

基于果蝇-蛙跳模糊神经网络 PID 的永磁直线同步电机控制

乔维德

(无锡开放大学, 江苏 无锡 214011)

摘要: 针对永磁直线同步电机(PMLSM)伺服系统存在的非线性、时变性及强耦合性,设计一种基于模糊神经网络 PID 的速度控制策略,通过融合果蝇优化算法和蛙跳算法形成果蝇-蛙跳算法,实时调整优化模糊神经网络的结构参数,输出适用于 PID 控制器的最佳参数 k_p 、 k_i 、 k_d ,实现 PMLSM 速度控制的自适应和智能化。仿真分析与试验结果表明,采用基于果蝇-蛙跳算法优化的模糊神经网络 PID 速度控制器,能使 PMLSM 控制系统取得更加优良的控制效果。

关键词: 永磁直线同步电机; 模糊神经网络; 果蝇-蛙跳算法; PID 控制

中图分类号: TM 301.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2017)11-0055-06

Permanent Magnet Linear Synchronous Motor PID Control Based on Fruit Fly Optimization Algorithm-Frog Leaping Algorithm and Fuzzy Neural Network

QIAO Weide

(Wuxi Open University, Wuxi 214011, China)

Abstract: According to the nonlinear, time-varying and strong coupling of the servo system of permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM), a speed control strategy based on fuzzy neural network PID was designed, through fruit fly optimization algorithm (FOA) and frog leaping algorithm (FLA) made fruit fly optimization algorithm-frog leaping algorithm (FOA-FLA), it real time adjust and optimized the structure parameters of fuzzy neural network, the output were suitable for PID controller of the best parameters k_p 、 k_i 、 k_d , it had realized adaptive and intelligent control for PMLSM speed control. Simulation analysis and experimental results showed that, Using the PID speed controller of fuzzy neural network based on FOA-FLA, the permanent magnet linear synchronous motor control system could get better control effect.

Key words: permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM); fuzzy neural network; fruit fly optimization algorithm-frog leaping algorithm (FOA-FLA); PID control

0 引言

相对于旋转电机而言,由永磁直线同步电机(Permanent Magnet Linear Synchronous Motor, PMLSM)组成的直线伺服系统,因为省略了从旋转电机至工作台之间的所有机械传动环节,能够直接将电能转化为直线运动机械能,并不需要任何中间转换机构,具有结构简单、高速度、高精度、高耐久性、直接驱动等优点,目前已在机器人、高精度数控

机床、半导体制造等工业控制领域得到广泛应用。但是,在 PMLSM 直接驱动系统中,直线同步电机和工作台之间缺少了中间的缓冲机构和环节,使得系统参数变化、负载干扰、推力波动、摩擦力等不确定因素直接作用并影响 PMLSM,加大了 PMLSM 系统控制难度^[1],再加之直线电机系统属于多变量、参数时变、强耦合性的非线性系统,从而大大影响了直线同步电机控制系统的控制性能。为此,需要采取有效的控制方案,尤其对 PMLSM 控制系统的

控制器进行重新设计,以削弱甚至消除系统参数扰动、外界扰动等因素对系统控制性能的影响。

以往 PMLSM 调速系统中的速度控制器采用传统 PID 控制方法,尽管 PID 算法简单,且有一定的控制精度,但仍为线性控制,远不能满足 PMLSM 非线性系统高精度、快响应的要求。因此,很多学者提出 PID 控制与人工智能相结合的技术方案,设计了模糊 PID 控制器、模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)PID 控制器等。从已有研究文献分析, FNN PID 控制器中用于优化 FNN 的学习算法主要采取 BP 算法、遗传算法等,但在学习训练中存在学习过程长、易于早熟等问题。因此,本文设计 FNN PID 控制器作为 PMLSM 控制系统的速度控制器,且将果蝇优化算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)、蛙跳算法(Frog Leaping Algorithm, FLA)相融合生成一种新型的果蝇-蛙跳混合算法(FOA-FLA),利用该算法在线优化 FNN 结构参数并输出 PID 最优参数,从而更好地满足 PMLSM 伺服控制系统的性能要求。仿真分析与试验结果表明, PMLSM 系统采取 FNN PID 速度控制策略,系统响应快、无超调、控制精度高、鲁棒性及抗扰动能力强,从而能更加精准地实现 PMLSM 速度控制。

