

基于卷积神经网络的永磁同步电机转矩观测器

李涉川¹ 孙天夫² 黄新¹ 梁嘉宁²

¹(桂林电子科技大学 桂林 541004)

²(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

摘要 内嵌式永磁同步电机具有高功率密度、高可靠性和弱磁性等诸多优点,但由于电动机参数具有非线性化特征,导致电磁转矩难以精确估算。该文提出了一种基于卷积神经网络的电磁转矩估算方法,即转矩观测器。首先,基于所搭建的高保真非线性内嵌式永磁同步电机模型,获得用于神经网络训练的转矩观测器数据;然后,基于所提出的卷积神经网络转矩观测器实现内嵌式永磁同步电机的精确控制;最后,为获取最优的转矩估算误差,在仿真实验阶段对不同参数和结构的卷积神经网络进行了对比和分析。结果表明,该神经网络可以实现电磁转矩的准确估算,所建立的转矩观测器具有良好的性能参数和泛化能力。

关键词 内嵌式永磁同步电机;深度学习;卷积神经网络;转矩观测器

中图分类号 TM 301.2 **文献标志码** A

Observer of Interior Permanent Magnet Synchronous Machine Torque Based on Convolutional Neural Network

LI Shechuan¹ SUN Tianfu² HUANG Xin¹ LIANG Jianing²

¹(Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

²(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract The interior permanent magnet synchronous machines have advantages of high power density, high reliability, field weakening performance etc. However, subject to the nonlinear characteristics of motor parameters, accurate estimation of the electromagnetic motor torque is very difficult. In this paper, a convolutional neural network based electromagnetic torque estimation method, i.e., a torque observer is investigated. Training data of the convolutional neural network are collected from the simulations of a high fidelity nonlinear interior permanent magnet synchronous machine by the means of finite element analysis. Then, a control scheme is adopted to control the interior permanent magnet synchronous machines with the proposed torque observer. In order to reduce the torque estimation error, different parameters and structures of the convolutional neural network are compared. Experimental results show that the proposed convolutional

收稿日期: 2018-07-23 修回日期: 2018-09-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51707191); 深圳市科技创新计划项目(JCYJ20170818164527303)

作者简介: 李涉川, 硕士研究生, 研究方向为人工智能、伺服电机驱动控制和嵌入式软件开发; 孙天夫(通讯作者), 硕士生导师, 研究方向为电动汽车电机系统驱动与控制、嵌入式系统软件开发、电力电子、伺服运动控制、自动驾驶和人工智能等, E-mail: tf.sun@siat.ac.cn; 黄新, 硕士生导师, 研究方向为可测试性设计和图像处理; 梁嘉宁, 博士生导师, 研究方向为电动汽车电机系统驱动与控制、嵌入式系统软件开发、电力电子、伺服运动控制、自动驾驶和人工智能等。

neural network based torque observer can estimate the electromagnetic torque accurately.

Keywords interior permanent magnet synchronous machines; deep learning; convolutional neural network; torque observer

1 引言

内置式永磁同步电机 (Internal Permanent Magnet Synchronous Motor, IPMSM) 具有效率高、功率密度高、恒功率工作范围宽等优点^[1]。在转矩控制系统中, 电机的实际运转速度由主控系统决定^[2], 其实现过程步骤如下: (1) 通过磁链观测器进行观测并测量电机的定子磁链; (2) 根据所观察并测量的定子磁链估算电机转矩; (3) 确定定子磁链所在扇区; (4) 比较电机磁链与转矩的实际值与给定值, 并通过磁链与转矩调节器获取输出结果; (5) 根据定子磁链扇区信号选取空间电压矢量, 在确保定子磁链幅值不变的基础上控制转矩角的变化, 从而达到对电机转矩直接控制的目的^[3]。综上所述, 精确的转矩预测对于转矩控制的永磁电机系统尤为重要。电压模型是观测转矩的基本方法, 其优点是算法简单, 对永磁同步电机参数依赖小。但利用理想积分器观测磁链时, 定子电流与定子电压的测量误差在估算磁链结果中会引起直流偏移^[4]。为了克服直流偏移问题, 朱儒等^[5]采用低通滤波器替代理想积分器, 但出现了稳定误差, 同时需要调节门槛值, 比较繁琐; 其他研究人员^[6-9]采用了改进的低通滤波器法, 虽然消除了稳态误差, 但动态性能较差: 当电压信号频率发生突变时, 转矩估算会出现较大误差。电流转速模型需要准确的电机电感和转子位置角, 但这些参数难于获取, 而这必然影响电流控制转速模型的准确性与实际应用。

