DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.5.227 **中图分类号**：TM359.4 **文献标志码**：A

基于自适应动态规划的 PPMLM 直接推力控制

王秀平，姚舜禹(中国电源学会会员)，曲春雨
(沈阳工程学院电力学院，沈阳 110136)

摘要：针对初级永磁直线电机控制系统易受到负载扰动及参数变化等不确定因素的影响，采用执行依赖启发式动态规划控制算法来提升系统的控制性能与抗扰动能力并减少推力波动。首先，构建了初级永磁直线电机直接推力控制系统的数学模型。其次，将速度跟踪问题转化为最优控制问题，通过最小化性能指标函数以及速度跟踪误差，进而转化为求解哈密顿-雅克比-贝尔曼方程问题，使用基于贝尔曼准则的策略迭代算法求取贝尔曼方程的数值解，最终实现速度的精确跟踪。针对算法中使用BP神经网络易陷入局部最优的不足，设计了自适应学习率，并针对BP神经网络存在逼近误差的问题，在控制律中加入鲁棒补偿项提高速度跟踪的精度。最后，对闭环系统的稳定性进行了解析分析。仿真结果表明，所提控制策略提高了系统的速度跟踪性能，减少了推力波动且对负载扰动及其他非线性因素有着很强的抑制作用。

关键词：初级永磁直线电机；执行依赖启发式动态规划；策略迭代；鲁棒补偿项

Direct Thrust Force Control of Primary Permanent Magnet Linear Motor Based on Adaptive Dynamic Programming

WANG Xiuping, YAO Shunyu, *Member, CPSS*, QU Chunyu
(School of Electric Power, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110136, China)

Abstract: Aimed at the problem that the control system for a primary permanent magnet linear motor (PPMLM) is susceptible to uncertain factors such as load disturbance and parameter change, an action-dependent heuristic dynamic programming control algorithm is used to improve the control performance and anti-disturbance capability of the system while reducing the thrust force fluctuation. First, the mathematical model of the direct thrust force control system for PPMLM is constructed. Second, the speed tracking problem is transformed into an optimal control problem, which is further transformed into a problem of solving the Hamilton-Jacobi-Bellman equation by minimizing the performance index function and the speed tracking error. The numerical solution of the Bellman equation is obtained by using a strategy iteration algorithm based on the Bellman criterion. Finally, an accurate tracking of speed is achieved. To solve the problem that the BP neural network is easy to fall into local optimum, an adaptive learning rate is designed. In addition, in view of the problem of approximate error existing in the BP neural network, a robust compensation term is added to the control law to improve the accuracy of speed tracking. Afterwards, the stability of the closed-loop system is analyzed. Simulation results show that the proposed control strategy can improve the speed tracking performance of the system, reduce the thrust force fluctuation and restrain load disturbance and other nonlinear factors.

Keywords: Primary permanent magnet linear motor (PPMLM); action-dependent heuristic dynamic programming; strategy iteration; robust compensation term

初级永磁直线电机PPMLM(primary permanent magnet linear motor)具有推力大、可靠性高、转弯半径小等突出优点，特别适合于轨道交通长行程直线驱动领域[1]。传统的永磁直线电机永磁体用量较大，在轨道交通领域使用成本很高。PPMLM较永磁直线电机不同的是永磁体与电枢绕组都置于初

收稿日期：2023-02-17；**修回日期**：2023-06-06；**录用日期**：2023-07-13；**网络首发日期**：2023-07-28

级上，作为新型特种电机，具有高推力、高密度、高效率、高可靠性等优点，在轨道交通领域具有极高的性能与成本优势[2-4]，但是由于直线电机结构的特殊性，PPMLM 的控制系统易受到端部效应、参数时变、摩擦力及负载扰动的影响，使其控制精度不高。基于直线电机结构导致控制困难的问题，诸多学者基于直线电机数学模型提出了多种控制策略，提升了电机的运行性能，但是电机内部参数时变的问题仍然会降低控制系统的鲁棒性，针对该问题的研究越来越受到学者们的重视。

文献[5]设计了一种基于分数阶的积分时变滑模变结构控制器，减少了滑模的抖振程度，提高了系统的响应速度；文献[6]提出将快速终端滑模控制与反推控制相结合的控制算法，提高了系统的响应速度，增加了系统的鲁棒性；文献[7]提出一种时滞自适应控制，提升了系统动态模型的准确率，减小了跟踪误差，提高了系统的鲁棒性；文献[8]提出一种低权重系数的模型预测电流控制方法，通过实验验证，所提出的控制方法可以实现高精度和强鲁棒性的电流控制；文献[9]提出使用模型预测电流控制代替传统的电流控制器，扩大了电压矢量的选择范围，提高了电流控制精度和系统的控制效果。虽然以上基于模型的控制方式经过算法的改进可以实现较好的控制精度，但是在实际工况中存在许多非线性因素无法建立非常精确的数学模型，基于此问题，许多文献提出建立含有不确定性的直线电机数学模型，并针对不确定性设计补偿以降低内部和外部扰动对控制系统的影响，提高控制系统的鲁棒性和抗干扰性[10-13]。

PPMLM 的直接推力控制 DTFC(direct thrust force control)系统具有结构简单、响应速度快的优点，但是由于直线电机结构和 PI 控制器的不适应性导致磁链和推力波动大的问题。文献[14]设计了基于占空比调制的永磁直线同步电机直接推力控制，用于减少推力脉动并增加控制性能；文献[15]将矢量控制与直接推力相结合用于线性感应电机，既可以发挥直接推力控制响应速度快的优点，同时也可以提高控制性能；文献[16]设计了基于智能分数阶互补滑模控制的直接推力控制，通过互补滑模控制提高速度跟踪精度，再利用径向基神经网络估计系统扰动，提高系统抗干扰能力，进而抑制推力波动；文献[17]通过一阶定子磁链和二阶非线性状态空间模型设计了积分滑模控制率，提高了直线电机速度的控制精度；文献[18]设计了基于模型预测的直接推力控制用于提高速度响应能力，减少推力和磁链波动。以上控制策略都为基于直线电机数学模型所设计的控制策略，但是如果遇到未建模的扰动，会造成速度控制的不稳定以及较大的推力波动。

随着控制理论的发展，数据驱动控制的方式逐渐应用于直线电机控制领域。数据驱动控制的方式在设计控制器的时候仅仅利用系统的输入/输出 I/O(input/output)数据来设计，对于 PPMLM 由于其自身结构带来的控制问题有很好的抑制作用。

因此设计一种抗干扰能力强和鲁棒性高的数据驱动控制方案对于 PPMLM 闭环控制系统是非常重要的，如 PI 控制器，依据比例积分的方式来调节系统误差。文献[19]提出一种抗积分饱和的 PI 控制器，但是对于不同情况下的系统需要重新调整参数；文献[20]提出了一种鲁棒递归小波神经网络控制器，虽然神经网络的自学习能力对于系统的不确定性有很好的抑制作用，但是神经网络需要大量的数据进行训练，训练时间相对较长；自适应动态规划 ADP(adaptive dynamic programming)技术是一种鲁棒性很强的控制方法，利用神经网络强大的逼近非线性函数的能力逼近系统的性能指标和所期望的控制输入[21]；文献[22]根据 ADP 原理设计了一种新的永磁同步电机的控制方法，较直接转矩控制和矢量控制具有更强的鲁棒性，但是由于神经网络的存在，不可避免的问题就是离线训练和逼近误差；为解决逼近误差的问题，文献[23]将 ADP 原理应用于永磁同步电机矢量控制并设计鲁棒补偿器消除逼近误差；由于传统的矢量控制存在解耦不准确的问题，文献[24]设计了基于 ADP 原理的永磁同步电机电流控制，用于克服传统控制方式产生的解

耦误差问题；文献[25-26]针对一类具有不确定性的连续时间非线性系统设计基于 ADP 原理的跟踪控制，采用近似最优控制策略得到最优跟踪控制律；文献[27]将 ADP 控制应用于微电网控制中，将电流均衡和电压恢复问题转化为最优控制问题，最后利用 ADP 控制实现了电流均衡和电压恢复。

