

基于BP双层神经网络MRAS下PMSM的 转速辨识研究

邹甲,张健侨,吉程椿

(中国矿业大学(北京)机电学院,北京 100083)

摘要:针对无速度传感器下传统模型参考自适应(MRAS)方法在低速区转速负载发生突变后速度估计准确度下降的问题,利用双层神经网络超强的在线估计以及自适应能力,提出一种基于误差反向传播(BP)双层人工神经网络(ANN)与MRAS相结合的转速辨识方法,实现了对低速范围内转速响应动态性能的改善。通过Matlab仿真以及PMSM驱动控制实物平台,对ANN-MRAS观测器与传统MRAS观测器进行对比分析,结果表明:在转速及负载转矩发生突变后,该方法仍能保持较好动态性能,具有较强的鲁棒性。

关键词:无速度传感器;模型参考自适应;转速负载突变;双层人工神经网络;转速辨识

中图分类号:TM28 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqc24223

Speed Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on BP Double-layer Neural Network MRAS

ZOU Jia, ZHANG Jianqiao, JI Chengchun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing),
Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of the speed estimation of the traditional model reference adaptive system (MRAS) method without speed sensor decreases after the speed load mutation in the low speed range, a speed identification method based on the combination of back propagation (BP) double-layer artificial neural network (ANN) and MRAS was proposed using the super online estimation and adaptive ability of the double-layer neural network, which improved the dynamic performance of the speed response in the low speed range. Through Matlab simulation and PMSM drive control physical platform, the ANN-MRAS observer and the traditional MRAS observer were compared and analyzed. The results show that the proposed method can still maintain good dynamic performance and has strong robustness after sudden changes in speed and load torque.

Key words: speed sensorless; model reference adaptive system (MRAS); speed load mutation; double-layer artificial neural network (ANN); speed identification

永磁同步电机(permanent magnet synchronous machine, PMSM)具有结构简单、动态响应快、可靠性高、功率因数高等优点,适用于稳态精度需求较高、调速范围需求较大的场合^[1-2]。但PMSM上高精度、高分辨率的速度传感器,成本比较高,难以维护护理,而且其闭环控制的策略都是来自于速度传感器反馈的转子速度信息。为了解决以上问题,一些专家学者对永磁同步电机无速度传感器下转速辨识颇有研究,很多方法也已经取得广泛的应用,并且高精度的无速度传感

器辨识方法依然是当下研究的热点^[3-5]。

PMSM无速度传感器的速度辨识方法主要有两类:一种基于电机参数关系模型,主要有滑模观测器法(sliding mode observer, SMO)、模型参考自适应法(model reference adaptive system, MRAS)、扩展卡尔曼滤波法(extended Kalman filter, EKF)等;另一种基于转子凸极效应模型,主要有高频注入法、低频注入法等。

SMO观测法具有响应速度快、鲁棒性强、工程易实现等优点,但由于滑模变结构控制本质上

作者简介:邹甲(1984—),男,博士,高级工程师,Email: zjia@cumt.edu.cn

通讯作者:张健侨(1997—),男,硕士研究生,Email: 1152454575@qq.com

是不连续的开关控制,会使系统发生抖振^[6-7];MRAS常用PI自适应调节器,其动态稳定性只能在一定速度区域调整效果较好^[8-9];EKF能有效削弱随机干扰和测量噪声的影响,但算法复杂,对控制器计算性能要求较高^[10-11]。

第一类方法结构简单,实际工程应用较多,由于PMSM非线性、强耦合、时变性的特点,该方法与智能控制形成的复合观测器更加精准、灵敏,降低了对电机参数的敏感度。第二类方法通过外部注入激励信号来计算电机的反电动势进而估算转子速度和位置信息,该方法不涉及电机参数,在电机低速范围控制效果较好,但低滤波困难,对负载、运行频率比较敏感^[12-13]。

智能控制是当下控制领域发展的一门新兴技术,可以解决一些传统控制方法难以解决的复杂系统的控制问题。模糊控制与神经网络是支撑智能控制的两项关键技术,该方法不依赖控制对象的数学模型,具有较好的观测鲁棒性。但单一技术还不太成熟,大多与其他算法相结合形成复合控制^[14]。

