

# 基于数据驱动的永磁同步电机深度神经网络控制

李耀华, 赵承辉, 周逸凡, 秦玉贵

(长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710064)

**摘要:**针对有限集模型预测转矩控制(MPTC)计算负担大导致实时性较差的问题,提出了基于数据驱动的永磁同步电机深度神经网络(DNN)控制方法。通过训练深度神经网络,使其学习并逼近MPTC的电压矢量选择规律,从而取代MPTC进行电压矢量的选择。通过扩充动态数据集,解决因动静数据失衡引起的系统失控问题。通过更换训练数据集,基于数据驱动的DNN可学习并实现带非线性约束环节的MPTC。仿真验证了基于数据驱动的永磁同步电机神经网络控制的可行性,电机系统运行良好,可实现四象限运行,稳态控制效果与MPTC基本相当。

**关键词:**永磁同步电机;模型预测转矩控制;数据驱动;深度神经网络;转矩脉动;磁链脉动

**DOI:**10.15938/j.emc.2022.01.013

**中图分类号:**TM 351

**文献标志码:**A

**文章编号:**1007-449X(2022)01-0115-11

## Deep neural network control for PMSM based on data drive

LI Yao-hua, ZHAO Cheng-hui, ZHOU Yi-fan, QIN Yu-gui

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of bad real-time performance due to the large calculation of the finite control set model predictive torque control (MPTC), the deep neural network (DNN) control for permanent magnet synchronous motors (PMSM) based on data drive was proposed. The data produced by the PMSM-MPTC system were used to train a deep neural network. The DNN can learn the rule to select optimal voltage vectors in MPTC and be used to control the PMSM instead to MPTC. The PMSM-DNN system may run out of control as the imbalance between the steady data and dynamic data. By extending dynamic data and balancing the data set, the problem was solved. And the DNN can learn the rule of MPTC with nonlinear constrain term only by change the training data. Simulation results testify effectiveness of the DNN for PMSM based on data drive. The PMSM under the control of the DNN works properly and operates in four quadrants. The control performances of the DNN are almost the same as the MPTC.

**Keywords:** permanent magnet synchronous motors; model predictive torque control; data drive; deep neural network; torque ripple, stator flux ripple

收稿日期: 2020-08-16

基金项目: 国家自然科学基金(51207012); 陕西省自然科学基金(2021JM-163)

作者简介: 李耀华(1980—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电机电控与新能源汽车技术;

赵承辉(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机控制技术;

周逸凡(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机控制技术;

秦玉贵(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机控制技术。

通信作者: 李耀华

## 0 引言

有限状态集模型预测控制 (finite control set model predictive control, FCS-MPC) 基于电机的系统预测模型, 充分利用逆变器的离散特性和开关状态有限的特点, 遍历计算所有开关状态作用下的系统动态行为, 并基于成本函数最小化的原则选择最优电压矢量用于逆变器开关状态的响应, 近年来在电机控制领域受到了广泛关注<sup>[1-5]</sup>。

FCS-MPC 通过遍历计算所有的备选电压矢量, 导致算法计算量较大难以在实际应用中实施。文献[6]舍弃了部分预测价值较小的电压矢量, 只对特定候选状态进行预测运算。文献[7]从减少开关次数出发, 舍弃开关次数较多的电压矢量。文献[8]通过定子磁链扇区和转矩增减信号, 舍弃不满足转矩控制的电压矢量。文献[9]在扩展电压矢量的基础上, 通过定子磁链扇区、转矩和磁链增减信号对备选电压矢量进行精简。文献[10]通过统计不同定子磁链扇区、转矩和磁链增减信号及转矩角下, 模型预测控制电压矢量利用率的情况, 舍弃利用率较低的电压矢量。文献[11]对比分析采用不同备选电压矢量集合的控制性能。以上方法均从减少备选电压矢量个数出发, 减轻系统运算量, 提高系统实时性, 但其将模型预测控制原有的全局最优变为局部最优, 牺牲了一定的系统控制性能。因此, 在保证模型预测控制遍历所有可能状态获得全局最优的前提下, 提高控制实时性是本文的研究重点。

神经网络通过对数据的学习和训练能够充分逼近复杂的非线性映射关系, 将所有定量或定性的信息分布储存于网络的各个神经元中实现并行分布式的储存和运算, 具有快速大量运算的能力和线上推理速度, 可满足实时性要求<sup>[12-13]</sup>。目前研究大多将神经网络应用于转矩观测<sup>[14]</sup>、电机参数辨识<sup>[15]</sup>和最大转矩电流比控制实现<sup>[16]</sup>等。

本文将模型预测转矩控制 (model predictive torque control, MPTC) 选择最优电压矢量的过程视为非线性映射下的多分类任务, 通过采集其运行数据离线训练一个深度神经网络 (deep neural network, DNN), 使神经网络充分逼近 MPTC 的选择规律, 从而取代其进行最优电压矢量的选择, 通过扩充动态数据, 解决因动静数据失衡引起的系统失控问题, 并通过更换训练数据, 验证 DNN 具备学习非线性约束下的控制规律的能力。仿真验证基于数据驱动的永磁同步电机神经网络控制的可行性。

## 1 永磁同步电机模型预测转矩控制

### 1.1 表面式永磁同步电机模型

定子磁链坐标系下表面式永磁同步电机转矩方程如式(1)所示,  $T_e(k)$ 、 $\psi_s(k)$ 、 $\delta(k)$ 、 $p$ 、 $\psi_f$  和  $L_d$  分别表示当前  $k$  时刻下的电机转矩、定子磁链幅值、转矩角以及电机极对数、永磁体磁链和  $d$  轴电感等参数。忽略定子电阻压降的影响, 施加电压矢量  $V_s(k)$  并作用  $\Delta t$  时间后的定子磁链  $\psi_s(k+1)$  如图1和式(2)所示, 其中:  $\alpha$  为施加的电压矢量与定子磁链  $\psi_s(k)$  的角位置  $\theta_{\psi_s}$  的夹角;  $q$  为中间变量;  $\Delta\theta_s$  表示电压矢量作用下的定子磁链角度的变化量。

$$T_e(k) = \frac{3p\psi_f}{2L_d} \psi_s(k) \sin\delta(k), \quad (1)$$

$$\psi_s(k+1) = \psi_s(k) + V_s(k) \Delta t, \quad (2)$$

忽略转子运动, 根据余弦定理和正弦定理可以计算  $V_s(k)$  作用后第  $k+1$  周期的定子磁链幅值和转矩角<sup>[17-20]</sup> 分别为:

$$\begin{aligned} \psi_s(k+1) &= \psi_s(k) \sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha}, \\ q &= \frac{V_s(k) \Delta t}{\psi_s(k)}; \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \delta(k+1) &= \delta(k) + \Delta\delta = \delta(k) + \\ &\quad \arcsin \frac{q \sin\alpha}{\sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha}}. \end{aligned} \quad (4)$$

