

基于 BP 神经网络的永磁同步电机 转矩观测器设计

耿建平¹, 闫俞佰^{1,2}, 熊光阳¹, 张奎庆^{1,2}, 潘家栋^{1,2}

(1. 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004;

2. 中国科学院 深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055)

摘要: 针对永磁同步电机参数辨识困难、电磁转矩难以通过数学模型来精确估算从而导致电机控制精度以及驱动系统的整体性能下降的问题, 设计了一种基于反向传播 (BP) 神经网络的电机电磁转矩网络拓扑。通过 MATLAB/Simulink 将该神经网络封装成转矩观测器, 用于精确地计算电机转矩。最后通过试验平台进行试验验证, 并与传统转矩的计算方式进行对比分析。结果表明: 所设计的转矩观测器具有高精度的转矩输出性能, 与传统转矩估算数学模型相比, 具有更高的控制精度和准确性。

关键词: 永磁同步电机; 转矩观测器; 参数辨识; 控制精度; 系统性能; 反向传播神经网络

中图分类号: TM 351 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2020)01-0078-06

doi: 10.12177/emca.2019.125

Design of Torque Observer Based on BP Neural Network for Permanent Magnet Synchronous Motor

GENG Jianping¹, YAN Yubai^{1,2}, XIONG Guangyang¹, ZHANG Kuiqing^{1,2}, PAN Jiadong^{1,2}

(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract: It is difficult to identify the motor parameters of permanent magnet synchronous motor, and the electromagnetic torque is also difficult to accurately estimate by mathematical model, which leads to the decrease of the motor control precision and the overall performance of the drive system. A motor electromagnetic torque network topology based on back-propagation (BP) neural network is designed. The network is packaged into a torque observer by MATLAB/Simulink for accurate calculation of motor torque. Experimental verification and comparison with the traditional calculation method are carried out by the experimental platform. Experimental results show that the torque observer has high-precision torque output performance and the control precision is higher than that of the traditional torque estimation mathematical model.

Key words: permanent magnet synchronous motor; torque observer; parameter identification; control precision; system performance; back-propagation (BP) neural network

收稿日期: 2019-10-03; 收到修改稿日期: 2019-10-30

作者简介: 耿建平(1973—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为测控技术、虚拟仪器、卫星导航、软件工程。

闫俞佰(1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机驱动、电力电子技术以及嵌入式系统、深度学习以及人工智能。(通信作者)

0 引言

内置式永磁同步电机(IPMSM)由于功率因数高、起动转矩大、起动时间较短、过载能力强等优点,在机械臂、机器人、电动汽车等领域得到广泛应用^[1-3]。由于IPMSM参数的非线性、波动性和不确定性等原因,无法准确地实现电机转矩的高精度控制。在传统的电机转矩控制策略中,电机电磁转矩的控制精度偏低,导致系统整体性能下降^[4-5]。

在逆变器馈电的永磁同步电机(PMSM)系统中,电机转矩通过转矩数学模型进行估算。由于电机参数在电机运行过程中会产生变化、时效性不高以及谐波扰动等因素,导致通过数学模型方法获得的电磁转矩精度不高、准确度偏低等^[6-12]。

文献[13-14]将观测转矩的前馈补偿融合到控制器中,形成了二自由度的控制器,在响应速度和鲁棒性方面性能较好。文献[15-16]提出了一种基于最大转矩电流比(MTPA)的转矩预测控制系统,并对该系统性能进行了相关分析,但所建立的数学模型计算量较大、时效性不高、复杂度较高,且不利于实现,导致自适应能力不强,同时对电机驱动系统中的硬件要求较高,增加了系统的成本代价。