传统的转矩控制系统应用于内嵌式永磁同步

电机存在一定的缺陷。这是因为在通过电压法计算得到的定子磁链中, 电阻受温度变化的影响, 积分器具有误差积累, 纯积分器也存在漂移等现象。因此, 在电机低速运转时, 传统的电压型磁链观测模型对定子磁链的控制和估算都不精确, 严重制约定子磁链和电磁转矩的控制效果, 直接使转矩控制系统低速控制性能受到制约, 进而控制性能也会受到影响。

为了进一步提高定子磁链与转矩的观测精度, 许多学者开始将智能控制理论应用于定子磁链观测中。研究人员^[10-12]采用模型参考自适应方法来估算定子磁链, 但参考模型估算磁链的准确性有待提高; 沈蕾等^[13]采用卡尔曼滤波器观测定子磁链, 该方法观测到的电机定子磁链较准确, 但算法复杂、模型需要大量计算、对系统硬件性能要求高, 而且确定合适的系统噪声协方差矩阵、测量噪声协方差矩阵等较困难。

分析永磁同步电机是一个复杂的综合电气设备, 其内部包含多个子系统, 可以通过监测与电机状态相关的电流、电压和振动信号等参数, 并利用特征提取、信息融合和模式识别等方法来完成电机转矩的预测。近年来随着机器学习的发展, 涌现出一些优秀的深度学习的算法, 如多层神经网络、卷积神经网络和循环神经网络等。这些算法基于人工神经网络的原理, 首先把过程黑箱化, 内部实现特征提取等; 然后, 对观测到的信息进行更深层的处理与特征分析, 提取到关键特征; 最后, 进行预测与分类数据^[14]。石王壮等^[15]基于浅层神经网络提出了一种转矩观测器。该转矩观测器采用的浅层神经网络有三层, 即输

入层、隐藏层和输出层。其中，输入层、隐藏层和输出层的神经元数目依次是 4、20 和 4，并且通过权重将偏差耦合到隐藏层。该转矩观测器通过反向传播算法、估计的 d 轴和 q 轴磁链、测得的 d 轴和 q 轴电流以及由此产生的输出转矩进行训练。与基于数学模型的转矩观测器相比，转矩观测器的实现相对简单，因为它与电机数学模型和机器参数无关。然而，实验发现其基于浅层神经网络的转矩观测器测量的转矩具有明显的谐波波纹，这会使转矩观察性能恶化，影响实际控制系统中的应用。

为了提高基于人工神经网络的转矩观测器的观测精度，本文提出了一种基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 的转矩观测器。通过仿真验证所提出的转矩观测器，并与传统的基于浅神经网络的转矩观测器进行比较发现，该转矩观测器可以获得更高的转矩观测精度。同时，通过建模仿真以验证在 IPMSM 驱动器的转矩控制回路中的 CNN 转矩观测器性能。仿真结果表明，所提出的转矩观测器的 IPMSM 控制方案可以在恒定状态和瞬态状态下实现令人满意的转矩性能。

2 内嵌式永磁同步电机数学模型

为了简化对内嵌式永磁同步电机的控制，电机的数学模型建立在 $d-q$ 坐标系中。内嵌式永磁同步电机在 $d-q$ 坐标系中的数学模型^[16]如下所示：

$$v_q = L_q \frac{di_q}{dt} + Ri_q + pw(\psi + L_d i_d) \quad (1)$$

$$v_d = L_d \frac{di_d}{dt} + Ri_d - pwL_q i_q \quad (2)$$

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

其中， v_d 、 v_q 为 d 轴和 q 轴电压； i_d 、 i_q 为 d 轴和 q 轴电流； L_d 、 L_q 为 d 轴和 q 轴电感； ψ 为永磁

体磁链； R 为定子绕组电阻； w 为电机转速； P 为电机磁极对数； T_e 为电机的输出转矩。根据公式 (1) 和 (2) 可知，电机 $d-q$ 轴的电压由 $d-q$ 轴的电流决定。因此，一般通过控制电机的 $d-q$ 轴电流来控制电机。同时，根据公式 (3) 可知，可以有多种电流组合产生同样的转矩。因此， T_e 存在一个 i_d 、 i_q 组合的优化值，使电机的效率最高。