综上所述，目前电机控制系统仍面临参数时变及负载扰动等非线性因素影响，在总结前人的经验和方法的基础上，引入数据驱动控制类别中 ADP 控制方法，应用于直接推力控制系统中。由于 PPMLM 直接推力控制系统的数学模型已知，则本文采用结构简单、计算量小的执行依赖启发式动态规划 ADHDP(action-dependent heuristic dynamic programming)控制算法代替直接推力控制系统中的传统 PI 速度控制器，进而将速度控制问题转化为求解哈密顿-雅克比-贝尔曼 HJB(Hamilton-Jacobi-Bellman)方程的问题[28]。本文设计的基于 ADHDP 的初级永磁直线电机直接推力控制方法可以提高系统的速度跟踪性能和控制精度。通过在线训练神经网络获得最优的性能指标函数以及最优控制律以保证系统的动态响应速度，并且根据神经网络具有逼近误差这一问题设计鲁棒补偿项，进一步提高系统的控制性能和鲁棒性。最后对初级永磁直线电机直接推力控制系统的闭环稳定性和收敛性进行解析分析和仿真验证。仿真结果表明，ADHDP 控制算法具有快速的动态响应和理想的稳态性能，所提控制器具有自学习自整定的能力。

1　PPMLM 直接推力控制

初级永磁直线电机数学模型为

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \dfrac{\mathrm{d}i_d}{\mathrm{d}t} - \dfrac{\pi v}{\tau} L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \dfrac{\mathrm{d}i_q}{\mathrm{d}t} + \dfrac{\pi v}{\tau} L_d i_d + \dfrac{\pi v}{\tau} \psi_f \\ F_e = \dfrac{3\pi}{2\tau} n_p [\psi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \end{cases} \tag{1}$$

式中：u_d、u_q为 d、q 轴电压；R_s为电阻；i_d、i_q为 d、q 轴电流；L_d、L_q为 d、q 轴电感；v 为速度；τ 为极距；Ψ_f为磁链；F_e为推力；n_p为电枢极对数。

考虑扰动的 PPMLM 的运动方程为

$$F_e = M\dot{v} + Bv + f_l + f_{fric} + f_{rip} \tag{2}$$

$$f_{fric} = [f_c + (f_s - f_c)\mathrm{e}^{-(v/v_s)^2}]\mathrm{sgn}(v) \tag{3}$$

$$f_{rip} = f_{ripm}\cos(2\pi x/\tau + \varphi_0) \tag{4}$$

式中：M 为电机质量；B 为粘性摩擦系数；f_l为负载；f_{fric}为摩擦力；f_{rip}为端部效应产生的推力波动；f_c 为库伦摩擦系数；f_s 为静态摩擦系数；v_s 为临界 Stribeck 速度[29]；f_{ripm} 为端部效应产生的推力波动幅值；φ_0为初始相位电角度；x 为动子位移。

由于本文提出的ADHDP速度控制器是针对离散非线性系统，所以将电机的数学模型进行离散化，将连续时间的系统方程进行向前一步的欧拉离散化，可得

$$\frac{v(k+1)-v(k)}{h} = \frac{F_e(k)}{M} - \frac{f_l + f_{fric} + f_{rip}}{M} - \frac{B}{M}v(k) \tag{5}$$

式中：h 为系统采样周期；$v(k)$和 $v(k+1)$分别为初级永磁直线电机直接推力控制系统在 k 和 $k+1$ 时刻的控制输出速度；$F_e(k)$为 k 时刻的控制输入推力。

将式(5)进一步整理可以得到

$$v(k+1) = (1 - \frac{B}{M}h)v(k) + \frac{F_e(k)}{M}h - \frac{f_l + f_{rip} + f_{fric}}{M}h \tag{6}$$

2　基于贝尔曼准则的自适应动态规划算法的设计

2.1　最优控制问题的转化

考虑非线性系统

$$x(k+1) = f[x(k), u(k), k] \qquad k = 0, 1, \cdots \tag{7}$$

将速度$\boldsymbol{v}(k)$作为直接推力控制系统的状态变量，控制的目标是为了得到最优控制律 $F_e^*(k)$，使得电机的状态变量$\boldsymbol{v}(k)$能够快速收敛于期望的状态 $\boldsymbol{v}^*(k)$，由此定义系统的状态偏差向量 $\boldsymbol{e}(k)$ 为

$$\boldsymbol{e}(k) = \boldsymbol{v}^*(k) - \boldsymbol{v}(k) \tag{8}$$

为了设计一种基于贝尔曼准则的ADHDP速度控制器，首先定义贝尔曼函数，对于初级永磁直线电机直接推力控制系统的控制输入 $F_e(k)$，其性能指标函数可以表示为

$$J(\boldsymbol{e}(k))=\sum_{p=k}^{+\infty}\gamma^{p-k}U(h) \tag{9}$$

式中：γ 为折扣因子；$U(h)$ 为系统的效用函数，在 k 时刻下表示为

$$U(k)=\boldsymbol{e}(k)\boldsymbol{A}[\boldsymbol{e}(k)]^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{F}_e(k)\boldsymbol{C}[\boldsymbol{F}_e(k)]^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

式中，$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{C}$ 为正定矩阵。

进而通过贝尔曼原理将电机速度控制问题转换为一种最优调节问题，通过求解最优控制律 $F_e^*(k)$，使得电机的状态向量 $\boldsymbol{v}(k)$可以准确地跟踪期望的状态 $\boldsymbol{v}^*(k)$，同时使得性能指标函数 $J(\boldsymbol{e}(k))$ 达到最优。

根据贝尔曼最优原理，k 时刻的 $J^*(\boldsymbol{e}(k))$ 满足离散 HJB 方程，即

$$J^*(\boldsymbol{e}(k))=\min_{F_e(k)}\{U(\boldsymbol{e}(k),F_e(k))+\gamma J^*(f(\boldsymbol{e}(k),F_e(k)))\} \tag{11}$$

进而在 k 时刻控制输入达到最优，可以表示为

$$F_e^*(k)=\arg\min_{F_e(k)}\{U(\boldsymbol{e}(k),F_e(k))+\gamma J^*(f(\boldsymbol{e}(k),F_e(k)))\} \tag{12}$$

因此 HJB 方程可以写为

$$J^*(\boldsymbol{e}(k))=U(\boldsymbol{e}(k),F_e^*(k))+\gamma J^*(f(\boldsymbol{e}(k),F_e^*(k))) \tag{13}$$

2.2 离散策略迭代算法

假设 1：对于系统的状态变量 $\boldsymbol{e}(k)=0$ 有控制变量 $F_e(k)=0$，即 $f(0,0)=0$，且效用函数 $U(\boldsymbol{e}(k),F_e(k))$ 对于任意的 $F_e(k)$，$\boldsymbol{e}(k)$ 都为正定函数。

在所述离散策略迭代算法的过程中，控制律 $F_e(k)$和性能指标函数 $J(\boldsymbol{e}(k))$ 通过迭代相互更新，对于 $\forall h=0,1,\cdots$，则迭代过程为

$$G^h(\boldsymbol{e}(k))=U(\boldsymbol{e}(k),g^h(k))+\gamma G^h(f(\boldsymbol{e}(k),g^h(k))) \tag{14}$$

进而迭代控制律为

$$g^{h+1}(k)=\arg\min_{F_e(k)}\{U(\boldsymbol{e}(k),F_e(k))+\gamma G^h(\boldsymbol{e}(k+1))\}=\arg\min_{F_e(k)}\{U(\boldsymbol{e}(k),F_e(k))+\gamma G^h(f(\boldsymbol{e}(k),F_e(k)))\} \tag{15}$$

定理 1：对于 $\forall h=0,1,\cdots$，$G^h(\boldsymbol{e}(k))$ 和 $g^{h+1}(k)$ 可由离散策略迭代算法式(14)～(15)迭代获得，若假设 1 成立，对于 $\forall\boldsymbol{e}(k)\in\mathbf{R}^n$ 及 $\forall h\geqslant 0$，迭代性能指标函数 $G^h(\boldsymbol{e}(k))$ 是一个单调非增的序列，即

$$G^{h+1}(\boldsymbol{e}(k))\leqslant G^h(\boldsymbol{e}(k)) \tag{16}$$

定理 2：在相同情况下，性能指标函数 $G^h(\boldsymbol{e}(k))$ 收敛到最优性能指标函数 $J^*(\boldsymbol{e}(k))$，即

$$\lim_{h\to\infty}G^h(\boldsymbol{e}(k))=J^*(\boldsymbol{e}(k)) \tag{17}$$

式(15)满足式(11)所表示的 HJB 方程。

推论 1：当 $\boldsymbol{e}(k)\in\mathbf{R}^n$ 是直接推力控制系统中任意时刻的状态偏差向量，且 $h\to\infty$时，迭代控制律 $g^{h+1}(\boldsymbol{e}(k))$ 收敛到最优控制律[30]，即

$$\lim_{h\to\infty}g^{h+1}(k)=F_e^*(k) \tag{18}$$

由于式(14)为一个 HJB 方程，很难获取一个解析解，而基于贝尔曼准则的自适应动态规划技术可以有效地获取这个 HJB 方程的数值解，进而获得直接推力控制系统的最优控制输入，所以构造一个 ADHDP 结构的速度控制器代替初级永磁直线电机直接推力控制系统中的 PI 控制器，可以求得最优的控制输入，进而达到优化 PPMLM 直接推力控制系统的目的。

