

双 BP 神经网络的永磁同步电机磁链与 转矩无差拍控制*

李耀华, 王孝宇, 周逸凡, 苏锦仕, 赵承辉, 秦玉贵, 秦 辉
(长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710064)

摘 要: 为实现永磁同步电机(PMSM)磁链与转矩的定量控制,基于磁链与转矩变化量简化模型,提出永磁同步电机磁链与转矩无差拍(DB)控制策略。实现 DB 控制需要转矩角信息,PMSM 转矩角可通过查表或基于定子磁链 d 、 q 轴分量求解,但前者需要大量储存空间,后者需要转子位置实时信息和旋转坐标变换。构建和训练反向传播(BP)神经网络来输出转矩角,并采用 BP 神经网络替代 DB 控制实现理想电压矢量角度的预测,建立基于转矩角和理想电压矢量角度预测双 BP 神经网络的 PMSM 磁链与转矩 DB 控制系统。仿真结果表明,BP 神经网络可用于预测转矩角和理想电压矢量角度,双 BP 神经网络的 PMSM 磁链与转矩 DB 控制系统运行良好。

关键词: 永磁同步电机; 无差拍控制; 理想电压矢量; 转矩角; 反向传播(BP)神经网络

中图分类号: TM351 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2022)04-0016-08

doi: 10.12177/emca.2021.192

Deadbeat Control of Stator Flux and Torque for Permanent Magnet Synchronous Motor with Dual BP Neural Networks*

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

Abstract: In order to realize the quantitative control of the flux and torque in permanent magnet synchronous motor (PMSM), based on the simplified models of flux and torque variation, the deadbeat (DB) control for PMSM is proposed. The torque angle is important to DB control. It can be obtained through look-up table or the d and q components of stator flux. However, the former needs lots of memory space and the latter needs rotor flux position information. To solve these problems, the back propagation (BP) neural network is used to predict torque angle. Another BP neural network is used to predict the angle of ideal voltage vector to replace conventional calculation. Thus, the DB control of stator flux and torque for PMSM with dual BP neural networks is established. Simulation results show that the BP neural networks can be used to output torque angle and the angle of ideal voltage vector and the motor system works properly.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); deadbeat control; ideal voltage vector; torque angle; BP neural network

0 引 言

永磁同步电机(PMSM)具有高功率密度、高

转矩密度和高效率等优势,在新能源汽车领域得到广泛应用^[1]。高性能电机控制策略对 PMSM 控制系统起着关键作用,磁场定向控制、直接转矩

收稿日期: 2021-11-05; 收到修改稿日期: 2022-01-21

* 基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2021JM-163); 陕西省重点研发计划项目(2019ZDLGY15-06, 2020GY-164)

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。

控制、模型预测控制等新型控制策略在 PMSM 领域均有过深入研究^[2-5]。

无差拍 (DB) 控制基于控制变量当前运行状态只需要一步控制,使得变量在下一拍达到给定状态。通过 DB 控制可使下一时刻的控制变量与预期参考值相等,从而理论上实现零误差。近年来,DB 控制在 PMSM 控制领域受到了高度关注^[6-7]。PMSM 磁链和转矩 DB 控制基于电机磁链和转矩离散模型,令下一时刻的磁链和转矩的预测值与参考值相等,从而定量求解出理想的施加电压矢量^[8-11]。

神经网络通过离线学习输入-输出之间的映射关系,可充分逼近并替代复杂的非线性规律^[12]。文献[13]将神经网络用于实现最大转矩电流比控制。文献[14]将神经网络用于实现模型预测转矩控制。文献[15]将神经网络用于电机参数识别。文献[16-17]将神经网络用于电机转矩观测。因此,可采用神经网络替代传统复杂的非线性规律,从而解决常规难以解决的复杂问题。

本文建立了基于定子磁链坐标系的 PMSM 下一时刻的磁链和转矩 DB 控制系统,构建并训练了转矩角预测与理想电压矢量角度预测的反向传播 (BP) 神经网络,用 BP 神经网络替代转矩角和理想电压矢量角度计算函数。仿真结果表明,这两个网络可较好地预测转矩角和理想电压矢量角度,基于双 BP 神经网络的 PMSM 磁链和转矩 DB 控制系统运行良好。

1 PMSM 磁链和转矩 DB 控制

静止坐标系下,PMSM 转矩方程如下:

$$T_e = \frac{3p\psi_f\hat{\psi}_s}{2L_d}(\sin\delta - k\sin\delta\cos\delta), k = \frac{(L_q - L_d)\hat{\psi}_s}{L_q\psi_f} \quad (1)$$

