

基于改进 WOA 优化 BP 神经网络的车用 PMSM 参数辨识^{*}

陈 峰, 李镇伍, 申江卫, 李万超, 沈世全
(昆明理工大学 交通工程学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 永磁同步电机(PMSM)在新能源汽车等领域应用广泛, 其精确控制大多需要依赖准确的电机参数。利用改进的鲸鱼优化算法(WOA)对BP神经网络初始权值、阈值进行优化, 基于改进的BP神经网络提出了一种高精度的PMSM参数辨识方法, 实现了对PMSM定子电阻、d轴电感、q轴电感以及磁链的参数辨识。仿真验证结果表明, 相较于传统BP神经网络和传统WOA算法优化的BP神经网络方法, 所提出的方法具有更高的辨识精度, 4个参数的辨识误差均小于2%。在电机试验平台上进一步验证了所提出方法的有效性。

关键词: 永磁同步电机; 鲸鱼优化算法; BP 神经网络; 电机参数

中图分类号: TM301.2 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)05-0027-10

doi: 10.12177/emca.2022.007

Vehicle PMSM Parameter Identification Based on Optimization of BP Neural Network by Improved WOA^{*}

CHEN Zheng, LI Zhenwu, SHEN Jiangwei, LI Wanchao, SHEN Shiquan

(Faculty of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Permanent magnet synchronous motor (PMSM) is widely used in new energy vehicles and other fields, and its precise control mostly depends on accurate motor parameters. The improved whale optimization algorithm (WOA) is used to optimize the initial weights and thresholds of BP neural network. Based on the improved BP neural network, a high-precision PMSM parameter identification method is proposed, which realizes the parameter identification of PMSM stator resistance, *d*-axis inductance, *q*-axis inductance and flux linkage. The simulation results show that, compared with traditional BP neural network and BP neural network method optimized by traditional WOA algorithm, the proposed method has higher identification accuracy, and the identification errors of the four parameters are all less than 2%. The effectiveness of the method is further verified on the experimental platform.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); whale optimization algorithm (WOA); BP neural network; motor parameters

0 引言

永磁同步电机(PMSM)凭借功率密度高、响应速度快、运行效率高等优点, 被广泛应用于新能

源汽车、机器人、高速列车等领域^[1-2]。但PMSM属于非线性、强耦合系统, 数学模型比较复杂, 大多数控制策略都较依赖电机参数, 每一台PMSM的参数都会由于制造差异而存在一定误差, 且

收稿日期: 2022-02-18; 收到修改稿日期: 2022-03-25

*基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB104903)

作者简介: 陈 峰(1982—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电机驱动控制、混合动力汽车优化控制等。

李镇伍(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为永磁同步电机控制技术。

申江卫(1984—), 男, 博士, 高级实验师, 研究方向为混合动力汽车优化控制。(通信作者)

PMSM 参数还会随运行不断发生变化^[3], 使用不准确的电机参数会引起电机控制的鲁棒性变差, 甚至造成电机损坏^[4]。因此, 参数辨识也成为了PMSM 领域的关键问题。相关学者针对 PMSM 参数辨识问题进行了大量的研究工作。传统的参数辨识方法有: 模型参考自适应法(MRAS)^[5]、递归最小二乘法(RLS)^[6]、扩展卡尔曼滤波法(EKF)^[7]以及群智能优化算法^[8-9]等。然而这些方法都存在各自的不足之处: MRAS 需要人工调节自适应律, 且难以在欠秩的情况下实现多参数辨识^[10-11]; RLS 法难以用于多参数辨识, 且对噪声比较敏感^[12]; EKF 则需要进行复杂的矩阵运算和公式推导, 此外其本身还存在一定的线性误差^[13]; 而群智能优化算法, 例如粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、人工鱼群算法(AFSA)等, 拥有很强的全局搜索能力, 但容易陷入局部最优^[14]。

随着系统辨识技术的不断发展, 各种不同类型的人工神经网络被用于 PMSM 参数辨识^[15-16], 其中 BP 神经网络凭借其较强的非线性映射能力和柔性的网络结构, 得到了广泛应用。虽然 BP 神经网络拥有良好的局部搜索能力, 但全局搜索能力较弱, 收敛速度慢且收敛精度不够高^[17], 并且如果输入存在干扰, 往往无法找到全局最优点。