1 PMLSM 的数学模型

PMLSM 应用矢量控制策略,采用坐标变换方法,建立 d 、 q 坐标轴模型下的数学模型^[2]。

PMLSM 的电压和磁链方程表达式为

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \frac{\pi}{\tau} v \psi_q \\ u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \frac{\pi}{\tau} v \psi_d \\ \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (1)$$

PMLSM 的电磁推力表达式为

$$F_e = \frac{3}{2} \frac{\pi}{\tau} (\psi_d i_q - \psi_q i_d) \quad (2)$$

PMLSM 的机械运动方程表示为

$$M \frac{dv}{dt} = F_e - F_L - Bv \quad (3)$$

式中: u_d 、 u_q —— d 、 q 轴电压;

i_d 、 i_q —— d 、 q 轴电流;

L_d 、 L_q —— d 、 q 轴电感;

ψ_d 、 ψ_q —— d 、 q 轴的绕组磁链;

ψ_f ——定子永磁体磁链;

R_s ——绕组电阻;

τ ——电机极距;

F_e ——直线电机的电磁推力;

F_L ——直线电机的负载阻力;

B ——粘滞摩擦因数;

v ——直线电机的机械运动速度;

M ——直线电机的质量。

PMLSM 具有参数时变性、非线性、强耦合性、受负载扰动影响大等特点和问题,如果仍采用传统的线性控制方法(如 PID 控制),则会极大地影响对 PMLSM 系统的控制效果。

2 PMLSM 控制系统结构

PMLSM 控制系统结构原理如图 1 所示。该控制系统主要由速度环、电流环组成,电流环含有 $i_d=0$ 控制器和 i_q 控制器,电流环设计为传统的 PID 调节器,电流环的输入取决于速度环的控制输出。PMLSM 的参考给定速度 v_r 与实际速度值 v 比较后差值送入速度控制器,由速度控制器输出 q 轴参考电流 i_q^* ,并得到 d 轴和 q 轴电压值,通过坐标变换求取 α 轴和 β 轴的参考电压,再利用空间矢量脉宽调制技术产生电压源型逆变器的驱动信号,以有效控制 PMLSM。本系统中,速度控制器的控制性能好坏将直接影响电流环及 PMLSM 系统的整体控制性能,为此速度控制器设计为 FNN PID 控制器,并利用 FOA-FLA 在线优化 FNN 的结构参数,通过学习训练好的 FNN 输出 PID 控制器的最佳控制参数 k_p 、 k_i 、 k_d ,从而极大提升系统的控制性能。

3 FNN PID 控制器

基于 FNN PID 控制器的 PMLSM 控制系统,将 PMLSM 的速度差值 e 及其变化率 $ec = de/dt$ 作为模 FNN 的输入量, FNN 输出 PID 控制器运算所需的最优参数 k_p 、 k_i 、 k_d , PID 控制器采用增量式 PID 运算,其输出 $u(k)$ 算式为

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + \Delta u(k) = \\ & k_p [e(k) - e(k-1)] + k_i e(k) + \\ & k_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{aligned} \quad (4)$$