3 基于卷积神经网络的转矩观测器模型

卷积神经网络是深度学习中的重要分支，常用于识别图片、汽车传感器、语音和股票等矩阵型大数据。与传统的浅层神经网络相比，卷积神经网络充分考虑了数据矩阵的动态特性和位置信息，通过编码对网络中神经元的权重和偏置的学习，使神经网络自适应学习数据的特征，能够更好地处理大数据^[17]。此外，卷积神经网络非常适合用于处理和学习海量数据，如大规模图像处理。该网络主要包括卷积层、激活层、池化层和完整连接层。经典卷积神经网络的结构如图 1 所示^[18]。

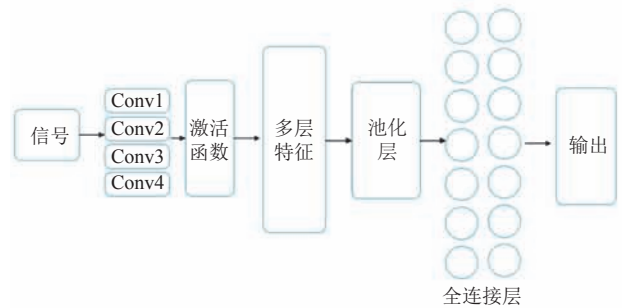


图 1 CNN 网络结构

Fig. 1 The network structure of the CNN

如图 1 所示，传统的 CNN 网络主要用于处理三维信息，如图像等。由于本文中的电机 d 轴和 q 轴电流是一维的，故 CNN 的结构应该有所改变。在本文中，用一维卷积核代替二维卷积核。其中，一维卷积核在最新的卷积神经网络中广泛被使用^[19]，其有两点作用：(1) 可以处理一

维的数据向量; (2) 可以实现对一维数据向量特征提取与融合, 实现多个特征映射 (feature map) 的融合^[19]。特征向量 $[i_d, i_q]$ 可以通过一维卷积核来进行特征分析。以下等式为处理输入信号通过卷积核:

$$x(t) = A \cdot s(t) = w_k \cdot s(t) + b_k \quad (4)$$

$$s(t) = [i_d, i_q]^T \quad (5)$$

其中, $s(t)$ 为时间 t 的输入信号, 由 i_d 和 i_q 组成; A 为 $N \times N$ 线性混合滤波器矩阵, 具有 k 个节点的两个可调参数 w_k 和 b_k ; w_k 为第 k 个卷积核的权重; b_k 为第 k 个卷积核的偏差。如果使用多个卷积核, 那么神经网络将提取 $s(t)$ 的各种特征。

本文中, 激活函数用于提高卷积核输出的非线性映射。而在 CNN 中, 通常采用 ReLU 函数作为激活函数^[20]。ReLU 功能如下:

$$\text{Relu}(x) = f(x) = \max(x, 0) \quad (6)$$

当输入信息在卷积层之后形成特征映射时, 该映射的信息计算如下:

$$h_k = \text{Relu}[w_k \cdot s(t) + b_k] \quad (7)$$

其中, h_k 是特征映射, 特征映射的维数是 $2 \cdot k$ 。卷积核和激活函数通常组合为卷积层, 特征图的网络拓扑如图 2 所示。

在卷积层处理输入信号之后, 特征图的维度可能仍然很大。因此, 需要池化层。在本文中, 网络池层采用 Max Pooling 结构, 并且池化层输出后进一步输入到完全连接层, 以重新匹配该特征。

根据 IPMSM 电机数学模型 (电机参数见表 1) 及公式 (3) 可知, 当电机参数中的磁链和电感为确定值时, 转矩由唯一的 i_d 、 i_q 对应输出, 并提取在电机模型中的 T_e 、 i_d 、 i_q 作为数据集。本次实验共采取了 60 000 组数据, 并把数据集分成测试集、训练集和交叉验证集。其中, 训练集用来训练 CNN 神经网络; 交叉验证集用来监视