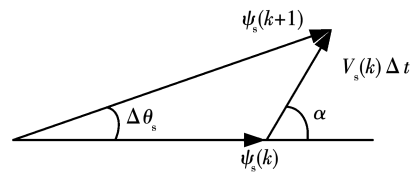


图1 定子磁链运动变化过程

Fig.1 Move of stator flux

将式(3)和式(4)代入式(1)可得表面式永磁同步电机第  $k+1$  时刻的电机转矩预测方程为

$$\begin{aligned} T_e(k+1) &= \frac{3p\psi_f\psi_s(k)}{2L_d} \sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha} \times \\ &\quad \sin[\delta(k) + \arcsin \frac{q \sin\alpha}{\sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha}}]. \end{aligned} \quad (5)$$

### 1.2 备选电压矢量集合与成本函数

模型预测转矩控制备选电压矢量采用逆变器产生的全部7个基本电压矢量, 即

$$V_s \in \{V_0, V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6\}. \quad (6)$$

式中:  $V_s$  为备选电压矢量;  $V_0 \sim V_7$  为逆变器产生的 7 个基本电压矢量。零电压矢量可由两个开关状态(111 或 000)生成,具体选择以开关次数最小为原则<sup>[21]</sup>。

定义表面式永磁同步电机模型预测转矩控制的成本函数为

$$g = \sqrt{\left[ \frac{T_e(k+1) - T_e^*(k)}{T_e^*(k)} \right]^2 + \left[ \frac{\psi_s(k+1) - \psi_s^*(k)}{\psi_s^*(k)} \right]^2} \quad (7)$$

其中  $\psi_s^*(k)$  和  $T_s^*(k)$  分别为当前时刻的定子磁链和转矩的参考值<sup>[22-23]</sup>。

表面式永磁同步电机模型预测转矩控制系统如图 2 所示。

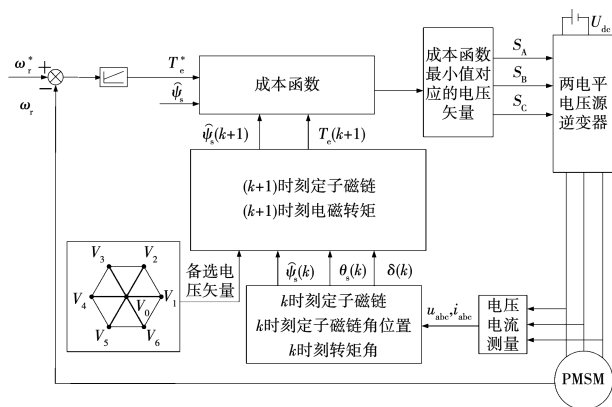


图 2 表面式永磁同步电机模型预测转矩控制系统

Fig. 2 SPMSM MPTC system

## 2 基于数据驱动的神经网络

如上文分析,模型预测转矩控制根据成本函数从 7 个备选电压矢量中选择最优电压矢量,可将该过程视为一个非线性映射下的多分类任务。因此,可以基于数据驱动来训练神经网络学习并逼近该分类过程的控制规律,从而代替模型预测转矩控制。

基于数据驱动的神经网络控制流程如图 3 所示,其主要由特征工程建立、训练数据采集与预处理、网络构建、训练、评价与应用等组成。

### 2.1 特征工程建立

根据式(3)~式(7)所示的预测模型和成本函数,选取参考转矩  $T_e^*(k)$ 、 $k$  时刻定子磁链幅值  $\psi_s(k)$ 、定子磁链角位置  $\theta_s$  以及转矩角  $\delta(k)$  四个关键特征作为神经网络的输入。神经网络的输出量

为 7 个基本电压矢量之一。

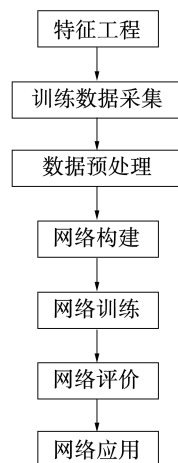


图 3 基于数据驱动的神经网络控制流程图

Fig. 3 Control chart of neural network control

### 2.2 训练数据采集与预处理

基于 MATLAB/Simulink 建立表面式永磁同步电机模型预测转矩控制仿真系统模型,用于训练数据的营造和收集。仿真模型为离散模型,采样周期为  $5 \times 10^{-5}$  s。直流母线电压为 312 V,转速 PI 调节器参数为  $K_p = 5, K_i = 100$ ,PI 调节器输出上下限为  $[-35 \text{ N} \cdot \text{m}, 35 \text{ N} \cdot \text{m}]$ 。参考定子磁链幅值为 0.3 Wb。仿真用表面式永磁同步电机参数如表 1 所示。

表 1 仿真用表面式永磁同步电机参数

Table 1 Parameters of SPMSM used in simulation

电机参数	数值
定子电阻/ $\Omega$	0.2
d 轴电感/H	0.008 5
q 轴电感/H	0.008 5
转子磁链/Wb	0.175
极对数	4
转动惯量/ $\text{kg} \cdot \text{m}^2$	0.089
粘滞阻尼/ $\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}$	0.005

训练数据建立的仿真条件如下:设置参考转速分别为  $-500$ 、 $-300$ 、 $-100$ 、 $100$ 、 $300$ 、 $500$  r/min,使用斜坡函数设置负载转矩在 1 s 内从  $-30 \text{ N} \cdot \text{m}$  变化到  $-10 \text{ N} \cdot \text{m}$  及 1 s 时间内从  $10 \text{ N} \cdot \text{m}$  变化到  $30 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。设置负载转矩分别为  $-34$ 、 $-30$ 、 $-25$ 、 $-20$ 、 $-15$ 、 $-10$ 、 $10$ 、 $15$ 、 $20$ 、 $25$ 、 $30$ 、 $34 \text{ N} \cdot \text{m}$ ,使用斜坡函数设置参考转速在 2 s 内从  $-500$  r/min 变化到  $500$  r/min 和在 2 s 内从  $500$  r/min 变化到

-500 r/min。通过以上 36 组仿真试验,收集特征工程确定的神经网络 4 个输入量和 1 个输出量运行数据,共得到 1 200 000 组训练数据。对训练数据进行标准化,使其满足均值为 0 和方差为 1 的正态分布,并按照 9:1 比例划分训练集和测试集两部分数据,前者用于网络训练,后者用于网络测试评价。由于数据量较大,本文使用批数据训练,批数据尺寸设置为 2 000。