忽略定子电阻压降,施加电压矢量 $\mathbf{V}_s$ 一个采样周期 Δt 后,下一时刻的定子磁链幅值和转矩分别为

$$\begin{aligned} \hat{\psi}_s(t + \Delta t) &= \hat{\psi}_s(t) (\sqrt{1 + q^2 + 2q\cos\alpha}), \\ q &= \frac{\hat{\mathbf{V}}_s(t) \cdot \Delta t}{\hat{\psi}_s(t)} \quad (2) \\ T_e(t + \Delta t) &= \frac{3p\psi_f\hat{\psi}_s(t + \Delta t)}{2L_d} \cdot \end{aligned}$$

$$[\sin\delta(t + \Delta t) - k(t + \Delta t)\sin\delta(t + \Delta t)\cos\delta(t + \Delta t)],$$

$$k(t + \Delta t) = \frac{(L_q - L_d)\hat{\psi}_s(t + \Delta t)}{L_q\psi_f} \quad (3)$$

式中: $\psi_s(t)$ 、 $\delta(t)$ 和 $T_e(t)$ 分别为 t 时刻的定子磁链幅值、转矩角和转矩; $\psi_s(t + \Delta t)$ 、 $\delta(t + \Delta t)$ 和 $T_e(t + \Delta t)$ 分别为 $(t + \Delta t)$ 时刻的定子磁链幅值、转矩角和转矩; p 、 ψ_f 、 L_d 和 L_q 分别为电机极对数、永磁体磁链、 d 轴和 q 轴电感; α 为施加电压矢量与定子磁链夹角。

为了减少 DB 控制的计算量,需对磁链与转矩模型进行简化。经简化,PMSM 下一时刻磁链与转矩计算模型如下^[18-20]:

$$\hat{\psi}_s(t + \Delta t)_{\text{sim}} = \hat{\psi}_s(t) (1 + q\cos\alpha) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} T_e(t + \Delta t)_{\text{sim}} &= \frac{3p\psi_f\hat{\psi}_s(t)}{2L_d} \{ \sin\delta(t) - \\ &k\sin\delta(t)\cos\delta(t) + q\sin[\alpha + \delta(t)] - \\ &k \cdot q\sin[\alpha + 2\delta(t)] \} \quad (5) \end{aligned}$$

由式(4)和式(5)可得,定子磁链幅值和转矩变化量简化计算模型如下:

$$\Delta\hat{\psi}_{s\text{sim}} = \hat{\psi}_s(t + \Delta t)_{\text{sim}} - \hat{\psi}_s(t) = \hat{\psi}_s(t)q\cos\alpha \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \Delta T_{e\text{sim}} &= T_e(t + \Delta t)_{\text{sim}} - T_e(t) = \\ &\frac{3p\psi_f\hat{\psi}_s(t)}{2L_d} [q\sin(\alpha + \delta) - k \cdot q\sin(\alpha + 2\delta)] \quad (7) \end{aligned}$$

根据 DB 控制思想,第 $(t + \Delta t)$ 时刻 PMSM 的磁链与转矩值等于第 $(t + \Delta t)$ 时刻的参考值:

$$\hat{\psi}_s(t + \Delta t) = \hat{\psi}_s^*(t + \Delta t) \quad (8)$$

$$T_e(t + \Delta t) = T_e^*(t + \Delta t) \quad (9)$$

由于采样频率较高,第 $(t + \Delta t)$ 时刻磁链和转矩的参考值近似为第 t 时刻的参考值:

$$\hat{\psi}_s^*(t + \Delta t) \approx \hat{\psi}_s^*(t) \quad (10)$$

$$T_e^*(t + \Delta t) \approx T_e^*(t) \quad (11)$$

由式(8)~式(11)可知,满足 DB 控制的磁链与转矩变化量如下:

$$\Delta\hat{\psi}_s^* = \hat{\psi}_s^*(t) - \hat{\psi}_s(t) \quad (12)$$

$$\Delta T_e^* = T_e^*(t) - T_e(t) \quad (13)$$

因此,满足 DB 控制的磁链与转矩变化量与施加电压矢量引起的磁链与转矩变化量相同,即:

$$\Delta\hat{\psi}_s^* = \Delta\hat{\psi}_{s\text{sim}} \quad (14)$$

$$\Delta T_e^* = \Delta T_{e\text{sim}} \quad (15)$$

联立式(13)和式(14),则可求得满足磁链与转矩 DB 控制的理想电压矢量角度 α_{DB} 。 α_{DB} 表达式为

$$\alpha_{DB} = \arctan \frac{\frac{2L_d}{3p\psi_f} \frac{T_e^*(t) - T_e(t)}{\hat{\psi}_s^*(t) - \hat{\psi}_s(t)} + k\sin 2\delta - \sin \delta}{\cos \delta - k\cos 2\delta} \quad (16)$$

由于施加电压矢量角度范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$, 求解式(16)可得到相差 180° 的两个 α 值, 需要取舍。

由 q 定义、式(3)和式(13)可得:

$$\Delta \hat{\psi}_s^* = \hat{V}_s \cdot \Delta t \cdot \cos \alpha \quad (17)$$

由于 $\hat{V}_s \cdot \Delta t > 0$, 则可通过判断 $\Delta \hat{\psi}_s^*$ 与 $\cos \alpha$ 是否同号确定出唯一的理想电压矢量角度 α_{DB} 。