CNN 网络的泛化能力; 测试集用来检测 CNN 网络预测 T_e 的准确程度与实际应用中的效果。

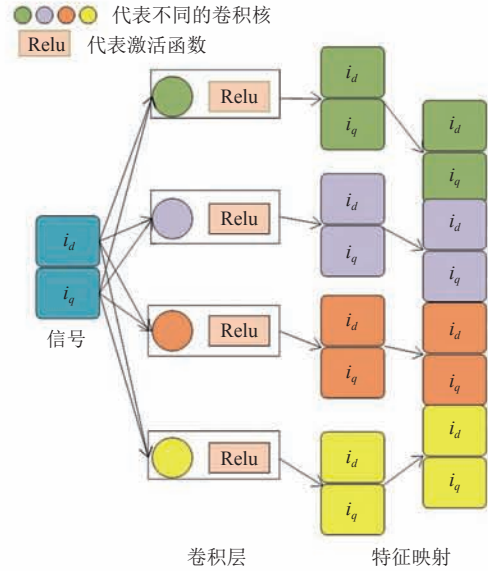


图 2 CNN 特征图的结构

Fig. 2 The structure of the CNN feature map

表 1 仿真模型的参数

Table 1 Simulation model parameters

参数	值
极对数	3
机组电阻 (mΩ)	51.2
最大电流 (A)	58.5/118
基速峰值功率 (kW)	10
直流电压 (V)	120
基本/最大转速 (r/min)	1 350/4 500
连续/最大转矩 (N·m)	35.5/70
最大速度下峰值功率 (kW)	7

由公式 (3) 可知, 可以通过 i_d 、 i_q 来确定电机的转矩, 并可以通过 CNN 算法建立关于 T_e 的非线性拟合。CNN 的输入为 i_d 和 i_q , 输出为 T_e 。因此, 选择 i_d 和 i_q 作为网络的输入, 并且网络的输出是观察到的转矩。根据经验公式 (8) 计算完全连接层的每个隐藏层中的神经元数量。因此, 本文采用的神经网络结构为 2 输入、1 输出的三层网络, 隐藏层的神经元个数计算为:

$$p = \sqrt{n+m} + a \quad (8)$$

其中, n 、 m 分别为输入层和输出层的神经元的

个数; a 为 1~10 内的整数。

通过公式(8), 可以计算隐藏层数的范围。通过测试不同拓扑结构的网络, 确定网络的最佳结构, 即完全连接网络中的神经元数量为 20。本文中基于 CNN 的转矩观测器的结构拓扑如图 3 所示。

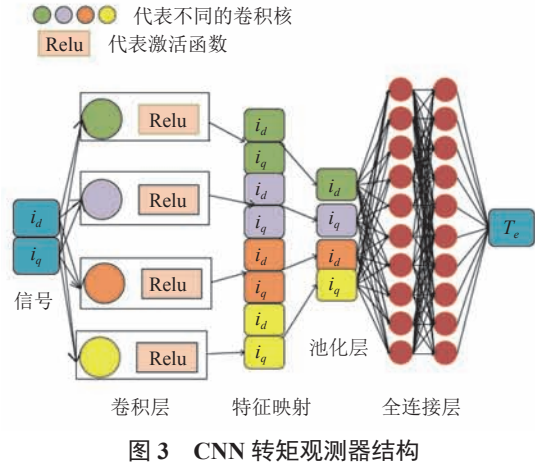


图 3 The structure of the CNN torque observer

公式(9)为所建立的 CNN 网络的损失函数。通过损失函数可以定义网络模型的优化效果和优化目标。其中, 优化过程可以分为两个阶段, 第一阶段先通过神经网络前向传播算法计算得到预测值, 并将预测值和真实值进行对比得出两者之间的差距; 第二阶段通过反向传播算法计算损失误差对每一个参数的梯度, 再根据梯度和学习率, 使用梯度下降算法更新每一个参数。从而使损失函数达到最小值^[20]。

$$RMSE(y_i) = \frac{1}{n} \sum_0^n (y_i - y_t)^2 \quad (9)$$

其中, y_i 为目标值; y_t 为真实的 T_e 值; n 为样本个数。

从 CNN 网络离线训练结果(图 4)可以看出, 当训练迭代达到 2 000 次时, 损失函数不再下降。而 CNN 网络的各种参数在此期间通过对训练参数的反向梯度下降法达到最佳值。