2.3 ADHDP 算法的设计

本文采用评价网络与执行网络并基于强化学习的思想实现初级永磁直线电机的 ADHDP 速度控制，通过迭代逼近最优控制输入与最优的性能指标函数，本文使用 BP 神经网络实现评价网络和执行网络的迭代更新，具体的实现方式如图 1 所示的基于 ADHDP 的初级永磁直线电机直接推力控制系统。

2.3.1 评价网络的设计

评价网络的网络结构为 4-10-1，即评价网络的输入层为 4 个神经元，隐藏层含有 10 个神经元，输出层为 1 个神经元，其中输入层由当前时刻的速度误差 $\boldsymbol{e}(k)$及前 2 个时刻的速度误差和推力 $F_e(k)$ 组成。评价网络的作用是逼近最优的性能指标函数

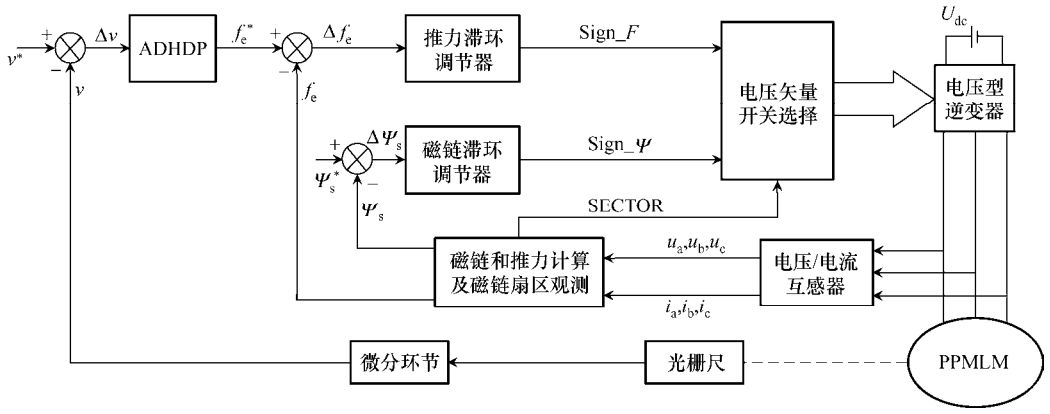


图 1　基于 ADHDP 的初级永磁直线电机直接推力控制系统

Fig.1 Direct thrust force control system for primary permanent magnet linear motor based on ADHDP

$J^*(k)$，所以评价网络的输出为 $J^*(k)$，评价网络的输入为 $\boldsymbol{x}_c(k)=[\boldsymbol{e}(k),\boldsymbol{e}(k-1),\boldsymbol{e}(k-2),F_e(k)]$，则评价网络的正向计算过程为

$$\begin{cases}\boldsymbol{ch}_1(k)=\boldsymbol{x}_c(k)\boldsymbol{W}_{c1}(k)\\ ch_{1j}(k)=\sum_{i=1}^{3+1}x_{cj'}(k)W_{c1ij}(k)\qquad j'=1,2,3,4\\ \boldsymbol{ch}_2(k)=\dfrac{1-e^{-\boldsymbol{ch}_1(k)}}{1+e^{-\boldsymbol{ch}_1(k)}}\\ ch_{2j}(k)=\dfrac{1-e^{-ch_{1j}(k)}}{1+e^{-ch_{1j}(k)}}\\ J(k)=\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{W}_{c2}(k)=\sum_{i=1,j=1}^{10}ch_{2j}(k)W_{c2i}(k)\end{cases}\tag{19}$$

式中：i 和 j 分别为矩阵的行数和列数；j' 为神经网络输入的神经元个数；$ch_{1j}(k)$ 为评价网络隐藏层第 j 个节点的输入；$ch_{2j}(k)$ 为评价网络隐藏层第 j 个节点的输出；$ch_{1j}(k)$、$ch_{2j}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{ch}_1(k)$、$\boldsymbol{ch}_2(k)$ 内的元素；$W_{c1ij}(k)$、$W_{c2i}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{W}_{c1}(k)$、$\boldsymbol{W}_{c2}(k)$ 内的元素；$W_{c1ij}(k)$、$W_{c2i}(k)$ 分别为输入层到隐藏层的权值、隐藏层到输出层的权值。隐藏层采用双极性 sigmoid 函数作为激活函数，输出层采用线性函数 purelin。

进一步，评价网络的误差函数定义为

$$e_c=\hat{J}(\boldsymbol{e}(k))-U(k)-\gamma\hat{J}(\boldsymbol{e}(k+1))\tag{20}$$

为了能够得到最优逼近值，评价网络通过误差反向传播更新权重参数，使得误差最小，且收敛为 0，进而可以得到目标函数 $E_c(k)$ 为

$$E_c(k)=\frac{1}{2}[e_c(k)]^2\tag{21}$$

采用梯度下降法迭代更新评价网络的权值矩阵，迭代公式为

$$\begin{cases}\boldsymbol{W}_{c2}(k+1)=\boldsymbol{W}_{c2}(k)+\Delta\boldsymbol{W}_{c2}(k)\\ \boldsymbol{W}_{c1}(k+1)=\boldsymbol{W}_{c1}(k)+\Delta\boldsymbol{W}_{c1}(k)\end{cases}\tag{22}$$

其中隐藏层到输出层的权值矩阵 $\boldsymbol{W}_{c2}(k)$ 中元素的更新方式为

$$\Delta W_{c2i}(k)=l_c(k)\left[-\frac{\partial E_c(k)}{\partial W_{c2i}(k)}\right]=-l_c(k)\cdot\left[\frac{\partial E_c(k)}{\partial J(k)}\frac{\partial J(k)}{\partial W_{c2i}(k)}\right]\tag{23}$$

输入层到隐藏层的权值矩阵 $\boldsymbol{W}_{c1}(k)$ 中元素的更新方式为

$$\Delta W_{c1ij}(k)=l_c(k)\left[-\frac{\partial E_c(k)}{\partial W_{c1ij}(k)}\right]=-l_c(k)\cdot\left[\frac{\partial E_c(k)}{\partial J(k)}\frac{\partial J(k)}{\partial ch_{2j}(k)}\frac{\partial ch_{2j}(k)}{\partial ch_{1j}(k)}\frac{\partial ch_{1j}(k)}{\partial W_{c1ij}(k)}\right]\tag{24}$$

2.3.2　执行网络的设计

执行网络的网络结构为 3-8-1，即执行网络的输入层为 3 个神经元，隐藏层含有 8 个神经元，输出层为 1 个神经元，其中输入层由当前时刻的速度误差 $e(k)$及前 2 个时刻的速度误差组成。执行网络的作用是逼近最优的控制系统的控制律 $F_e^*(k)$，所以执行网络的输出为 $F_e^*(k)$，执行网络的输入为 $\boldsymbol{x}_a(t)=[\Delta e(k),\Delta e(k-1),\Delta e(k-2)]$，则执行网络的正

向计算过程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{ah}_1(k)=\boldsymbol{x}_a(k)\boldsymbol{W}_{a1}(k) \\ ah_{1j}(k)=\sum\limits_{i=1,j'=1}^{3}x_{aj'}(k)W_{a1ij}(k) \\ \boldsymbol{ah}_2(k)=\dfrac{1-e^{-\boldsymbol{ah}_1(k)}}{1+e^{-\boldsymbol{ah}_1(k)}} \\ ah_{2j}(k)=\dfrac{1-e^{-ah_{1j}(k)}}{1+e^{-ah_{1j}(k)}} \\ F_e(k)=\boldsymbol{ah}_2(k)\boldsymbol{W}_{a2}(k)=\sum\limits_{i=1,j=1}^{8}ah_{2j}(k)W_{a2i}(k) \end{cases} \tag{25}$$

式中：$ah_{1j}(k)$ 为评价网络隐藏层第 j 个节点的输入；$ah_{2j}(k)$ 为评价网络隐藏层第 j 个节点的输出；$ah_{1j}(k)$、$ah_{2j}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{ah}_1(k)$、$\boldsymbol{ah}_2(k)$ 内的元素；$W_{a1ij}(k)$、$W_{a2i}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{W}_{a1}(k)$、$\boldsymbol{W}_{a2}(k)$ 内的元素；$W_{a1ij}(k)$、$W_{a2i}(k)$ 分别为输入层到隐藏层、隐藏层到输出层的权值。隐藏层采用双极性 sigmoid 函数作为激活函数，输出层采用线性函数 purelin。