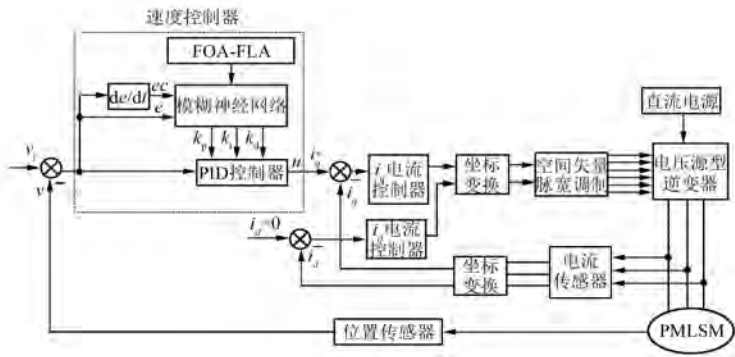


图1 PMLSM 控制系统结构原理图

FNN 结构如图 2 所示。网络由输入层 (i 层)、隶属函数层 (j 层)、规则层 (k 层)、输出层 (O 层) 组成^[3]。

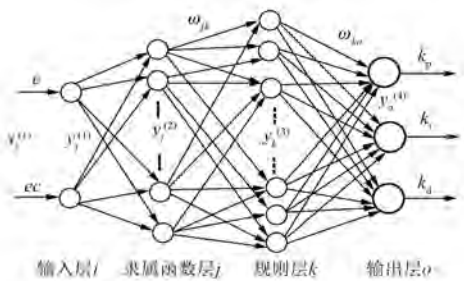


图2 FNN 结构示意图

(1) 第 1 层为输入层。该层有 2 个神经元，通过作用函数 $f_i^{(1)}$ 直接将转速误差 e 及其变化率 ec 传递到下一层。第一层输出为

$$net_i^{(1)} = x_i^{(1)} \quad i = 1, 2 \tag{5}$$

$$y_i^{(1)} = f_i^{(1)}[net_i^{(1)}] = x_i^{(1)} \quad i = 1, 2 \tag{6}$$

(2) 第 2 层为隶属函数层或模糊化层。该层主要用来计算各输入量的隶属度值, 对其进行模糊化处理。每个输入量都各自用模糊子集 {ND、NM、NX、ZE、PX、PM、PD} 来表示, 其中, ND、PD 分别代表为负大、正大, NM、PM 分别代表负中、正中, NX、PX 分别代表负小、正小, ZE 为零。该层的输出为各节点输入变量对应模糊子集的隶属度函数, 这里采取高斯型函数作为隶属度函数。该层共有 14 个节点, 第 j 个节点的输出与输入的关系为

$$y_j^{(2)} = f_j^{(2)}[net_j^{(2)}] = \exp[net_j^{(2)}] = \exp\left\{-\frac{[x_i^{(2)} - m_{ij}]^2}{(\delta_{ij})^2}\right\}$$

$i = 1, 2; j = 1, 2 \cdots 7$ (7)
式中: m_{ij}, δ_{ij} —— $x_i^{(2)}$ 的隶属度高斯函数的均值和标准差。

(3) 第 3 层为模糊规则层。该层通过与上一层隶属函数层的连接, 实现模糊规则的合理匹配及其神经元各节点之间的模糊推理运算。根据 PMLSM 系统特点及其对速度控制的要求, PID 控制器的参数 k_p 与输入量 e, ec 之间的模糊规则如表 1 所示, k_i, k_d 与 e, ec 之间的模糊规则与表 1 类似(此处略)。

表 1 k_p 与 e, ec 间的模糊规则

k_p	e						
	ND	NM	NX	ZE	PX	PM	PD
ND	PD	PD	PM	PM	PX	ZE	ZE
NM	PD	PD	PM	PX	PX	ZE	ZE
NX	PM	PM	PM	PX	ZE	NX	NX
ec	ZE	PM	PM	PM	ZE	NX	NM
	PX	PX	PX	ZE	NX	NX	NM
	PM	PX	ZE	NX	NX	NM	ND
	PD	ZE	ZE	NX	NM	NM	ND

该层中每个节点神经元均对应 1 条模糊逻辑运算规则。从表 1 可以生成 k_p 的模糊推理规则 49 条, 所以 k_p, k_i, k_d 共有对应模糊规则 147 条, 即模糊规则层共含有 147 个神经元。该层输出可表示为

$$y_k^{(3)} = f_k^{(3)}[net_k^{(3)}] = \prod_j \omega_{jk} x_j^{(3)}, \quad k = 1, 2 \cdots 49 \tag{8}$$

式中: $x_j^{(3)}$ ——规则层中的第 j 个输入量;

ω_{jk} ——隶属函数与规则层之间的连接权值。

(4) 第4层为输出层。该层共有3个节点, 输出量为规则层输出信号经处理后的总和。

$$y_o^{(4)} = f_o^{(4)}[net_o^{(4)}] = \sum_k \omega_{ko} x_k^{(4)} \quad k = 1, 2, \dots, 49; o = 3 \quad (9)$$

式中: $x_k^{(4)}$ ——抵达第4层的第 k 个输入量;

ω_{ko} ——第3层与第4层间的连接权值;

$y_o^{(4)}$ 的3个输出量 $y_1^{(4)}$ 、 $y_2^{(4)}$ 、 $y_3^{(4)}$ 分别对应PID控制器的比例、积分、微分常数 k_p 、 k_i 及 k_d 值。