本文首先分析了MRAS的转速辨识方法,传统的MRAS辨识方法是通过电机的电磁数学模型搭建了相应的观测器,其观测器输出的转子转速信息受转速及负载变化影响,在低速区速度估计准确度下降。本文在MRAS基础上,利用双层人工神经网络(artificial neural network, ANN)超强的在线估计以及自适应能力,将MRAS与ANN相结合,形成基于神经网络的模型参考自适应系统,并改善了观测器的动态响应性能。将ANN建立的电流方程作为可调模型,MRAS的转子磁链电压方程作为参考模型,通过误差反向传播(back propagation, BP)算法,利用转子磁链误差进行对ANN权重的更新,最终达到转速实时跟踪辨识。

1 模型参考自适应原理

1.1 MRAS数学模型

MRAS是一种闭环观测器,收敛速度较快,由参考模型、可调模型和自适应机构构成,如图1所示,参考模型中不含有未知参数,可调模型中含有未知参数(待观测估计量)。观测器的核心思想是通过自适应机构对可调模型的调节,进而对未知参数进行单独控制,最终实现可调模型逐步逼近参考模型的目的。

当有一外部激励信号输入到参考模型和可

调模型后,MRAS观测器输出两个状态变量,输出两状态变量的误差通过自适应机构后,自动调节可调模型中相应的参数,使得两者的误差逐渐缩小,最后收敛,达到实时跟踪外部信号变化的目的。

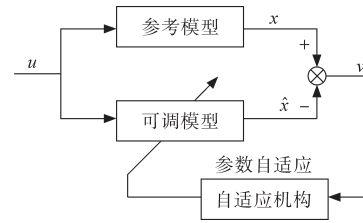


图1 MRAS基本结构

Fig.1 Basic structure of MRAS

1.2 PMSM下的MRAS模型

永磁同步电机通过 abc/dq 变换后,在 $d-q$ 坐标系下的定子电压方程如下式:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - n_p \omega_r L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + n_p \omega_r L_d i_d + n_p \omega_r \Psi_r \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_d, u_q, i_d, i_q 分别为交、直轴定子电压和电流; ω_r 为转子角速度; L_d, L_q 为交、直轴定子电感; R_s 为定子电阻; Ψ_r 为转子磁链; n_p 为电机极对数。

经前馈补偿后,可解除 d, q 轴耦合,由于表贴式永磁同步电机气隙均匀,即 $L_d = L_q = L_s$,可由式(1)得到定子电流状态方程:

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = -\frac{R_s}{L_s} i_d + n_p \omega_r i_q + \frac{1}{L_s} u_d \\ \frac{di_q}{dt} = -\frac{R_s}{L_s} i_q - n_p \omega_r (i_d + \frac{\Psi_r}{L_s}) + \frac{1}{L_s} u_q \end{cases} \quad (2)$$

整理后可得定子电流标准形式状态方程,并令 $i'_d = i_d + (\Psi_r/L_s)$, $i'_q = i_q$, $u'_d = u_d + (R_s/L_s) \Psi_r$, $u'_q = u_q$,合并简化后可得状态空间表达式:

$$\frac{di'}{dt} = \mathbf{A}i' + \mathbf{B}u' \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{i}' = \begin{bmatrix} i'_d \\ i'_q \end{bmatrix} \quad \mathbf{u}' = \begin{bmatrix} u'_d \\ u'_q \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_s} & n_p \omega_r \\ -n_p \omega_r & -\frac{R_s}{L_s} \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_s} \end{bmatrix}$$

式(3)中,状态矩阵 \mathbf{A} 中包含需要估测的转子角速度 ω_r ,故可以将电流 \mathbf{i}' 作为可调模型,而系数矩阵 \mathbf{B} 已知,故可以将定子电压 \mathbf{u}' 作为参考模

型。对转子角速度 ω_r 进行估计并控制后,积分可得转子位置角,实现转子位置转速的跟踪。

2 双层神经网络

2.1 双层神经网络下的MRAS模型

双层神经网络ANN可以实现在线学习与估计,与多层神经网络相比,其优点是不需要事先离线训练,并且网络十分简单,收敛快速。式(3)中将含有待估计的转子转速可以用ANN结构来重构其矩阵方程,得到如图2所示的ANN-MRAS结构。