随着执行网络的权重不断更新，执行网络在 k 时刻可以得到最优的输出，所以执行网络的目标函数定义为

$$E_a=J(e(k)) \tag{26}$$

执行网络以式(26)为目标函数，最小化执行网络的逼近误差。采用梯度下降法迭代更新执行网络的权值矩阵，公式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{W}_{a2}(k+1)=\boldsymbol{W}_{a2}(k)+\Delta\boldsymbol{W}_{a2}(k) \\ \boldsymbol{W}_{a1}(k+1)=\boldsymbol{W}_{a1}(k)+\Delta\boldsymbol{W}_{a1}(k) \end{cases} \tag{27}$$

其中隐藏层到输出层的权值矩阵 $\boldsymbol{W}_{a2}(k)$ 中元素的更新方式为

$$\Delta W_{a2i}(k)=l_a(k)\left[-\frac{\partial J(k)}{\partial W_{a2i}(k)}\right]=-l_a(k)\cdot \left[\frac{\partial J(k)}{\partial F_e(k)}\frac{\partial F_e(k)}{\partial W_{a2i}(k)}\right] \tag{28}$$

其中输入层到隐藏层的权值矩阵 $\boldsymbol{W}_{a1}(k)$ 中元素的更新方式为

$$\Delta W_{a1ij}(k)=l_a(k)\left[-\frac{\partial J(k)}{\partial W_{a1ij}(k)}\right]=-l_a(k)\cdot \left[\frac{\partial J(k)}{\partial ah_{2j}(k)}\frac{\partial ah_{2j}(k)}{\partial ah_{1j}(k)}\frac{\partial ah_{1j}(k)}{\partial W_{a1ij}(k)}\right] \tag{29}$$

$$\begin{cases} \dfrac{\partial J(k)}{\partial ah_{2j}(k)}=\dfrac{\partial J(k)}{\partial F_e(k)}\dfrac{\partial F_e(k)}{\partial ah_{2j}(k)} \\ \dfrac{\partial J(k)}{\partial F_e(k)}=\sum\limits_{j=1}^{10}\dfrac{\partial J(k)}{\partial ch_{2j}(k)}\dfrac{\partial ch_{2j}(k)}{\partial ch_{1j}(k)}\dfrac{\partial ch_{1j}(k)}{\partial F_e(k)} \end{cases} \tag{30}$$

评价网络的输出作为执行网络的目标函数，执行网路的输出既作为初级永磁直线电机直接推力控制系统的控制输入，也作为评价网络的输入，则 ADHDP 速度控制器的内部逻辑结构如图 2 所示。

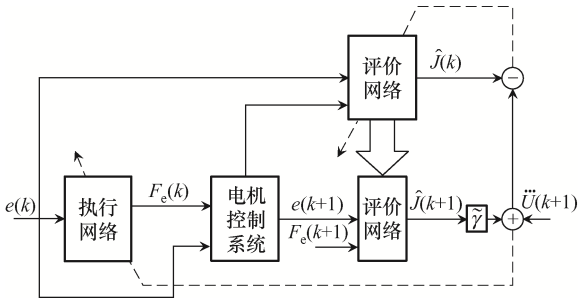


图 2 基于 ADHDP 的速度控制器的内部结构

Fig. 2 Internal structure of speed controller based on ADHDP

由于 BP 神经网络易陷入局部最优，会对速度控制器的控制精度产生较大的影响，所以选取自适应学习率律代替常数学习率，可以使得 BP 神经网络逼近性能指标函数以及最优控制律的效果更好。自适应学习律表示为

$$l(k+1)=l(k)[1+\tanh(E(k+1)-E(k))] \tag{31}$$

2.3.3 鲁棒补偿器的设计

本节所设计的ADHDP速度控制器可以对速度偏差进行很好地调节，只是 BP 神经网络存在近似逼近误差，为了提高控制性能，克服近似误差带来的系统波动，设计控制鲁棒补偿项 $u(k)$ 为

$$u(k)=F_e'(k)\tanh(e(k))+\beta \tag{32}$$

式中：$F_e'(k)$ 为 PPMLM 输出的推力；β 为可调参数，通常取值为所带负载值。此鲁棒补偿项根据速度偏差以及输出推力设计，具有计算量小、补偿精度高的特点。

图 3 为基于鲁棒补偿项 ADHDP 的初级永磁直线电机直接推力控制系统。

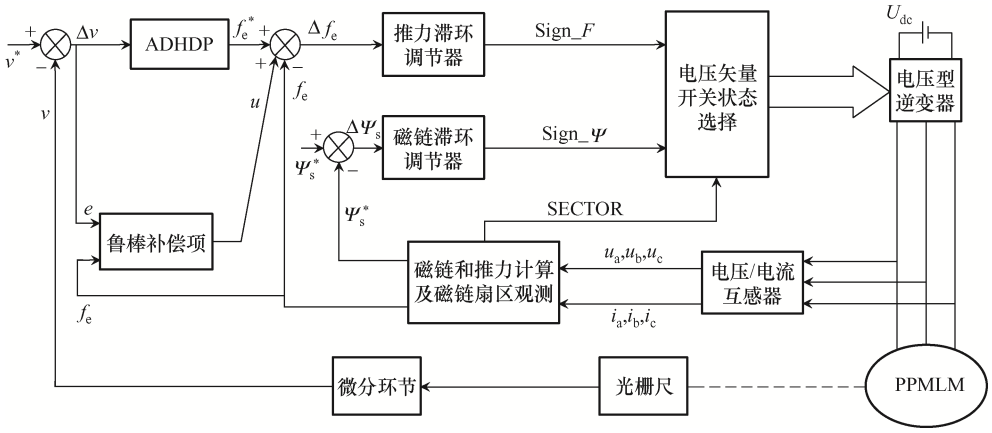


图 3　基于鲁棒补偿项 ADHDP 的初级永磁直线电机直接推力控制系统

Fig. 3　Direct thrust force control system for primary permanent magnet linear motor based on robust compensation term ADHDP

则初级永磁直线电机直接推力控制系统的总最优控制律 $\bar{U}(k)$ 变为

$$\bar{U}(k)=F_{\mathrm{e}}^{*}(k)+u(k) \tag{33}$$

3　稳定性证明

离散策略迭代的收敛性可以由文献[14]提供，即前文所述的定理 2 和推论 1，对于 ADHDP 算法内部的评价网络和执行网络利用 Lyapunov 定理进行稳定性分析。

由神经网络原理可知，若神经网络的隐藏层存在足够多的神经元，则神经网络可以逼近任意函数且误差接近于 0，在 ADHDP 算法中，CNN 和 ANN 的输入层到隐藏层的权值是随机给定的，所以 $J(k)$ 能被表示为 $J(k)=\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)$，同样地，$f_e(k)$ 可以被表示为 $f_e(k)=\boldsymbol{ah}_2(k)\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)$。

假设 2：有 CNN 和 ANN 的隐含层到输出层的最优权值矢量为 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}^{*}(k)$ 和 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}^{*}(k)$，且所有权值矢量都是有界的，即 $\left\|\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)\right\|\leqslant W_{\mathrm{cm}}$，$\left\|\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}^{*}(k)\right\|\leqslant W_{\mathrm{cm}}$，$\left\|\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)\right\|\leqslant W_{\mathrm{am}}$ 且 $\left\|\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}^{*}(k)\right\|\leqslant W_{\mathrm{am}}$，令隐含层的输出 $ch_{2\min}\leqslant\left\|\boldsymbol{ch}_2(k)\right\|\leqslant ch_{2\max}$ 和 $ah_{2\min}\leqslant\left\|\boldsymbol{ah}_2(k)\right\|\leqslant ah_{2\max}$。

假设 3：CNN 和 ANN 的权值由梯度下降算法进行更新，且在权值取值范围内有界，可以根据式(23)、(24)、(28)、(29)求取权值，若满足条件，则最

$$\begin{cases}\eta_{\mathrm{c}}(k)\leqslant\dfrac{1}{\boldsymbol{ch}_2(k)[\boldsymbol{ch}_2(k)]^{\mathrm{T}}}\\ \eta_{\mathrm{a}}(k)\leqslant\dfrac{1}{\boldsymbol{ah}_2(k)[\boldsymbol{ah}_2(k)]^{\mathrm{T}}}\\ \left|\varsigma_{\mathrm{c}}(k)\right|\geqslant\sqrt{B_{\mathrm{c}}(k)}\\ \left|\varsigma_{\mathrm{a}}(k)\right|\geqslant\dfrac{1}{4}B_{\mathrm{a}}(k)\end{cases} \tag{34}$$