在以上FNN结构模型中,第2层的14个节点中高斯函数的均值 m_{ij} 和标准差 δ_{ij} 以及第3、4层间的连接权值 ω_{ko} 均需要调整和优化。

4 FNN的学习算法及其训练

可调参数 m_{ij} 、 δ_{ij} 、 ω_{jk} 、 ω_{ko} 对FNN PID速度控制器的控制性能有着重要影响, FNN通过对结构参数的不断学习和训练, 从而取得本系统期望控制效果的PID控制器参数 k_p 、 k_i 及 k_d 。笔者应用FOA-FLA训练优化FNN结构参数, 以增强速度控制器的控制性能和鲁棒性。

4.1 FOA

FOA是由台湾中国科技大学潘文超博士于2011年新提出的一种群体智能优化算法。该算法充分利用果蝇敏锐的嗅觉和视觉功能, 通过模仿果蝇觅食行为及其特性, 实现全局寻优。FOA的主要优化过程为

第1步: 参数初始化。初始化果蝇群体规模 $groupsize$, 最大迭代次数 $maxnum$, 随机设定果蝇群体初始位置即 X_axis 、 Y_axis 。

第2步: 种群初始化。随机设置果蝇个体利用嗅觉搜索食物目标的方向及距离, 随机数 $rand$ 设为果蝇优化迭代步进值。

$$\begin{cases} X_i = X_axis + rand \\ Y_i = Y_axis + rand \end{cases} \quad (10)$$

第3步: 种群评价。因为不能确定食物的具体位置, 所以首先估算果蝇与原点之间的距离 d_i , 然后测算果蝇个体的味道浓度判定值 S_i , 接着将味道浓度判定值 S_i 代入味道浓度判别函数(也称为适应度函数 Fitness Function), 计算果蝇个体位

置的味道浓度 $taste_i$, 并从群体中寻找味道浓度最佳的果蝇个体。

$$d_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (11)$$

$$S_i = \frac{1}{d_i} \quad (12)$$

$$taste_i = Function(S_i) \quad (13)$$

$$[besttaste \quad bestindex] = \min(taste_i) \quad (14)$$

第4步: 选择操作。记录且保留最高味道浓度值 $besttaste$ 及其对应 X 、 Y 坐标轴值, 同时果蝇凭借敏锐的视觉飞向该坐标值位置, 形成新的果蝇群聚位置。

$$\begin{cases} tastebest = besttaste \\ X_axis = X(bestindex) \\ Y_axis = Y(bestindex) \end{cases} \quad (15)$$

第5步: 果蝇迭代寻优。重复按第2步、第3步进行迭代寻优, 及时判断当前果蝇最佳味道浓度是否优于前次迭代味道浓度, 若是则执行第4步。如果当前味道浓度不再优于以往迭代的味道浓度, 或者迭代次数已满足最大迭代次数 $maxnum$, 则果蝇算法结束。

4.2 FLA

FLA是在2003年由Eusuff等学者提出的一种模拟青蛙群体觅食行为的智能优化方法。对于 D 维搜索空间, N 只青蛙构成初始种群, 第 i 只青蛙设为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。将青蛙各个体按照适应度值从高到低排列, 且分成 m 个族群(子群), 每个族群(子群)又都有 k 只青蛙, 即 $N = m \times k$ 。在每个族群(子群)中, 适应度最好的解用 X_b 表示, 适应度最差的解用 X_w 表示, 全部族群中适应度最好的解用 X_g 表示。在FLA进化进程中, 需要对族群(子群)中适应度最差(青蛙)的解 X_w 进行更新计算。

$$D_j = R(X_b - X_w) \quad (16)$$

$$X_{w(new)} = X_w + D_j \quad \|D_j\| \leq D_{max} \quad (17)$$

式中: R —— $[0, 1]$ 区间上的随机数;

D_j ——在第 j 维上移动距离;

D_{max} ——青蛙位置一次更新改变的最大值。

如果 $X_{w(new)}$ 的适应值比原来解 X_w 适应值差, 则用整个蛙群最优个体 X_g 替换式中 X_b ; 然后按式(11)、式(12)执行更新操作。如果得到的 $X_{w(new)}$ 适应值依然没有变好, 则随机产生一新解(青蛙)替换原来的解 X_w (即最差青蛙)。此更新

操作不断重复进行,直至达到蛙跳算法设定的迭代次数 $\maxnum1$ 为止。

4.3 FOA-FLA

FOA 的全局搜索能力强、收敛速度快,但是该算法在反复迭代寻优进程中,向最优果蝇个体的聚集行为,极大影响种群多样性,也极易导致算法陷入局部最优,出现收敛早熟现象。FLA 具有