在求解出理想电压矢量角度后, 则可求得理想电压矢量的幅值:

$$\hat{V}_{s_DB} = \frac{\hat{\psi}_s^*(t) - \hat{\psi}_s(t)}{\Delta t \cos \alpha_{DB}} \quad (18)$$

从而确定磁链和转矩 DB 控制的理想电压矢量。

在得到理想电压矢量后, 从 7 个基本电压矢量集合中选择距离理想电压矢量最近的电压矢量作为输出。由于备选电压矢量数量有限, 输出的近似替代电压矢量与理想电压矢量有较大误差。为了减小理想电压矢量与输出电压矢量间误差, 提升控制性能, 下文从角度和幅值两个维度对备选电压矢量进行拓展。

对电压矢量角度进行拓展。将基本电压矢量形成的六边形内切圆进行 36 等分, 得到幅值均为 $\sqrt{3}U_{dc}/3$, 角度分别为 $0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, \dots, 330^\circ, 340^\circ, 350^\circ$ 的 36 个互差 10° 的备选电压矢量, 将输出电压矢量角度由 6 个扩展为 36 个。以 $[0^\circ, 50^\circ]$ 区间为例, 电压矢量 $V_{0^\circ} \sim V_{50^\circ}$ 如图 1 所示。近似替代理想电压矢量的输出电压矢量角度 $\angle V_s$ 由下式确定:

$$\begin{cases} \angle V_s = 0^\circ, & \text{if } -5^\circ < \alpha_{DB} \leq 5^\circ \\ \angle V_s = 10^\circ, & \text{if } 5^\circ < \alpha_{DB} \leq 15^\circ \\ \vdots & \\ \angle V_s = 350^\circ, & \text{if } 345^\circ < \alpha_{DB} \leq 355^\circ \end{cases} \quad (19)$$

对电压矢量幅值进行拓展。令理想电压矢量幅值上限为内切圆半径, 定义 r 为理想电压矢量

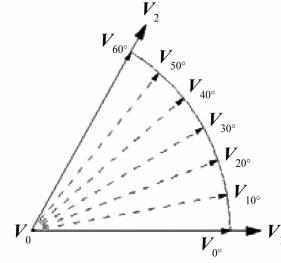


图 1 $[0^\circ, 50^\circ]$ 区间备选电压矢量

幅值与内切圆半径的比值, $0 \leq r \leq 1$, 且有:

$$\begin{cases} r = 1, & \text{if } \hat{V}_{s_DB} > \frac{\sqrt{3}U_{dc}}{3} \\ r = \frac{\hat{V}_{s_DB}}{\frac{\sqrt{3}U_{dc}}{3}}, & \text{if } \hat{V}_{s_DB} \leq \frac{\sqrt{3}U_{dc}}{3} \end{cases} \quad (20)$$

由于幅值为内切圆半径的电压矢量 $V_{0^\circ} \sim V_{350^\circ}$ 的占空比已知, 则输出矢量无需空间矢量调制计算, 只需将对应电压矢量的占空比乘以系数 r 即可, 由此可得到幅值连续变化的输出电压矢量。以 $[0^\circ, 50^\circ]$ 区间为例, 输出不同角度电压矢量的三相开关占空比 S_A, S_B 和 S_C 如表 1 所示。

表 1 输出不同角度电压矢量的三相开关占空比

输出电压矢量角度/ $^\circ$	S_A	S_B	S_C
0	$0.87r$	0	0
10	$0.94r$	$0.17r$	0
20	$0.98r$	$0.34r$	0
30	$1.00r$	$0.50r$	0
40	$0.98r$	$0.64r$	0
50	$0.94r$	$0.77r$	0

由上文可建立 PMSM 磁链和转矩 DB 控制系统, 其结构框图如图 2 所示。由图 2 可知, 系统仅需判断角度和三相开关占空比系数 r 计算, 则可得角度离散区间为 10° , 幅值连续变化的近似替代电压矢量, 并通过查表方式生成, 简单易行。

基于 MATLAB/Simulink 建立了 PMSM 磁链和转矩 DB 控制系统离散仿真模型, 采样周期为 5×10^{-5} s。转速 PI 调节器参数为 $K_p = 5, K_I = 50$, PI 调节器输出上下限为 $[-100, 100]$, 转速环采样周期为 5×10^{-5} s。参考转速为 60 r/min, 2 s 时阶跃至 -60 r/min。负载转矩初始为 15 N·m, 1 s 时

