

基于卷积神经网络和直接转矩控制的永磁同步电机模型预测转矩控制策略^{*}

李耀华, 赵承辉, 周逸凡, 秦玉贵, 秦辉, 苏锦仕
(长安大学汽车学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 模型预测转矩控制(MPTC)需要遍历所有备选电压矢量进行预测计算,从中选择最优电压矢量,控制性能良好,但算法计算量大和实时性差。采集MPTC的运行数据离线训练卷积神经网络(CNN),将训练好的CNN代替MPTC进行电压矢量选择。为了解决CNN失控问题,提出了基于CNN控制和直接转矩控制(DTC)的MPTC策略。仿真结果表明,该控制策略可有效解决CNN控制的失控问题,控制效果与MPTC基本相当,转矩和磁链脉动明显低于DTC。

关键词: 永磁同步电机; 模型预测转矩控制; 卷积神经网络; 直接转矩控制

中图分类号: TM 301.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2020)09-0008-08

doi: 10.12177/emca.2020.110

Model Predictive Torque Control Strategy of PMSM Based on Convolutional Neural Network and Direct Torque Control^{*}

LI Yaohua, ZHAO Chenghui, ZHOU Yifan, QIN Yugui, QIN Hui, SU Jinshi
(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: Model predictive torque control (MPTC) selects the optimal voltage vector by traversing all candidate voltage vectors, which results in large calculation and poor real-time performance. In order to solve these problems, the data of MPTC are collected to train a convolutional neural network (CNN) and the CNN is then used to replace MPTC for the optimal voltage vector selection. In order to solve the out-of-control problem in using CNN, the MPTC based on direct torque control (DTC) and CNN is proposed. Voltage vectors selected by CNN and DTC are used as candidate voltage vectors of MPTC. Simulation results show that the proposed strategy can effectively solve the out-of-control problem of CNN, its control effect is basically equivalent to MPTC, while the torque and stator flux ripples of the proposed strategy are significantly lower than those of DTC.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); model predictive torque control (MPTC); convolutional neural network (CNN); direct torque control (DTC)

0 引言

有限状态集模型预测控制(FCS-MPC)基于电机系统预测模型,充分利用逆变器有限的开关

状态,遍历计算所有开关状态下的系统输出,基于成本函数最小化原则选择最优电压矢量,因其可以显式处理约束解决复杂的多变量和多目标控制,在电机控制领域受到了高度关注^[1-7]。但是,

收稿日期: 2020-05-19; 收到修改稿日期: 2020-07-22

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金项目(51207012); 陕西省工业科技攻关项目(2016GY-069); 陕西省微特电机及驱动技术重点实验室开放基金项目(2013SSJ2002); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(300102228201); 陕西省自然科学基金项目(2020JQ-385)

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。

FCS-MPC 需要对所有备选电压矢量作用下的系统动态行为进行预测,计算量大,实时性差。文献[8]通过简化预测模型一定程度上减轻了系统计算负担,但是其简化的程度随着备选电压矢量集合的大小而变化,备选电压矢量是由动态区间 10 等分得到的,且需要空间矢量调制生成,其精简的程度在基本电压矢量集合上有所减弱,且精简程度十分有限。文献[9-10]分别从减小开关次数和电压矢量利用率角度减少备选电压矢量个数,但是备选电压矢量集合需要结合其他系统判断条件进行动态调整。文献[11]将传统模型预测转矩控制(MPTC)的 7 个备选电压矢量精简为 1 个由开关表输出的电压矢量和一个零电压矢量,大大减轻了系统计算负担,但是削弱了一定的动态控制性能,其自适应切换控制策略虽然弥补了动态控制性能差的缺点,但是其需要对系统状态进行实时判断和电压矢量输出方案的实时选择,增加了控制策略的复杂度。

人工神经网络能够充分逼近复杂的非线性映射关系,采用并行分布式处理,具有快速大量运算的能力和较快的线上推理速度,可用来替代非线性规律^[12-13]。文献[14]利用神经网络替代直接转矩控制(DTC)转矩和磁链估计。文献[15]利用神经网络实现最大转矩电流比控制(MTPA)。文献[16]使用神经网络取代了传统转矩观测器。