针对上述问题,本文设计了一种基于电机 d - q 轴电流以及电机转子位置PMSM转矩观测器,从而得到一种端到端的高精度映射关系,通过在线监督学习的方法,实时调整反向传播(BP)转矩模型和磁链模型的参数以提高模型的准确性。因为所建立的转矩观测器独立于电机复杂的数学模型,所以避免了电机参数辨识不精、时效性不高以及电流谐波等扰动因素带来的影响。最后,通过Simulink仿真模型验证了所建立的转矩观测器具有控制精度高、抗不确定因素扰动影响等优点。

1 IPMSM 数学模型

为了更好地观测本文所设计的网络中电机电磁转矩随转子位置的变化,通过坐标变换原理图将IPMSM模型转换为同步坐标系下的模型,如图1所示。

d - q 坐标系下的IPMSM d - q 轴电压以及电磁转矩的数学模型^[16]为

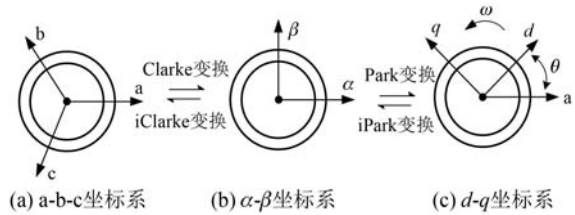


图1 PMSM 3种坐标系及变换关系

$$u_d = L_d \frac{di_d}{dt} + Ri_d - pwL_q i_q \quad (1)$$

$$u_q = L_q \frac{di_q}{dt} + Ri_q + pw(\psi_m + L_d i_d) \quad (2)$$

$$T_e = \frac{3p}{2} [\psi_m i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \quad (3)$$

式中: u_d 、 u_q 分别为电机的 d 、 q 轴电压; L_d 、 L_q 分别为电机 d 、 q 轴电感; i_d 、 i_q 分别为 d 、 q 轴电流; w 、 R 分别为电机转速、定子绕组电阻; p 为电机极对数; ψ_m 为电机永磁体磁链; T_e 为电机的输出转矩。

由式(3)可知,通过电机 d - q 轴电感、电流可以拟合出电磁转矩 T_e ,但是在实际的电机控制系统中,会存在电机 d - q 轴电感、电流,包括谐波等扰动因素,从而导致所得电磁转矩与真实的电磁转矩产生一定的偏差。在传统的电机电磁转矩控制策略中,因为无法对磁体饱和、电机参数变化以及电流谐波等扰动因素进行建模,所以降低了逆变器馈电的PMSM控制系统中电机的控制精度和准确性。随着深度学习的迅速发展,本文试图通过深度学习中的BP神经网络,架构出一种端到端的精确映射关系,从而实现电机电磁转矩精确的控制。通过BP神经网络构建的电磁转矩观测器将传统的复杂数学模型简单化,从而不必对电机磁体饱和、电机参数变化等不确定性因素进行建模,只考虑输入、输出之间的特征关系。

2 BP神经网络模型设计

BP神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,不需要揭示描述这种映射关系的数学方程。

该算法的核心思想是使用梯度下降来搜索可能的权向量的假设空间,以找到最佳的拟合样例的权向量。用该梯度值更新初始的权值和偏置

项,一直更新达到损失函数取得最小值为止。以此计算神经网络中的最佳参数。

BP 神经网络由 3 部分组成:BP 网络建立、BP 网络训练、BP 网络预测。BP 神经网络基本原理框图如图 2 所示^[17-18]。

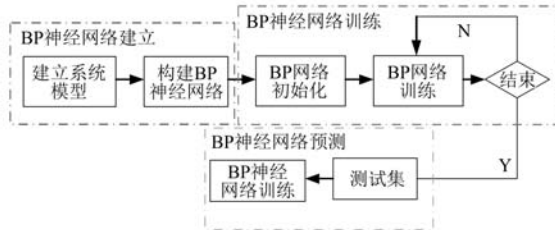


图 2 BP 神经网络基本原理框图

在基于 BP 神经网络的电机电磁转矩网络拓扑结构中,利用网络拓扑输出电机转矩目标值与实际输出的电磁转矩之间的均方根误差 (RMSE) 作为整个网络的性能优劣的评判方式。首先通过设置整个网络的 RMSE 期望值,将电机转矩网络拓扑的实际输出电磁转矩与期望值之间作 RMSE 分析。当转矩实际输出与期望输出电机转矩之间的 RMSE 大于设定值时,通过基于梯度下降法的误差反向传播算法进行反向传播。在误差反向传播过程中,神经网络根据误差值调整神经网络拓扑中各个神经元以及神经网络隐藏层间的权值参数与阈值。