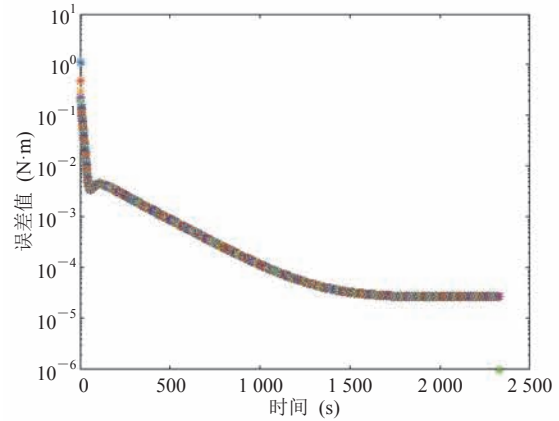


图 4 训练 CNN 时损失函数的变化

Fig. 4 Change of loss function when training CNN

本文神经网络参数通过选择改变学习速率、隐藏神经元的数量和训练步骤来获得, 具体如表 2 所示。由表 2 可以发现, 当神经元的数量上升时, 训练集中的均方根误差 (TRMSE) 和交叉验证集中的均方误差 (VMSE) 均下降, 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。实验结果显示, 当隐藏神经元为

表 2 神经网络参数设置

Table 2 Parameters of network model

神经元个数	训练时间(s)	训练批次	学习率	TRMSE(N·m)	VMSE(N·m)
5	1 901.1	10	0.1	2.345	2.781
5	1 000.4	20	5.0	2.223	2.962
10	2 607.8	10	0.1	1.784	2.326
10	2 903.5	20	5.0	1.956	2.156
20	3 124.4	10	0.1	0.304	0.582
20	3 651.2	20	5.0	0.721	0.989
20	3 986.6	50	1.0	0.814	0.726

注: TRMSE 为训练集中的均方根误差; VMSE 为交叉验证集中的均方误差

20、训练迭代次数为 2 000、每组的训练数据为 10 个、学习率为 0.001 时, TRMSE 与 VMSE 达到最小值, 分别为 0.304、0.582。

4 仿真结果与分析

本文采用 MATLAB/simulink 作为一个仿真工具来完成实验, 同时采用 ubuntu16.04+Python 3.6+tensorflow 1.5 作为深度学习框架。实验中使用的计算机配置为: 英特尔酷睿 i7 6700 3.4 GHz, 16 GB 内存。实验数据来自在实验室自建立的 IPMSM 电机模型。当系统下达转矩命令, 首先通过比例积分 (PI) 控制器和最大转矩电流比 (MTPA) 控制选择最佳的电流来控制电机的转矩; 然后, 根据 CNN 网络建立的转矩观测器实时检测电机的电流信号来观测电机的准确转矩; 最后, 把观测到的转矩信号与转矩信号进行比较, 并进行 PI 调节控制, 实现控制系统的闭环控制。IPMSM 模型及所建立的 CNN 转矩观测器的结构如图 5 所示。

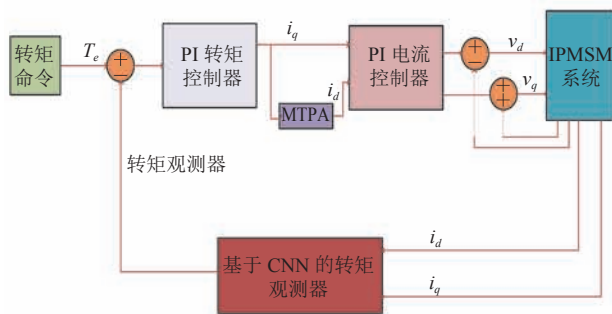
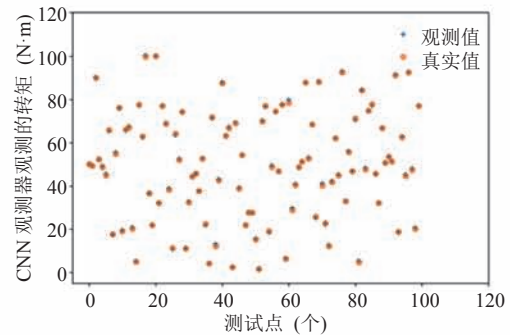


图 5 IPMSM 与转矩观测器的结构

Fig. 5 The structure of IPMSM and torque observer model

在测试集中, 对基于 CNN 的电机转矩观测器的准确性进行验证。图 6 为散点图, 表示不同转矩命令下 CNN 转矩观测器观测到的转矩与电机的真实转矩的重合程度。其中, x 坐标代表不同的转矩命令; y 坐标表示转矩值; 橙色“.”为下达转矩命令的电机实际转矩; 蓝色“+”为通过 CNN 网络观测器观测到的电磁转矩值。如果橙