本文将 MPTC 选择最优电压矢量的过程理解为非线性映射下的多分类任务,采集 MPTC 选择最优电压矢量的数据离线训练卷积神经网络(CNN),使网络充分逼近 MPTC 的选择规律,从而替代 MPTC 进行最优电压矢量选择。为了防止 CNN 控制动态失控,提出基于神经网络控制和 DTC 的 MPTC 策略:将 CNN 控制选择的电压矢量与 DTC 选择的电压矢量代入至预测模型并进行成本函数的计算比较,将成本函数较小者对应的电压矢量作为最终输出电压矢量。仿真结果验证了该控制策略的可行性和优越性。

1 DTC 与 MPTC

永磁同步电机(PMSM)DTC 根据转矩和磁链滞环比较器输出增减信号,基于表 1 所示的开关表选择电压矢量。其中, ϕ 和 τ 为磁链和转矩滞环比较器输出信号, $\theta_1 \sim \theta_6$ 为定子磁链扇区信号,

$u_1 \sim u_6$ 为输出电压矢量^[17]。

表 1 PMSM DTC 开关表

ϕ	τ	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6
1	1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_1
1	0	u_6	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5
0	1	u_3	u_4	u_5	u_6	u_1	u_2
0	0	u_5	u_6	u_1	u_2	u_3	u_4

基于 MATLAB/Simulink 建立表贴式 PMSM DTC 仿真系统模型。仿真模型为离散模型,采样周期为 5×10^{-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 $[-35 \text{ N}\cdot\text{m}, 35 \text{ N}\cdot\text{m}]$ 。定子磁链幅值滞环宽度为 0.001 Wb,转矩滞环宽度为 0.02 N·m。仿真用表贴式 PMSM 参数如表 2 所示。设置参考转速初始为 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 时阶跃至 15 N·m。参考定子磁链幅值为 0.3 Wb。仿真总时长为 2 s。

表 2 仿真用表贴式 PMSM 参数

参数名称	参数值
定子电阻/ Ω	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
黏滞阻尼/ $(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s})$	0.005

DTC 下的电机转矩和定子磁链波形如图 1 和图 2 所示。

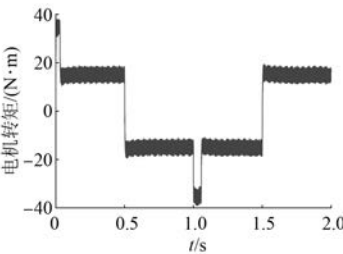


图 1 DTC 下电机转矩波形

仿真结果验证了基于开关表控制的 PMSM DTC 的可行性。但由于开关表控制仅考虑磁链和转矩的增减定性控制,并没有考虑不同电压矢量

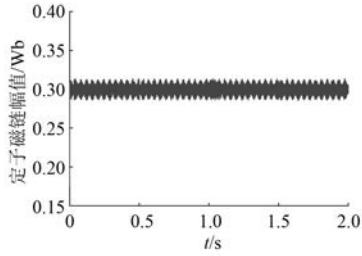


图2 DTC 下定子磁链幅值波形

对磁链和转矩的综合定量控制效果,在一定条件下只能保证采样周期内开关表施加的电压矢量可以满足增加或减小磁链和转矩的控制要求,并不能保证开关表施加的电压矢量是最优电压矢量^[18-19]。

MPTC 通过磁链和转矩预测模型,遍历所有可能的电压矢量,基于综合反映控制目标的成本函数选择最优电压矢量,可有效降低转矩和磁链脉动。

定子磁链坐标系下,表贴式 PMSM 磁链和转矩预测模型^[20-21]为

$$\begin{cases} \psi_s(k+1) = \psi_s(k) \sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha} \\ q = \frac{\mathbf{u}_s(k) \cdot \Delta t}{\psi_s(k)} \end{cases} \quad (1)$$

$$T_e(k+1) = \frac{3p\psi_f\psi_s(k)}{2L_d} \sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha} \cdot$$

$$\sin\left[\delta(k) + \arcsin \frac{q\sin\alpha}{\sqrt{1+q^2+2q\cos\alpha}}\right] \quad (2)$$