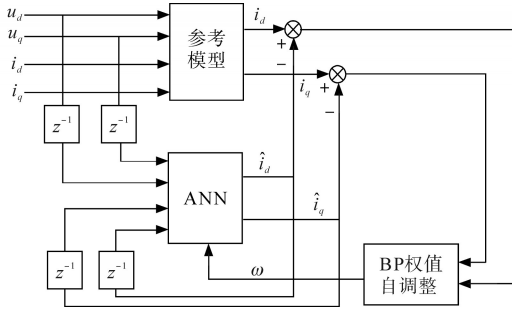


图2 ANN-MRAS系统结构

Fig.2 ANN-MRAS system architecture

将PMSM内部参数定子电压作为参考模型,ANN神经网络结构作为可调模型,利用BP算法对ANN权值进行调整,达到转速跟踪。对于给定的定子电压 u_d, u_q 和定子电流 i_d, i_q ,当ANN估计的转子角速度 $\hat{\omega}_r$ 等于实际角速度 ω_r 时,则定子电流误差 $\varepsilon_d = i_d - \hat{i}_d$ 和 $\varepsilon_q = i_q - \hat{i}_q$ 为零。当估计的转子角速度 $\hat{\omega}_r$ 不等于实际角速度 ω_r 时,定子电流将存在误差,将电流误差通过BP权值自调整机构来修正ANN的权值,由于权值与转子角速度 ω_r 成正比,误差将很快达到收敛。

估计的定子电流变化率可表示为

$$\begin{cases} \frac{d\hat{i}_d}{dt} = \frac{\hat{i}_d(k) - \hat{i}_d(k-1)}{T} \\ \frac{d\hat{i}_q}{dt} = \frac{\hat{i}_q(k) - \hat{i}_q(k-1)}{T} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\hat{i}_d(k), \hat{i}_d(k-1), \hat{i}_q(k), \hat{i}_q(k-1)$ 分别为第k次和第k-1次采样时交、直轴电流的估计值; T 为采样时间。

将(4)代入式(3)后可得:

$$\begin{cases} \frac{\hat{i}_d(k) - \hat{i}_d(k-1)}{T} = -\frac{R_s}{L_s} \hat{i}_d(k-1) + n_p \omega_r \hat{i}_q(k-1) + \frac{1}{L_s} u_d(k-1) \\ \frac{\hat{i}_q(k) - \hat{i}_q(k-1)}{T} = -\frac{R_s}{L_s} \hat{i}_q(k-1) - n_p \omega_r \hat{i}_d(k-1) + \frac{1}{L_s} u_q(k-1) \end{cases} \quad (5)$$

令 $\omega_1 = 1 - R_s \cdot L_s / T, \omega_2 = n_p \omega_r T, \omega_3 = T / L_s$,将式(5)整理化简后得:

$$\begin{cases} \hat{i}_d(k) = \omega_1 \hat{i}_d(k-1) + \omega_2 \hat{i}_q(k-1) + \omega_3 u_d(k-1) \\ \hat{i}_q(k) = \omega_1 \hat{i}_q(k-1) - \omega_2 \hat{i}_d(k-1) + \omega_3 u_q(k-1) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)可以用一个双层ANN结构来构造,如图3所示。

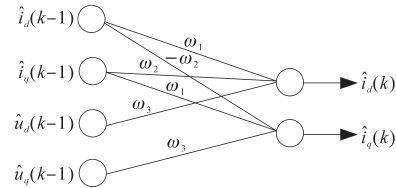


图3 ANN神经网络电流预测图

Fig.3 ANN neural network current prediction diagram

图3中包含4个输入节点和2个输出节点,输入节点代表输入定子电流和定子电压的过去值,输出节点代表当前定子电流的估计值,权值 ω_2 正比于转子角速度 ω_r 。

2.2 BP算法

选择目标函数为

$$J_c(\varepsilon) = \frac{1}{2} \varepsilon^2(k) \quad (7)$$

其中

$$\varepsilon(k) = I_r(k) - \hat{I}_r(k)$$

$$I_r(k) = [I_d(k) \quad I_q(k)]^T$$

$$\hat{I}_r(k) = [\hat{I}_d(k) \quad \hat{I}_q(k)]^T$$

式中: $\varepsilon(k)$ 为第k次定子电流误差; $I_d(k), I_q(k), \hat{I}_d(k), \hat{I}_q(k)$ 为第k次交、直轴定子电流的实际值和估计值。