色和蓝色的散点重叠得好, 表明所建立的转矩观测器的观测能力强。图 6 显示, 橙色“.”与蓝色“+”重合度高, 表明通过所建立的 CNN 模型观测转矩准确。



注: . 为下达转矩命令的电机实际转矩; + 为通过 CNN 网络观测器观测到的电磁转矩值

图 6 CNN 预测值与真实值对比

Fig. 6 The accuracy of predicted and standard values

把训练好的神经网络放到测试集进行测试, 以检验网络模型的转矩预测能力。经过与输出的真实转矩对比发现, 所建立的神经网络误差较小, 泛化能力较强, 预测转矩精确, 能满足实际转矩观测器的要求, 误差结果如图 7 所示。

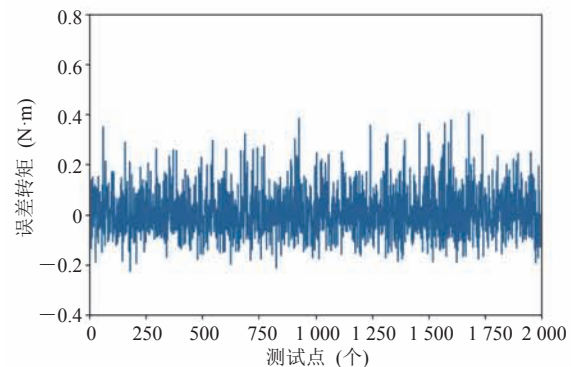


图 7 测试集中的样本误差

Fig. 7 Sample error in test set

为检测所建立网络模型的预测能力, 将本文的 CNN 神经网络与传统的后向传播算法 (Back Propagation, BP) 神经网络进行对比分析。其中, BP 神经网络有很多优点, 数学理论证明三层的神经网络就能够以任意精度逼近任何非线性连续函数。这使得其特别适合于求解内部机制复

杂的问题,即BP神经网络具有较强的非线性映射能力。作为本文参照对比的BP神经网络采用3层神经网络,神经元个数为20个,最后经过调节参数,使BP神经网络参数达到最优,计算发现该网络的均方根误差和均方误差分别为1.609、1.253。最终,两种神经网络在测试集中的误差对比结果(图8)显示,CNN模型观测到的转矩误差明显比BP网络观测到的转矩要小。

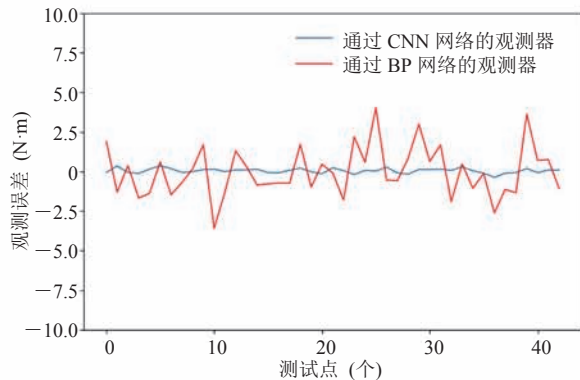


图8 CNN与BP神经网络的误差大小对比

Fig. 8 The error comparison of CNN and BP network

图9两种神经网络(CNN和传统的3层BP)设计的转矩观测器在所设计的转矩控制IPMSM系统中的转矩控制性能比较。结果显示,通过CNN网络设计的转矩观测器能很好地识别出转矩命令,而BP网络设计的转矩观测器识别的转矩并不精准。

对比两种神经网络模型发现,CNN比传统的BP神经网络的预测能力更强。分析原因,CNN的网络结构更加接近人脑,更能理解输入信号的特征关系。因此,CNN网络可以很好地刻画闭环控制系统中电机参数随参数与时间的关系。

将在tensorflow平台上训练好的CNN神经网络移植到simulink上,并把该网络封装转矩观测器,进行仿真验证。图10结果显示,当对永磁同步电机给出一个转矩命令(转矩从0跳转到20 N·m并稳定在30 N·m)时,所建立的转矩观测器快速响应能力好、跟随能力强,能快速准确地估

