

一种异步电机转子电阻在线识别技术

李 强, 吴海江, 赵怀浩, 闻松涛

(云南迪庆有色金属有限责任公司, 云南 迪庆 674499)

摘要: 针对异步电机转子电阻识别结果偏差较大的问题, 文中提出了一种基于融合神经网络的异步电机转子电阻在线识别技术。该技术方案以模型参考自适应识别技术作为基础框架, 采用电压模型磁链观测系统作为参考单元, 用电流模型磁链观测系统作为调控单元, 设计了基电压和电流模型的转子电阻识别方法。并进一步通过卷积神经网络对参考单元系统模型进行训练优化, 实现对异步电机转子电阻在线的精确识别。实验测试结果表明, 该技术方案的可行性较高, 比同类方法的转子电阻识别响应速度提升了约 25%, 识别精度也达到了较高水平, 且具有较强的抗扰动稳定性, 为异步电机矢量控制的策略设计提供了一种新思路。

关键词: 异步电机; 转子电阻; 神经网络; MRAS; 矢量控制

中图分类号: TM343; TP273

文章编号: 1000-0682(2024)01-0057-04

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.01.013

An online identification technology for rotor resistance of asynchronous motors

LI Qiang, WU Haijiang, ZHAO Huaihao, WEN Songtao

(Yunnan Diqing Nonferrous Metals Co., Ltd., Yunnan Diqing 674499, China)

Abstract: In response to the problem of significant deviation in the identification results of asynchronous motor rotor resistance, this paper proposes an online identification technology for asynchronous motor rotor resistance based on fusion neural networks. This technical solution uses Model Reference Adaptive System (MRAS) as the basic framework, voltage model flux observation system as the reference unit, and current model flux observation system as the control unit. A rotor resistance identification method based on voltage and current models is designed. Furthermore, the reference unit system model is trained and optimized through convolutional neural network to realize the accurate identification of asynchronous motor rotor resistance online. The experimental test results show that this technical solution is highly feasible, with a response speed improvement of about 25% compared to similar methods for rotor resistance identification. The recognition accuracy has also reached a high level, and it has strong anti-interference stability. This provides a new idea for the design of vector control strategies for asynchronous motors.

Keywords: asynchronous motor; rotor resistance; neural network; MRAS; vector control

0 引言

异步电机的矢量控制技术被广泛应用于金属矿山地下开采的电机控制等领域, 其控制原理是利用转子电阻来计算滑差, 再将得到的滑差数据联合速

度信号计算得出磁场角度^[1-3], 该矢量控制策略为前馈控制。当设备运转时, 转子电阻会随着温度的升高而发生变化。因此, 会导致磁场角度和磁链的计算数值发生偏差, 使得解耦出错, 并致使电机转矩的估计值与实际值存在误差, 影响系统控制性能。为了实现电机系统的精确控制, 就需要对转子电阻进行在线识别。目前常用的异步电机转子电阻在线识别技术手段主要有模型参考自适应系统 (Model Reference Adaptive System, MRAS) 算法、人工注入信号法、扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter,

收稿日期: 2023-08-02

基金项目: 云南省重大科技专项 (202102AD080005)

第一作者: 李强 (1975—), 男, 云南楚雄人, 本科, 工程师, 研究方向为矿山机电设备技术研发与应用。

EKF) 计算法等^[4-6]。其中,人工注入信号法在转子电阻低转速时的识别精度较低,而根据扩展卡尔曼滤波器算法得到的磁链数据较为发散,识别算法功能较差。MRAS 算法相较于上述两种算法的性能相对稳定,但仍存在识别转子电阻偏差大等问题。

针对上述问题,本次基于融合神经网络设计了一种异步电机转子电阻在线识别技术,测试结果也证明了所设计算法的有效性。

1 异步电机转子电阻在线识别技术方案

此次技术方案以 MRAS 为基础^[7-10],融合了神经网络。文中利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)算法降低转子电阻偏差,并以此实现转子电阻的精准识别。