权值 ω_2 的变化量可表示为

$$\Delta\omega_2(k) = -\eta \frac{\partial J_c}{\partial \omega_2} = -\eta \frac{\partial J_c}{\partial \hat{I}_r(k)} \cdot \frac{\partial \hat{I}_r(k)}{\partial \omega_2} \quad (8)$$

式中: η 为学习速率。

对式(7)求偏导可得:

$$\frac{\partial J_c}{\partial \hat{I}_r(k)} = \frac{1}{2} \frac{\partial [\varepsilon^2(k)]}{\partial \hat{I}_r(k)} = -\varepsilon(k) \quad (9)$$

由式(6)可得:

$$\frac{\partial \hat{I}_r(k)}{\partial \omega_2} = [-\hat{I}_q(k-1) \quad \hat{I}_d(k-1)]^T \quad (10)$$

最终可得权值的调整表达式为

$$\begin{aligned} \omega_2(k) &= \omega_2(k-1) + \Delta\omega_2(k) \\ &= \eta \{ -[I_d(k) - \hat{I}_d(k)] \hat{I}_q(k-1) + \\ &\quad [I_q(k) - \hat{I}_q(k)] \hat{I}_d(k-1) \} \end{aligned} \quad (11)$$

为了能够加快自主学习速度而不引起ANN结构输出振荡,可在式(11)中加入一个动量项,

用来调节第 $k-1$ 次权值变化量与第 k 次权值之间的关联程度,这样可以加快迭代计算速度,使其更快达到收敛,即有:

$$\omega_2(k) = \omega_2(k-1) + \Delta\omega_2(k) + \alpha\Delta\omega_2(k-1) \quad (12)$$

式中: α 为动量常数,一般取0.1~0.8。

引入动量项后转子角速度估计值表达式为

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k) &= \hat{\omega}_r(k-1) + \frac{1}{T} [\Delta\omega_2(k) + \alpha\Delta\omega_2(k-1)] \\ &= \hat{\omega}_r(k-1) + \frac{\eta}{T} \{ -[I_d(k) - \hat{I}_d(k)] \hat{I}_q(k-1) + \\ &\quad [I_q(k) - \hat{I}_q(k)] \hat{I}_d(k-1) \} + \frac{\alpha}{T} \Delta\omega_2(k-1) \end{aligned} \quad (13)$$

对转速估计值积分可得转子位置角 $\hat{\theta}$:

$$\hat{\theta} = \int_0^t \hat{\omega}_r(k) dt \quad (14)$$

由于权值 ω_2 正比于转子角速度 ω_r ,采用BP算法收敛速度加快,提高了MRAS估计转速的实时性。

从图2和图3可以看出,利用双层神经网络的ANN结构替代了图1中的可调模型,用BP算法权值自调整替代了自适应机构,即用BP算法取代了比例积分(PI)自适应律,使估算更为简单、快速,能够提高观测器的动态估计性能。

3 仿真分析及实验验证

本文为验证双层神经网络下MRAS观测器在低速区转速和负载突变的动态性能,采用Matlab仿真软件进行了验证,搭建了PMSM驱动控制实验平台,利用DSPF28335实现算法闭环控制。实验电机采用对拖系统,通过调整电机负载转矩可实现负载的突变,利用232单线通信可以实现监测电机转子数据以及可调转速给定。实验中为使电磁转矩达到最大,令 d 轴电流给定为零,PMSM驱动控制平台如图4所示。

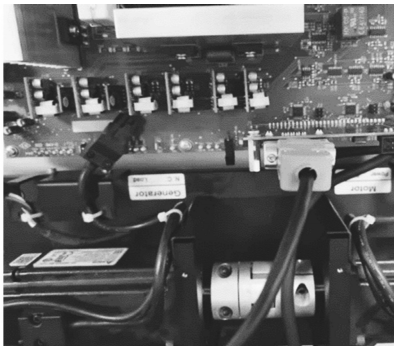


图4 PMSM驱动控制平台

Fig.4 PMSM drive control platform

PMSM电机参数为:额定功率 $P=600$ W,额

定转速 $n_r=3\ 000$ r/min,定子电阻 $R_s=1.5$ Ω ,交、直流电感 $L_d=L_q=6.8$ mH,极对数 $n_p=10$,惯性矩 $T_m=27e-6$ N·m。ANN-MRAS矢量控制系统如图5所示。

