法避免滑模控制中存在的抖振问题。

为解决PMLSM中不确定性因素的存在而影响伺服系统控制性能的问题,采用一种结合了自组织模糊神经网络、TSK型模糊推理机制和递归型神经网络三者优点的TSK型递归模糊神经网络(TSK-type recurrent fuzzy neural network,TSKRFNN)控制器适用于PMLSM伺服系统。TSKRFNN可同时动态地进行结构学习和参数学习,提高系统抑制不确定性因素的能力,使系统具有较强的抗干扰能力,从而提高系统的位置跟踪性能。实验结果表明,该方法切实可行,有效地提高了PMLSM伺服系统的位置跟踪性和鲁棒性。

1 PMLSM 数学模型

在矢量控制下,PMLSM电压方程为

$$u_q = R_s i_q + \frac{d}{dt} \Psi_q + \omega_e \Psi_d \quad (1)$$

$$u_d = R_s i_d + \frac{d}{dt} \Psi_d - \omega_e \Psi_q \quad (2)$$

$$\Psi_q = L_q i_q \quad (3)$$

$$\Psi_d = L_d i_d + \Psi_{PM} \quad (4)$$

$$\omega_e = n_p \omega_r \quad (5)$$

其中

$$\omega_r = \pi v / \tau$$

式中: u_d, u_q 分别为 d, q 轴电压; i_d, i_q 分别为 d, q 轴电流; R_s 为相电阻; L_d, L_q 分别为 d, q 轴电感; Ψ_d 和 Ψ_q 分别为 d, q 轴磁链; ω_r 为转子角速度; v 为转子线速度; τ 为极距; ω_e 为电角速度; Ψ_{PM} 为永磁体磁链; n_p 为极对数。

PMLSM电磁推力方程为

$$F_e = K_f i_q \quad (6)$$

$$K_f = 3\pi n_p \lambda_{PM} / (2\tau) \quad (7)$$

式中: F_e 为电磁推力; K_f 为电磁推力系数。

PMLSM动态方程为

$$F_e = M\dot{v} + Dv + F_L + f_{fr} \quad (8)$$

式中: M 为转子总质量; D 为粘性摩擦系数和铁损系数; F_L 为外部扰动; f_{fr} 为摩擦力。

由于PMLSM运行过程中温度、湿度以及速度等因素的存在,摩擦特性很容易发生改变。考虑到库仑摩擦、粘性摩擦和Stribeck效应, f_{fr} 可表示为

$$f_{fr} = f_c \operatorname{sgn}(v) + (f_s - f_c) e^{-(v/v_s)^2} \operatorname{sgn}(v) + K_v v \quad (9)$$

式中: f_c 为库仑摩擦; f_s 为静摩擦; v_s 为Stribeck摩擦系数; K_v 为粘滞摩擦系数。

2 基于TSKRFNN的PMLSM伺服系统

在磁场定向控制下,基于TSKRFNN的PMLSM伺服系统结构框图如图1所示。图1中, d_m 为给定位置; d 为实际位置; e_m 为位置偏差,是给定位置与实际位置之差; Δe_m 为位置偏差的导数。 e_m 和 Δe_m 为位置控制器TSKRFNN的2个输入,TSKRFNN通过在线学习算法进行结构学习和参数学习,从而调整参数以抑制不确定性因素对PMLSM伺服系统的影响。

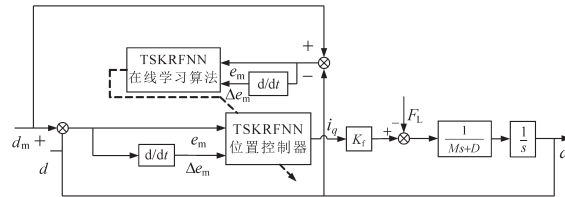


图1 基于TSKRFNN的PMLSM伺服系统结构框图

Fig.1 Structure block diagram of PMLSM servo system based on TSKRFNN

2.1 TSKRFNN 结构

TSKRFNN的第 j 条模糊规则用语句表示为
 R_j : If x_1 is A'_1 and $\cdots$ x_n is A'_n and $h_j(N)$ is f_j ,
 Then y^* is Q_j and $(N+1)$ is θ_{jk} (10)