1.1 MRAS 磁链观测器

基于 MRAS 的转子电阻在线识别,通常选取基于电压的磁链观测器作为参考单元,并以基于电流模型的转子磁链观测器作为调控单元。由于参考单元内部没有转子电阻存在,所以输出不被转子电阻因温度变化产生的误差所影响。而调控单元内部存在转子电阻,调节转子电阻产生相对应的磁链值,利用该磁链值与参考单元作比对,即可得出所需的转子电阻。

首先,建立异步电机电压方程,并计算得到转子磁链方程:

$$\begin{bmatrix} U_M \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_M + L_M & M \\ (1 - jw_{rm})M & R + (1 - jw_{rm})L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_M \\ i \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: i 为转子电流; R 为转子电阻; L 和 M 为电路电感; R_M 、 L_M 、 i_M 分别代表电机电阻、电感与电流。经计算得到电机转子磁链的表达式:

$$\Psi = Mi_M + Li \quad (2)$$

式中: Ψ 为电机转子磁链。将其代入式(1)中,可以得到新的电机电压方程:

$$\begin{bmatrix} U_M \\ 0 \end{bmatrix} = \frac{1}{L} \begin{bmatrix} R_M L + \sigma L L_M & M \\ -RM & R + (1 - jw_{rm})L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_M \\ \Psi \end{bmatrix} \quad (3)$$

对式(3)进行转换,以电机电流 i_M 和转子磁链 Ψ 作为状态变量。变换后的公式如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_M \\ \dot{\Psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left[\frac{R_M}{\sigma L_M} + \frac{(1-\sigma)R}{\sigma L} \right] I & -\frac{L_M}{\sigma L L_M} \left(-\frac{R}{L} I + jw_{rm} \right) \\ \frac{L_M R}{L} I & jw_{rm} - \frac{R}{L} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_M \\ \Psi \end{bmatrix} + \frac{1}{\sigma L_M} \begin{bmatrix} U_M \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: I 为单位矩阵。根据式(4)得到基于电流模型的磁链观测器为:

$$\sigma \Psi = \left(jw_{rm} I - \frac{R}{L} \right) \Psi + \frac{L_M R}{L} i_M \quad (5)$$

根据 MRAS 电压模型可知,利用式(4)与 $\frac{M}{\sigma L L_M}$ 相乘,将所得结果与电机 i_M 方程相加后,即可得到电压模型的磁链观测器方程:

$$\sigma \Psi = \frac{L}{L_M} (U_M - R_M i_M - L_M \dot{i}_M) \quad (6)$$

联立式(5)与式(6),得到基于电流模型和电压模型的转子磁链。以电压模型的转子磁链为参考,调控电流模型的转子磁链,然后再调节转子电阻。上述模型虽然结构简单,但是存在积分饱和的问题。针对这一问题,下文将对模型进行优化。

1.2 优化 MRAS 磁链观测器

为了消除电压模型的积分饱和现象,利用高通滤波器对式(5)和式(6)输出的转子磁链值进行滤波^[11]。对输出的磁链值进行滤波后,得到新的方程式如下所示:

$$\Psi = \frac{L}{L_M} (\sin(w_m t + \theta) + \int E) \frac{s}{s + w_c} \quad (7)$$

其中: θ 为初始相位; E 是反电动势正弦的直流分量; w_c 代表高通滤波器设置的截止频率。对式(7)的 $(\sin(w_m t + \theta) + \int E) \frac{s}{s + w_c}$ 求解一阶微分方程后,可以得出结论:

$$X = \sin(w_m t + w_c \theta) \frac{w_m}{(w_m^2 + w_c^2)} \quad (8)$$

式(8)为加入高通滤波后的正弦量,随着时间的增加,相位也会发生变化,并且幅值也产生了相应变化。因此系统在加入高通滤波器后,应在后端设置相位和幅值的补偿。幅值补偿的数值将抵消积分饱和值。