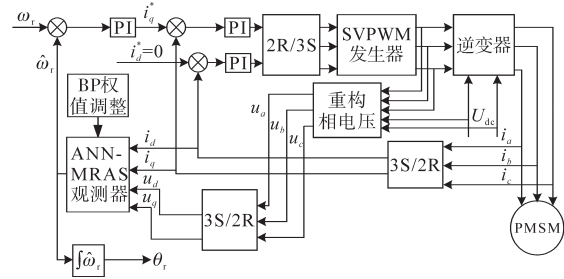


图5 ANN-MRAS矢量控制系统

Fig.5 ANN-MRAS vector control system

图6~图11对基于MRAS速度辨识和基于双层神经网络ANN-MRAS速度辨识进行了对比仿真。为模拟在低速实际工况下的转速突变,电机空载启动,设定初始转速为100 r/min,并在0.2 s将给定降为20 r/min,为检测负载发生变化后观测器的动态响应,在0.3 s时突加15 N·m的负载转矩。

由图6可知,基于MRAS转速辨识在转速给定以及负载突变后,转速响应的最大超调量较大,为58.8%,甚至在20 r/min附近出现反转现象,最终的稳态误差较大,过渡时间较长,为63 ms,动态性能较差。由图7可知观测器对转子位置估计值在发生转速突变后存在不小误差,经测量后,误差时间占整个周期时间比重为1.34%,将会影响观测器外部闭环控制效果。

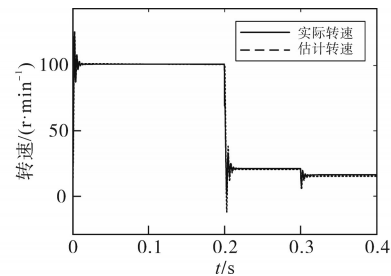


图6 基于MRAS的转速辨识波形

Fig.6 Speed identification waveforms based on MRAS

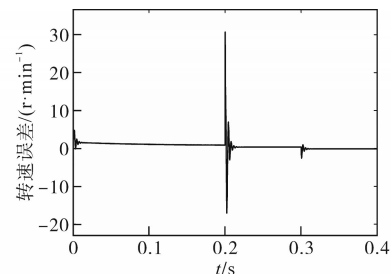


图7 基于MRAS的转速误差波形

Fig.7 Waveform of speed error based on MRAS

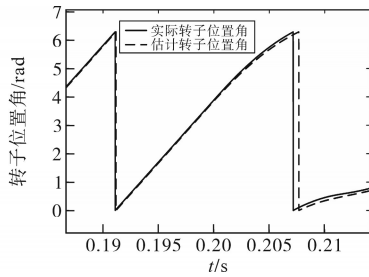


图8 基于MRAS的转子位置辨识波形

Fig.8 Rotor position identification waveforms based on MRAS

由图9、图10可知,基于双层神经网络 ANN-MRAS速度辨识的超调为8.2%,过渡时间为21 ms,动态误差较小。由图11可知,转子位置估计更加精确,误差时间占整个周期时间比重降为0.054%,相同转速以及负载转矩突变条件下,转速响应的动态性能较基于MRAS转速辨识有明显改善,鲁棒性更好。