式中: R_j 为TSKRFNN模糊神经网络的第 j 条规则; A'_1 和 f_j 为模糊集合; $j=1\cdots n$ 和 $x=[x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$ 为模型输入矢量; n 为外部输入的数量; N 为迭代次数; y^* 为TSKRFNN的总输出量,

且 $y^* = i_q$; Q_j 为 y^* 的推论参数; h_j 为网络内部变量; θ_{jk} 为 h_j 的推论参数。

图2为TSKRFNN结构框图。TSKRFNN为5

层神经网络。每层具体介绍如下。

1) 输入层: 该层节点直接与输入变量相连, 将信号传输到下一层。输入为 $x_1 = d_m - d = e_m$

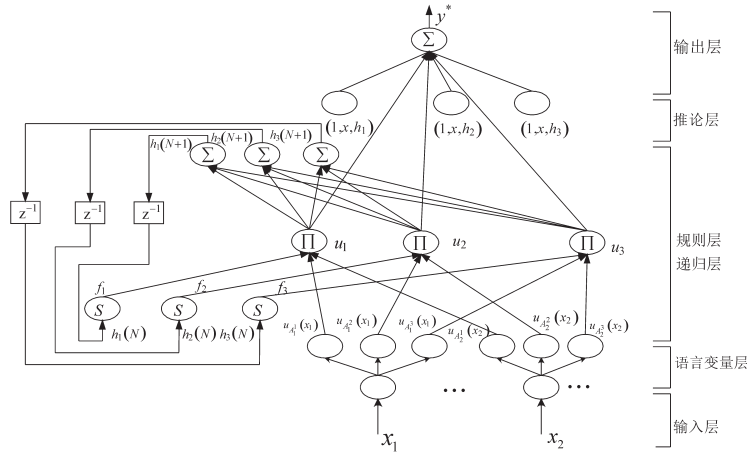


图2 TSKRFNN结构框图

Fig.2 Structure block diagram of TSKRFNN

(位置误差)和 $x_2 = \Delta e_m$ (位置误差的微分信号)。

2) 语言变量层: 该层节点为输入层中输入变量的语言标签, 决定每一个隶属函数值在模糊集合的隶属程度。隶属函数采用高斯函数为

$$u_{A_i} = \exp \left[\frac{-(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \quad (11)$$

式中: m_{ij} 和 σ_{ij} 为高斯函数的平均值和标准差。

3) 规则层和递归层: 定义神经网络内部变量为 h_k , 以S形隶属函数形式表示为

$$f_j = \frac{1}{1 + \exp(-h_j)} \quad (12)$$

其中

$$h_j = \sum_{k=1}^M u_j \theta_{jk}$$

式中: h_j 为递归单元; θ_{jk} 为递归权重。

第 f 条规则的节点可表示为

$$u_j = f_i \prod_{i=1}^n u_{A_i}^j = \frac{1}{1 + \exp(-h_j)} \prod_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \quad (13)$$

4) 推论层: 该层节点采用线性加和法。节点 j 可表示为

$$Q_j = \sum_{i=0}^{n+1} a_{ij} T_j = a_{0j} + \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i + a_{(n+1)j} h_j \quad (14)$$

其中

$$T_j = (1, x, h_j)$$

式中: a_{ij} 为可以调整的参数值, 且 $i = 0, 1, \dots, n+1$ 。

5) 输出层: 该层输出信号 y^* 表示为

$$y^* = \sum_{j=1}^M u_j Q_j / \sum_{j=1}^M u_j \quad (15)$$

式中: M 为模糊规则数。

2.2 TSKRFNN 学习算法

TSKRFNN 具有强大的在线学习能力, 可以进行结构学习和参数学习。结构学习使神经网络自动增加节点抵抗外界干扰, 提高系统的鲁棒性。结构学习中的第一步就是去判断是否进行结构学习, 如果 $e_{\min} \leq |e_m|$ 或者 $\Delta e_{\min} \leq |\Delta e_m|$ ($e_{\min}$ 和 $\Delta e_{\min}$ 为预置正常数), 那么就进行结构学习。其次, 要进一步决定是否在第2层增加新节点, 并在规则层、递归层和推论层中与模糊逻辑规则相关联。节点在模糊集中的隶属函数表示为