优取值 W_{c2}^{*}、W_{a2}^{*} 与其对应的权值 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)$ 之间的权值估计误差以及 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)$ 权值本身为 UUB(unkown upper bound)。

证明如下：

评价网络权值更新过程为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k+\Delta k)&=\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)-\eta_{\mathrm{c}}(k)\frac{\partial E_{\mathrm{c}}(k)}{\partial\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)}=\\ &\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)-\eta_{\mathrm{c}}(k)e_{\mathrm{c}}(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)=\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)-\eta_{\mathrm{c}}(k)\cdot\\ &\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)[J(k)-U(k+\Delta k)-\gamma J(k+\Delta k)]=\\ &\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)-\eta_{\mathrm{c}}(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)[\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k)-\\ &U(k+\Delta k)-\boldsymbol{ch}_2(k+\Delta k)\boldsymbol{W}_{\mathrm{c2}}(k+\Delta k)]\end{aligned} \tag{35}$$

执行网络权值更新过程为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k+\Delta k)&=\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)-\eta_{\mathrm{a}}(k)\frac{\partial E_{\mathrm{a}}(k)}{\partial\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)}=\\ &\boldsymbol{W}_{\mathrm{a2}}(k)-\eta_{\mathrm{a}}(k)\boldsymbol{ah}_2^{\mathrm{T}}(k)\{\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{T}}(k)\cdot\\ &\frac{1}{2}[1-\boldsymbol{ch}_2^{2}(k)]\delta(k)\}\end{aligned} \tag{36}$$

式中，$\delta(k)$ 为 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{c1}}(k)$ 的前 m 行，此 m 行对应于表示系统控制量的部分。

在评价网络和执行网络中，分别将权值误差和神经网络的近似误差表示为 $\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)=\boldsymbol{W}_{c2}(k)-\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}^{*}(k)$，$\varsigma_c(k)=\tilde{W}_{c2}(k)\boldsymbol{ch}_2(k)$，$\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k)=\boldsymbol{W}_{a2}(k)-\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}^{*}(k)$，$\varsigma_a(k)=\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k)\boldsymbol{ah}_2(k)$。

建立 Lyapunov 函数 $Y(k)=Y_1(k)+Y_2(k)$，其中，

$$\begin{cases}Y_1(k)=\dfrac{1}{\eta_c(k)}[\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}^{\mathrm{T}}(k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)]\\ Y_2(k)=\dfrac{1}{\eta_a(k)}[\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}^{\mathrm{T}}(k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k)]\end{cases}\tag{37}$$

$Y(k)$ 的一阶差分表示为 $\Delta Y(k)=Y(k+\Delta k)-Y(k)=\Delta Y_1(k)+\Delta Y_2(k)$，其中 $\Delta Y_1(k)$ 为

$$\Delta Y_1(k)=\frac{1}{\eta_c(k)}[\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}^{\mathrm{T}}(k+\Delta k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k+\Delta k)-\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}^{\mathrm{T}}(k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)]\tag{38}$$

$$\begin{aligned}\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k+\Delta k)&=\boldsymbol{W}_{c2}(k+\Delta k)-\boldsymbol{W}^{*}(k+\Delta k)=\\&\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)-\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)[\boldsymbol{ch}_2(k)(\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)+\boldsymbol{W}_{c2}^{*}(k)]-U(k+\Delta k)-\gamma\boldsymbol{ch}_2(k+\Delta k)\cdot\\&\boldsymbol{W}_{c2}(k+\Delta k)=\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}(k)[1-\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2(k)\cdot\\&\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)]-\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)[\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{W}_{c2}^{*}(k)-\\&U(k+\Delta k)-\gamma\boldsymbol{ch}_2(k+\Delta k)\boldsymbol{W}_{c2}(k+\Delta k)]\end{aligned}\tag{39}$$

将式(39)代入式(38)，并定义 $A_c(k)=1-\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)$，$B_c(k)=\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{W}_{c2}^{*}(k)-U(k+\Delta k)-\gamma\boldsymbol{ch}_2(k+\Delta k)\boldsymbol{W}_{c2}(k+\Delta k)$，则 $\Delta Y_1(k)$ 变为

$$\begin{aligned}\Delta Y_1(k)=&\frac{1}{\eta_c(k)}\{-\eta_c(k)\varsigma_c^2(k)-\eta_c(k)\varsigma_c^2(k)A_c(k)+\\&[-2\eta_c(k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{c2}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)A_c(k)B_c(k)]+\eta_c^2(k)\cdot\\&\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)B_c^2(k)\}=-\varsigma_c^2(k)-\varsigma_c^2(k)\cdot\\&A_c(k)-2\varsigma_c(k)A_c(k)B_c(k)+\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2(k)\cdot\\&\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)B_c^2(k)=-\varsigma_c^2(k)-\varsigma_c^2(k)A_c(k)-2\varsigma_c(k)\cdot\\&A_c(k)B_c(k)-[1-\eta_c(k)\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)]\cdot\\&B_c^2(k)+B_c^2(k)=-\varsigma_c^2(k)-A_c(k)[\varsigma_c+\\&B_c(k)]^2+B_c^2(k)\end{aligned}\tag{40}$$

同样地，$\Delta Y_2(k)$ 表示为

$$\Delta Y_2(k)=\frac{1}{\eta_a(k)}(\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}^{\mathrm{T}}(k+\Delta k)\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k+\Delta k)-\tilde{W}_{a2}^{\mathrm{T}}(k)\tilde{W}_{a2}(k))\tag{41}$$

$$\begin{aligned}\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k+\Delta k)&=\boldsymbol{W}_{a2}(k+\Delta k)-\boldsymbol{W}^{*}(k+\Delta k)=\\&\boldsymbol{W}_{a2}(k)-\frac{1}{2}\eta_a(k)\boldsymbol{ah}_2^{\mathrm{T}}(k)\{\boldsymbol{W}_c^{\mathrm{T}}(k)[1-\boldsymbol{ch}_2^{2}(k)]\delta(k)\}-\boldsymbol{W}^{*}(k+\Delta k)=\tilde{\boldsymbol{W}}_{a2}(k)-\\&\frac{1}{2}\eta_a(k)\boldsymbol{ah}_2^{\mathrm{T}}(k)\{\boldsymbol{W}_c^{\mathrm{T}}(k)[1-\boldsymbol{ch}_2^{2}(k)]\delta(k)\}\end{aligned}\tag{42}$$

将式(42)代入式(41)，并定义 $A_a(k)=1-\eta_a(k)\boldsymbol{ah}_2(k)\boldsymbol{ah}_2^{\mathrm{T}}(k)$，$B_a(k)=\boldsymbol{W}_c^{\mathrm{T}}(k)[1-\boldsymbol{ch}_2^{2}(k)]\delta(k)$，所以，$\Delta Y_2(k)$ 可以被表示为

$$\Delta Y_2(k)=-\varsigma_a(k)B_a(k)-\frac{1}{4}A_a(k)B_a^{2}(k)+\frac{1}{4}B_a^{2}(k)\tag{43}$$

因此，建立的 Lyapunov 函数的一阶差分 $\Delta Y(k)$ 可以表示为

$$\begin{aligned}\Delta Y(k)=\Delta Y_1(k)+\Delta Y_2(k)=&-\varsigma_c^2(k)-A_c(k)\cdot\\&[\varsigma_c+B_c(k)]^2+B_c^2(k)-\varsigma_a(k)B_a(k)-\\&\frac{1}{4}A_a(k)B_a^2(k)+\frac{1}{4}B_a^2(k)\end{aligned}\tag{44}$$

根据假设 2，有 $\|B_c(k)\|\leqslant B_{cm}$，$\|B_a(k)\|\leqslant B_{am}$，则 $\Delta Y(k)$ 可以表示为

$$\begin{aligned}\Delta Y(k)\leqslant&-\varsigma_c^{2}(k)-A_c(k)[\varsigma_c+B_c(k)]^2-\\&\varsigma_a(k)B_a(k)-\frac{1}{4}A_a(k)B_a^{2}(k)+B_{cm}^2(k)+\\&\frac{1}{4}B_{am}^2(k)\end{aligned}\tag{45}$$

$$\begin{cases}\eta_c(k)\leqslant\dfrac{1}{\boldsymbol{ch}_2(k)\boldsymbol{ch}_2^{\mathrm{T}}(k)}\\ \eta_a(k)\leqslant\dfrac{1}{\boldsymbol{ah}_2(k)\boldsymbol{ah}_2^{\mathrm{T}}(k)}\\ |\varsigma_c(k)|\geqslant\sqrt{B_c(k)}\\ |\varsigma_a(k)|\geqslant\dfrac{1}{4}B_a(k)\end{cases}\tag{46}$$