鲸鱼优化算法(WOA)作为一种较新的群智能优化算法, 拥有很强的全局搜索能力, 并且具有结构简单、需调整参数少等优点。近年来 WOA 及其改进也在逐步用于 PMSM 领域: 文献[18]使用 WOA 对直流电机的参数进行辨识, 并与其他算法进行对比, 证明了 WOA 的优越性; 文献[19]使用 WOA 对 PMSM 系统控制进行优化, 并取得良好的控制效果。还有学者对 WOA 和其他群智能优化算法进行了改进, 进一步增强其性能: 文献[20]介绍了一种引入 Tent 混沌映射的改进 WOA, 并将其用于 PMSM 的参数辨识, 证明了改进 WOA 的优越性; 文献[21]采用混沌人工鱼群算法优化 BP 神经网络对 PMSM 进行参数辨识, 结果表明加入了混沌映射的辨识算法辨识效果更好。

本文结合 WOA 与 BP 神经网络各自的优点, 并在 WOA 中加入 Tent 混沌映射以及精英学习机制, 进一步增强 WOA 的全局搜索能力以及跳出局部最优的能力, 建立了一种基于改进 BP 神经

网络的 PMSM 参数辨识方法, 实现了对 PMSM 定子电阻、d 轴电感、q 轴电感和磁链的精确辨识。

1 PMSM 模型搭建

1.1 PMSM 数学模型

PMSM 目前较常用的控制策略为矢量控制^[22]。忽略磁饱和效应、涡流损耗和磁滞损耗, 在同步旋转坐标系下的 PMSM 数学模型表示为

$$\begin{cases} u_d = Ri_d + \frac{d}{dt}\psi_d - \omega_e\psi_q \\ u_q = Ri_q + \frac{d}{dt}\psi_q + \omega_e\psi_d \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (2)$$

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = T_e - T_L - B\omega_m \quad (3)$$

式中: u_d, u_q 分别为 d, q 轴电压分量; i_d, i_q 分别为 d, q 轴电流分量; L_d, L_q 分别为 d, q 轴电感; ψ_d, ψ_q 分别为 d, q 轴磁链分量; ψ_f 为电机永磁体磁链; R 为电机定子电阻; ω_e 为电机电角速度; J 为电机转动惯量; T_L 和 T_e 分别为电机负载转矩和电磁转矩; B 为电机阻尼系数; ω_m 为电机机械角速度, 并且 ω_m 与 ω_e 的关系为

$$\omega_e = p\omega_m \quad (4)$$

式中: p 为电机极对数。

将式(2)代入式(1), 则电压方程可表示为

$$\begin{cases} u_d = Ri_d + L_d \frac{d}{dt}i_d - \omega_e L_q i_q \\ u_q = Ri_q + L_q \frac{d}{dt}i_q + \omega_e(L_d i_d + \psi_f) \end{cases} \quad (5)$$

根据式(5)得出 PMSM 在 d, q 轴的电压等效电路图, 如图 1 所示。

根据电压等效电路图可以得出电机电磁转矩

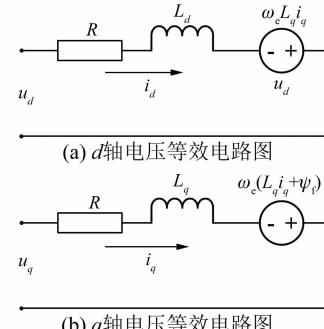


图 1 PMSM 等效电路图

方程:

$$T_e = \frac{3}{2} p i_q [i_d(L_d - L_q) + \psi_f] \quad (6)$$

1.2 PMSM 参数辨识模型搭建

根据电机矢量控制原理、等效电路图搭建参数辨识矢量控制模型,如图2所示。图2中 N_m 表示电机转速。并根据式(3)~式(6)搭建PMSM可变参数模型,仿真所用电机初始参数如表1所示,仿真时长为4 s,采样周期为 10^{-4} s。设置PMSM参数 R 、 L_d 、 L_q 和 ψ_f 的值随时间不断变化,用于验证算法在电机参数发生变化时的可靠性: R 由0.180 Ω增加至0.209 Ω; L_d 由0.089 3 H增加至0.103 0 H; L_q 由0.205 H增加至0.236 H; ψ_f 由0.016 0 Wb减小至0.013 6 Wb。电机参数具体变化情况如图3所示。