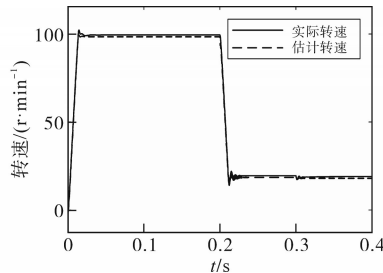


图9 基于ANN-MRAS的转速辨识波形

Fig.9 Speed identification waveforms based on ANN-MRAS

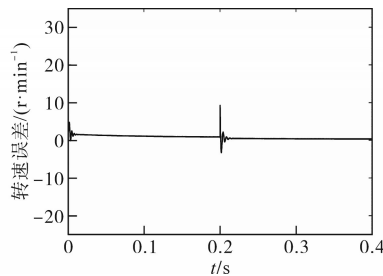


图10 基于ANN-MRAS的转速误差波形

Fig.10 Waveform of speed error based on ANN-MRAS

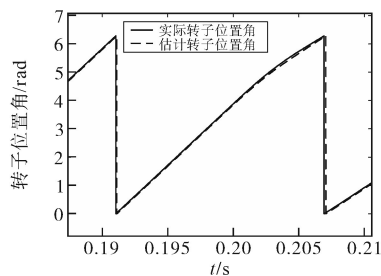


图11 基于ANN-MRAS的转子位置辨识波形

Fig.11 Rotor position identification waveforms based on ANN-MRAS

图12~图15为搭建的PMSM驱动控制实物波形,设置条件与仿真条件相同。由图12可以看出,低速区域下,MRAS观测方法在100 r/min出现

很大抖动,在20 r/min时几乎无法正常运转;图13中ANN-MRAS观测方法在100 r/min下转速更平稳,20 r/min时仍能较好地低速运行,转速响应效果得到了极大改善。对比图14和图15在转子位置角度估计实物波形也可发现,ANN-MRAS观测方法估计误差更小,精度更高。

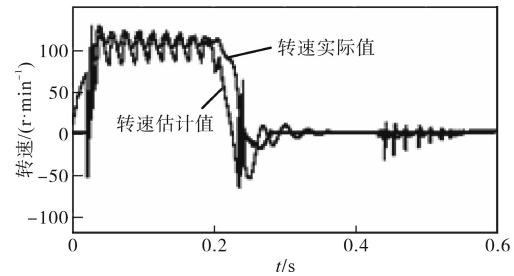


图12 低速下MRAS的实物转速波形

Fig.12 Real speed waveforms of MRAS at low speed

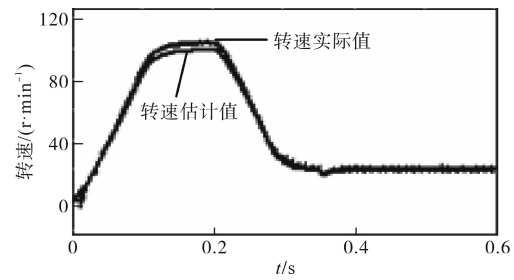


图13 低速下ANN-MRAS的实物转速波形

Fig.13 Real speed waveforms of ANN-MRAS at low speed

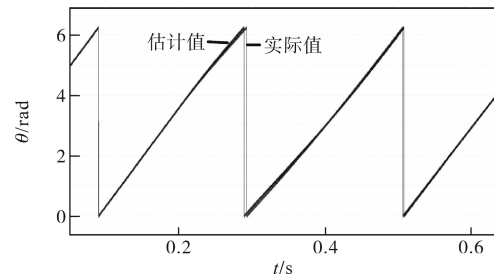


图14 基于MRAS的实物转子位置波形

Fig.14 Physical rotor position waveforms based on MRAS

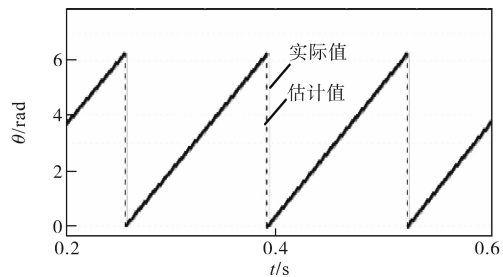


图15 基于ANN-MRAS的实物转子位置波形

Fig.15 Physical rotor position waveforms based on ANN-MRAS

4 结论

针对传统MRAS方法在低速区速度估计准确度下降、转速负载发生突变后动态响应性能较差

的问题,本文引入神经网络控制,与传统MRAS结合后提出BP双层人工神经网络ANN-MRAS观测方法。对基于MRAS观测器与基于双层人工神经网络ANN-MRAS观测器的转速辨识效果进行了对比分析,通过仿真分析和PMSM驱动控制实物平台验证:在低速区转速及负载转矩发生突变后,ANN-MRAS观测器的转速波动较小,转子位置估计更加准确,动态响应好,具有较强鲁棒性。