本文所提用于电机转矩观测器的 BP 神经网络基本结构模型如图 3 所示。

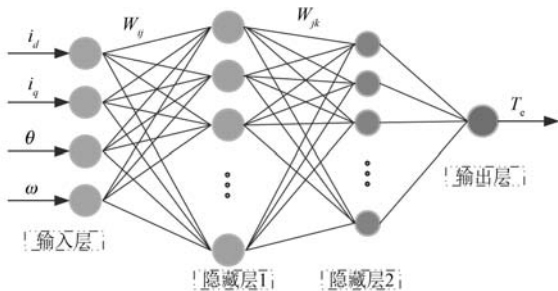


图 3 BP 神经网络基本结构模型

图 3 中,输入层包括 d 轴电流 i_d 、 q 轴电流 i_q 、电机转子位置 θ 以及电机转速 ω ;输出层为电机电磁转矩 T_e ; W_{ij} 、 W_{jk} 分别为隐藏层之间的权值参数。

首先,通过传统电机电磁转矩控制试验,采集

电机 d - q 轴电流、转子位置、电机转速以及电机电磁转矩 5 个参数作为训练集、验证集以及测试集。

然后,将通过电机转矩控制试验采集得到的 100 000 组输入输出数据,先将原始数据做归一化数据预处理,再从中随机选择 80 000 组训练数据,将这些数据输入到网络拓扑的输入层,同时需要不断地对该神经网络模型进行大量的优化训练。将剩下的 20 000 组数据作为电机网络拓扑的测试集,用于测试该网络结构的转矩拟合输出性能。神经网络预测使用训练好的网络进行预测函数输出,并对预测结果进行分析。

在转矩观测的 BP 神经网络中,取 Sigmoid 函数作为激励函数,定义 $g(x)$ 如下:

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

最后,通过构造 RMSE 函数式(5)来评估所构造的适用于电机转矩拟合的 BP 神经网络模型:

$$RMSE(y_i) = \frac{1}{n} \sum_0^n (y_i - y_i)^2 \quad (5)$$

式中: y_i 为实际输出的电机电磁转矩 T_e 的值; n 为样本个数; y_i 为 BP 网络拓扑的理想电磁转矩 T_e 的期望值。

在网络拓扑中,利用式(6)来调整电机电磁转矩的输入层以及输出层之间的隐含层的层数 P :

$$P = \sqrt{A_1 + A_2} + h \quad (6)$$

式中: A_1 、 A_2 分别为输入层以及输出层的神经元的个数; h 为 1~10 的整数。

如果该网络拓扑所设定的电机电磁转矩与实际输出的电磁转矩之间的 RMSE 达不到所设定的值,则将理想值与实际值之间的误差通过误差反向传播算法来进行反向传播,并根据误差值的大小来调整网络拓扑中神经元之间的的权值以及阈值,直到使得通过该网络拓扑实际输出的电磁转矩 T_e 与期望值的 RMSE 在设定值之内。

在该网络中通过式(7)来进行 BP 神经网络中神经元之间的权重更新:

$$W_{ij}(k + 1) = W_{ij}(k) +$$

$$\eta H_j(1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k \quad (7)$$

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta H_j e_k \quad (8)$$

式中： W_{ij} 、 W_{jk} 分别为隐藏层之间的权重系数； η 、 H_j 分别为学习率以及隐含层的输出向量。

3 基于 BP 神经网络的转矩观测器设计

基于上述电机控制系统,对该 PMSM 控制的神经网络进行建模。确定隐含层神经元个数为 200。基于 BP 神经网络的转矩拟合网络拓扑通过改变学习率、隐藏层的数量、隐藏层神经元的数量以及各种神经网络模型的优化训练算法来获得。神经网络参数设置如表 1 所示。

