

基于 MEA-BP 神经网络的开关磁阻电机 静态电磁特性建模

王成敏¹, 王爱元^{1,2}, 姚晓东^{1,2}, 殷世雄¹, 李吉程¹

(1. 上海电机学院 电气学院, 上海 201306;

2. 佛山市高明区明戈新型电机电控研究院, 广东 佛山 528500)

摘要: 建立精确的开关磁阻电机(SRM)模型对于改善 SRM 的性能和控制效果有着重要的影响。针对 SRM 运行时磁路的高度饱和和严重非线性问题,提出了基于思维进化算法(MEA)优化的反向传播(BP)神经网络算法的 SRM 非线性模型。利用 ANSYS Maxwell 软件建立了四相 8/6 极 SRM 模型并进行有限元计算,通过仿真和试验值的对比验证了该模型的精度比未经 MEA 优化的 BP 神经网络模型更高,可以更好地反映 SRM 运行时的磁链特性和转矩特性,且具有较好的泛化能力。

关键词: 开关磁阻电机; 非线性建模; BP 神经网络; 思维进化算法

中图分类号: TM352 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)05-0064-05

doi: 10.12177/emca.2022.004

Modeling of Static Electromagnetic Characteristics of Switched Reluctance Motor Based on MEA-BP Neural Network

WANG Chengmin¹, WANG Aiyuan^{1,2}, YAO Xiaodong^{1,2}, YIN Shixiong¹, LI Jicheng¹

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China;

2. Minge New Type Motor Electronic Control Research Institute, Gaoming District, Foshan City, Foshan 528500, China)

Abstract: Establishing an accurate switched reluctance motor (SRM) model has an important impact on improving the performance and control effect of SRM. For the problems of high saturation and serious nonlinearity of magnetic circuit during SRM operation, an SRM nonlinear model based on back propagation (BP) neural network algorithm optimized by mind evolutionary algorithm (MEA) is proposed. A four-phase 8/6-pole SRM model is established by using ANSYS Maxwell software and the finite element calculation is carried out. It is verified through the comparison between the simulated value and the experimental value that the model has higher accuracy than the BP neural network model without MEA optimization. It can better reflect the flux linkage and torque characteristics during SRM operation, and has better generalization ability.

Key words: switched reluctance motor (SRM); nonlinear modeling; back propagation (BP) neural network; mind evolutionary algorithm (MEA)

0 引言

开关磁阻电机(SRM)是一种新型的调速电

机。它具有结构简单、成本低廉、调速范围宽、系统可靠性高等优点,目前已成功应用于电动汽车驱动、通用工业、家用电器和纺织机械等各个领

收稿日期: 2022-01-17; 收到修改稿日期: 2022-03-18

作者简介: 王成敏(1997—),男,硕士研究生,研究方向为开关磁阻电机非线性建模。

王爱元(1968—),男,博士,教授,研究方向为工程电磁场计算分析、电动机节能控制等。

域。建立精确的 SRM 模型是分析、预测电机性能和控制电机的基础。但由于 SRM 特殊的双凸极结构,其磁链电感等参数为电流以及转子位置角的高度非线性函数,建立 SRM 的磁链特性和转矩特性的模型相对困难。国内外研究学者对此提出了不少的建模方法,大致分为线性建模法、准线性建模法、有限元分析法^[1-2]和智能建模法^[3-5]等。一般的线性建模法和准线性建模法减少了繁琐的数学公式推导和相关的计算,但忽略了由于定子与转子之间相对位置的变化而产生的互感,计算与实际的结果相差较大^[6]。智能建模法中应用较多的是以反向传播(BP)神经网络为基础的建模方法。神经网络原则上可以实现任何复杂的非线性映射,且具有较强的学习能力。通过映射的输入和输出建立相关的模型,不依靠关于 SRM 的任何先验经验和理论知识,由此得到的模型具有较好的鲁棒性和泛化性^[7]。

但标准的 BP 神经网络在训练过程中速度较慢且容易陷入局部极值点,不容易得到全局最优解。在现有的基础上,提出一种基于思维进化算法(MEA)改进 BP 神经网络的 SRM 建模方法。通过 MEA 优化 BP 神经网络的初始权值和阈值来改善标准 BP 神经网络训练过程中的不足,使算法的精度和速度相对有所提高。对 ANSYS Maxwell 软件建立的 SRM 模型进行有限元分析,对得到的磁链和转矩的相关数据进行神经网络训练,对比训练好的模型的预测值与实测值以及模型优化前后的均方误差,验证了该建模方法的可行性与泛化性。