较强的局部深度搜寻能力。为充分发挥 FOA 和 FLA 各自优势,并弥补其不足,本文将 FOA 和 FLA 进行有机融合,形成 FOA-FLA。FOA-FLA 不仅保持 FOA 全局搜索寻优较强和收敛速度较快等性能,而且又具备 FLA 较好的局部深度搜索能力,从而有效克服 FOA 极易陷入局部最优的问题与缺陷^[4]。FOA-FLA 的运行流程如图 3 所示。

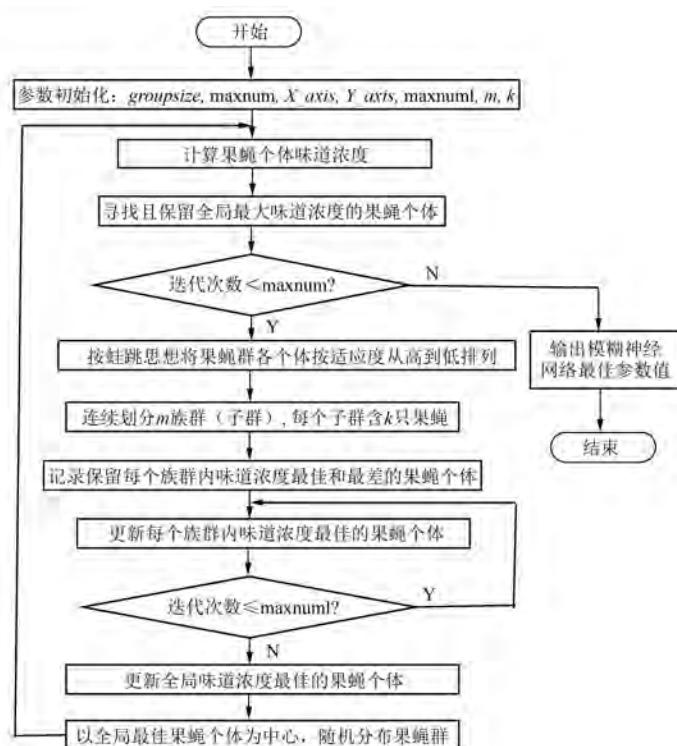


图 3 FOA-FLA 运行流程图

4.4 FNN 的训练

将 FNN 结构参数 m_{ij} 、 δ_{ij} 、 ω_{jk} 、 ω_{ko} 置于一多维向量,每一个参数均看作 FOA-FLA 中的果蝇个体。初始化种群时随机产生 N 只果蝇,每只果蝇构成一个 FNN,通过输入样本对这些 FNN 进行训练。每个 FNN 在训练样本集中的均方误差(即目标函数)为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^{47} (Y_{k,p} - Q_{k,p})^2 \quad (18)$$

式中: n ——样本个数;

$Y_{k,p}$ ——训练样本 p 在第 k 个输出节点的实际输出;

$Q_{k,p}$ ——对应的期望输出。

设定 $Fitness = 1/(MSE + 1)$ 作为测算 FOA-

FLA 的适应度函数,用来对每个果蝇个体进行适应度评价,直至搜寻到果蝇群体中的最佳个体。当 MSE 小于给定误差或者 FOA-FLA 的进化迭代次数超过最大进化迭代次数时,则 FOA-FLA 训练 FNN 过程结束。

5 仿真分析与试验验证

5.1 系统仿真

采用软件工具 MATLAB/Simulink 搭建 PMLSM 控制系统的仿真模型^[5]。仿真用 PMLSM 参数设置如下:电枢绕组电阻 $R_s = 3.25 \Omega$,电感 $L_d = L_q = 32.75 \text{ mH}$,动子质量 $M = 5.5 \text{ kg}$,极距 $\tau = 36 \text{ mm}$,粘滞摩擦因数 $B = 6 \text{ N} \cdot \text{s/m}$,永磁体磁链 $\psi_f = 0.28 \text{ Wb}$, $F_L = 200 \text{ N}$ 。FOA-FLA 参数选取如

下:果蝇种群规模 $groupsize=200$,最大混合迭代次数 $maxnum=500$,果蝇优化迭代步进值 $rand$ 在 $[-1,1]$ 内取值;FLA 的最大内迭代次数 $maxnuml=15$,族群(子群)数 $m=20$,每个族群(子群)内的个体个数 $k=10$,随机初始化果蝇群体位置(X_axis,Y_axis)为待优化 FNN 结构参数的搜索空间。在 PMLSM 电流、速度双闭环控制系统中,电流内环仍使用传统的 PID 控制器,而速度外环由本文设计的 FNN PID 控制器作为速度控制器。