式中: $\psi_s(k+1)$ 、 $T_e(k+1)$ 为下一时刻的定子磁链幅值和转矩; $\psi_s(k)$ 、 $T_e(k)$ 和 $\delta(k)$ 为当前时刻的定子磁链幅值、转矩和转矩角; $\mathbf{u}_s(k)$ 和 α 为施加电压矢量的幅值及电压矢量与定子磁链的夹角; Δt 为采样周期; p 为电机极对数; ψ_f 为永磁体磁链; L_d 为d轴电感。

MPTC 备选电压矢量采用逆变器产生的全部7个基本电压矢量,具体如下:

$$\mathbf{u}_s \in \{\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3, \mathbf{u}_4, \mathbf{u}_5, \mathbf{u}_6\} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{u}_s$ 为备选电压矢量, $\mathbf{u}_0 \sim \mathbf{u}_7$ 为逆变器产生的7个基本电压矢量。

由于零电压矢量可由2个开关状态(111或000)生成,具体选择以开关次数最小为原则^[22]。

为了减小动态下磁链波动,定义 MPTC 成本

函数^[23]:

$$g = \sqrt{\left[\frac{T_e(k+1) - T_e^*(k)}{T_e^*(k)}\right]^2 + \left[\frac{\psi_s(k+1) - \psi_s^*(k)}{\psi_s^*(k)}\right]^2} + g_f \quad (4)$$

$$g_f = \begin{cases} 10\,000, & |\psi_s(k+1) - \psi_s^*| \geq 0.01 \\ 0, & |\psi_s(k+1) - \psi_s^*| < 0.01 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\psi_s^*(k)$ 和 $T_e^*(k)$ 分别为当前时刻的定子磁链和转矩的参考值; g_f 为磁链约束项。