1 MEA-BP 神经网络

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,在训练过程中不断收集系统产生的误差,并将这些误差返回到输出值,之后用这些误差来调整神经元的权重,这样生成一个可以模拟出原始问题的人工神经网络系统。BP 神经网络具有任意复杂的模式分类能力和优良的多维函数映射能力,无需事先确定输入输出之间映射关系的数学方程,仅通过自身的训练,学习某种规则,在给定输入值时得到最接近期望输出值的结果。结构上,BP 网络具有输入层、隐藏

层和输出层,如图 1 所示;本质上,BP 算法以网络误差平方最小为目标函数、采用梯度下降法来计算目标函数的最小值,因此其存在着收敛速度慢、容易陷入局部极值点得不到全局最优解的不足。

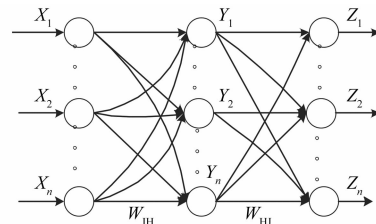


图 1 神经网络结构图

1.2 MEA 基本思想

MEA 由孙承意等^[8]提出,旨在解决进化算法(EC)存在的问题和缺陷,如早熟以及收敛速度慢等。MEA 延续了遗传算法的一些基础概念定义,如“个体”“群体”“环境”等。同时在此基础上引入了新的概念定义,如“子群体”“公告板”“趋同”“异化”等。

1.3 MEA-BP 神经网络

BP 神经网络通过反复训练来调整网络中的权值和阈值,使输出值逼近期望值。初始权值和阈值的选择对 BP 神经网络的收敛和精度有着直接影响,选择不当会使其收敛速度慢且容易陷入局部最优。因此利用 MEA 极强的全局搜索能力对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化。首先按照 BP 神经网络的拓扑结构,为网络各层的权值和阈值进行随机编码,按照思维进化一直迭代寻找出最优解,利用所选得分函数进行解码,并将其代入 BP 神经网络的权值和阈值。

设计步骤流程图如图 2 所示。首先导入输入输出数据集,采用随机法随机分配训练集和测试集,同时通过将数据归一化,减少变量差异较大对模型性能的误差影响。根据 BP 神经网络的拓扑结构确定个体的数量。然后选取随机顺序的训练集的均方误差的倒数作为每一个体与种群的得分函数。利用 MEA 不断迭代,最终得到最优个体进行解析,并以此作为 BP 神经网络的初始权值和阈值,从而开始训练 BP 神经网络。根据训练后的模型,输入测试集的输入数据,反归一化后得到预测的测试集的输出数据,与测试集的输出数据进行对比。

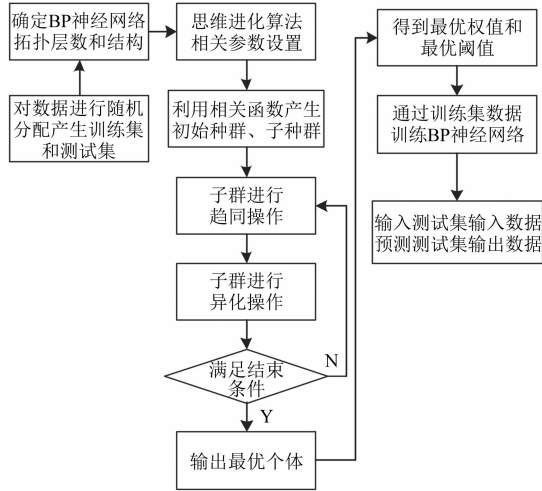


图2 思维进化设计步骤

2 SRM 电磁场有限元分析

样本数据的精确性决定着神经网络建模的可靠性。通过 ANSYS Maxwell 软件搭建 SRM 模型并进行有限元分析,得到了 SRM 样机的磁链特性和转矩特性的相关数据,作为 BP 神经网络训练的样本。

本文以一台四相 8/6 极 SRM 为例,样机参数如表 1 所示。根据表 1 参数建立 SRM 样机的二维电磁场有限元模型。通过有限元计算得到 SRM 样机的磁链特性曲线如图 3 所示,相电流参

表 1 四相 8/6 极 SRM 样机参数

参数名称	参数值
定子外径/mm	120
定子内径/mm	75
定子铁心长度/mm	65
定子磁极数	8
定子铁心叠片系数	0.95
定子轭高/mm	9
定子极弧系数	0.5
转子外径/mm	74
转子内径/mm	30
转子铁心长度/mm	65
转子磁极数	6
转子铁心叠片系数	0.95
转子轭高/mm	9
转子极弧系数	0.5
额定功率/kW	550
额定电压/V	220
额定转速/(r·min ⁻¹)	1500
定子一相绕组并联支路数	4
工作温度/°C	75