表 1 神经网络参数设置

| 隐藏层节点 | 训练时间/s | 训练批次 | 学习率 | RMSE | 准确率/% |
|-------|---------|-------|-------|----------|-------|
| 50 | 2 014.3 | 1 000 | 0.100 | 0.001 25 | 86.2 |
| 50 | 2 502.7 | 2 000 | 0.010 | 0.000 97 | 91.3 |
| 100 | 3 622.5 | 1 500 | 0.001 | 0.000 74 | 93.8 |
| 100 | 4 125.8 | 3 000 | 0.010 | 0.000 63 | 96.7 |
| 200 | 4 635.3 | 3 000 | 0.001 | 0.000 52 | 94.9 |
| 200 | 5 251.9 | 4 000 | 0.010 | 0.000 34 | 97.6 |
| 200 | 6 013.6 | 4 000 | 0.001 | 0.000 21 | 98.2 |

由表 1 可以发现,当神经元的数量上升时,训练集中的 RMSE 在持续稳定的收敛下降,但训练时间会上升。选择不同的训练批次和学习率也会影响网络的性能。试验结果显示,当神经网络的隐藏神经元为 200、隐藏层的层数为 3 层、训练迭代次数为 4 000、每组的训练数据为 10 个、学习率为 0.001 时, RMSE 达到最小值为 0.000 21, 准确率为 98.2%。

神经网络模型通过训练收敛后,总数据集 100 000 个,训练数据 80 000 个,测试数据 20 000 个,因此抽取测试集中的 10 000 个样本,对神经网络模型进行验证。最终,该神经网络在测试集中的误差结果显示, BP 模型观测到的转矩误差明显小于真实转矩误差量,且最大相对误差不超过 $\pm 3\%$,表明该神经网络模型具有良好的预测能力和泛化能力。

将本文所提适用于电机电磁转矩 T_e 拟合的 BP 神经网络封装成 MATLAB/Simulink 模块。然后用该模块取代传统的转矩数学模型来构造整体的电机转矩控制整体系统框图。将转矩观测器加入到传统的磁场定向控制(FOC)系统进行仿真与试验。基于转矩观测器的电机控制系统原理框图如图 4 所示。

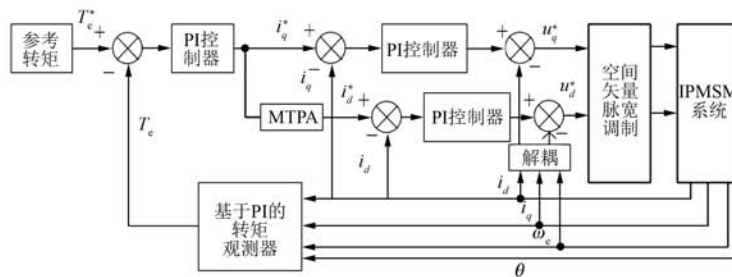


图 4 基于转矩观测器的电机控制系统原理框图

在图 4 的电机控制系统当中,通过 MTPA 控制策略来输出 d 轴参考电流。给定电机电磁转矩参考值,通过比例积分(PI)控制器和 MTPA 控制策略来输出 d - q 轴参考电流。然后根据 BP 网络建立的转矩观测器实时检测电机的 d - q 轴电流信号、电机的电角度以及转子位置来观测电机的电磁转矩。最后,将观测到的电机电磁转矩 T_e 与电机电磁转矩参考转矩之间的误差值进行 PI 调节,从而实现电机电磁转矩控制系统的闭环控制。