表贴式 PMSM MPTC 系统如图3所示。

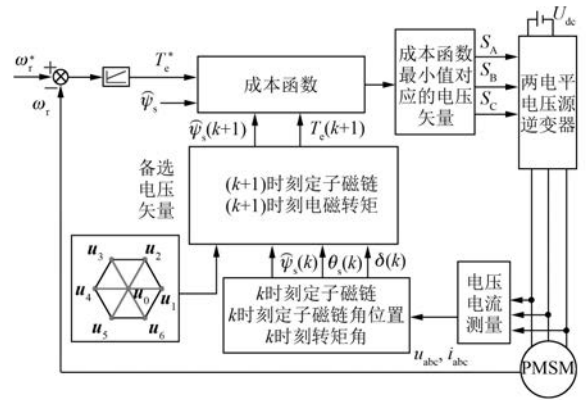


图3 表贴式 PMSM MPTC 系统

设定相同仿真条件,传统 DTC 和 MPTC 下的电机转矩和定子磁链幅值波形如图4和图5所示。

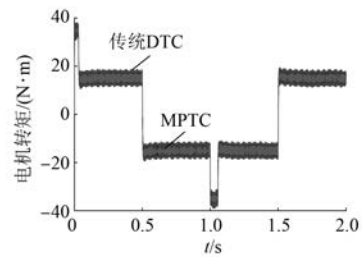


图4 传统 DTC 和 MPTC 下电机转矩波形

仿真结果表明:与 DTC 相比,MPTC 可有效抑制转矩和磁链脉动,但需要遍历7个基本电压矢量,增加了计算负担。

2 CNN 建立与训练

上文研究表明 MPTC 具有优良的转矩和磁链

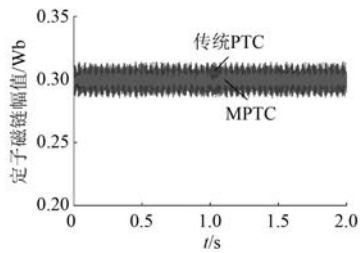


图5 传统DTC和MPTC下定子磁链幅值波形

控制性能,但需要遍历所有的备选电压矢量代入预测模型计算成本函数,从中选出最优电压矢量,计算量较大。

CNN 是深度学习中的重要一支,在机器视觉领域被广泛应用。由于其独有的局部感知能力、权值共享特性以及池化操作有效降低了网络的复杂度和减少了训练参数的数目,使得网络易于训练和优化,同时其在处理矩阵型大数据方面的性能要远优于全连接神经网络。本文将 MPTC 视为非线性分类任务,建立 CNN,通过 MPTC 数据对网络进行离线学习训练,使网络逼近 MPTC 选择最优电压矢量的规律,从而替代 MPTC 进行电压矢量选择。

CNN 的基础结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层,其中卷积层和池化层一般取若干个且交替设置,如图 6 所示。

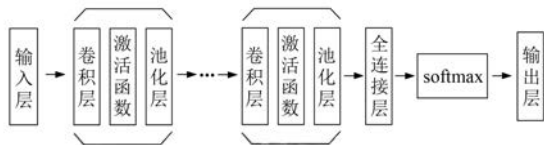


图6 CNN 基本结构

基于表贴式 PMSM 磁链和转矩的预测模型和成本函数,选取参考转矩、定子磁链幅值、转矩角和定子磁链角位置等 4 个关键特征作为神经网络的输入。为了加强神经网络对上述关键特征行为数据的学习,加入转速差和定子磁链幅值误差作为辅助特征,即 CNN 的输入层有 6 个输入特征,网络的输出为 7 个基本电压矢量之一。

确定网络的输入输出之后建立离线训练数据集,设置参考转速分别为 -60、-30、-10、10、30、60 r/min,使用斜坡函数设置负载转矩在 1 s 内从 -34 N·m 变化到 -10 N·m 及 1 s 时间内从 10 N·m

变化到 34 N·m;设置负载转矩分别为 -34、-30、-25、-20、-15、-10、10、15、20、25、30、34 N·m,使用斜坡函数设置参考转速在 1 s 内从 -60 r/min 变化到 60 r/min。最终通过仿真得到 480 000 组含 6 个输入 1 个输出的训练数据。

由上述分析可知网络的输入为 1×6 的一维向量,因此本文使用一维卷积核。卷积层通过卷积核与上一层特征面进行局部连接和加权偏置并将结果传递给激活函数获得特征映射,同一卷积核权值共享,多个卷积核获得多层特征映射,操作如下:

$$x_j^h = f \left(\sum_{i=1}^N x_i^{h-1} * k_{ij}^h + b_j^h \right) \tag{6}$$

式中: x_j^h 为第 h 层的第 j 个特征映射输出; $f(\)$ 为激活函数; N 为第 $h-1$ 层输出的特征映射个数; x_i^{h-1} 为第 $h-1$ 层输出的第 i 个特征映射; $*$ 为卷积操作; k_{ij}^h 为当前第 h 层的第 j 个卷积核; b_j^h 表示偏置。

本文选取线性修正单元 $ReLU$ 函数作为各层的激活函数

$$f(h) = \begin{cases} h, & h > 0 \\ 0, & h \leq 0 \end{cases} \tag{7}$$

卷积核是一个小尺寸的权值矩阵,该矩阵在输入特征面上进行局部连接和卷积操作,并且以一定的卷积步长在输入特征面上进行窗口滑动以实现局部特征的提取。本文使用 2 层卷积层,其参数如表 3 所示。

表 3 卷积层参数

卷积层参数	卷积层 1	卷积层 2
卷积核个数	16	32
卷积核大小	2	2
卷积步长	2	1

池化层旨在降低特征面的分辨率以获得具有空间不变性的特性,常用于图像识别任务,本文不使用池化层。全连接层用于整合卷积层提取到的各种特征映射。全连接层的结构如下:

$$x^h = f(x^{h-1} \times \omega^h + b^h) \tag{8}$$

式(8)表示当前第 h 层的权值矩阵 ω^h 与上一层即第 $h-1$ 层的输出 x^{h-1} 进行矩阵运算并通过偏置传递给激活函数得到当前第 h 层的输出。一般也使用 $ReLU$ 函数作为激活函数,其最后一层