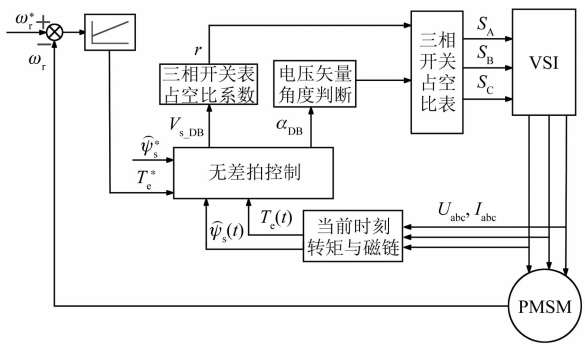


图2 PMSM 磁链和转矩 DB 控制系统

阶跃至 $-15\text{ N}\cdot\text{m}$,3 s 时阶跃至 $15\text{ N}\cdot\text{m}$ 。参考定子磁链幅值为 0.3 Wb 。直流母线电压为 312 V 。仿真总时长为 4 s 。

仿真用内置式 PMSM(IPMSM) 参数如表 2 所示。

表 2 仿真用 IPMSM 电机参数

电机参数	参数值
定子电阻/ Ω	0.25
d 轴电感/ H	0.003 3
q 轴电感/ H	0.007 3
转子磁链/ Wb	0.226 4
极对数	3
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

PMSM 磁链和转矩 DB 控制下,仿真结果如图 3~图 7 所示。仿真结果表明,PMSM 磁链和转矩 DB 控制运行效果良好。

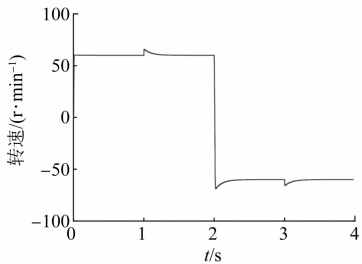


图3 DB 控制下电机转速

2 基于 BP 神经网络的转矩角预测

由上文可知,PMSM 磁链和转矩 DB 控制需要转矩角信息。由式(1)所示的内置式 PMSM 转矩方程可知,采用反解转矩方程求解转矩角方法

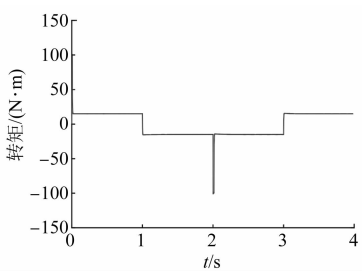


图4 DB 控制下电机电磁转矩

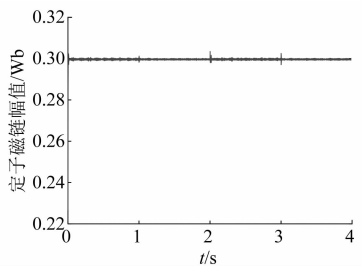


图5 DB 控制下定子磁链幅值

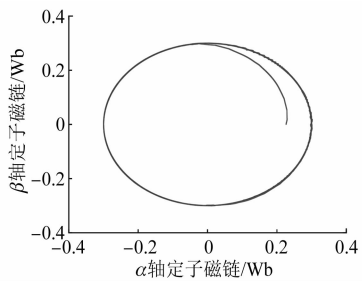


图6 DB 控制下定子磁链圆

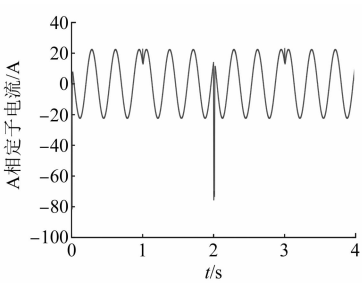


图7 DB 控制下 A 相定子电流

实质为求解一元四次方程,但一元四次方程的理论通解非常复杂,不具备实用性。因此,一般根据转矩方程建立转矩角与转矩和定子磁链的表格,通过查表方式获取,但这需要占用大量的储存单元。也可根据定子磁链在转子旋转 d 、 q 轴上的分量求解转矩角:

$$\delta = \arctan \frac{\psi_q}{\psi_d} = \arctan \frac{L_q i_q}{L_d i_d + \psi_f} \tag{21}$$

但需要转子位置实时信息和旋转坐标变换。

BP 神经网络通过误差反向学习机制可离线学习输入-输出之间的映射关系,从而替代复杂的非线性计算,并且 BP 神经网络结构简单,理论上只采用一层隐含层即可实现任意连续函数的映射。因此,可以基于转矩方程遍历营造训练数据,采用 BP 神经网络实现对转矩角的预测。

为了保证转矩角与转矩呈增函数关系,内置式 PMSM 的转矩角和 k 值有如下限制:

$$\begin{cases} 0 < k < 1 \\ |\delta| < \arccos \left[\frac{1}{4k} - \sqrt{\left(\frac{1}{4k}\right)^2 + \frac{1}{2}} \right] \end{cases} \tag{22}$$

不同的 k 值对应不同的定子磁链值和最大转矩角,如表 3 所示。

表 3 不同 k 值所对应的最大转矩角

k	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
ψ_s/Wb	0.041	0.082	0.123	0.165	0.200
$\delta_{\max}/(^{\circ})$	95.63	100.70	105.00	108.60	111.50

k	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
ψ_s/Wb	0.247	0.289	0.330	0.371	0.410
$\delta_{\max}/(^{\circ})$	113.80	115.80	117.40	118.80	120.00