$$D_j = u_j \quad j = 1, \dots, M \quad (16)$$

式中: M 为模糊规则的数目。

定义最大隶属度 $D_{\max}$ 为

$$D_{\max} = \max_{1 \leq j \leq M} D_j \quad (17)$$

如果 $D_{\max} < \bar{D}$, $\bar{D} \in (0, 1)$, 那么产生新规则。新规则的隶属函数的平均值和标准差表示为

$$m_i^{\text{new}} = x_i \quad (18)$$

$$\sigma_i^{\text{new}} = p \quad (19)$$

式中: x_i 为新的输入数据; p 为预置常数。

参数学习算法采用监督式学习算法, 用来调整推论层的连接权重和递归权重。

定义能量函数 V 表示为

$$V = 1/2 (d_m - d)^2 = 1/2 e_m^2 \quad (20)$$

TSKRFNN 参数优化后的规则分别表示如下:

第5层: 此层误差表示为

$$\delta^5 = -\frac{\partial V}{\partial y^*} = \left[-\frac{\partial V}{\partial e_m} \cdot \frac{\partial e_m}{\partial y^*} \right] = \left[-\frac{\partial V}{\partial e_m} \cdot \frac{\partial e_m}{\partial d} \cdot \frac{\partial d}{\partial y^*} \right] \quad (21)$$

第4层:此层误差表示为

$$\delta_j^4 = -\frac{\partial V}{\partial Q_j} = \left[-\frac{\partial V}{\partial y^*} \cdot \frac{\partial y^*}{\partial Q_j} \right] = \delta^5 \quad (22)$$

第3层:此层误差表示为

$$\begin{aligned} \delta_j^3 &= -\frac{\partial V}{\partial u_j} = \left[-\frac{\partial V}{\partial y^*} \cdot \frac{\partial y^*}{\partial u_j} \right] \\ &= \delta_j^4 \frac{\left[\sum_{j=1}^M Q_j \right] \left[\sum_{j=1}^M u_j \right] - \sum_{j=1}^M u_j Q_j}{\left[\sum_{j=1}^M u_j \right]^2} \end{aligned} \quad (23)$$

第2层:此层误差表示为

$$\delta_{ij}^2 = -\frac{\partial V}{\partial u_{A_i}} = \left[\frac{\partial V}{\partial y^*} \cdot \frac{\partial y^*}{\partial u_j} \right] \left[\frac{\partial u_j}{\partial u_{A_i}} \right] = \delta_j^3 f_j \quad (24)$$

$a_{ij}, \theta_{jk}, m_{ij}$ 和 σ_{ij} 的更新律分别表示为

$$\begin{aligned} \Delta a_{ij} &= -\eta_a \frac{\partial V}{\partial a_{ij}} = -\left[\eta_a \cdot \frac{\partial V}{\partial y^*} \right] \left[\frac{\partial y^*}{\partial a_{ij}} \right] \\ &= \eta_a \delta_j^5 u_j Q_j / \sum_{j=1}^M u_j \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \Delta \theta_{jk} &= -\eta_\theta \frac{\partial V}{\partial \theta_{jk}} = \left[-\eta_\theta \frac{\partial V}{\partial u_j} \cdot \frac{\partial u_j}{\partial f_j} \cdot \frac{\partial f_j}{\partial h_j} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial \theta_{jk}} \right] \\ &= \eta_\theta \delta_j^3 f_j (1 - f_j) u_j (N - 1) \prod_{i=1}^n u_{A_i} \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \Delta m_{ij} &= -\eta_m \frac{\partial V}{\partial m_{ij}} = -\left[\eta_m \frac{\partial V}{\partial u_{A_i}} \cdot \frac{\partial u_{A_i}}{\partial m_{ij}} \right] \\ &= \eta_m \delta_{ij}^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ij})}{(\delta_{ij})^2} \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \Delta \sigma_{ij} &= \eta_\sigma \frac{\partial V}{\partial \sigma_{ij}} = \left[-\eta_\sigma \frac{\partial V}{\partial u_{A_i}} \cdot \frac{\partial u_{A_i}}{\partial \sigma_{ij}} \right] \\ &= \eta_\sigma \delta_{ij}^2 \frac{2(x_i^2 - m_{ij})^2}{(\delta_{ij})^3} \end{aligned} \quad (28)$$