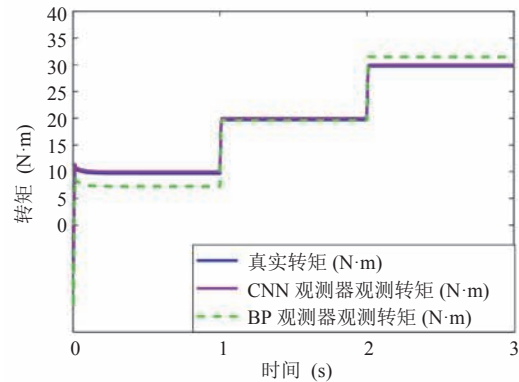


图9 CNN与BP神经网络转矩观测器在转矩控制系统中的对比

Fig. 9 Comparison of performance when the torque observer based on CNN and BP network

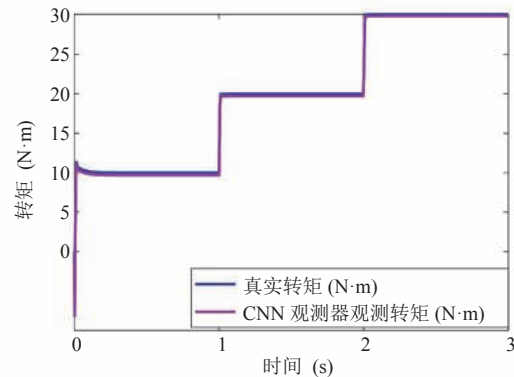


图10 CNN转矩观测器在simulink中的表现

Fig. 10 The CNN torque observer in simulink

计出当前时刻的转矩,满足实际控制系统的应用。

5 与国内外相似研究的对比分析

转矩观测器在内嵌式永磁同步电机控制中具有重要作用。近年来,随着人工智能的兴起,很多模糊控制策略与人工智能策略广泛应用到电机控制领域,为其提供了良好的方法和智能化的控制策略^[21]。

在转矩观测器方面,目前较流行的转矩控制方法有电流双幅斩波控制、微步控制和转矩矢量控制等。这些策略有效地解决了电机换相时转矩脉动过大的问题,但这些策略计算复杂、相应速

度慢, 不适合需要高精度转矩控制的场合^[22]。随着人工智能的发展, 外国学者 Abdel-Hamid 等^[23]提出了基于 BP 神经网络的转矩观测器, 依据内嵌式永磁同步电机信号输出特性从而非线性地分析出电机的转矩。虽然这种方法要求的计算量不大, 同时转矩响应时间快, 但转矩脉动大, 同样不适合高精度的转矩控制。

为了解决转矩波动过大的问题, 本文把卷积神经网络引入到电机控制策略上: 通过卷积神经网络强大的特征提取能力和非线性拟合能力对神经网络模型进行改进。结果表明, 改进后的模型具有良好的转矩脉动抑制作用, 且时间响应快, 能适用于高精度的转矩控制中。

6 结 论

本文基于 IPMSM 的 d - p 轴电流与转矩的序列关系, 提出了一种基于卷积神经网络 (CNN) 的 IPMSM 电磁转矩估计的新方法。实验发现, 基于深度学习的 CNN 算法估算的转矩精度高于传统的神经网络的计算精度, 克服了预测转矩谐波大的劣势。这表明可以用结构简单的 CNN 网络来代替复杂的转矩计算。电磁转矩观测器对 IPMSM 的控制具有较大的实际意义, 把训练好的 CNN 网络制作成电机电磁转矩观测器, 移植到转矩控制 IPMSM 的系统中, 可以代替传统的电机电磁转矩观测器, 同时具有结构简单、精度高、反应速度快等优点。在未来的研究中, 将考虑并使用 CNN 网络或更多优秀的深度学习算法到永磁同步电机控制中, 以进一步提高电机控制精度。