以 $k = 0.1$ 为例,此时定子磁链幅值为 0.41 Wb,取转矩角范围为 $[-95^{\circ}, 95^{\circ}]$,转矩角每隔 0.1° 取样,由式(1)可得不同转矩角下的转矩值。依次将 k 取 0.2, 0.3, $\dots$, 1.0, 由此可建立共 22 030 组数据,分组建立训练集、测试集和验证集,其中训练集 18 000 组数据,验证集 2 000 组数据,测试集 2 030 组数据。转矩角预测 BP 神经网络拓扑结构为 $[2, 10, 10, 10, 1]$,输入为转矩和定子磁链幅值,中间层为 3 个由 10 个神经元组成的隐含层,同样采用 Sigmoid 函数作为激活函数,输出即为转矩角。转矩角预测 BP 神经网络最大训练次数为 4 000 次,学习率为 0.001,训练目标均方误差 1×10^{-7} 。转矩角预测 BP 神经网络训练过程 loss 图如图 8 所示。

图 8 表明,随着训练次数的增加,网络预测的误差逐渐减小并收敛。由于验证集的梯度连续 6 次没有下降,网络提前终止训练。将训练完成的

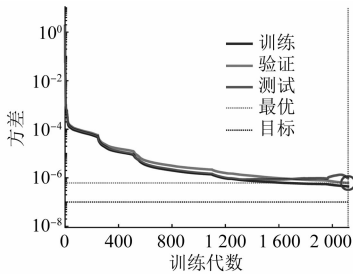


图 8 转矩角预测 BP 神经网络训练过程 loss 图

BP 网络对测试集进行预测,预测值与真实值的绝对误差如图 9 所示。

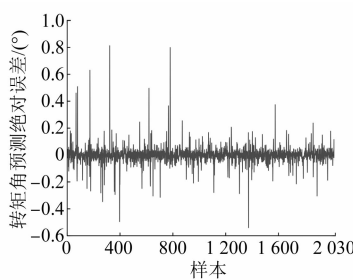


图 9 转矩角测试集的绝对误差

由图 9 可知,转矩角测试集中预测值与真实值绝对误差均小于 1° ,且大部分绝对误差小于 0.2° ,表明转矩角预测 BP 神经网络性能良好,误差较小,可用于输出转矩角。

3 基于 BP 神经网络的理想电压矢量角度预测

与上文类似,同样可以采用 BP 神经网络去学习和逼近 DB 控制计算。下文以磁链和转矩 DB 控制理想电压矢量角度预测为例,采用 BP 神经网络实现对 DB 控制规律的替代。

由理想电压矢量角度计算式(16)可知,理想电压矢量角度计算与转矩误差、磁链误差、转矩角和 k 有关。由式(1)给出的 k 定义可知,其取值与实际定子磁链幅值有关。因此,BP 神经网络模型训练集的输入为转矩误差、磁链误差、转矩角和实际定子磁链幅值,输出为理想电压矢量角度。系统在转速或转矩阶跃时,转矩误差与磁链误差会显著大于系统稳态时的误差,因此,模型训练用数据营造分为两部分:稳态数据和动态数据。

(1) 稳态训练数据营造。取转矩误差的绝对值的最大值为 $4 \text{ N}\cdot\text{m}$,基于参考转矩正负 $4 \text{ N}\cdot\text{m}$

区间,每间隔 $0.1 \text{ N}\cdot\text{m}$ 取样;磁链误差绝对值最大值 0.01 Wb ,基于参考磁链正负 0.01 Wb 区间,每间隔 0.001 Wb 取样;转矩角在正负 120° 区间,每间隔 3° 取样;定子磁链幅值最大值取 0.38 Wb ,最小值取 0.22 Wb ,每间隔 0.01 Wb 取样。共计可得 2 342 277 个数据。通过判断 $\Delta\hat{\psi}_s^*$ 与 $\cos\alpha$ 是否同号舍去错误解及转矩误差与磁链误差同时为 0 的无效数据后,最后得到 1 225 530 组数据。

实际训练发现,BP 神经网络对磁链误差较为敏感,当磁链误差小于 $1\times 10^{-3} \text{ Wb}$ 时,网络预测误差较大。由式(15)可知,磁链误差为分母,当其值接近于 0,预测误差影响很大。因此,需要额外添加磁链误差较小时的数据集以提高网络精度。与前述类似,取转矩误差的绝对值最大值为 $4 \text{ N}\cdot\text{m}$,每间隔 $0.1 \text{ N}\cdot\text{m}$ 取样;磁链误差绝对值最大值 0.001 Wb ,每间隔 $0.000 1 \text{ Wb}$ 取样;转矩角绝对值最大值取 120° ,每间隔 3° 取样;定子磁链幅值最大值取 0.38 Wb ,最小值取 0.22 Wb ,每间隔 0.01 Wb 取样。共计可得 2 342 277 个数据。删除无效数据后,同样得到 1 225 530 组数据。