### 2.3 网络构建、训练、评价和应用

神经网络的层数越深,学习能力越强,但结构也越复杂。通过试验,确定采用 1 个输入层,5 个隐含层和 1 个输出层的 DNN 网络,其拓扑结构和训练过程如图 4 所示。

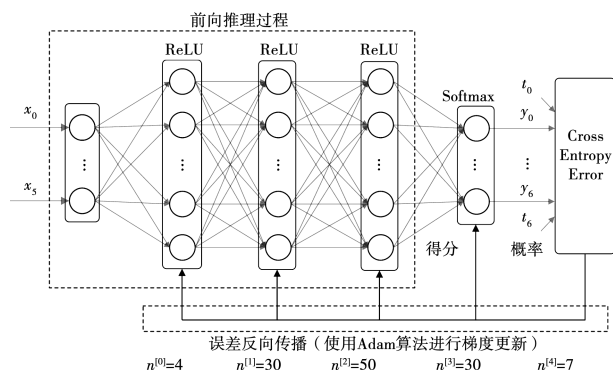


图4 DNN网络拓扑与训练过程

Fig.4 Topology and training of DNN

DNN 网络各神经层的神经元节点数目  $\{n^{[0]}, n^{[1]}, n^{[2]}, n^{[3]}, n^{[4]}\}$  分别为 4, 30, 50, 30, 7。隐含层间的传递和变换关系如下,第  $h$  层的输出  $x^h$  通过上一层的输出  $x^{h-1}$  与当前层的权值矩阵  $w_h$  和偏置矩阵  $b_h$  的运算,经过激活函数非线性化得到:

$$x^h = \text{ReLU}(x^{h-1} * w_h + b_h), \quad (8)$$

使用线性修正单元函数 ReLU (rectified linear unit) 作为各隐含层的激活函数,即

$$\text{ReLU}(u) = \begin{cases} u, & \text{if } u > 0, \\ 0, & \text{if } u \leq 0. \end{cases} \quad (9)$$

网络训练包括前向推理和误差反向传播两个过程。前向推理过程主要执行如式(8)所示的多次层间变换,最终输出对应 7 个基本电压矢量的 7 个类别得分,并通过如式(10)所示的 softmax 函数将得分转换为概率分布,式(10)中  $a(k)$  为类别得分,  $n$  为输出层的神经元总个数。误差反向传播过程主要通过梯度法寻找使损失函数  $E$  减少最多的方向,并逐步更新  $w_h$  和  $b_h$  参数。使用交叉熵误差作为损失

函数,采用 Adam 梯度算法进行梯度更新。

$$y_k = \frac{e^{a_k}}{\sum_{i=1}^n e^{a_i}}. \quad (10)$$

重复前向推理和误差反向传播两个过程,梯度将逐渐下降,网络参数逐次迭代更新,损失函数值随之减小,DNN 网络也逐步逼近 MPTC 选择规律。重复次数设置过多或多少,对 DNN 网络的效果都不利,前者会引起过拟合,使得网络仅对训练数据具有良好的分类性能,对新样本的分类性能较差,泛化性能较差;后者会引起欠拟合,使得网络对训练数据训练不充分,未能建立起关于训练数据非线性映射的精确模型,网络不具备可用性。通过试验,确定重复次数为 30 次,其中学习率设置为 0.01。

将 DNN 与 MPTC 选择的电压矢量相同的百分比情况定义为准准确率,用于评价 DNN 分类性能的优劣。DNN 训练集和测试集的一致率如图 5 所示。

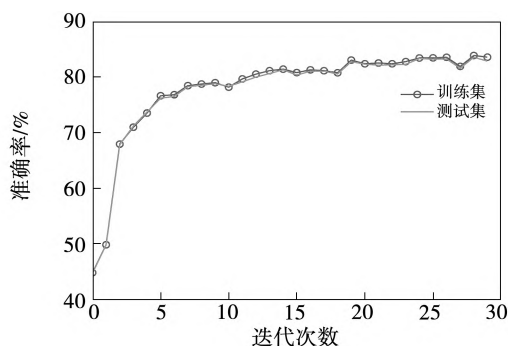


图5 训练集和测试集的准确率

Fig.5 Accuracy of train set and test set

图 5 表明随着训练过程的进行,准确率逐步上升并趋于稳定,训练集和测试集的准确率曲线基本吻合,表明没有出现过拟合和欠拟合,网络在未知新样本上的分类性能和可用性得到了保障。经过 30 次重复训练, DNN 网络在训练集和测试集上的准确率均达到约 84%,说明网络分类效果较好,逼近了模型预测转矩控制的控制规律。

将训练成熟的 DNN 取代原有的模型预测控制策略,嵌入至永磁同步电机系统控制系统,从而实现基于数据驱动的永磁同步电机深度神经网络控制系统,如图 6 所示,其中虚线部分为数据集建立和 DNN 离线训练过程。DNN 网络输入为特征工程的 4 个输入,输出为施加的电压矢量。当网络训练成熟时,网络的权重和偏置等参数已经整定完毕,在网络使用过程中 DNN 仅需执行前向推理过程即可根



据最大得分得到分类结果,无需 softmax 转换和损失函数计算,从而可提升系统实时性。通过 MATLAB/Simulink 和 Python/Pytorch 联合仿真实现控制策略验证,其中通过编写 S 函数调用 Python 脚本的方式完成 DNN 分类器的嵌入。