参 考 文 献

- [1] 张春梅, 尔桂花. 直接转矩控制研究现状与前景 [J]. 微电机, 2000, 33(6): 25-28.
- [2] Lee H, Lee J. Design of iterative sliding mode observer for sensorless PMSM control [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 21(4): 1394-1399.
- [3] Seilmeier M, Piepenbreier B. Sensorless control of PMSM for the whole speed range using two-degree-of-freedom current control and HF test current injection for low-speed range [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(8): 4394-4403.
- [4] Choi HH, Yun HM, Kim Y. Implementation of evolutionary fuzzy PID speed controller for PM synchronous motor [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(2): 540-547.
- [5] 朱儒, 刘鲲鹏, 崔恒彬, 等. 自干扰控制技术在永磁同步电动机速度控制中的应用 [J]. 微特电机, 2014, 42(5): 60-65.
- [6] 孙旭霞, 高沁源. 基于 SVPWM 的永磁同步电机直接转矩控制系统 [J]. 电气传动, 2016, 46(11): 3-7.
- [7] Calvini M, Carpita M. PSO-based self-commissioning of electrical motor drives [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(2): 768-776.
- [8] 贾洪平, 贺益康. 一种适合 DTC 应用的非线性正交反馈补偿磁链观测器 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(1): 100-105.
- [9] 张继勇, 袁如明. 基于非线性正交磁链观测器的交流电动机直接转矩控制 [J]. 微特电机, 2008, 36(9): 46-48.
- [10] Haque ME, Zhong L, Rahman MF. A sensorless initial rotor position estimation scheme for a direct torque controlled interior permanent magnet synchronous motor drive [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2003, 18(6): 1375-1383.
- [11] Foo G, Sayeef S, Rahman MF. Low-speed and standstill operation of a sensorless direct torque and flux controlled IPM synchronous motor drive [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2010, 25(1): 25-33.
- [12] 何栋伟, 彭侠夫, 蒋学程, 等. 永磁同步电机的改进扩展卡尔曼滤波测速算法 [J]. 西安交通大学学报, 2011, 40(10): 59-64.
- [13] 沈蕾, 孙伟, 钱儿, 等. 双绕组永磁同步电动机冗

- 余控制与故障分析 [J]. 微特电机, 2011, 39(12): 16-18.
- [14] Morawiec M. The adaptive backstepping control of permanent magnet synchronous motor supplied by current source inverter [J]. IEEE Transactions on Industry Informatics, 2013, 49(2): 1046-1056.
- [15] 石王壮, 赵文祥, 吉敬华, 等. 旋转变压器处理电路的比较分析与实验研究 [J]. 微电机, 2015, 48(1): 59-62.
- [16] Dierks T, Jagannathan S. Output feedback control of a quadrotor UAV using neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(1): 50-66.
- [17] Graves A, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [18] Du ZH, Chen XF, 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): 6594-6605.
- [19] 孙志军, 薛磊, 许明阳, 等. 深度学习研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [20] 毛勇华, 桂小林, 李前, 等. 深度学习应用技术研究 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(11): 3201-3205.
- [21] 郭宝震, 左万利. 采用词向量注意力机制的双路卷积神经网络句子分类模型 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 25(7): 12-20.
- [22] 张尚坤, 颜建虎, 杨凯. 基于改进最大转矩电流比控制的电动汽车用内嵌式永磁同步电机驱动控制系统 [J]. 电机与控制应用, 2017, 44(11): 12-17.
- [23] Abdel-Hamid O, Mohamed AR, Jiang H, et al. Convolutional neural networks for speech recognition [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2014, 22(10): 1533-1545.

欢迎订阅 2019 年《集成技术》

《集成技术》系由中国科学院主管，中国科学院深圳先进技术研究院为第一主办单位，科学出版社有限责任公司为第二主办单位及出版单位的学术期刊。于 2012 年 5 月创刊，国际连续出版物号 ISSN 2095-3135，国内连续出版物号 CN 44-1691/T，是一本大 16 开中文双月刊（逢单月 20 日出版）。

《集成技术》办刊主旨为：努力反映理工农医四大领域的新理论、新技术、新成果和发展趋势以及交叉集成。尤其关注一些新的热点领域：虚拟现实与增强现实、大数据、云计算、机器学习、机器人及先进制造、新能源新材料、纳米医疗、精准医学和脑科学等。

栏目设置：生物医药与生物医学工程、电子信息和新能源新材料。

期刊订阅：

2019 年定价 48 元 / 册，全年刊期：6 期，全年定价 288 元。

①各地邮局订阅：邮发代号 46-139；

②科学出版社期刊发行部：联系电话 010-64017032 64017539；

③网上购买：搜淘宝店、微店店铺名称：中科期刊（订阅及销售过刊）；或扫描下方二维码。

④淘宝购买链接：

<https://item.taobao.com/item.htm?spm=a1z38n.10677092.0.0.1e261debktbJMv&id=45473999484>

⑤微店购买链接：

<https://weidian.com/item.html?itemID=2580439973>