式中: $\eta_a, \eta_\theta, \eta_m$ 和 η_σ 分别为连接权重、递归权重、平均数和标准差的学习速率。

隶属度函数、权重的平均数和标准差可优化为

$$a_{ij}(N+1) = a_{ij}(N) + \Delta a_{ij} \quad (29)$$

$$\theta_{jk}(N+1) = \theta_{jk}(N) + \Delta \theta_{jk} \quad (30)$$

$$m_{ij}(N+1) = m_{ij}(N) + \Delta m_{ij} \quad (31)$$

$$\sigma_{ij}(N+1) = \sigma_{ij}(N) + \Delta \sigma_{ij} \quad (32)$$

式中: N 为迭代次数。

3 实验结果及结论

采用 DSP TMS320F2812A 对基于 TSKRFNN

的 PMLSM 位置伺服系统进行实验研究。基于 DSP 的 PMLSM 控制系统的硬件结构如图 3 所示。该系统主要由 PMLSM、模数转换器、平行接口和直线光栅尺速度检测单元等组成。

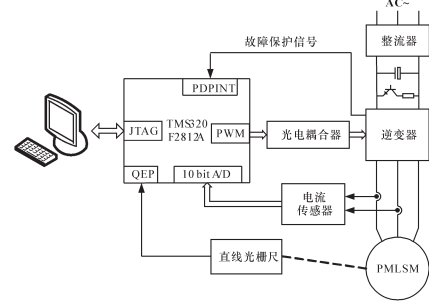


图3 基于DSP的PMLSM控制系统的硬件结构框图

Fig.3 Hardware structure block diagram of PMLSM control system based on DSP

实验中所选 PMLSM 参数为: $n_p=3, R_s=2.1 \text{ W}$, $\Psi_{PM}=0.09 \text{ Wb}$, $L_d=L_q=41.4 \text{ mH}$, $D=8.0 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $\tau=32 \text{ mm}$, $M=16 \text{ kg}$ 。对于 TSKRFNN 中网络参数的选取,主要依赖于大量的试验结果,参数选取过大,影响系统稳定性;参数选取过小,又会影响系统的收敛性能。因此,依照系统中获得的数据确定网络各层学习速率的上、下界数值,从而选取最优学习速率参数。最终选取为: $e_{\min}=0.001$, $\Delta e_{\min}=0.0005$, $\bar{D}=0.8$, $\eta_a=1.25$, $\eta_\theta=0.17$, $\eta_m=0.34$ 和 $\eta_\sigma=0.05$ 。

为验证所提出的 TSKRFNN 控制方法的有效性,将该方法与 PID 型模糊神经网络控制方法进行对比实验。对 PMLSM 伺服系统给定如图 4 所示的梯形位置信号,基于 PID 型模糊神经网络和 TSKRFNN 的 PMLSM 伺服系统位置跟踪误差分别如图 5、图 6 所示。对比 2 条曲线可以看出,在 PID 型模糊神经网络控制下,位置跟踪误差约在 $-8 \sim 8 \mu\text{m}$ 间波动,在梯形信号转折点处位置跟踪误差较大,且在平稳时误差有抖振。而在 TSKRFNN 控制下,位置跟踪误差则明显小于前者控制下的位置跟踪误差,且曲线更为平滑。

为验证所提方法在外加干扰条件下的鲁棒性,对系统给定幅值如图 7 所示正弦信号,并在 2 s 时对系统施加 50 N 的外加干扰。基于 PID 型模糊神经网络和 TSKRFNN 的 PMLSM 位置跟踪误差曲线分别如图 8 和图 9 所示。对比两图可以看出,在突加干扰情况下, PID 型模糊神经网络控制下的 PMLSM 的跟踪误差约为 $3.7 \mu\text{m}$,且约在 2.9 s 恢复稳态,而在 TSKRFNN 控制下,系统在外加干

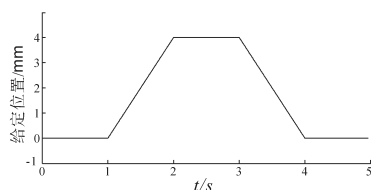


图4 梯形位置给定信号

Fig.4 Given signal of trapezoidal position

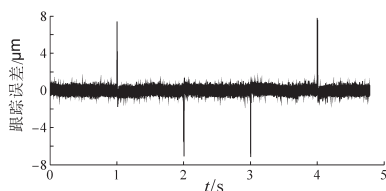


图5 基于PID型模糊神经网络的PMLSM伺服系统位置跟踪误差(梯形信号)

Fig.5 Position tracking error of PMLSM servo system based on PID-type fuzzy neural network(trapezoidal signal)