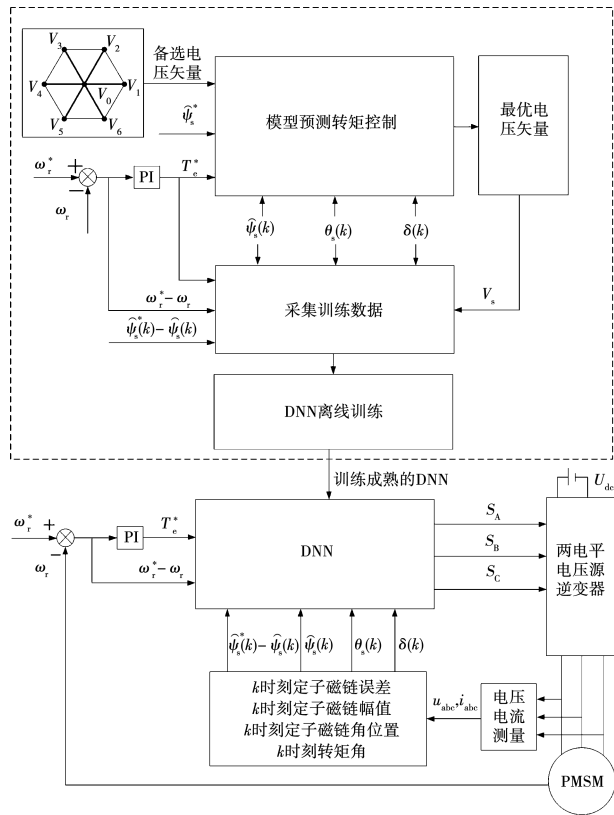


图 6 永磁同步电机深度神经网络控制系统

Fig. 6 PMSM DNN system

### 3 仿真验证

下文对基于 MPPTC 和基于 DNN 的永磁同步电机系统进行仿真验证对比。

电机系统参数与上文一致,参考转速初始值为 60 r/min,1 s 时阶跃至 -60 r/min,负载转矩初始为 15 N·m,0.5 s 时阶跃至 -15 N·m,1.5 s 阶跃至 15 N·m,仿真总时长为 2 s,从而建立含电机四象限运行的复合工况。

为了定量评价控制效果,定义转矩脉动均方根误差(root mean squared error, RMSE)和磁链脉动均方根误差如下:

$$T_{\text{rip\_RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_e - T_e^*)^2}{n}}, \quad (11)$$

$$\psi_{\text{rip\_RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\psi_s - \psi_s^*)^2}{n}}. \quad (12)$$

其中  $n$  为采样个数。

基于 MPPTC 控制下的永磁同步电机转速、转矩和定子磁链幅值如图 7 ~ 图 9 所示。

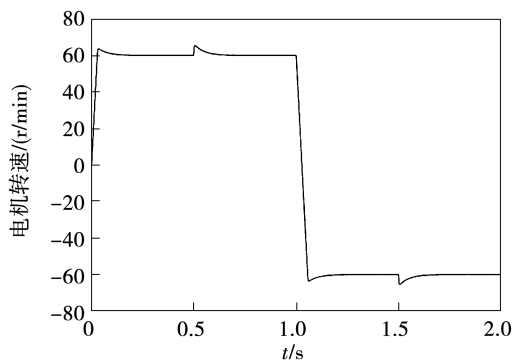


图 7 基于 MPPTC 控制的电机转速

Fig. 7 Motor speed using MPPTC

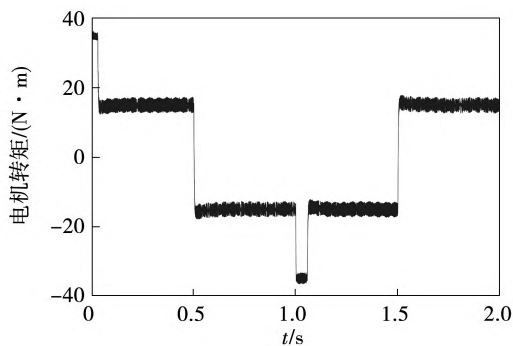


图 8 基于 MPPTC 控制的电机转矩

Fig. 8 Motor torque using MPPTC

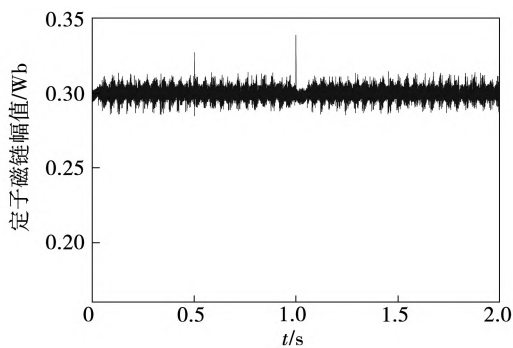


图 9 基于 MPPTC 控制的定子磁链幅值

Fig. 9 Amplitude of stator flux using MPPTC

在 0.2 ~ 0.4 s、0.6 ~ 0.8 s、1.2 ~ 1.4 s 和 1.6 ~ 1.8 s 四个稳态时段内的转矩脉动 RMSE 和磁链脉动 RMSE 及平均值如表 2 所示。

表 2 MPTC 控制下的转矩和磁链脉动 RMSE  
Table 2 Torque and stator flux ripple's RMSE using MPTC

时段/s	转矩脉动 RMSE/N·m	磁链脉动 RMSE/Wb
0.2~0.4	1.087 5	0.003 6
0.6~0.8	1.016 0	0.004 1
1.2~1.4	1.069 2	0.003 6
1.6~1.8	1.035 7	0.004 3
平均	1.052 1	0.003 9

图 7~图 9 和表 2 表明 MPTC 系统运行正常,但由于其需要遍历 7 个基本电压矢量进行枚举计算,计算负担较大。相同仿真条件下,采用 DNN 控制的仿真结果如图 10~图 12 和表 3 所示。

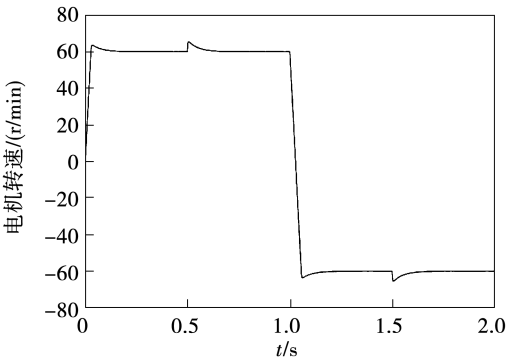


图 10 基于 DNN 控制的电机转速  
Fig. 10 Motor speed using DNN

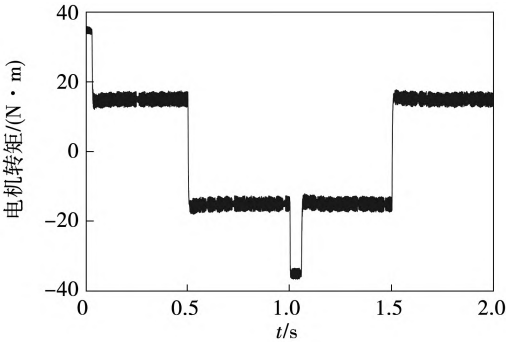


图 11 基于 DNN 控制的电机转矩  
Fig. 11 Motor torque using DNN

表 3 DNN 控制下的转矩和磁链脉动 RMSE

Table 3 Torque and stator flux ripple' RMSE using DNN

时段/s	转矩脉动 RMSE/N·m	磁链脉动 RMSE/Wb
0.2~0.4	1.055 7	0.003 7
0.6~0.8	1.038 1	0.004 9
1.2~1.4	1.033 8	0.003 6
1.6~1.8	0.951 4	0.004 4
平均	1.019 8	0.004 1