对上述结果进行离散化处理,得到滤波后的转子磁链公式,如下所示:

$$\Psi_f(n) = \frac{1}{1 + T w_c} (\Psi(n) - \Psi(n-1)) + \frac{s}{s + T w_c} \Psi_f(n-1) \quad (9)$$

其中: $\Psi(n)$ 和 $\Psi_f(n)$ 分别为滤波前后离散第 n 次采样获得的磁链值; T 为采样时间; s 为复频率。

该文通过电压补偿反馈控制来对滤波后的磁链值进行幅值补偿,具体的控制流程如图1所示。

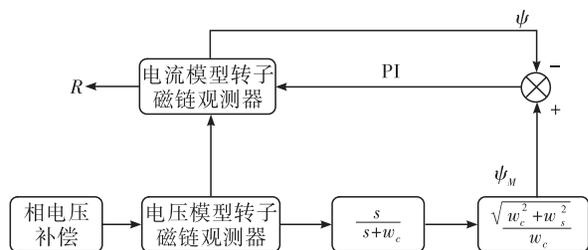


图1 补偿反馈控制流程图

利用消除积分饱和优化后的电压模型磁链观测器,可以计算得到磁链参考值。再将其代入电流模型的磁链观测器中,就能获取更为精确的转子电阻值。

1.3 卷积神经网络

卷积神经网络是由人工模拟神经元节点连接成的信息处理网络结构^[12-14]。该结构要求输入数据中的所有元素按照不同的权重比叠加并添加偏置,以此构成满足线性关系的输出数据,然后将输出的数据激活并增加非线性因素。卷积神经网络主要包括卷积层、池化层和全连接层这3部分,其中卷积层与池化层包含多个神经元结构,是算法的核心。对于神经元而言,其数量越多,算法复杂度则越高。卷积神经网络的结构,如图2所示。

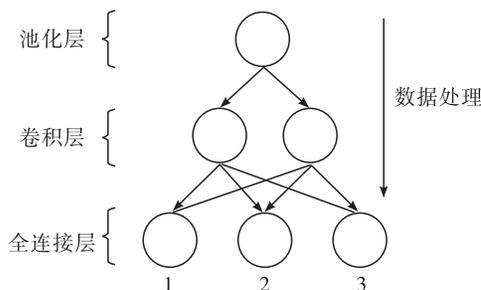


图2 卷积神经网络结构

数据首先经过池化层与卷积层的特征提取,利用全连接层进行分类输入。同时,在卷积层和全连接层之间还可以设置隐含层,并利用最速下降法进行迭代运算,获得误差得到优化的结果值。若以 y 表示输出值,以 x 为输入值,则输出表达式如下所示:

$$y_i = f(C_i + \sum (x_i \times w_{ij})) \quad (10)$$

其中: $f(\cdot)$ 为激励函数; w_{ij} 为权值矩阵; C_i 为偏置。

1.4 基于卷积神经网络的转子电阻在线识别

本次利用卷积神经网络来处理优化 MRAS 中的电压模型磁链观测结构,通过 CNN 算法来降低数据误差,以获取精确的磁链参考值,然后利用该值计算得出实时的转子电阻。

若获取到滤波前后的磁链值样本分别为 A 和 B ,则算法的具体流程如下:

(1)将样本 A 和 B 的数据输入池化层与卷积层进行特征分类。以时间为标尺,分类成不同时刻的 $\{A_i, B_i\}$ 。

(2)以 $\{A_1, B_1\} \cdots \{A_i, B_i\}$ 分别为输入,将其输入到隐含层中的神经网络计算单元,同时设定一个初始补偿电压 V_0 ,并使用该电压对滤波后的磁链值 B_i 进行幅值补偿。

(3)记电压补偿后的数据为 C_i ,记误差 $\eta_i = (A_i - C_i)$ 。

(4)给定一个最优的值 $\eta = 0.001$ 。选取相电压的步长为 0.2 V ,不断进行 n 次迭代运算,再利用最速下降法得到最优的补偿电压 V_i 。