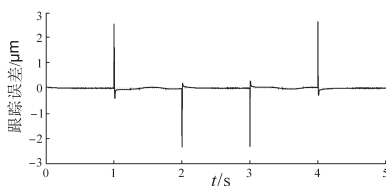


图6 基于TSKRFNN的PMLSM伺服系统位置跟踪误差(梯形信号)

Fig.6 Position tracking error of PMLSM servo system based on TSKRFNN(trapezoidal signal)

扰动时位置跟踪误差约为 $0.9 \mu\text{m}$, 恢复稳态时间约为 0.5 s 。因此, 可以证明本文所提出的方法在系统存在外部扰动时仍然具有较强的鲁棒性和跟踪精度。

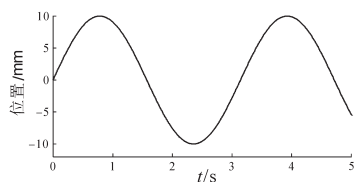


图7 正弦位置给定信号

Fig.7 Given signal of sinusoidal position

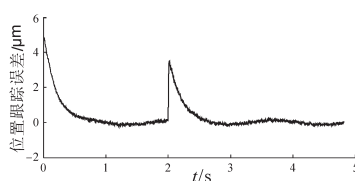


图8 基于PID型模糊神经网络的PMLSM伺服系统位置跟踪误差(正弦信号)

Fig.8 Position tracking error of PMLSM servo system based on PID-type fuzzy neural network(sinoidal signal)

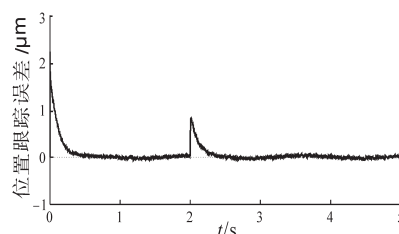


图9 基于TSKRFNN的PMLSM伺服系统位置跟踪误差(正弦信号)

Fig.9 Position tracking error of PMLSM servo system based on TSKRFNN(sinoidal signal)

为抑制PMLSM伺服系统中存在的不确定性因素、提高系统的伺服性能, 提出了一种基于TSKRFNN的高精度位置控制方法。TSKRFNN可通过结构学习和参数学习在线实时调整网络结构和参数, 保证系统在存在参数变化、外部扰动时仍然可以高性能运行。从实验结果可看出, 不论是在梯形信号下还是正弦信号下, 该方法均可抑制不确定性因素对系统的影响, 保证PMLSM伺服系统的跟踪性和鲁棒性。

参考文献

- [1] Panah P G, Ataei M, Mirzaeian B, *et al.* A Robust Adaptive Sliding Mode Control for PMLSM with Variable Velocity Profile Over Wide Range[J]. Research Journal of Applied Sciences Engineering & Technology, 2015, 10(9): 997-1006.
- [2] Chen M Y, Lu J S. High-precision Motion Control for a Linear Permanent Magnet Iron Core Synchronous Motor Drive in Position Platform[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(1): 99-108.
- [3] 韩雪岩, 祁坤, 张哲, 等. 永磁同步直线电机磁阻力分析及抑制措施[J]. 电工技术学报, 2015, 30(6): 70-76.
- [4] 吴雪芬. 基于递归模糊神经网络的PMLSM伺服控制[J]. 电气自动化, 2010, 32(1): 41-43.
- [5] Chen S Y, Lee C Y, Wu C H, *et al.* Intelligent Motion Control of Voice Coil Motor Using PID-based Fuzzy Neural Network with Optimized Membership Function[J]. Engineering Computations, 2016, 33(8): 2302-2319.
- [6] 曹文霞, 王永华, 钱多德. 基于RBF神经网络整定PID的PMLSM控制研究[J]. 安徽农业大学学报, 2012, 39(1): 154-158.
- [7] Lin F J, Yang S L, Shen P H. Self-constructing Recurrent Fuzzy Neural Network for DSP-based Permanent Magnet Linear Synchronous-motor Servo Drive[J]. 2006, 153(2): 236-246.
- [8] 王丽梅, 左莹莹. 基于模糊神经网络滑模控制的XY平台轮廓控制[J]. 机床与液压, 2014, 42(11): 23-26.

收稿日期: 2018-10-12

修改稿日期: 2019-02-10