综上,通过数据营造共得到 2 451 060 组稳态训练数据。

(2) 动态训练数据营造。由于转速 PI 调节器的上下限为 ± 100 ,取转矩误差绝对值的最大值为 $100 \text{ N}\cdot\text{m}$,基于参考转矩正负 $100 \text{ N}\cdot\text{m}$ 区间,每间隔 $2 \text{ N}\cdot\text{m}$ 取样;磁链误差绝对值最大值取参考定子磁链幅值与转子磁链幅值的差值 0.08 Wb ,基于参考磁链正负 0.08 Wb 区间,每间隔 0.004 Wb 取样;转矩角绝对值最大值取 120° ,每间隔 3° 取样;定子磁链幅值最大值取 0.38 Wb ,最小值取 0.22 Wb ,每间隔 0.01 Wb 取样。可得 5 702 157 组数据。同样舍去错误解及转矩误差与磁链误差同时为 0 的无效数据后,得到 5 700 780 组数据。

将以上 8 151 840 组数据构成理想电压矢量角度的训练、验证和测试用数据集,其中 8 130 000 组数据作为训练集,11 840 组数据作为测试集,10 000 组作为验证集。理想电压矢量角度预测 BP 神经网络拓扑结构为 $[4, 22, 22, 22, 1]$,输入为转矩误差、磁链误差、转矩角和定子磁链幅值,中间层为 3 个由 22 个神经元组成的隐含层,并使用 Sigmoid 函数作为激活函数,输出为理想电压

矢量角度。理想电压矢量角度预测 BP 神经网络最大训练次数为 4 000 次,学习率为 0.001,训练目标均方误差 1×10^{-5} 。理想电压矢量角度 BP 神经网络训练过程 loss 图如图 10 所示。

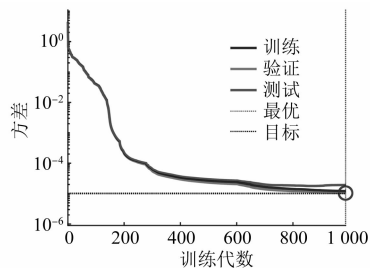


图 10 理想电压矢量角度 BP 神经网络训练过程 loss 图

由图 10 可知,随着训练次数的增加,训练集、验证集和测试集的 loss 逐渐下降,下降速度逐渐变慢,最终趋于平缓,说明网络预测的误差逐渐减小并收敛。由于验证集的梯度连续 6 次没有下降,网络提前终止训练。将训练完成的 BP 网络对测试集进行预测,预测值与真实值绝对误差如图 11 所示。

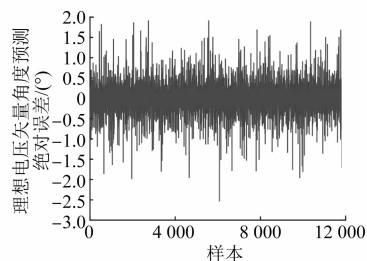


图 11 理想电压矢量角度测试集的绝对误差

由图 11 可知,理想电压矢量角度测试集中预测值与真实值之间的绝对误差均小于 3° ,大部分误差在 1° 以内,说明理想电压矢量角度预测 BP 神经网络性能良好,误差较小,可用于输出理想电压矢量角度。

4 双 BP 神经网络的磁链与转矩 DB 控制

将上文训练得到的转矩角预测 BP 神经网络和理想电压矢量角度预测 BP 神经网络移植到上文的 PMSM 磁链和转矩 DB 系统模型,以取代原有的转矩角和理想电压矢量角度计算,构成双 BP 神经网络的磁链与转矩 DB 控制系统,如图 12 所示。

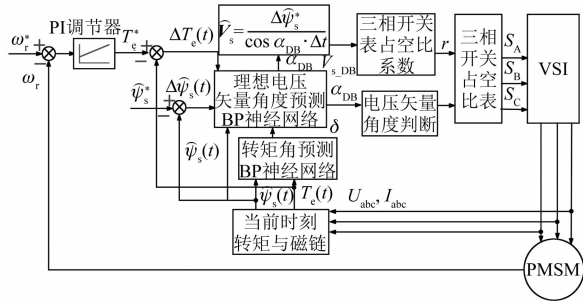


图 12 双 BP 神经网络的磁链与转矩 DB 控制系统

由图 12 可知,系统根据当前时刻的磁链与转矩,通过转矩角预测 BP 神经网络得到当前时刻的转矩角,然后将该转矩角、转矩误差、磁链误差与当前时刻的磁链输入至理想电压矢量角度预测 BP 神经网络以得到理想电压矢量角度,再计算得出理想电压矢量的幅值,最终得到理想电压矢量,并同样通过判断角度和三相开关占空比系数 r 计算,查表生成近似替代电压矢量。