4 转矩观测器试验验证

为了验证所提算法的正确性,通过试验平台进行基于 BP 神经网络的 PMSM 转矩观测器的可行性和准确性研究,并与传统磁场定向转矩控制策略进行对比分析。电机试验平台如图 5 所示。

电机试验平台包括:驱动板、转矩观测仪、IPMSM、dSPACE、伺服电机、电源等。试验用电机相关参数如表 2 所示。



图5 电机试验平台

表2 试验用电机相关参数

| 参数名称 | 参数值 |
|-----------------------------|-------|
| 极对数 | 3 |
| 定子电阻/mΩ | 51.2 |
| 额定电流/A | 6 |
| 直流电压/V | 120 |
| 额定转速/(r·min ⁻¹) | 1 500 |
| 额定功率/kW | 500 |

为了验证本文所提出的基于BP神经网络的转矩观测器在不同工况下的输出效果,改变电机的q轴参考电流来观测不同工况下转矩输出转矩的效果,并与电机在传统电机控制技术下的实际输出转矩进行对比分析。不同工况下的转矩观测器输出转矩如图6所示。

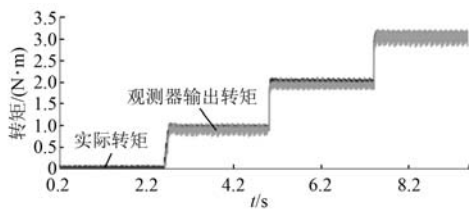


图6 不同工况下的转矩观测器输出转矩

控制电机运行在不同的工况下,采集电机在本文所提出的基于BP神经网络的PMSM转矩观测器的控制系统中的电磁转矩,并与传统控制策略控制下的电磁转矩作对比分析。电机起动初始时刻负载转矩为0的工况一下,观测器输出的电磁转矩 T_e 与实际电磁转矩 T_e^* 如图7所示。

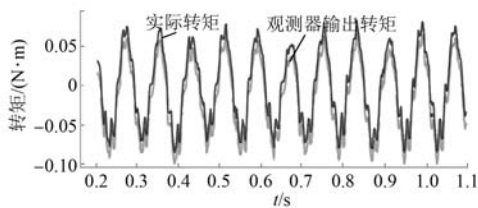


图7 工况一下的电磁转矩与实际转矩

当 $t=3.2$ s时, $i_d=0$ A、 $i_q=1$ A,负载转矩为 1 N·m的工况二下,观测器输出的电磁转矩 T_e 与实际电磁转矩 T_e^* 如图8所示。

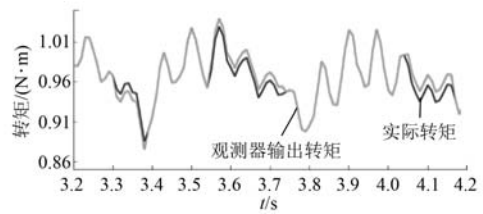


图8 工况二下的电磁转矩与实际转矩

当 $t=5.8$ s时, $i_d=0$ A、 $i_q=2$ A,负载转矩为 2 N·m的工况三下,观测器输出的电磁转矩 T_e 与实际电磁转矩 T_e^* 如图9所示。

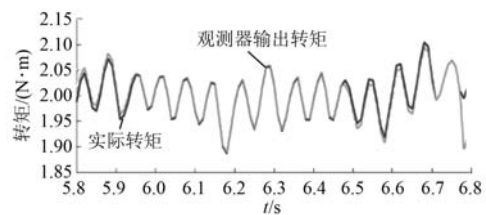


图9 工况三下的电磁转矩与实际转矩

当 $t=8.2$ s时, $i_d=0$ A、 $i_q=3$ A,负载转矩为 3 N·m的工况四下,观测器输出的电磁转矩 T_e 与实际电磁转矩 T_e^* 如图10所示。