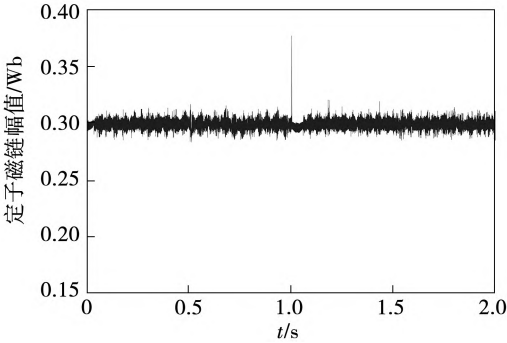


图 12 基于 DNN 控制的定子磁链幅值  
Fig. 9 Amplitude of stator flux using DNN

仿真结果表明:基于 DNN 的永磁同步电机系统运行正常,转矩和磁链控制效果良好,电机可实现四象限运行。稳态下,转矩和磁链的控制性能与 MPTC 基本相当,但在 1 s 转速阶跃处产生较大的磁链脉动。

4 动态失控抑制

4.1 动静态数据失衡引起的系统失控

进一步研究发现在较大幅度的转速阶跃下,基于 DNN 的电机系统在转速阶跃处会出现失控现象。保持负载转矩不变,参考转速初始值设置为 500 r/min,1 s 时阶跃至 -500 r/min。此时,基于 DNN 控制的电机系统失控,转矩和磁链波形如图 13、图 14 所示。

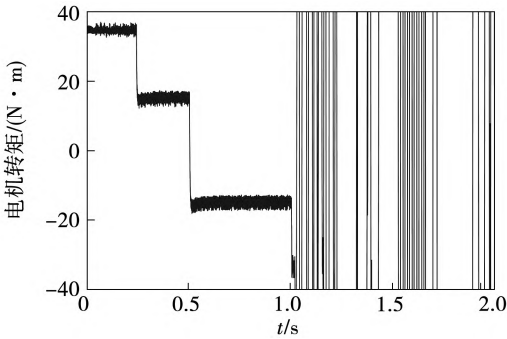


图 13 数据驱动控制失控时转矩波形  
Fig. 13 Motor torque at the DNN out of control

在上述仿真条件下运行 MPTC 控制的永磁同步电机系统,同时并行运行 DNN 网络,DNN 所选的电压矢量并不输出,仅用于与 MPTC 选择的电压矢量进行比较。统计 0.25~0.45 s 和 0.55~1 s 两段稳态时段和 1~1.45 s 发生转速阶跃的整个动态时段,MPTC 所选电压矢量与 DNN 所选电压矢量的一致率如表 4 所示。

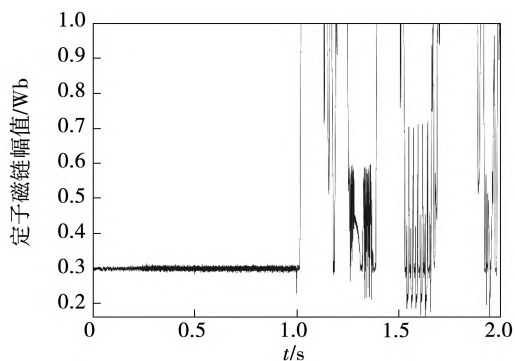


图 14 数据驱动控制失控时磁链波形

Fig. 14 Amplitude of stator flux at the DNN out of control

表 4 MPTC 与 DNN 输出电压矢量一致率

Table 4 Concordance rate of output voltage vectors by MPTC and DNN

系统状态	时段/s	一致率/%
稳态	0.25 ~ 0.45	87.23
	0.55 ~ 1	87.39
动态	1 ~ 1.45	65.78

表 4 表明,稳态下 DNN 保持较高的准确率,但动态下准确率较低。

以 0.01 s 为单位统计 0.55 ~ 1 s 和 1 ~ 1.45 s 时间段内的电压矢量选择一致率,如图 15 所示。

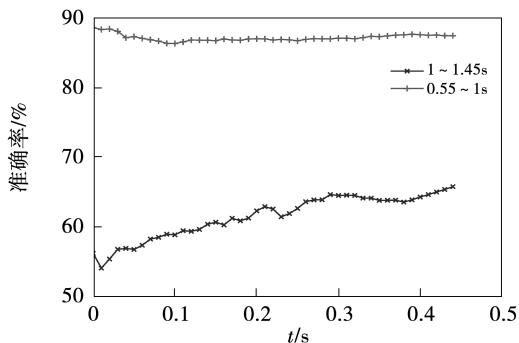


图 15 输出电压矢量一致率变化曲线

Fig. 15 Concordance rate of output voltage vectors by MPTC and DNN

图 15 表明 DNN 在 0.55 ~ 1 s 稳态阶段始终保持着较高且稳定的准确率,但在 1 ~ 1.45 s 转速阶跃动态阶段,DNN 所选电压矢量的准确率较低,尤其是发生转速阶跃的动态初始阶段,DNN 错误选择电压矢量导致系统失控。

动态条件下,DNN 选择电压矢量准确率较低的

原因是 MPTC 在稳态和动态下选择电压矢量的倾向性存在较大的差异。采用式(7)所示的成本函数的 MPTC 在转矩动态变化下电压矢量选择规律与稳态选择规律有所不同,更倾向于选择转矩控制的电压矢量,牺牲磁链控制。由于动态响应较快,使得训练数据中反映动态阶跃控制规律的数据较少,稳态数据和动态数据失衡,导致神经网络动态训练不足,系统存在动态失控风险<sup>[24-25]</sup>。

#### 4.2 综合数据集合

由于动态数据不足,使得基于动静态失衡数据驱动的 DNN 存在动态失控的风险。因此,通过扩充动态数据,使得动态数据与稳态数据达到基本平衡,建立综合数据集合,可抑制动态失控。

动态数据建立仿真条件如下:在 $[-500 \text{ r/min}, 500 \text{ r/min}]$ 转速范围内,设转速阶跃幅度为 100、200、 $\dots$ 、500 r/min,并在每种转速阶跃下分别设置负载转矩为 -30、-20、-10、10、20、30 N·m,共计 354 组动态仿真条件。通过参考转矩判断系统动静态状态,共收集到 1 208 610 组动态训练样本。综合上文的稳态数据,从而建立 2 208 610 组综合数据集合,其中稳态数据和动态数据的比例约为 1:1。DNN 的拓扑结构与训练设置与上文一致,仅将训练数据集更换为综合数据集合。通过网络训练,最终 DNN 在训练集和测试集的准确率可达 82%。