全连接层的输出通过 Softmax 逻辑回归转换为概率分布以进行分类和输出。本文使用(64,80,7)的全连接层结构,网络输出层的输出为7个基本电压矢量之一。

网络训练参数如表4所示。

表4 网络训练参数

设置选项	网络设置
测试集比例	0.1
损失函数	交叉熵函数
优化器	Adam 优化器
学习率	0.001
训练次数	10 000

网络训练包括前向传播和误差反向传播2个过程:训练样本依次经过2个卷积层和3个全连接层以及一个 Softmax 逻辑回归得到7个类别的概率分布,完成一次前向传播过程。将上述前向传播过程得到的分类结果与真实标签进行对比,计算当前过程的交叉熵损失函数值并计算损失函数值对各训练参数的梯度并通过 Adam 优化器结合学习率按照从后向前的顺序依次对全连接层和卷积层中的权值矩阵 ω^h 、 k_{ij}^h 以及偏置矩阵 b^h 、 b_j^h 进行更新迭代。重复上述2个过程,随着梯度的下降,损失函数值会逐渐减小,意味着神经网络在逐渐逼近 MPTC 的选择规律。

定义神经网络前向传播预测输出的电压矢量与 MPTC 选择的电压矢量的一致率作为准确率,用于评价 CNN 分类性能的优劣。训练集和测试集的准确率如图7所示。图7表明准确率随迭代次数增加而增大并趋向稳定。训练集和测试集的准确率曲线一致,无过拟合和欠拟合倾向。CNN 最终分类准确率为89.2%。

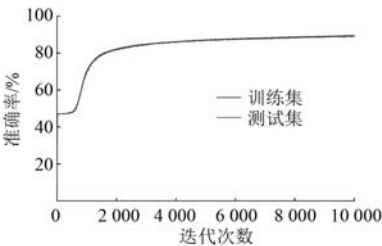


图7 训练集和测试集的准确率

3 基于 CNN 的 PMSM 控制系统

将训练成熟的 CNN 封装成电压矢量选择器

嵌入到表贴式 PMSM MPTC 系统中,替代 MPTC 执行电压矢量选择,如图8所示。CNN 输入为转速差、参考转矩、当前定子磁链幅值、定子磁链幅值误差、转矩角及定子磁链角位置,输出即为电压矢量。

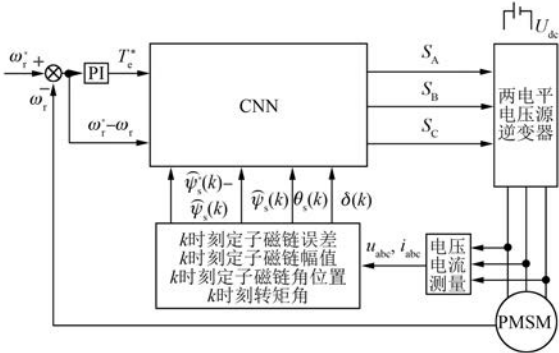


图8 基于 CNN 的 PMSM 控制系统

相同仿真条件下,基于 CNN 控制下的仿真结果如图9~图12所示。

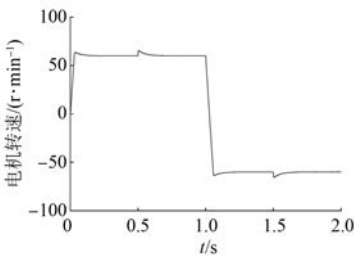


图9 CNN 控制下的电机转速

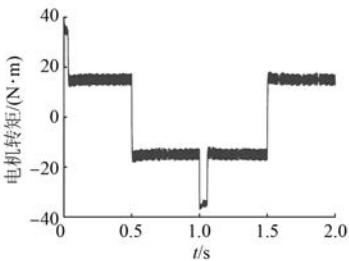


图10 CNN 控制下的电机转矩

仿真结果表明,CNN 控制能够替代 MPTC 选择电压矢量,控制效果良好。在执行 CNN 控制的同时运行 MPTC,但 MPTC 的输出并不作为输出电压矢量,仅用于与 CNN 选择的电压矢量进行比较。经统计,此时 CNN 选择的电压矢量与 MPTC 选择的电压矢量相同情况占比为73.09%。这也