当满足式(46)的不等式时，有 $\Delta Y(k)\leqslant 0$。

根据Lyapunov稳定性定理，可知 $\boldsymbol{W}_{c2}^{*}$、$\boldsymbol{W}_{a2}^{*}$、$\boldsymbol{W}_{c2}(k)$、$\boldsymbol{W}_{a2}(k)$ 是 UUB 的。再根据 $f_e(k)=\boldsymbol{ah}_2(k)\cdot\boldsymbol{W}_{a2}(k)$ 可知，系统控制输入 $f_e(k)$ 是 UUB 的，由式(32)构建的鲁棒补偿器可知鲁棒补偿器的输出可以收敛于一个常数 P^{*}，所以，根据式(33)可知系统的总控制输入是有界的。进而根据 $J(k)=\boldsymbol{ch}_2(k)\cdot\boldsymbol{W}_{c2}(k)$ 可知，$J(k)$ 是 UUB 的。

由于评价网络的输入为 $\boldsymbol{x}_c(k)=[e(k),e(k-1),e(k-2),F_e(k)]$，$f_e(k)$ 是 UUB 的，且评价网络的输出得到最优，即 $J(e(k),e(k-1),e(k-2))=0$，则

评价网络的输入达到最优，有结论 $[e(k),e(k-1),e(k-2)]=0$。

由 $e(k)=v^*-v(k)$，$e(k-1)=v^*-v(k-1)$，$e(k-2)=v^*-v(k-2)$ 可知，$v^*-v(k)=0$，$v^*-v(k-1)=0$，$v^*-v(k-2)=0$，即系统的速度收敛于速度参考信号。综上，闭环系统的跟踪误差、控制输入以及状态量是 UUB 的，即闭环系统是 UUB 的。

4　仿真验证

仿真实验中 PPMLM 的参数见表 1。

表 1　PPMLM 参数

Tab. 1　Parameters of PPMLM

参数	数值	参数	数值
电机质量 M/kg	15.5	初级电阻 R/Ω	1.8
粘性摩擦系数 B/(kg/s)	0.1	电枢极对数 n_p	4
永磁体极距 τ/mm	45	d 轴电感 L_d/mH	2.7
永磁体磁链 ψ_f/Wb	0.28	q 轴电感 L_q/mH	2.7

首先采用 MATLAB/Simulink 仿真软件验证基于 ADHDP 控制方案的有效性，分别将传统 PI 控制器和基于 ADHDP 的速度控制器进行对比，经过反复调试仿真，最后得到各个控制器的最优参数以及最优速度曲线；其中：直接推力控制系统推力滞环控制器参数为 ±0.01；磁链滞环控制器参数为 ±0.001，采样时间为 2 s；PI 控制器参数为 K_p=1 000，K_i=100 000；ADHDP 控制器的参数如前文所述；对评价网络取 4-10-1 的网络结构，执行网络取 3-8-1 的网络结构，2 个网络的学习率都为式(31)所设计的自适应学习率，评价网络初始权值取为 0~1 的随机数，执行网络的初始权值取 80~100 的随机数，2 个神经网络的逼近误差分别为 E_c=10^{-5}、E_a=10^{-5}，2 个神经网络的训练次数都设置为 100 次，$\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{C}$= diag[1,1,1]，折扣因子 γ=0.9，f_c=12，f_s=18，f_{ripm}=35，v_s=0.6，$\varphi_0=0$，鲁棒补偿项中参数 β 初始值为 109。

为验证所提方案的有效性，在相同仿真时间内，设置以下 4 种不同条件进行速度对比。

(1)在速度恒定的条件下，带 100 N 负载启动，在 0.65 s 时突加 400 N 负载，在 1.30 s 时突减 200 N 负载。

(2)在带 100 N 负载恒定的条件下，速度初始为 1.00 m/s，在 0.65 s 时速度阶跃到 1.05 m/s，在 1.30 s 时速度阶跃到 1.15 m/s。

(3)在带 100 N 负载恒定的条件下，速度恒为 1.00 m/s，在 0.65 s 时将电机动子质量变为 25.5 kg，在 1.30 s 时电机动子质量变为 20.5 kg。

(4)在带 100 N 负载恒定的条件下，速度恒为 1.00 m/s，在 0.50 s 时将电机的电感、电阻参数增加原值的 10%。

2 种控制方案突加负载时的速度变化曲线和速度阶跃跟踪曲线分别如图 4 和图 5 所示。

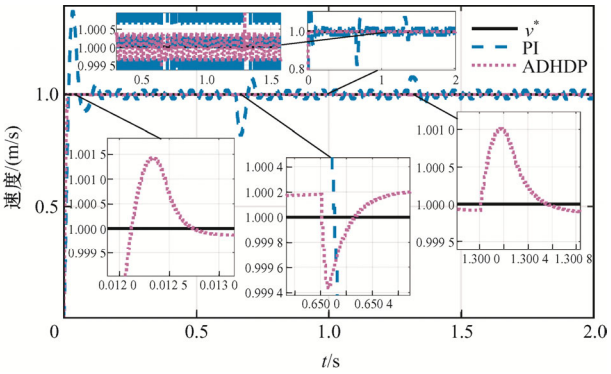


图 4　2 种控制方案突加负载时的速度变化曲线

Fig. 4 Speed curves of two control schemes under sudden load

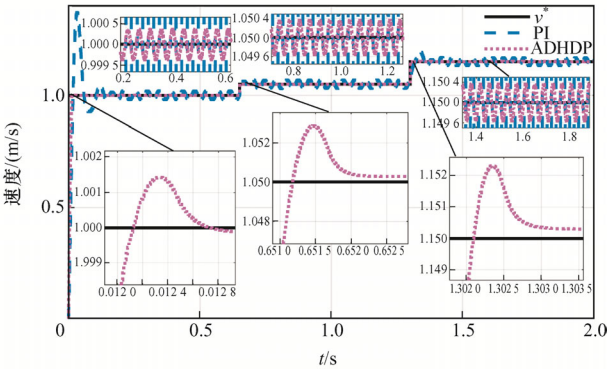


图 5　2 种控制方案速度阶跃跟踪曲线

Fig. 5 Speed step tracking curves of two control schemes

从图 4 中可以看出，基于 ADHDP 的速度控制器控制效果明显优于 PI 速度控制器，无论是从超调量、收敛速度、误差精度还是抗扰动的效果，基于 ADHDP 的速度控制器都优于 PI 速度控制器。

从 2 种算法的速度曲线对比可以看出，基于 ADHDP 的速度曲线在 PPMLM 带 100 N 负载启动后的 0.012 7 s 收敛到期望的速度曲线，仅发生了 0.001 425 m/s 的超调，而后快速平稳地收敛。在 0.65 s 时突加 400 N 负载，基于 ADHDP 的速度控制器在 0.65 s 发生了 0.000 56 m/s 的下降，而后的 0.000 5 s 收敛到期望的速度值，在 1.30 s 减少 200 N 负载时发生了 0.001 m/s 上升，而后的 0.000 6 s 收敛。基于 ADHDP 的速度控制器在 3 个阶段稳态后的稳态误差约为 0.000 4 m/s，PI 控制器的稳态误差约为 0.02 m/s。所以本文提出的控制算法在突加负载扰动情况下提高了系统的速度跟踪精度、抗扰动能力及鲁棒性。

从图 5 中可以看出，虽然基于 ADHDP 的速度控制器和 PI 控制器都可以很好地跟踪阶跃变化的速度曲线，但是基于 ADHDP 的速度控制器具有更快的收敛速度以及更平滑的过渡过程。基于 ADHDP 速度控制器在速度阶跃到 1.05 m/s 时发生 0.002 8 m/s 的超调后经 0.002 s 后收敛，在速度阶跃到 1.15 m/s 时发生 0.002 3 m/s 的超调后经 0.003 s 后收敛，所以基于 ADHDP 的速度控制器在速度跟踪时同样具有更好的控制性能和跟踪精度，具有良好的鲁棒性。