在上述失控仿真条件下,基于综合数据集训练的 DNN 控制仿真结果如图 16 ~ 图 19 所示。MPTC 和基于综合数据集训练的 DNN 控制下,转矩脉动 RMSE 和磁链脉动 RMSE 及平均值如表 5 所示。仿真结果表明,基于综合数据集训练得到的 DNN 控制性能良好,电机系统可四象限运行,且可在保证稳态控制性能的基础上,有效解决动态失控问题。

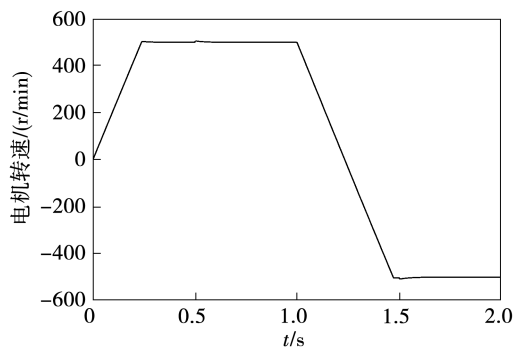


图 16 电机转速

Fig. 16 Motor speed

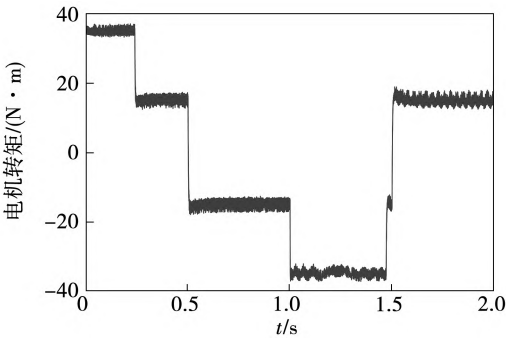


图 17 电机转矩  
Fig. 17 Motor torque

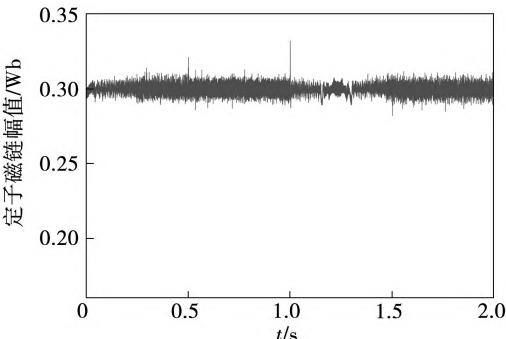


图 18 定子磁链幅值  
Fig. 18 Amplitude of stator flux

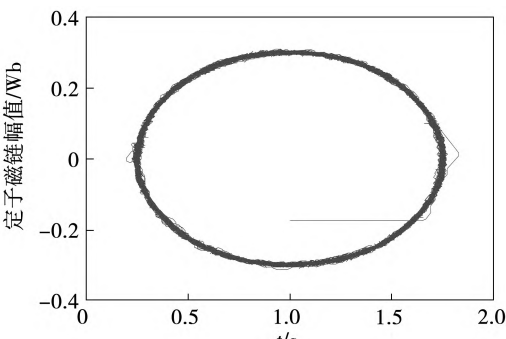


图 19 定子磁链轨迹  
Fig. 19 Stator flux circle

表 5 MPTC 和 DNN 控制下的转矩和磁链脉动 RMSE  
Table 5 Torque and stator flux ripple' RMSE using MPTC and DNN

评价指标	时段/s	MPTC	DNN
转矩脉动 RMSE/N·m	0.25~0.45	0.916 9	0.934 0
	0.6~0.8	0.937 5	0.958 6
	1.6~1.8	1.026 2	1.010 7
	平均	0.960 2	0.967 7
磁链脉动 RMSE/Wb	0.25~0.45	0.003 5	0.003 4
	0.6~0.8	0.003 7	0.003 4
	1.6~1.8	0.003 7	0.003 6
	平均	0.003 6	0.003 5

在 0.55 ~ 1 s 稳态时段和 1 ~ 1.45 s 动态时段内 DNN 与 MPTC 选择电压矢量的一致率如图 20 所示。

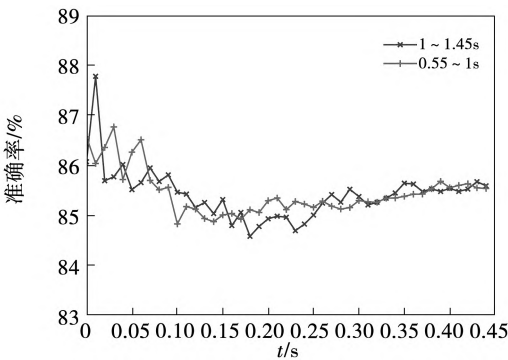


图 20 一致率变化曲线

Fig. 20 Concordance rate of output voltage vectors by MPTC and DNN

图 20 表明基于综合数据集训练的 DNN 在转速阶跃时电压矢量选择准确率始终保持在 84% 以上,从而可有效抑制动态失控。

在上述仿真条件下运行 DNN 网络,同时并行运行 MPTC 控制,并根据成本函数对 7 个电压矢量进行升序排序。统计 DNN 输出电压矢量在 MPTC 成本函数的排序位置情况,结果如表 6 所示,其中 1 代表成本函数最小,即最优电压矢量,2 代表成本函数次小,即次优电压矢量,以此类推。

表 6 DNN 输出电压矢量在 MPTC 中排序位置

Table 6 Ranking of output voltage vectors by DNN in MPTC

DNN 输出解的排序位置	个数	占比/%
1	33 622	84.06
2	5 344	13.36
3	907	2.27
4	124	0.31
5	3	0
6	0	0
7	0	0

表 6 表明 DNN 输出的电压矢量约 84% 为最优电压矢量,输出为最优或次优电压矢量占比为 97.42%。研究发现,MPTC 始终选择次优电压矢量也可以使电机系统正常运行,即次优电压矢量也可



作为可选电压矢量。DNN 选择成本函数排序后 4 位电压矢量的概率接近为 0。因此,这是 DNN 在准确率为 82% 的情况下依然可使电机系统正常运行的重要原因。

## 5 非线性约束下的数据驱动

仿真结果表明:MPTC 控制下,在转矩动态变化及转速阶跃时,磁链会产生较大的脉动,如图 21 所示。这是因为式(7)所示的成本函数此时倾向于转矩控制,所选的电压矢量牺牲了磁链控制。由图 18 可知,转速阶跃时,基于 MPTC 数据驱动的 DNN 磁链脉动较大。