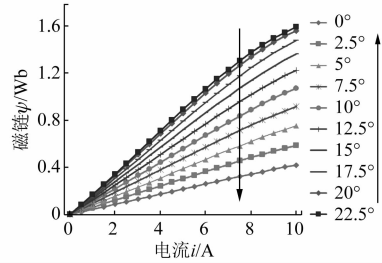


图3 SRM 样机磁链特性曲线

数变化范围为 0~10 A;转子位置角的参数变化范围为 0°~22.5°,间距为 2.5°。

通过有限元计算得到 SRM 样机的转矩特性曲线如图 4 所示,相电流参数变化范围为 0~10 A,间距 1 A;转子位置角的参数化范围为 0°~22.5°,间距为 2.25°。

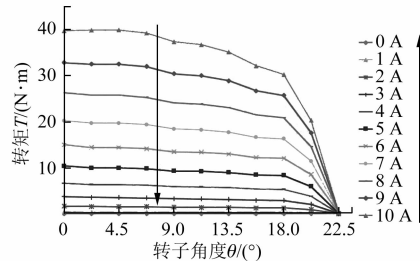


图4 SRM 样机转矩特性曲线

3 SRM 神经网络建模与分析

3.1 MEA-BP 神经网络建模

BP 神经网络采用三层拓扑结构,输入为电流和转子位置角即输入层节点数为 2,输出为磁链或者转矩即输出层节点数为 1,隐含层节点数设置为 5,故选择的神经网络拓扑结构为 2-5-1,如图 5 所示,共有 15 个权值以及 6 个阈值,个体编码长度为 21。MEA 算法参数设置为:种群大小为 200,优胜子种群个数为 5,临时子种群个数为 5,子群体大小为 20,迭代次数为 10。

3.2 磁链特性模型

磁链是绕组电流和转子位置角的函数,以电流和转子位置角作为 BP 神经网络的输入,磁链作为 BP 神经网络的输出,根据有限元计算得到的数据进行训练和测试。

共 400 组样本数据,随机分配 350 组数据作为训练集进行神经网络训练以及 50 组数据作为测试集进行训练后的测试。

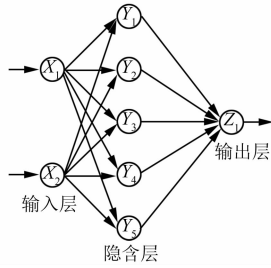


图5 MEA-BP神经网络模型

图6为磁链数据的回归分析图,回归直线对观测值的拟合度越好说明正相关性越强,所有的样本点几乎都在零误差线附近,说明训练后的磁链特性模型是准确可靠的。

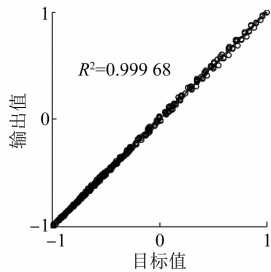


图6 磁链数据回归分析

利用训练好的 MEA-BP 神经网络预测函数输出,与标准 BP 神经网络预测结果的对比如图7所示。由对比结果可以看出通过 MEA 算法优化后的神经网络磁链特性模型具有更高的精度。

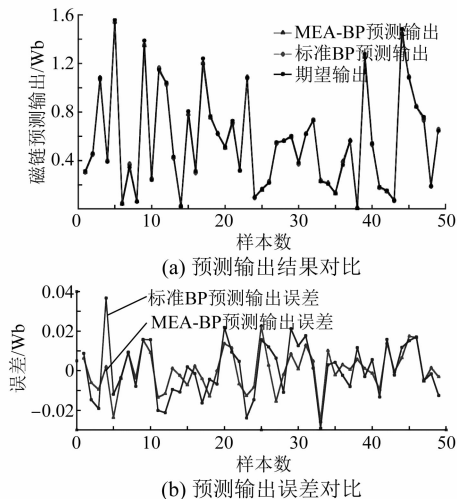


图7 磁链数据预测结果对比

为了更好地体现所建立模型的泛化能力,另外绘制了一条通过该模型预测的转子位置角为

6°时的曲线(由下至上第4条)进行对比,如图8所示,证明了该模型具有较强的泛化能力。

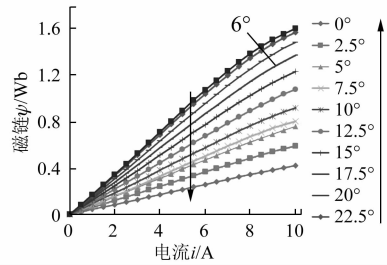


图8 MEA-BP模型预测数据

3.3 转矩特性模型

转矩是转子位置角和电流的函数,以电流和转子位置角作为神经网络的输入,转矩作为神经网络的输出。

共440组样本,随机分配390组数据作为样本集进行训练以及50组数据作为测试集进行训练后的测试。

图9为转矩数据的回归分析图,回归直线对观测值的拟合度越好说明正相关性越强,所有的样本点几乎都在零误差线附近,说明训练后的转矩特性模型是准确可靠的。

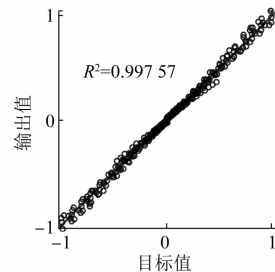


图9 转矩数据回归分析

利用训练好的 MEA-BP 神经网络预测函数输出,与标准 BP 神经网络预测结果的对比如图10所示。由对比结果可以看出通过 MEA 算法优化后的神经网络转矩特性模型具有更高的精度。