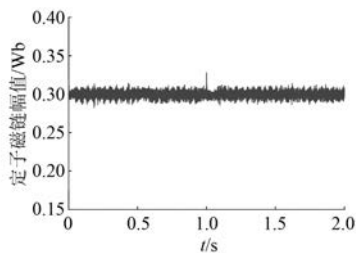


图 11 CNN 控制下定子磁链幅值

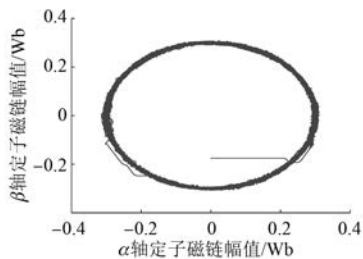


图 12 CNN 控制下定子磁链轨迹

说明 CNN 基本达到逼近 MPTC 的控制效果。

但进一步研究表明,在较大负载转矩下,CNN 控制在动态阶跃时会出现较大误差,甚至系统失控。设置仿真条件为:参考转速初始为 60 r/min,1 s 时阶跃至 -60 r/min;负载转矩初始为 30 N·m,0.5 s 时阶跃至 -30 N·m,1.5 s 时阶跃至 30 N·m,所得 CNN 控制的仿真结果如图 13 和图 14 所示。

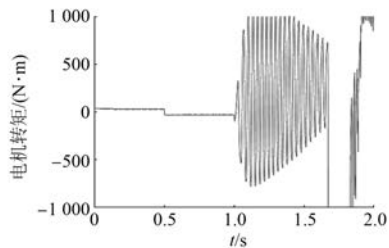


图 13 CNN 控制下电机转矩失控波形

由仿真结果可知,CNN 控制在 1 s 转速阶跃时系统失控。这是因为稳态和动态下 MPTC 通过成本函数选择电压矢量的倾向性有较大差异。由于动态时间短,训练数据较少,导致数据训练集中动态数据和稳态数据呈现非平衡分布。此时,CNN 倾向于稳态下的电压矢量规律,导致动态下错误选择电压矢量,引起系统失控。因此,单纯使用 CNN 来取代 MPTC 会存在因非平衡训练数据

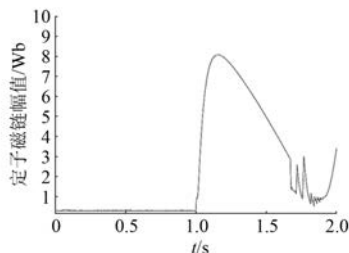


图 14 CNN 控制下定子磁链幅值失控波形

集合引起动态失控问题^[24]。

4 基于 CNN 与 DTC 的 MPTC 策略

针对 CNN 动态训练不足导致在某些条件下出现动态失控的问题,本文提出基于 CNN 和 DTC 的 MPTC (CD-MPTC) 策略。MPTC 的备选电压矢量为 CNN 控制选择的电压矢量与 DTC 选择的电压矢量,将两者代入至预测模型进行成本函数计算比较,再将成本函数较小者对应的电压矢量作为最终输出电压矢量。若 CNN 与 DTC 选择的电压矢量相同时,则直接输出该电压矢量,无需模型预测控制。CD-MPTC PMSM 系统如图 15 所示。