PI 控制器与 ADHDP 控制器负载变化时的推力曲线如图 6 所示。

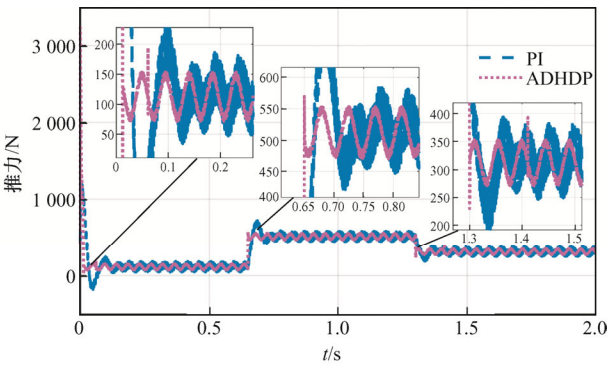


图 6 PI 控制器与 ADHDP 控制器负载变化时的推力曲线

Fig. 6 Thrust force curves of PI and ADHDP controllers when load changes

从图 6 推力曲线可以看出，基于 ADHDP 的方法具有更小的推力波动，带 100 N 负载启动后，推力稳定在 70~150 N。在负载增加到 500 N 稳定运行后，推力稳定在 470~550 N 之间，在负载减小到 300 N 稳定运行后，推力稳定在 270~350 N，推力波动大约为 40 N，对比于传统 PI 控制的推力波动约为 65 N，推力波动减少了许多，有效改善了推力滞环控制器所带来的波动影响。

PI 控制器和基于 ADHDP 控制器的三相电流变化曲线分别如图 7 和图 8 所示。

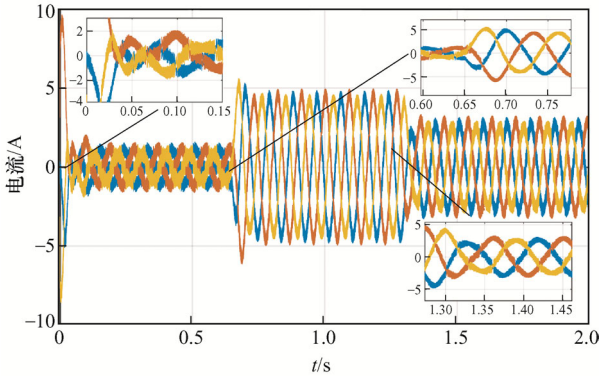


图 7 PI 控制器三相电流变化曲线

Fig. 7 Three-phase current curves of PI controller

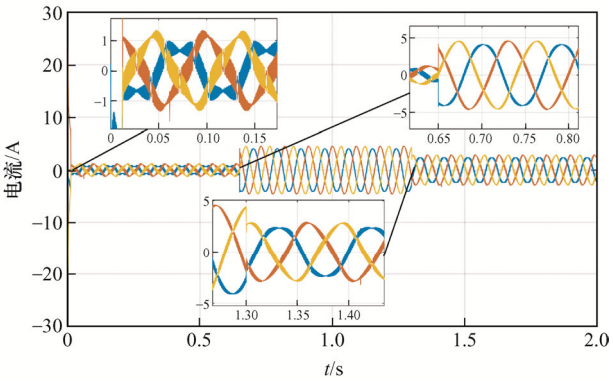


图 8 基于 ADHDP 控制器三相电流变化曲线

Fig. 8 Three-phase current curves based on ADHDP controller

从图 7 和图 8 的 PPMLM 的三相电流可以看出，后者的三相电流曲线可以更快地收敛并且畸变程度更小。

PI 控制器和基于 ADHDP 控制器的磁链轨迹分别如图 9 和图 10 所示。

从图 9、图 10 的磁链轨迹可以看出，虽然 PI 控制器与改进后控制器的磁链轨迹都接近理想的圆形，但是基于 ADHDP 控制器的磁链脉动更小，

减少了磁链滞环控制器所带来的磁链波动影响。

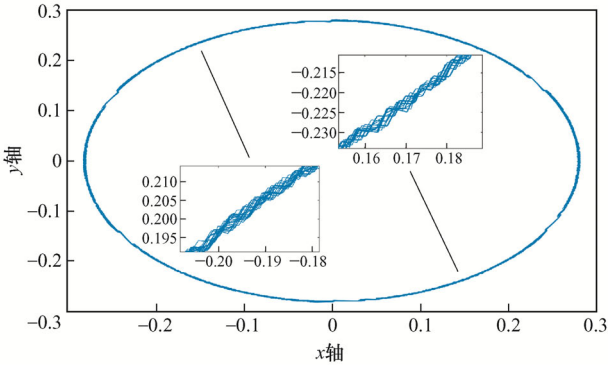


图 9　PI 控制器磁链轨迹

Fig. 9 Flux trajectory of PI controller

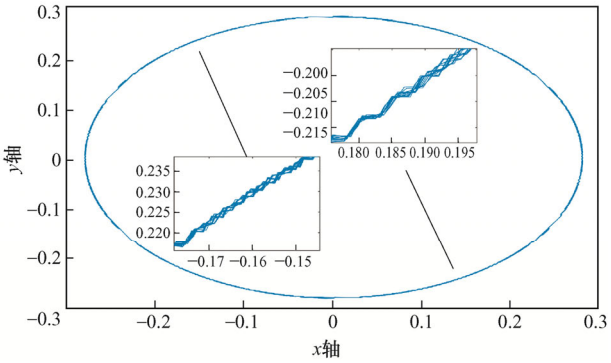


图 10　基于 ADHDP 控制器磁链轨迹

Fig. 10 Flux trajectory of ADHDP controller

基于ADHDP速度控制器动子质量变化和电机参数变化时的速度跟踪曲线如图 11 和图 12 所示。

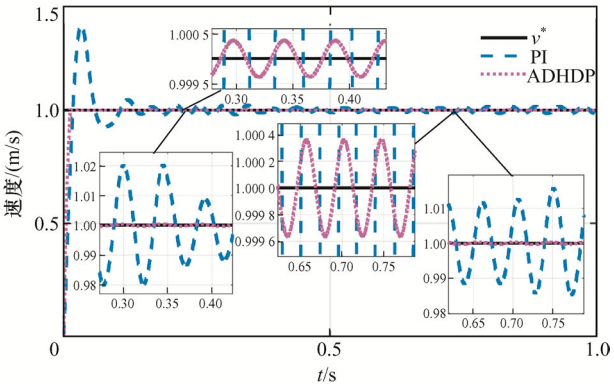


图 11　基于 ADHDP 速度控制器动子质量变化时速度跟踪曲线

Fig. 11 Speed tracking curves based on ADHDP speed controller under changes in mover mass

从图 11 中可以看出，在电机动子质量发生改变的时候基于ADHDP的速度控制器的速度跟踪曲线几乎未发生改变，而 PI 控制器的速度曲线存在些许波动，所以本文提出的数据驱动控制方法，当电机动子质量发生变化的时候，在一定程度上可以保持原有的速度跟踪状态。从图 12 中可以看出，在电机参数发生改变时基于ADHDP的速度控制器的速度跟踪曲线几乎未发生改变，而 PI 控制器的速度曲线发生了短暂的向下超调，所以本文提出的数据驱动控制方法在当电机参数发生变化时，在一定程度上可以保持原有的速度跟踪状态。

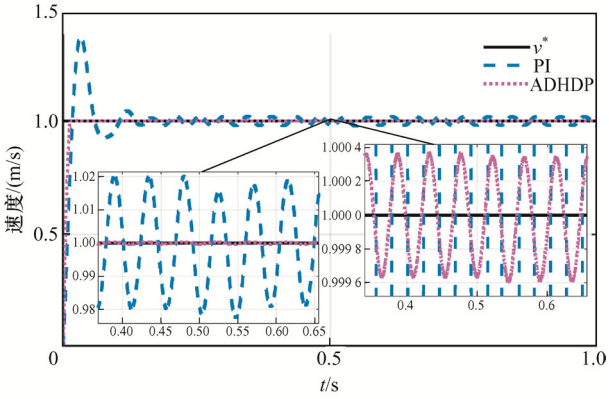


图 12　基于 ADHDP 速度控制器电机参数变化时速度跟踪曲线

Fig. 12 Speed tracking curves based on ADHDP speed controller under changes in motor parameters

5　结语

为提高 PPMLM 直接推力控制系统的控制精度及抗扰动能力，同时抑制推力波动，本文设计了一种带有鲁棒补偿项的 ADHDP 速度控制算法，该算法在提高跟踪精度的同时也使得系统具有更强的抗扰动能力。仿真结果表明，ADHDP 提高了系统的速度跟踪性能，减少了推力波动并提高了系统抗扰动的能力，而且在 ADHDP 控制算法中增加了鲁棒补偿项，可以有效补偿 BP 神经网络的逼近误差，从而进一步提高系统的控制性能和鲁棒性。

参考文献：

[1] 杨雄, 张凤阁, 王秀平. 轨道交通用初级永磁型直线电机电磁特性分析[J]. 电气工程学报, 2018, 13(5): 1-7.
Yang Xiong, Zhang Fengge, Wang Xiuping. Electromagnetic characteristics analysis of primary permanent

magnet linear motor for rail transit [J]. Journal of Electrical Engineering, 2018, 13(5): 1-7. (in Chinese)

[2] 沈燚明, 卢琴芬. 初级励磁型永磁直线电机研究现状与展望[J]. 电工技术学报, 2021, 36(11): 2325-2343.
Shen Yiming, Lu Qinfen. Overview of permanent magnet linear machines with primary excitation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(11): 2325-2343. (in Chinese)

[3] 杜怿, 程明, 邹国棠. 初级永磁型游标直线电机设计与静态特性分析[J]. 电工技术学报, 2012, 27(11): 22-30.
Du Yi, Cheng Ming, Zou Guotang. Design and analysis of a new linear primary permanent magnet vernier machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(11): 22-30. (in Chinese)

[4] Cui Fengrui, Sun Zhaolong, Xu Wei, et al. Optimization analysis of long primary permanent magnet linear synchronous motor [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2021, 31(8): 0603504.