随着计算机技术的发展,神经网络结合许多无速度传感器控制形成的复合控制方法越来越多,神经网络将有更大的研究空间和研究价值。

参考文献

- [1] 王旭东,李鑫,周凯,等.一种永磁同步电机总谐波电流抑制方法[J].哈尔滨理工大学学报,2016,21(5):51-55.
WANG Xudong, LI Xin, ZHOU Kai, et al. A permanent magnet synchronous motor total harmonic current suppression method [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2016, 21(5): 51-55.
- [2] HE C Y, WU T. Analysis and design of surface permanent magnet synchronous motor and generator[J]. China Electrotechnical Society Transactions on Electrical Machines and Systems, 2019, 3(1):94-100.
- [3] 张越雷,黄科元,蒋智,等.基于估算电流模型的永磁同步电机无速度传感器控制[J].电工技术学报,2016,31(11):68-74.
ZHANG Yuelei, HUANG Keyuan, JIANG Zhi, et al. Speed sensorless control of PMSM based on estimated current model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(11): 68-74.
- [4] 王斌,王跃,王兆安.无速度传感器的永磁同步电机无差拍直接转矩控制方法[J].电机与控制学报,2014,18(6):42-49.
WANG Bin, WANG Yue, WANG Zhaoan. Deadbeat direct torque control of permanent magnet synchronous motor without speed sensor[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(6): 42-49.
- [5] 彭思齐,李洞湘.一种基于脉振高频电压注入法的转子位置检测方法[J].电气传动,2020,50(3):3-7,11.
PENG Siqi, LI Dongxiang. A rotor position detection method based on high-frequency pulsating voltage injection[J]. Electric Drive, 2020, 50(3): 3-7, 11.
- [6] 郭栋梁,刘喜刚,刘金国,等.改进SMO与 $I-f$ 启动相结合的PMSM无传感器控制[J].沈阳理工大学学报,2017,36(2):33-38.
GUO Dongliang, LIU Xigang, LIU Jinguo, et al. The combination of improved sliding-mode observer and $I-f$ startup strategy for PMSM sensorless vector control[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2017, 36(2): 33-38.
- [7] 吴轶群.基于扰动观测器的永磁同步电机位置跟踪滑模控制[J].科技通报,2016,32(9):102-105.
WU Yiqun. Research on position tracking sliding mode control method of PMSM based on load observer[J]. Bulletin of Science and Technology, 2016, 32(9): 102-105.
- [8] 李争,安全峰,肖宇,等.基于自适应观测器的永磁同步直线电机模型预测控制系统设计[J].电工技术学报,2021,36(6):1190-1200.
LI Zheng, AN Jinfeng, XIAO Yu, et al. Design of model predictive control system for permanent magnet synchronous linear motor based on adaptive observer[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(6): 1190-1200.
- [9] 吴伟,杜昭平.改进MRAS的永磁同步电机无速度传感器控制策略[J].微电机,2019,52(12):53-58.
WU Wei, DU Zhaoping. Speed sensorless control strategy of permanent magnet synchronous motor based on improved MRAS[J]. Micromotors, 2019, 52(12): 53-58.
- [10] 朱李超.基于线性化EKF的永磁同步电机无位置传感器控制[J].大电机技术,2014(2):10-13,39.
ZHU Lichao. Sensorless control for PMSMs based on linear EKF[J]. Large Electric Machine Technology, 2014(2): 10-13, 39.
- [11] 张海刚,张磊,王步来,等.一种卡尔曼滤波器的永磁同步电机无速度传感器[J].电机与控制应用,2017,44(7):20-25.
ZHANG Haigang, ZHANG Lei, WANG Bulai, et al. Sensorless control method of permanent magnet synchronous motor based on Kalman filter[J]. Electric Machines and Control Applications, 2017, 44(7): 20-25.
- [12] 李洁,周波,刘兵,等.表贴式永磁同步电机无位置传感器起动新方法[J].中国电机工程学报,2016,36(9):2513-2520.
LI Jie, ZHOU Bo, LIU Bing, et al. A novel starting strategy of sensorless control for surface mounted permanent magnet synchronous machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(9): 2513-2520.
- [13] 杜思宸,全力,朱孝勇,等.基于高频注入的永磁同步电机零低速下位置传感器失效故障容错控制[J].中国电机工程学报,2019,39(10):3038-3047.
DU Sichen, QUAN Li, ZHU Xiaoyong, et al. Fault-tolerant control of position sensor failure for PMSM at zero and low speed based on high frequency injection[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(10): 3038-3047.
- [14] 朱焜秋,颜磊,刁小燕.基于BP神经网络左逆的无轴承永磁同步电机无位移传感器运行控制[J].中国电机工程学报,2020,40(11):3673-3681.
ZHU Huangqiu, YAN Lei, DIAO Xiaoyan. Displacement sensorless operation control of bearingless permanent magnet synchronous motor based on BP neural network left inverse[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3673-3681.

收稿日期:2022-03-07

修改稿日期:2022-05-24