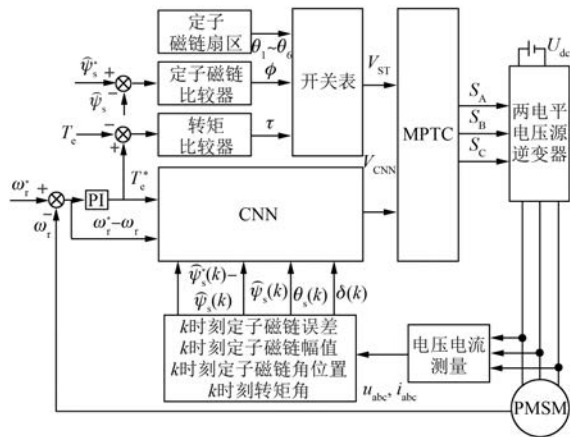


图 15 CD-MPTC PMSM 系统

在上文所述 CNN 控制失控的仿真条件下,CD-MPTC 仿真结果如图 16~图 19 所示。

仿真结果表明,CD-MPTC 策略可有效解决 CNN 控制下的动态失控的问题,保证系统动态下正常运行。由于 MPTC 的预测计算次数仅为 2 次或 0 次,同时 CNN 与 DTC 实时性均较好,该控制策略在解决 CNN 动态失控的前提下,没有过多增加系统计算负担。

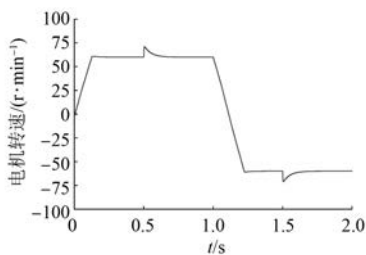


图 16 CD-MPTC 策略控制下的电机转速

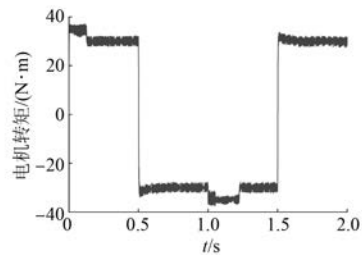


图 17 CD-MPTC 策略控制下的电机转矩

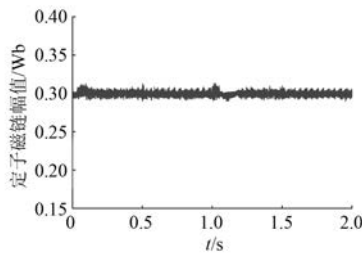


图 18 CD-MPTC 策略控制下定子磁链幅值

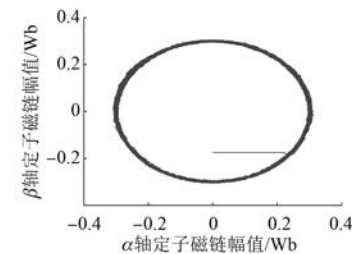


图 19 CD-MPTC 策略控制下定子磁链轨迹

为了定量评价控制性能,定义转矩脉动均方根误差(RMSE)、磁链脉动 RMSE 和平均开关频率如下:

$$T_{rip_RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_e - T_e^*)^2}{n}} \quad (9)$$

$$\psi_{rip_RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\psi_s - \psi_s^*)^2}{n}} \quad (10)$$

$$f_{ave} = \frac{N_{switching}}{6 \times t} \quad (11)$$

式中: n 为采样个数; $N_{switching}$ 为开关次数; t 为仿真时间。

上述相同仿真条件下,DTC、MPTC 与 CD-MPTC 在 0.2~0.4 s、0.6~0.8 s、1.2~1.4 s、1.6~1.8 s 等稳态状态时间段内的稳态转矩脉动 RMSE 和磁链脉动 RMSE 以及 0~2 s 整个仿真过程中的系统平均开关频率如表 5 所示。其中,“平均”表示上述 4 个时间段内的相应评价指标的平均值,反映了 3 种控制策略的稳态控制性能的平均水平。