为了进行对比研究,本文先后采取传统 PID 控制器、BP 算法优化的 FNN PID 控制器(BP-FNNPID)、遗传算法优化的 FNN PID 控制器(GA-FNNPID)、经 FOA-FLA 优化的 FNN PID 控制器(FOA-FLA-FNNPID),分别取代 PMLSM 控制系统中的速度控制器,图 4 为 PMLSM 的输出响应比较曲线,其中设定的给定速度为 $v_r=5\text{ mm/s}$ 的阶跃信号,曲线①、②、③、④分别表示传统 PID、BP-FNNPID、GA-FNNPID、FOA-FLA-FNNPID 4 种不同速度控制器条件下的响应曲线。由图 4 比较分析,经 FOA-FLA 优化的模糊神经网络 PID 控制器用于速度控制器时,PMLSM 控制系统的稳态误差最小,系统调整时间最短,系统跟踪响应速度也最快,具体性能对比情况列于表 2。当系统在 $t=0.21\text{ s}$ 时突减 50 N 负载时,FOA-FLA 优化的 FNN PID 控制器系统受到外界负载变化扰动的影响最小,系统的鲁棒性能最强。

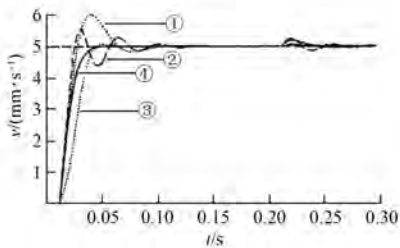


图 4 不同控制器作用下 PMLSM 系统响应曲线

5.2 试验验证

为了进一步验证 FOA-FLA 优化 FNN PID 控制器的控制性能及其控制效果,建立 PMLSM 控制试验平台,试验原理示意图如图 5 所示。试验控制芯片使用 DSP 芯片 TMS320F2812,DSP 完成 PMLSM 控制系统的数据采集、信号处理与控制等

表 2 阶跃速度信号下各控制器性能指标比较

控制器	指标参数		
	调整时间 t_s/s	超调量 $\sigma/\%$	稳态误差 $e_{ss}/\%$
PID	0.407 5	13.6	0.75
BP-FNNPID	0.143 6	6.3	0.09
GA-FNNPID	0.086 5	0.6	0.03
FOA-FLA-FNNPID	0.045 2	0	0

功能。系统控制的外围电路包括功率驱动器、逆变器电路、电流采样检测电路、示波器、PC 机、CAN 通信电路等。给定 PMLSM 的速度为 6 mm/s 阶跃信号,且在 $t=0.17\text{ s}$ 时突加 $10\text{ N}\cdot\text{m}$ 负载,采取本文设计的 FOA-FLA 优化 FNN PID 速度控制器时的速度响应曲线如图 6 所示。从图 6 可以明显观察出系统调整时间较短,超调量非常小,几乎为零,并且 $t=0.17\text{ s}$ 时因负载干扰而引起的速度变化量仅为 -0.04 mm/s ,试验取得了与上面仿真相类似的结果。试验结果进一步表明,经 FOA-FLA 优化的 FNN PID 控制器能使 PMLSM 控制系统的响应速度加快、稳态精度提高、抗扰动能力以及鲁棒性能增强。

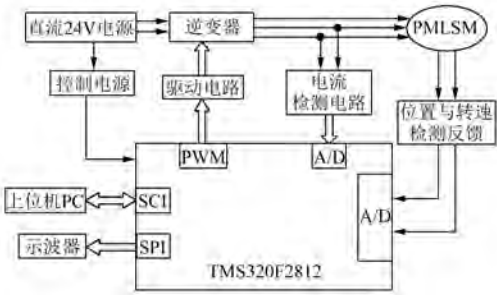


图 5 验证 FOA-FLA-FNNPID 性能的试验原理图

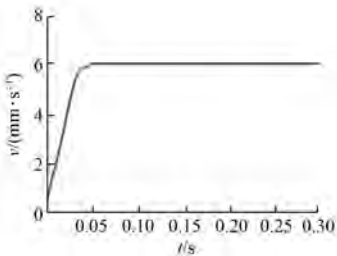


图 6 基于 FOA-FLA-FNNPID 控制的速度响应

6 结 语

针对 PMLSM 伺服系统中的非线性、不确定
(下转第 71 页)