同时也绘制了一条通过该模型预测的电流为11 A时的曲线与仿真数据进行对比,如图11所示(从上至下第一条),证明了该转矩特性的模型具有较好的泛化能力。

4 结 语

针对 SRM 运行时磁路的强非线性和高饱和性,利用 BP 神经网络的非线性映射能力对其进

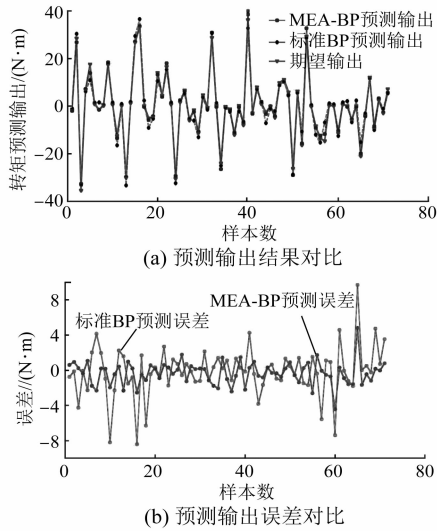


图 10 转矩数据预测结果对比

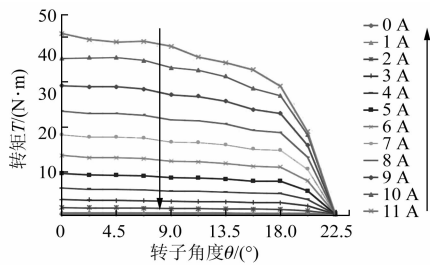


图 11 MEA-BP 模型预测转矩数据对比

行建模。通过 MEA 算法对标准 BP 神经网络的不足进行了改进,并将优化后的模型应用在 SRM

建模中。对磁链和转矩数据进行了训练,由此建立了磁链模型和转矩模型。通过多方面的数据图表对比,验证了该建模方法的精度比标准 BP 神经网络建模方法有了很大的提高,且通过额外预测数据验证了该模型具有较强的泛化能力。

【参考文献】

[1] 薛惟栋,曲兵妮. 抑制开关磁阻电机振动的结构设计研究[J]. 电机与控制应用,2021,48(11): 39.
 [2] 张敏杰,高强,蔡旭. 基于改进磁密计算的开关磁阻电机径向力解析建模[J]. 电机与控制应用,2019,46(11): 56.
 [3] 徐杰,陈璞,赵婷,等. 新能源汽车的开关磁阻电机神经网络预测控制[J]. 电力电子技术,2019,53(4): 40.
 [4] 孙利宏,赵永生,李存贺,等. 基于预处理 BP 神经网络的开关磁阻电机建模[J]. 电机与控制应用,2019,46(3): 64.
 [5] 高宇,戴跃洪,宋林. 基于 BP 神经网络的开关磁阻电机建模[J]. 电力电子技术,2017,51(2): 72.
 [6] 吴红星,孙青杰,黄玉平,等. 开关磁阻电机非线性建模方法综述[J]. 微电机,2014,47(5): 83.
 [7] 饶哲宇,王进华. 基于 BP 神经网络的开关磁阻电机建模及仿真[J]. 电气开关,2019,57(1): 37.
 [8] 孙承意,谢克明,程明琦. 基于思维进化机器学习的框架及新进展[J]. 太原理工大学学报,1999,30(5): 453.

(上接第 47 页)

[4] SARMA S, AGRAWAL V K, UDUPA S. Software-based resolver-to-digital conversion using a DSP[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2008,55(1): 371.
 [5] BLASKO V, KAURA V, NIEWIADOMSKI W, et al. Sampling of discontinuous voltage and current signals in electrical drives: a system approach [J]. IEEE Transactions on Industry Applications,1998,34(5): 1123.
 [6] HOLTZ J, QUAN J, PONTT J, et al. Design of fast

and robust current regulators for high-power drives based on complex state variables [J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2004,40(5): 1388.
 [7] HOLTZ J, OIKONOMOU N. Fast dynamic control of medium voltage drives operating at very low switching frequency: an overview [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2008,55(3): 1005.
 [8] 梁家威,钟汉如. 基于 AD2S1210 的转子位置转速检测方法研究[J]. 微电机,2013,46(5): 48.