表 5 仿真结果对比

评价指标	时段/s	DTC	MPTC	CD-MPTC
稳态转矩脉动 RMSE/(N·m)	0.2~0.4	1.551 9	0.769 8	0.776 1
	0.6~0.8	1.580 3	0.694 2	0.733 9
	1.2~1.4	1.575 5	0.764 6	0.779 8
	1.6~1.8	1.556 2	0.693 4	0.776 5
	平均	1.566 0	0.730 5	0.766 6
稳态磁链脉动 RMSE/Wb	0.2~0.4	0.005 1	0.002 4	0.002 5
	0.6~0.8	0.005 1	0.002 5	0.002 6
	1.2~1.4	0.005 0	0.002 4	0.002 5
	1.6~1.8	0.005 1	0.002 5	0.002 6
	平均	0.005 1	0.002 5	0.002 6
平均开关频率/kHz	0~2	4.88	3.28	3.74

由表 5 可知,CD-MPTC 的控制效果与 MPTC 基本相当,转矩和磁链脉动明显低于 DTC,平均开关频率也更低。

在执行 CD-MPTC 策略的同时运行 MPTC,但 MPTC 的输出并不作为最终输出电压矢量,仅用于与上述策略选择的电压矢量进行比较。经统计,CD-MPTC 策略选择的电压矢量与 MPTC 选择的电压矢量相同情况占比为 84.89%,这也是两者控制效果基本相当的原因。经统计,91.5% 情况下,CD-MPTC 策略最终使用的是 CNN 选择的电压矢量,这也说明 CNN 控制效果要优于 DTC,DTC 主要起动态下防止 CNN 动态失控的作用。经统计,17.55% 情况下,CNN 选择的电压矢量和 DTC 选择的电压矢量相同,此时无需 MPTC,直接输出该电压矢量;82.45% 情况下,两者所选电压矢量不同,需要模型预测控制计算,但此时备选电

压矢量数目只有 2 个,与传统 MPTC 相比,计算负担得到减轻。

5 结 语

(1) CNN 控制能够替代 MPTC 选择电压矢量,基本逼近 MPTC 规律,稳态下控制效果良好。

(2) 由于训练集中动态训练数据,数据训练集中动态数据和稳态数据呈现非平衡分布,使得单纯使用 CNN 来取代 MPTC 存在动态失控问题。

(3) 基于 CNN 和 DTC 的混合决策控制策略可有效解决动态失控问题,控制性能与 MPTC 基本相当,转矩和磁链脉动明显低于 DTC。

【参考文献】

- [1] CORTES P, KAZMIERKOWSKI M P, KENNEL R M, et al. Predictive control in power electronics and drives[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4312.
- [2] RODRIGUEZ J, KENNEL R M, ESPINOZA J R, et al. High-performance control strategies for electrical drives: an experimental assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(2): 812.
- [3] RODURGUZE J, KAZMIERKOWSKI M P, ESPINOZA 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 Industrial Electronics Magazine, 2015, 9(4): 8.
- [5] 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] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [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.
- [11] 李耀华, 赵承辉, 秦玉贵, 等. DTC 与 MPTC 自适应切换的表贴式永磁同步电机控制策略[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(2): 9.
- [12] 戴文战, 娄海川, 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.
- [13] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229.
- [14] 厉亚强. 基于深度学习的永磁同步电机控制策略研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2019.
- [15] 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.
- [16] 耿建平, 闫俞佰, 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.
- [17] ZHONG L, RAHMAN M F, HU W Y, et al. Analysis of direct torque control in permanent magnet synchronous motor drives [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 1997, 12(3): 528.
- [18] 李耀华, 刘卫国. 永磁同步电机直接转矩控制不合理转矩脉动[J]. 电机与控制学报, 2007, 11(2): 148.
- [19] 李耀华, 马建, 刘晶郁, 等. 电动汽车用永磁同步电机驱动系统控制策略比较研究[J]. 汽车工程, 2013, 35(5): 413.
- [20] 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.
- [21] 李耀华, 马建, 刘晶郁, 等. 永磁同步电机直接转矩控制系统电压矢量选择区域[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2012, 32(1): 95.
- [22] 李耀华, 杨启东, 曲亚飞, 等. 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.
- [23] 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.
- [24] 张启蕊, 张凌, 董守斌, 等. 训练集类别分布对文本分类的影响[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005(增刊1): 1802.