与上文仿真条件相同,对双 BP 神经网络的磁链与转矩 DB 控制系统进行仿真验证。同时,系统并行运行原有的转矩角计算模型和理想电压矢量角度计算模型,将其输出作为真实值,与 BP 神经网络的预测值进行比较。双 BP 神经网络磁链与转矩 DB 控制系统仿真结果如图 13~图 17 所示。

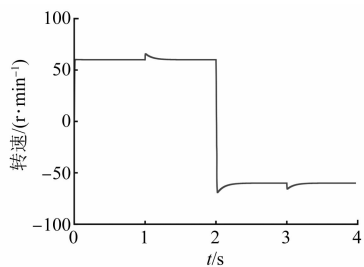


图 13 双 BP 神经网络 DB 控制下电机转速

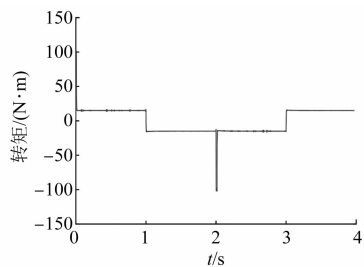


图 14 双 BP 神经网络 DB 控制下电机电磁转矩

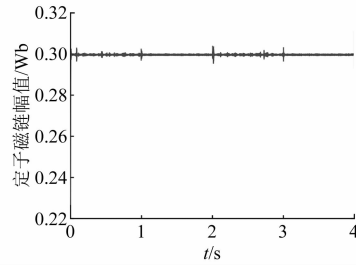


图 15 双 BP 神经网络 DB 控制下定子磁链幅值

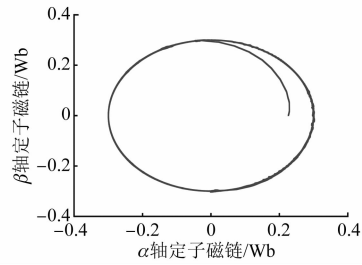


图 16 双 BP 神经网络 DB 控制下定子磁链圆

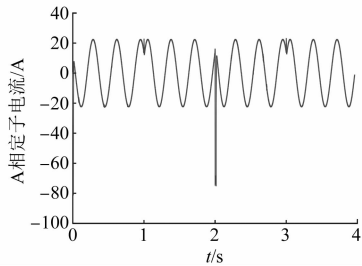


图 17 双 BP 神经网络 DB 控制下 A 相定子电流

定义稳态(0.1~1.9 s 和 2.1~3.9 s)转矩脉动均方根误差(RMSE)和磁链脉动 RMSE 如下:

$$T_{rip_RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_e - T_e^*)^2}{n}} \quad (22)$$

$$\psi_{rip_RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\psi_s - \psi_s^*)^2}{n}} \quad (23)$$

式中: n 为采样个数。

不同控制策略下,系统稳态转矩脉动和磁链脉动 RMSE 如表 4 所示。

转矩角预测 BP 神经网络和理想电压矢量角度预测 BP 神经网络的预测输出值与原有的转矩角计算模型和理想电压矢量角度计算模型输出的误差分别如图 18 和图 19 所示。

表 4 不同控制策略下的稳态控制性能

控制策略	时间	$T_{rip_RMSE}/(N \cdot m)$	ψ_{rip_RMSE}/Wb
传统 DB 控制	0.1~1.9 s	0.064 7	0.000 4
	2.1~3.9 s	0.064 6	0.000 4
	平均	0.064 7	0.000 4
双 BP 神经网络 DB 控制	0.1~1.9 s	0.100 1	0.000 4
	2.1~3.9 s	0.095 9	0.000 4
	平均	0.098 0	0.000 4

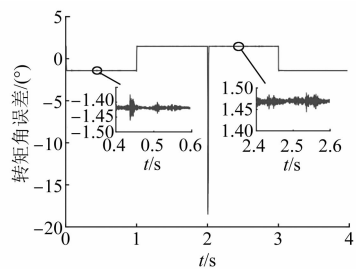


图 18 转矩角误差

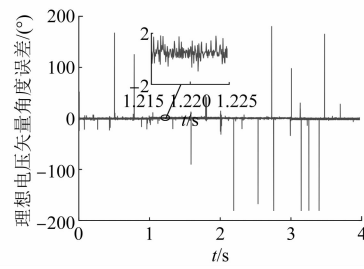


图 19 理想电压矢量角度误差

经统计,99.69%的转矩角误差在 $\pm 2^\circ$ 以内,98.10%的理想电压矢量角度误差在 $\pm 2^\circ$ 以内,99.70%的理想电压矢量角度误差在 $\pm 3^\circ$ 以内。BP神经网络预测的转矩角和理想电压矢量角度仅在个别点误差较大,但这少数误差较大的点并不影响系统整体稳定性。双BP神经网络的磁链与转矩DB控制系统仿真结果表明,电机系统运行良好,可实现四象限运行,稳态下磁链和转矩误差较小,动态下转速和转矩可实现快速跟踪。与传统磁链与转矩DB控制系统相比,稳态磁链脉动RMSE相同,稳态转矩脉动RMSE略有增大。以上仿真结果表明,双BP神经网络的磁链与转矩DB控制系统可行,转矩角和理想电压矢量角度预测误差较小,可实现替代传统转矩角和理想电压矢量角度计算功能,从而无需转子实时位置信息和旋转坐标变换,验证BP神经网络替代DB计算的可行性,为连续状态集模型预测控制实时性问题提供参考方案。