(5)得到不同时刻的补偿电压后,记录为样本 $V = \{V_1, V_2, \cdots, V_i\}$,利用电压补偿反馈控制方案设定 $V_{\text{ref}} = \{V_1, V_2, \cdots, V_i\}$ 为参考样本。通过获得的参考样本训练模型,从而优化基于卷积神经网络的磁链幅值补偿模型。

(6)利用该模型代替电压补偿反馈控制方案。随着训练时间和样本数据的增加,在卷积神经网络算法的优化下,即可逐渐得到更为精确的磁链参考值。

(7)将所得到的上述精确磁链参考值代入电流模型转子磁链观测器,计算并实时输出转子电阻。

得益于神经网络的优势,改进的技术相较于传统的 MRAS 识别技术,能够更加迅速地获取精确的转子电阻。该文将通过以下实验对上述方案的可靠性进行验证。

2 实验验证与分析

首先,利用 TensorFlow 学习框架实现卷积神经网络的建模训练^[15-16]。为了使实验方案更加完整,在 MATLAB 平台上设计了常规 MRAS 转子电阻识别系统模型。电机设备的具体参数,如表 1 所示。

表1 设备参数表

参数名称	参数数值
极对数 P_n	4.000
定子电阻 R_M	0.850 Ω
转子电阻 R	0.853 Ω
定子、转子电感 L	0.115 H
互感 L_M	0.118 H

该次采用文献[10]的实验数据设置对照试验。文献[10]的转子电阻为 $0.7403\ \Omega$ 。将上述两种试验方案结果和文献[10]的数据进行对比。实验结果如下所示,图3表示电机启动时,转速逐渐升至 $200\ \text{rad/s}$ 的转子电阻数值曲线。

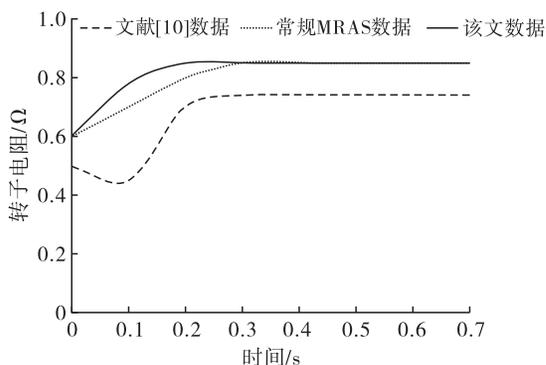


图3 电机启动时转子电阻识别曲线

由上图可知,转速从零启动时,转子电阻也会发生相应的改变,并随着转速稳定,转子电阻也趋于平稳。当转速为 $0\sim 200\ \text{rad/s}$ 时,本算法的识别响应时间优于其他方法。与此同时,文中所提方案的转子电阻识别情况与实际数据吻合良好。

图4表示在 $0.7\ \text{s}$ 时,转速突然由 $200\ \text{rad/s}$ 降低到 $150\ \text{rad/s}$,识别到的转子电阻值会在真实值下方作微小的波动。

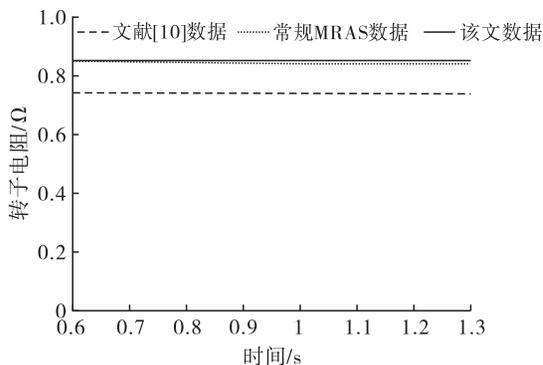


图4 转速突变时的转子电阻识别曲线

通过对比曲线数据,在转速突变扰动下,该方法的数据曲线并未发生细微变化。可得出结论,该方案的识别精确度和稳定性均强于参考文献[10]和常规MRAS识别技术。

如图5所示,在 $1.4\ \text{s}$ 时转子电阻发生突变,文献[10]的电阻值由 $0.74\ \Omega$ 逐渐增加到 $0.85\ \Omega$,本次的实验电阻由 $0.85\ \Omega$ 降低至 $0.74\ \Omega$ 。