的计算结果来看,方案2和方案3相差较小。从温度场云图来看,方案1定子铁心温度计算值偏低,与方案2和方案3相差较大。这是因为将端部绕组拉直后,端部绕组的风阻变小,使得进入定子铁心背部的风量增加,定子铁心轭部冷却效果得到加强。

从三种方案的计算结果来看,电机内部热流场的耦合比较强。端部绕组建模时的不同简化方式,直接影响电机内部流场的分布,进而影响着各部件与冷却空气的对流换热效果,因此会对电机温度场计算的准确性造成一定的影响。从电机各部件具体的温度计算结果来看,结合电机三维热流场分布云图,方案2和方案3计算结果吻合较好,可以选用方案2作为定子绕组端部建模简化方案。

4 结 语

本文针对一台感应电动机使用3种模型对其定转子的三维温度场流体场进行了仿真分析,比较了不同端部绕组建模简化方案对电机热流场仿真的影响。计算结果表明,将定子端部绕组简化为拉直向上弯折的二维结构对计算结果影响较小。这种简化方式对于快速进行电机热流场仿真、缩短电机设计周期是有益的。

【参考文献】

- [1] 丁舜年.大型电机的发热与冷却[M].北京:科学出版社,1992.

(上接第60页)

性,且在电机运行中极易受负载扰动影响等问题,本文将传统PID控制与FNN控制有机结合起来,设计一种FNN PID控制器作为PMLSM控制系统的速度控制器,并且将FOA和FLA两种群体智能算法融合形成FOA-FLA,以FOA-FLA在线优化FNN的结构参数,输出PID控制器最优参数 k_p 、 k_i 、 k_d ,从而提高PMLSM控制系统的动、静态性能。仿真与试验取得良好的优化效果,对于PMLSM的工程应用有一定的指导意义。

【参考文献】

- [1] 胡江.永磁同步直线电机智能化PID速度控制研

- [2] 刘秀杰,杨平,陈岩.发电机定子绕组温度的计算方法及评价[J].电机与控制应用,2014,41(1): 19-22.
- [3] 余中军,王东,郭云珺.汽轮发电机定转子三维温度场仿真计算[J].电机与控制应用,2013,40(11): 8-11.
- [4] JANNE N, MARKO R, JUHA P. Thermal analysis of radial-flux electrical machines with a high power density [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(10): 3543-3554.
- [5] 王淑旺,江曼,朱标龙,等.车用变频调速水冷永磁同步电机三维温度场分析[J].电机与控制应用, 2016, 43(2): 55-59.
- [6] 杨明发,张培铭.异步电动机定子全域三维温度场物理模型简化研究[J].中国电机工程学报, 2010, 30(S): 203-208.
- [7] 张桢海,迟长春,练正兵,等.高功率密度笼型异步风力发电机通风结构优化分析[J].电机与控制应用, 2015, 42(4): 53-57.
- [8] 霍菲阳,李勇,李伟力,等.大型空冷汽轮发电机定子通风结构优化方案的计算与分析[J].中国电机工程学报, 2010, 30(6): 69-75.
- [9] 陶文铨.数值传热学[M].西安:西安交通大学出版社, 2001.
- [10] [苏]鲍里先科,丹科,亚科夫列夫.电机中的空气动力学与热传递[M].魏书慈,邱建甫,译.北京:机械工业出版社, 1985.
- [11] 郭荣良,郭清南,祝世兴.流体力学及应用[M].北京:机械工业出版社, 1996.

收稿日期: 2017-04-05

究[J].信息技术, 2015(8): 96-99.

- [2] 武琳,王丽梅,左涛.基于神经网络的永磁直线同步电机位置控制[J].电气技术, 2009(3): 17-20.
- [3] 乔维德.遗传算法优化的开关磁阻电动机RFNN位置控制器设计[J].微特电机, 2016, 44(2): 75-77.
- [4] 刘成忠,黄高宝,张仁陟,等.局部深度搜索的混合果蝇优化算法[J].计算机应用, 2014, 34(4): 1060-1064.
- [5] 党明辉,郭亮.基于模糊神经网络PID的永磁同步直线电机控制算法研究[J].浙江理工大学学报(自然科学版), 2016, 35(1): 52-57.

收稿日期: 2016-12-19