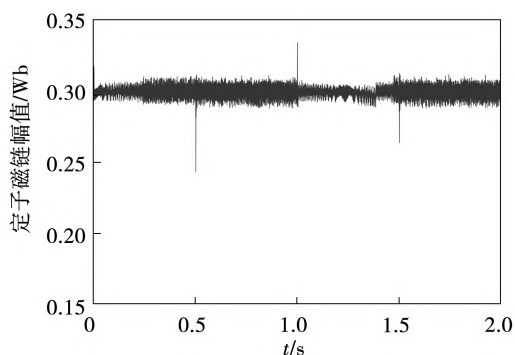


图 21 基于 MPTC 控制的定子磁链幅值

Fig. 21 Amplitude of stator flux using MPTC

为了消除转速阶跃时的磁链脉动,设计考虑磁链约束成本函数为

$$g = \sqrt{\left[ \frac{T_e(k+1) - T_e^*(k)}{T_e^*(k)} \right]^2 + \left[ \frac{\psi_s(k+1) - \psi_s^*(k)}{\psi_s^*(k)} \right]^2} + g_f, \quad (13)$$

$$g_f = \begin{cases} 10\,000, & |\psi_s(k+1) - \psi_s^*(k)| \geq 0.02; \\ 0, & |\psi_s(k+1) - \psi_s^*(k)| < 0.02. \end{cases} \quad (14)$$

其中  $g_f$  为防止选择使磁链误差较大电压矢量的非线性约束项。

相同仿真条件下,采用增加非线性约束成本函数 MPTC 控制的定子磁链幅值仿真结果如图 22 所示。稳态下,转矩和磁链脉动 RMSE 如表 7 所示。仿真结果表明:增加非线性约束可有效抑制转矩动态变化时的磁链脉动。

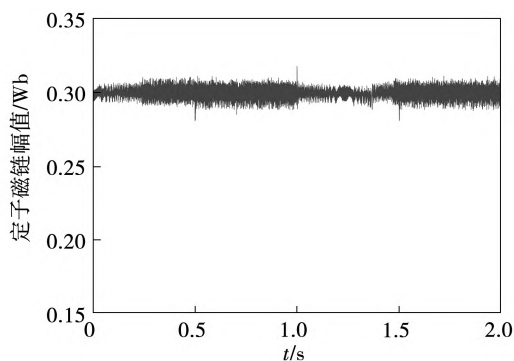


图 22 非线性约束成本函数 MPTC 控制下的定子磁链幅值

Fig. 22 Amplitude of stator flux using MPTC

表 7 增加非线性约束成本函数 MPTC 控制下的转矩和磁链脉动 RMSE

Table 7 Torque and stator flux ripple' RMSE using MPTC

时段/s	转矩脉动 RMSE/N · m	磁链脉动 RMSE/Wb
0.25 ~ 0.45	0.916 9	0.003 5
0.6 ~ 0.8	0.932 0	0.003 7
1.6 ~ 1.8	1.037 0	0.003 6
平均	0.962 0	0.003 6

与上文训练数据集建立方法相同,基于增加非线性约束成本函数的 MPTC 重新建立训练数据集。在训练样本数量、DNN 网络结构与参数、训练方法相同的条件下,仅更换训练数据集,对 DNN 网络重新训练。最终 DNN 在训练集和测试集的准确率可达 82%。

相同仿真条件下,DNN 控制下的定子磁链幅值仿真结果如图 23 所示。稳态下,转矩和磁链脉动 RMSE 如表 8 所示。

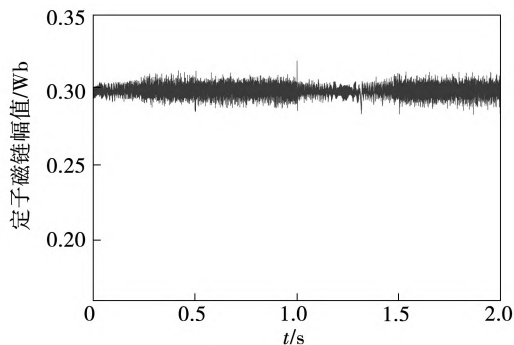


图 23 基于非线性约束数据的 DNN 控制下定子磁链幅值

Fig. 23 Amplitude of stator flux using DNN

表8 基于非线性约束数据的DNN控制下的稳态控制效果

Table 8 Torque and stator flux ripple' RMSE using DNN

时段/s	转矩脉动 RMSE/N·m	磁链脉动 RMSE/Wb
0.25~0.45	0.925 1	0.003 4
0.6~0.8	0.893 4	0.003 5
1.6~1.8	1.033 4	0.003 6
平均	0.950 6	0.003 5

当1 s发生转速阶跃时,四种控制策略下的最大定子磁链幅值如表9所示,其中MPTC、DNN、MPTC( $g_f$ )和DNN( $g_f$ )分别代表模型预测转矩控制、基于MPTC数据驱动的DNN控制、非线性约束成本函数MPTC控制和基于非线性约束数据驱动的DNN控制。

表9 四种控制方式下的定子磁链脉动比较

Table 9 Stator flux ripple using four different control strategies

控制方式	最大幅值/Wb
MPTC	0.334 4
DNN	0.331 9
MPTC( $g_f$ )	0.318 0
DNN( $g_f$ )	0.319 6

仿真结果表明:基于非线性约束数据驱动的DNN控制下,稳态控制效果与非线性约束成本函数MPTC控制MPTC基本相当,且可有效抑制转矩动态变化时的磁链脉动,说明通过基于数据驱动的DNN可学习并取代非线性约束下的控制规律。

## 6 结 论

本文提出了基于数据驱动永磁同步电机神经网络控制以取代模型预测转矩控制的方法,将计算量大、实时性差的遍历寻优计算转换为线下网络训练,线上运算仅进行快速推理和分类选择,以满足实时性要求,得出结论如下:

1) 基于数据驱动的神经网络控制可取代模型预测转矩控制。基于DNN的永磁同步电机系统运行良好,可实现四象限运行,稳态转矩和磁链的控制性能与MPTC基本相当,对采用多电平逆变器或矩阵变换器驱动或采用多步预测等备选电压矢量数目较多的场合有较大的应用意义。