由图5所示的曲线可知,当转子电阻发生突变时,文献[10]和常规MRAS识别技术均经过 $0.4\ \text{s}$ 后识别到真实值,而本识别技术仅需 $0.3\ \text{s}$ 便能识别。

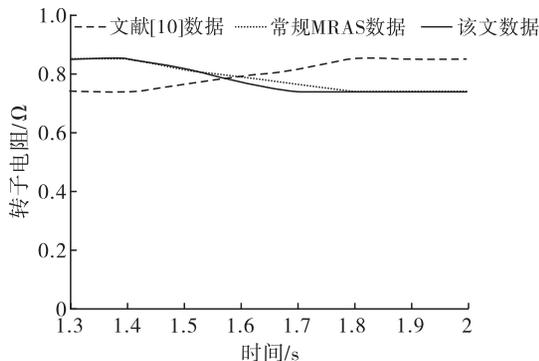


图5 电阻突变时转子电阻识别曲线

由实验结果可知,该次所提的基于卷积神经网络的转子电阻在线识别技术方案既可精确、稳定地识别出电机的转子电阻,又可以较优地应对转速突变和电阻突变情况下转子电阻的精确稳定识别。

3 结束语

该文提出一种基于融合神经网络的异步电机转子电阻在线识别技术方案。该方案以MRAS识别模型为基础,利用卷积神经网络对其进行优化,降低系统复杂度的同时,大幅提升了转子电阻的精确识别。另外,该技术在应对转速和电阻值突变扰动时,能够实现快速响应且具有较优的稳定性。通过设置实验和对比相关文献数据,证实该方案是可行的。可以将该技术方案运用到多行业异步电机控制的项目中去,实现电机的高效控制,为异步电机矢量控制策略的设计提供了一种新思路。

参考文献:

[1] 付光杰,孙朝阳. 异步电机无速度传感器矢量控制系统仿真[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2022,40(4):559-566.

[2] 陈蕾蕾,程林琳,熊兴中. 三相异步电机矢量控制系统[J]. 四川轻化工大学学报(自然科学版),2021,34(6):79-84.

[3] 石晓艳,王宾,徐进文. 异步电机无速度传感器矢量控制系统的仿真实验研究[J]. 工业控制计算机,2020,33(9):127-130.

[4] 马志军,王雪迪,王乃福,等. 基于改进MRAS的异步电机转子电阻在线辨识[J]. 微电机,2022,55(9):89-92.

[5] 黄路明,熊锋,巫晓云,等. 基于注入信号的发电机定子对地电容测量方法[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(2):83-88.

[6] 张安伟,喻皓,张金良. 基于强跟踪扩展卡尔曼滤波器的感应电机观测器设计[J]. 机电工程技术,2021,50(7):214-215+268.

(下转第75页)