[5] 郑美茹, 王圣, 王丰, 等. 基于分数阶次符号函数的永磁同步电机滑模控制技术[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 56-62.
Zheng Meiru, Wang Sheng, Wang Feng, et al. The sliding-mode control based on fractional order sign function of permanent magnet synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(9): 56-62. (in Chinese)

[6] 付东学, 赵希梅. 永磁直线同步电机自适应反推全局快速终端滑模控制[J]. 电工技术学报, 2020, 35(8): 1634-1641.
Fu Dongxue, Zhao Ximei. Adaptive backstepping global fast terminal sliding mode control for permanent magnet linear synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(8): 1634-1641. (in Chinese)

[7] 姬相超, 赵希梅. 永磁直线同步电动机的自适应时滞控制[J]. 电工技术学报, 2020, 35(6): 1231-1238.
Ji Xiangchao, Zhao Ximei. Adaptive time delay control of permanent magnet linear synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(6): 1231-1238. (in Chinese)

[8] 王安鹏, 黄旭珍, 李立毅, 等. 永磁直线同步电机的变权重系数多步模型预测电流控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(22): 8332-8343.
Wang Anpeng, Huang Xuzhen, Li Liyi, et al. Variable weight coefficient multi-step model predictive current control method for permanent magnet linear synchronous motor [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(22): 8332-8343. (in Chinese)

[9] 陈晓, 赵文祥, 吉敬华, 等. 考虑边端效应的双边直线永磁游标电机模型预测电流控制[J]. 电工技术学报, 2019, 34(1): 49-57.
Chen Xiao, Zhao Wenxiang, Ji Jinghua, et al. Model predictive current control of double-side linear vernier permanent magnet machines considering end effect [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(1): 49-57. (in Chinese)

[10] 金鸿雁, 赵希梅, 王天鹤. 基于扰动观测器的永磁直线同步电动机自适应反推互补滑模控制[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(6): 2356-2365.
Jin Hongyan, Zhao Ximei, Wang Tianhe. Adaptive backstepping complementary sliding mode control based on disturbance observer for permanent magnet linear synchronous motor [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(6): 2356-2365. (in Chinese)

[11] 方馨, 王丽梅, 张康. 基于扰动观测器的永磁直线电机高阶非奇异快速终端滑模控制[J]. 电工技术学报, 2023, 38(2): 409-421.
Fang Xin, Wang Limei, Zhang Kang. High order nonsingular fast terminal sliding mode control of permanent magnet linear motor based on disturbance observer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(2): 409-421. (in Chinese)

[12] 赵希梅, 金鸿雁. 基于 Elman 神经网络的永磁直线同步电机互补滑模控制[J]. 电工技术学报, 2018, 33(5): 973-979.
Zhao Ximei, Jin Hongyan. Complementary sliding mode control for permanent magnet linear synchronous motor based on Elman neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(5): 973-979. (in Chinese)

[13] 赵希梅, 金洋洋, 王丽梅. PMLSM 伺服系统的自适应 RBFNN 反推控制[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(4): 149-157.
Zhao Ximei, Jin Yangyang, Wang Limei. Adaptive RBFNN backstepping control for PMLSM servo system

[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(4): 149-157. (in Chinese)

[14] Ali Masood Cheema M, Fletcher J E, Xiao Dan, et al. A direct thrust control scheme for linear permanent magnet synchronous motor based on online duty ratio control [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(6): 4416-4428.

[15] Karimi H, Vaez-Zadeh S, Rajaei Salmasi F. Combined vector and direct thrust control of linear induction motors with end effect compensation [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2016, 31(1): 196-205.

[16] 苗雨, 赵希梅. 基于智能分数阶互补滑模的PMLSM直接推力控制[J]. 微特电机, 2022, 50(4): 46-51.
Miao Yu, Zhao Ximei. Direct thrust force control based on intelligent fractional complementary sliding mode for PMLSM [J]. Small & Special Electrical Machines, 2022, 50(4): 46-51. (in Chinese)

[17] Ali Masood Cheema M, Fletcher J E, Farshadnia M, et al. Sliding mode based combined speed and direct thrust force control of linear permanent magnet synchronous motors with first-order plus integral sliding condition [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(3): 2526-2538.

[18] Sun Xiaodong, Wu Minkai, Yin Chunfang, et al. Model predictive thrust force control for linear motor actuator used in active suspension [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(4): 3063-3072.

[19] 赵文祥, 吴彬玉, 陈前, 等. 基于抗饱和PI控制器和占空比调制的直线游标永磁电机直接推力控制[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 175-180.
Zhao Wenxiang, Wu Binyu, Chen Qian, et al. Direct thrust force control of linear vernier PM motor based on antiwindup PI controller and duty ratio modulation [J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 175-180. (in Chinese)

[20] Lin F J, Teng Litao, Chu Hen. A robust recurrent wavelet neural network controller with improved particle swarm optimization for linear synchronous motor drive [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2008, 23(6): 3067-3078.

[21] 林小峰, 宋绍剑, 宋春宁. 基于自适应动态规划的智能优化控制[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
Lin Xiaofeng, Song Shaojian, Song Chunning. Intelligent Optimal Control Based on Adaptive Dynamic Programming [M]. Beijing: Science Press, 2013. (in Chinese)

[22] Khiabani A G, Heydari A. Optimal torque control of permanent magnet synchronous motors using adaptive dynamic programming [J]. IET Power Electronics, 2020, 13(12): 2442-2449.

[23] El-Sousy F F M, Amin M M, Al-Durra A. Adaptive optimal tracking control *via* actor-critic-identifier based adaptive dynamic programming for permanent-magnet synchronous motor drive system [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2021, 57(6): 6577-6591.

[24] Li Shuhui, Won H, Fu Xingang, et al. Neural-network vector controller for permanent-magnet synchronous motor drives: simulated and hardware-validated results [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(7): 3218-3230.

[25] Zhang Jilie, Zhang Huaguang, Liu Zhenwei, et al. Model-free optimal controller design for continuous-time nonlinear systems by adaptive dynamic programming based on a precompensator [J]. ISA Transactions, 2015, 57: 63-70.

[26] Mu Chaoxu, Zhang Yong, Gao Zhongke, et al. ADP-based robust tracking control for a class of nonlinear systems with unmatched uncertainties [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(11): 4056-4067.

[27] 王睿, 孙秋野, 张化光. 微电网的电流均衡/电压恢复自适应动态规划策略研究[J]. 自动化学报, 2022, 48(2): 479-491.
Wang Rui, Sun Qiuye, Zhang Huaguang. Research on current sharing/voltage recovery based adaptive dynamic programming control strategy of microgrids [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(2): 479-491. (in Chinese)

[28] 张化光, 张欣, 罗艳红, 等. 自适应动态规划综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(4): 303-311.
Zhang Huaguang, Zhang Xin, Luo Yanhong, et al. An overview of research on adaptive dynamic programming [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(4): 303-311. (in Chinese)

[29] 孙宜标, 闫峰, 刘春芳. 基于 μ 理论的永磁直线同步电

机鲁棒重复控制[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(30): 52-57.

Sun Yibiao, Yan Feng, Liu Chunfang. Robust repetitive control for permanent-magnet linear synchronous motor based on μ theory [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(30): 52-57. (in Chinese)

[30] Liu Derong, Wei Qinglai. Policy iteration adaptive dynamic programming algorithm for discrete-time nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(3): 621-634.



王秀平

作者简介：

王秀平(1978—)，男，博士，教授。研究方向：特种电机及其控制技术。E-mail：wangxp@sie.edu.cn。

姚舜禹(1996—)，男，中国电源学会会员，通信作者，硕士研究生。研究方向：新型电机及其控制技术。E-mail：15712327235@163.com。

曲春雨(1979—)，女，硕士，副教授。研究方向：新能源汽车驱动电机及其控制。E-mail：qu434@163.com。

(责任编辑：陈国珍)



公益广告来源：中国文明网