2) 通过扩充动态数据集,可解决因动静态数

据失衡引起的系统失控问题。

3) 基于数据驱动的DNN可以学习非线性约束下的控制规律,表明数据驱动控制方式具有较强的可行性,可适用于模型预测控制多目标、非线性控制的复杂规律场合。

## 参 考 文 献:

- [1] 柳志飞,杜贵平,杜发达. 有限集模型预测控制在电力电子系统中的研究现状和发展趋势[J]. 电工技术学报, 2017, 32(22): 58.
- LIU Zhifei, DU Guiping, DU Fada. Research status and development trend of finite control set model predictive control in power electronics[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22): 58.
- [2] KOURO S, CORTES P, VARGAS R, et al. Model predictive control-A simple and powerful method to control power converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(6): 182.
- RODURGUZ J, KAZMIERKOWSKI M P, ESPIN J R, et al. State of the art of finite control set model predictive control in power electronics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(2): 1003.
- [4] KOURO S, PEREZ M A, RODRIGUEZ J, et al. Model predictive control: MPC's role in the evolution of power electronics[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 9(4): 8.
- VAZQUEZ S, RODRIGUEZ J, RIVERA M, et al. Model predictive control for power converters and drives: advances and trends[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2): 935.
- [6] 牛峰,李奎,王尧. 永磁同步电机模型预测直接转矩控制[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(12): 60.
- NIU Feng, LI Kui, WANG Yao. Model predictive direct torque control for permanent magnet synchronous machines[J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(12): 60.
- [7] 周雅夫,张霖,王翰涛,等. 车用永磁同步电机FCS-MPC方法研究[J]. 电力电子技术, 2019, 53(1): 42.
- ZHOU Yafu, ZHANG Lin, WANG Hantao, et al. Research on FCS-MPC method of permanent magnet synchronous motor for vehicle[J]. Power Electronics, 2019, 53(1): 42.
- [8] HABIBULLAH M, LU DD, XIAO D, et al. A simplified finite-state predictive direct torque control for induction motor drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(6): 3964.
- [9] WANGT S, LIU C C, LEI G, et al. Model predictive direct torque control of permanent magnet synchronous motors with extended set of voltage space vectors[J]. IET Electric Power Applications, 2017, 11(8): 13769.
- [10] 李耀华,杨启东,苏锦仕,等. 基于电压矢量利用率的永磁同

- 步电机模型预测转矩控制备选电压矢量集合[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(4): 10.
- LI Yaohua, YANG Qidong, SU Jinshi. Candidate voltage vector sets used in model predictive torque control of permanent magnet synchronous motor based on utilization rate of voltage vectors[J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(4): 10.
- [11] 李耀华, 杨启东, 刘洋, 等. 表面式永磁同步电机模型预测直接转矩控制备选电压矢量集合研究[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(10): 87.
- LI Yaohua, YANG Qidong, LIU Yang, et al. Candidate voltage vectors set in MP-DTC of surface PMSM[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(10): 87.
- [12] 王红卫, 祁超, 魏永长, 等. 基于数据的决策方法综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 820.
- WANG Hongwei, QI Chao, WEI Yongchang, et al. Review on data-based decision making methodologies[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 820.
- [13] 戴文战, 姜海川, 杨爱萍. 非线性系统神经网络预测控制研究进展[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(5): 521.
- DAI Wenzhan, LOU Haichuan, YANG Aiping. An overview of neural network predictive control for nonlinear systems[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(5): 521.
- [14] 耿建平, 闫俞伯, 熊光阳, 等. 基于BP神经网络的永磁同步电机转矩观测器设计[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(1): 78.
- GENG Jianping, YAN Yubai, XIONG Guangyang, et al. Design of torque observer based on BP neural network for permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(1): 78.
- [15] 王利辉, 张旭, 张伟峰. 基于神经网络的永磁同步电机参数辨识[J]. 电力电子技术, 2020, 54(5): 47.
- WANG Lihui, ZHANG Xu, ZHANG Weifeng. Parameters identification of permanent magnet synchronous motor based on neural network[J]. Power Electronics, 2020, 54(5): 47.
- [16] 李涉川. 基于深度学习的内嵌式永磁同步电机MTPA预测与控制[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2019.
- [17] 李耀华, 马建, 刘晶郁, 等. 电动汽车用永磁同步电机直接转矩控制电压矢量选择策略[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(4): 43.
- LI Yaohua, MA Jian, LIU Jingyu, et al. Voltage vector selection strategy of the DTC for PMSM used in electrical vehicle[J]. Electric Machines and Control, 2012, 16(4): 43.
- [18] 李耀华, 师浩浩, 孟祥臻. 表面式永磁同步电机直接转矩控制系统简化预测控制策略[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(4): 96.
- LI Yaohua, SHI Haohao, MENG Xiangzhen. Simplified predictive control for direct torque control of surface permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(4): 96.
- [19] 李耀华, 刘洋, 孟祥臻. 一种表面式永磁同步电机有限状态集模型预测直接转矩控制[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(8): 33.
- LI Yaohua, LIU Yang, MENG Xiangzhen. Finite control set model predictive direct torque control of surface permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(8): 33.
- [20] 李耀华, 杨启东, 秦玉贵, 等. 基于模糊控制的永磁同步电机动态有限状态集模型预测转矩控制[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(9): 94.
- LI Yaohua, YANG Qidong, QIN Yugui, et al. Model predictive torque control for permanent magnet synchronous motor based on dynamic finite-control-set using fuzzy control[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(9): 94.
- [21] 李耀华, 杨启东, 曲亚飞. 自适应变电压矢量PMSM直接转矩控制开关表[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(9): 75.
- LI Yaohua, YANG Qidong, QU Yafei. Adaptive variable voltage vectors switching table in direct torque control for PMSM[J]. Electric Machines and Control, 2019, 23(9): 75.
- [22] 李耀华, 秦辉, 苏锦仕, 等. 表贴式永磁同步电机有限集模型预测转矩控制成本函数研究[J]. 电机与控制应用, 2019, 46(9): 12.
- LI Yaohua, QIN Hui, SU Jinshi, et al. Cost function of finite control set model predictive torque control of surface permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Machines & Control Application, 2019, 46(9): 12.
- [23] 李耀华, 秦辉, 苏锦仕, 等. 永磁同步电机模糊自适应变开关次数权重系数模型预测转矩控制[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(2): 102.
- LI Yaohua, QIN Hui, SU Jinshi, et al. Model predictive torque control of permanent magnet synchronous motor based on adaptive dynamic weight coefficient using fuzzy control[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(2): 12.
- [24] 职为梅, 郭华平, 范明, 等. 非平衡数据集分类方法探讨[J]. 计算机科学, 2012, 39(6A): 304.
- ZHI Weimei, GUO Huaping, FAN Ming, et al. Discussion of classification for imbalanced data sets[J]. Computer Science, 2012, 39(6A): 304.
- [25] 王乐, 韩萌, 李小娟, 等. 不平衡数据集分类方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(22): 42.
- WANG Le, HAN Meng, LI Xiaojuan, et al. Review of classification methods for unbalanced data sets[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(22): 42.

(编辑: 刘素菊)