掌握,PC端监控界面如图8所示。

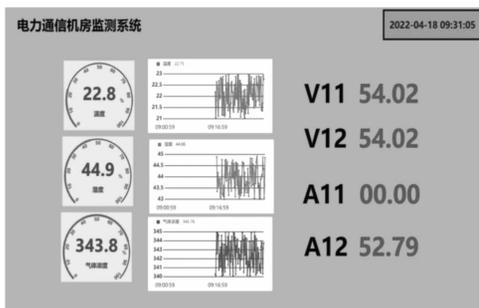


图8 实时监控界面

监控系统内可查看各数据的历史数据,通过形成的历史曲线更直观的呈现运行状态,并且将实时数据接入预警系统,当出现异常时及时报警提示,方便工作人员及时处理。

5 结论

该文设计的智能电力通信机房状态监控系统,结合物联网技术和图像识别技术,优化了系统硬件和软件的设计,解决了实际运行中人工劳动强度大、效率低、故障处理不及时智能化程度低等问题。提出了通过 LoRa 通信技术和 NB-IOT 模块实现了数据至网关再到物联网云平台的方法,实现了对机房内机柜仪表数据和环境数据进行实时监测。通过测试,该监控系统能够实时显示各状态参数数据信息,指导运维人员工作,提升效率,具有一定的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 陈鹏,刘攀,郑遂隧,等.基于轻量化 YOLO 模型的电力机房设备状态快速检测[J].制造业自动化,2023,45(05):30-35.
- [2] 曲向华,李博.电力通信机房动力及环境监控系统研究与设计[J].自动化技术与应用,2019,38(10):152-155.
- [3] 辛建军.基于物联网的机房环境因子监测系统设计与实现[J].微型电脑应用,2023,39(08):19-21.
- [4] 李葵,吴非,王韬,等.基于物联网的电力通信机房可视化系统[J].自动化与仪表,2020,35(09):97-100.
- [5] 李阳,朱伯涛,胡志亮,等.物联网技术在电力智能监控系统中的应用探究[J].微型电脑应用,2020,36(11):154-156+167.
- [6] 黄涛,严鹏志,韩文建,等.基于泛在电力物联网技术实现电力安全器具监管的研究[J].工业仪表与自动化装置,2021(01):18-22.
- [7] 赵冬义,陆爽,金羽乔,等.基于物联网技术的变电站远程监控系统设计[J].电子设计工程,2021,29(20):92-95+100.
- [8] 魏静博,黎芳芳,张芹,等.基于 STM32 的物联网温控平台系统设计[J].现代电子技术,2023,46(04):52-56.
- [9] 郑伟,孙旭飞,谢蓉.基于 LoRa 技术的小区垃圾桶监测系统设计与实现[J].单片机与嵌入式系统应用,2020,20(03):70-73.
- [10] 贾春刚.基于单片机的机房温湿度监控系统[J].电子测试,2022,36(05):38-40.
- [11] 谢永超,杨利,严俊.基于 MQ-2 型传感器的烟雾探测报警器的设计[J].计算机测量与控制,2021,29(08):255-259.
- [12] 袁子昂,倪伟,冉敬楠.基于 Winograd 算法的可重构卷积神经网络加速器[J].电子科技,2022,35(12):35-42.
- [13] 李英俊,褚文超,严利军,等.基于卷积神经网络的 MEMS 传感器随机误差补偿方法[J].电子设计工程,2021,29(23):51-55.
- [14] 张凤,王伟良,袁帅,等.动态环境下基于卷积神经网络的视觉 SLAM 方法[J].沈阳工业大学学报,2022,44(6):688-693.
- [15] 何潇.TensorFlow 平台深度学习的网络路由路径优化选择研究[J].电子设计工程,2021,29(10):138-142.
- [16] 陈锐,孙羽菲,程大果,等.TensorFlow 中 OpenCL 核函数的实现与优化[J].计算机学报,2022,45(11):2456-2474.

(上接第 60 页)

- [7] 梁波,尹华杰.PMSM 的 MP-MRAS 无位置传感器控制[J].机械制造与自动化,2022,51(2):149-151+156.
- [8] 范乐乐,李玉涵,汪旭东,等.基于 MRAS 分段永磁直线同步电机绕组切换控制[J].武汉大学学报(工学版),2022,55(1):78-84.
- [9] 黄敏,王勇.低开关频率下基于 MRAS 的 PMSM 转子位置估计[J].电力电子技术,2021,55(7):75-79.
- [10] 李平,彭达洲.基于 MRAS 异步电机转子电阻辨识[J].传感器与微系统,2011,30(5):51-53+57.
- [11] 秦洋,周天翔,袁文琦,等.基于高通滤波器的电机驱动系统电磁干扰测试[J].电力电子技术,2021,55(9):23-27.
- [12] 袁子昂,倪伟,冉敬楠.基于 Winograd 算法的可重构