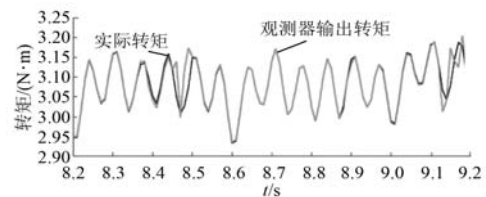


图10 工况四下的电磁转矩与实际转矩

5 结 语

在电机运行过程中,电机参数会发生变化,同时用磁体饱和带来的空间谐波等扰动因素,给电机电磁转矩的数学模型带来了无法建模的扰动。因此,无法获得高精度的电机电磁转矩,从而限制高精度电机控制技术的实现。为此,本文提出了基于BP神经网络的PMSM转矩观测器。通过试验证明该方法具有与传统转矩控制策略相同的转矩控制精度。当电机参考转矩发生改变时,具有

快速的瞬态响应以及稳态性能,能够有效地避免电机参数变化以及空间谐波等扰动因素带来的影响,提高了电机电磁转矩的控制精度。

【参考文献】

- [1] 史婷娜,张维,肖萌,等.基于矢量作用时间的永磁同步电机预测电流控制[J].电工技术学报,2017,32(19): 1.
- [2] SIDDA S, KIRANMAYI R, NAGARAJU P. A study on industrial motor drives: comparison and applications of PMSM and BLDC motor drives [C] // 2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS), 2017: 537.
- [3] 王高林,李卓敏,詹瀚林,等.考虑逆变器非线性的内置式永磁同步电机转子位置锁相环观测器[J].电工技术学报,2014,29(3): 172.
- [4] LIAO W, SU M. Direct torque control of induction machines based on predictive control [C] // Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, 2010.
- [5] JIN L, WANG F, YANG Q. Performance analysis and optimization of permanent magnet synchronous motor based on deep learning [C] // 2017 20th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2017.
- [6] LIU Q, HAMEYER K. Torque ripple minimization for direct torque control of PMSM with modified FCSMPC [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(6): 4855.
- [7] 牛峰,韩振铎,黄晓艳,等.永磁同步电机模型预测磁链控制[J].电机与控制学报,2019,23(3): 34.
- [8] XU J X, PANDA S K, PAN Y J, et al. A modular control scheme for PMSM speed control with pulsating torque minimization [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 526.
- [9] 潘峰,闫庚龙,苑伟华,等.基于双滑模的永磁同步电机直接转矩控制[J].电工技术学报,2018,33(增刊2): 427.
- [10] HAN J H, CHOI D J, HONG S K, et al. Motor fault diagnosis using CNN based deep learning algorithm considering motor rotating speed [C] // 2019 IEEE 6th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 2019.
- [11] 曾春艳,叶佳翔,王志锋,等.深度学习框架下压缩感知重建算法综述[J].计算机工程与应用,2019,55(17): 1.
- [12] DIERKS T, JAGANNATHAN S. Output feedback control of a quadrotor UAV using neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(1): 50.
- [13] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521: 436.
- [14] DU Z, CHEN X, ZHANG H, et al. Sparse feature identification based on union of redundant dictionary for wind turbine gearbox fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6594.
- [15] 徐艳平,张保程,周钦.永磁同步电机双矢量模型预测电流控制[J].电工技术学报,2017,32(20): 222.
- [16] BU N, YANG G, ZHAO H. Prediction of concrete carbonization depth based on DE-BP neural network [C] // 2009 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2009.
- [17] LI H, HU C, LI Y. The BP neural network model and application based on genetic algorithm [C] // 2011 International Conference on Electric Information and Control Engineering, 2011.
- [18] 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.

声 明

本刊已许可万方数据、重庆维普、中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、北京世纪超星信息技术发展有限责任公司在其网站及其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网

络传播本刊全文。该社著作权使用费与本刊相关费用抵消。如作者不同意文章被收录,请在来稿时向本刊声明,本刊将做适当处理。

《电机与控制应用》编辑部