5 结 语

(1) 基于定子坐标系下的永磁同步电机磁链与转矩DB控制系统静动态性能良好,可实现四象限运行。通过角度和幅值对备选电压矢量进行拓展,可有效减小输出电压矢量与理想电压矢量间的偏差。

(2) 采用BP神经网络可较好实现对永磁同步电机转矩角和理想电压矢量角度的预测,误差较小。

(3) 采用双BP神经网络的磁链与转矩DB控制系统运行良好,可实现四象限运行,稳态下磁链和转矩误差较小,动态下转速和转矩可实现快速跟踪,99.69%的转矩角误差在 $\pm 2^\circ$ 以内,98.10%和99.70%的理想电压矢量角度误差分别在 $\pm 2^\circ$ 、 $\pm 3^\circ$ 以内。BP神经网络可用于替代传统理想电压矢量角度和转矩角计算模块,从而无需转子实时位置信息和旋转坐标变换,为连续状态集模型预测控制的实时性问题提供参考方案。

【参考文献】

[1] 温旭辉,刘钧,赵峰,等. 车用高性能永磁同步电机驱动系统的研发[J]. 汽车工程,2011,33(10): 880.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 浦龙梅,张宏立. 永磁同步电机的无差拍预测转矩控制系统[J]. 电机与控制应用,2016,43(8): 21.

[7] LIN X, HUANG W, JIANG W, et al. Deadbeat direct torque and flux control for permanent magnet synchronous motor based on stator flux oriented[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(5): 5078.

(下转第 59 页)

- 路故障对磁场及电磁振动的影响[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(8): 2034.
- [6] LI Y, LU Q, ZHU Z Q, et al. Superposition method for cogging torque prediction in permanent magnet machines with rotor eccentricity [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(6): 8103710.
- [7] LI Y, LU Q, ZHU Z Q. Unbalanced magnetic force prediction in permanent magnet machines with rotor eccentricity by improved superposition method [J]. IET Electric Power Applications, 2017, 11(6): 1095.
- [8] 任杰, 王秀和, 赵文良, 等. 永磁同步电机气隙偏心空载气隙磁场解析计算[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(8): 26.
- [9] 邢泽智, 王秀和, 赵文良, 等. 表贴式永磁同步电机电磁激振力波计算与定子振动特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(14): 5004.
- [10] 李琛, 章跃进, 周晓燕, 等. 定子开槽表贴式永磁电机气隙偏心空载气隙磁场全局解析法[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(10): 27.
- [11] 李全峰, 黄厚佳, 黄苏融, 等. 表贴式永磁电机气隙偏心故障快速诊断研究[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(12): 48.
- [12] 季洁, 何山, 王维庆, 等. 大型永磁风力发电机偏心故障计算与分析[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(10): 96.
- [13] SAFA H H, EBRAHIMI M, ZARCHI H A, et al. Eccentricity fault detection in permanent magnet synchronous generators using stator voltage signature analysis [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18(12): 1731.
- [14] 戈宝军, 毛博, 林鹏, 等. 无刷双馈电机气隙偏心对气隙磁场的影响[J]. 电工技术学报, 2020, 35(3): 502.

(上接第 23 页)

- [8] 李耀华, 周逸凡, 赵承辉, 等. 表贴式永磁同步电机磁链和转矩无差拍控制系统[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(1): 1.
- [9] 李耀华, 周逸凡, 赵承辉, 等. 基于拓展电压矢量集合的表贴式永磁同步电机磁链和转矩无差拍控制[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(10): 7.
- [10] 李耀华, 周逸凡, 秦玉贵, 等. 永磁同步电机磁链和转矩无差拍控制[J]. 微电机, 2021, 54(4): 36.
- [11] 李耀华, 周逸凡, 赵承辉, 等. 基于拓展电压矢量集合的永磁同步电机无差拍控制[J]. 微特电机, 2021, 49(3): 40.
- [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] 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.
- [14] 李耀华, 赵承辉, 周逸凡, 等. 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[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(9): 8.
- [15] 谷鑫, 胡升, 史婷娜, 等. 基于神经网络的永磁同步电机多参数解耦在线辨识[J]. 电工技术学报, 2015, 30(6): 114.
- [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] 厉亚强, 张文涛, 李涉川. 基于 ELM 实现的 IPMSM 转矩观测器[J]. 微特电机, 2019, 47(5): 50.
- [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.
- [19] 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.
- [20] 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.