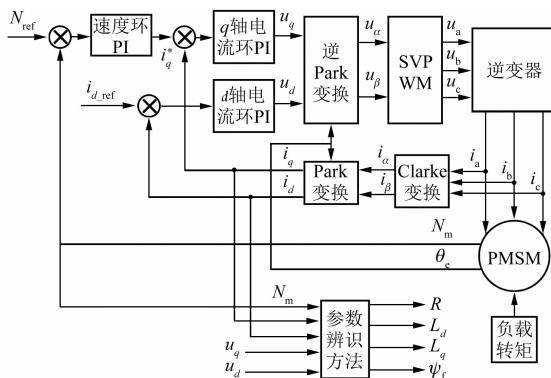


图2 PMSM参数辨识模型框图

表1 PMSM仿真初始参数

参数名称	参数值
定子电阻 R/Ω	0.180
d 轴电感 L_d/H	0.089 3
q 轴电感 L_q/H	0.205
磁链 ψ_f/Wb	0.016 0
极对数 p	2
参考转速 $N_{ref}/(r \cdot min^{-1})$	1 000
额定电压 U_{rate}/V	24
d 轴参考电流 i_{d_ref}/A	0

设置负载转矩 T_L 在电机运行至2 s时,由1 N·m阶跃至3 N·m,用于验证算法在电机负载突变时的有效性。此外,在电机电流电压输出端使用低通滤波器对输出的 d 、 q 轴电压和电流进行噪声处理。电机主要运行参数变化情况如图4所示。

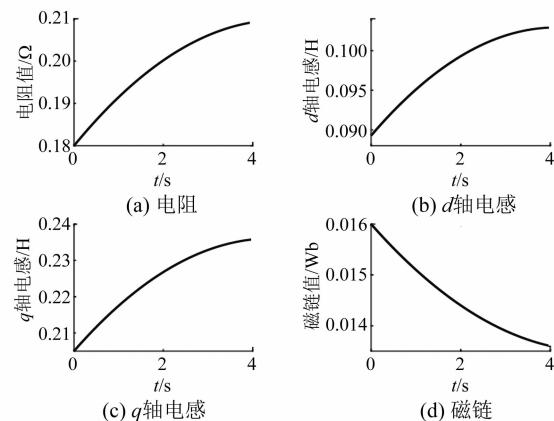


图3 电阻、 d 轴电感、 q 轴电感和磁链变化情况

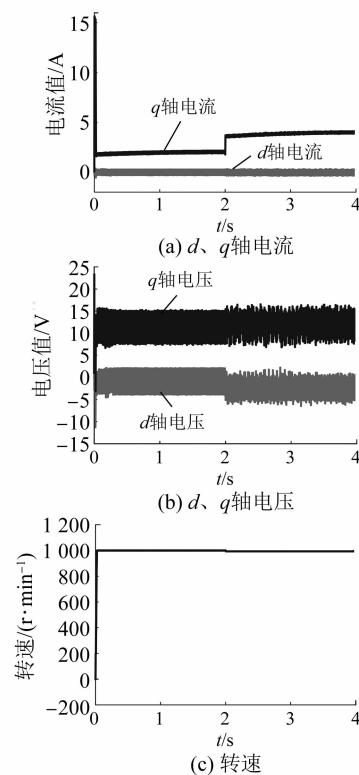


图4 主要运行参数变化情况

2 基于改进WOA优化BP神经网络的PMSM参数辨识

2.1 辨识模型数据提取方法

对电机运行时的 d 轴电流 i_d 、 q 轴电流 i_q 、 d 轴电压 u_d 、 q 轴电压 u_q 、电机转速 N_m 和对应的定子电阻 R 、 d 轴电感 L_d 、 q 轴电感 L_q 以及磁链 ψ_f 进行采集,用于PMSM参数辨识。

PMSM的Simulink仿真中,设置单次采样时

间为 10^{-4} s, 运行时间为 4 s, 共获取 40 000 个样本, 记作 Data 1。为兼顾辨识精度和辨识速度, 对 Data 1 进行样本提取得到用于 PMSM 参数辨识的

数据集 Data 2, 如图 5 所示, 将 40 000 个样本每 20 个作为一组, 并在每一组中随机提取一个数据。

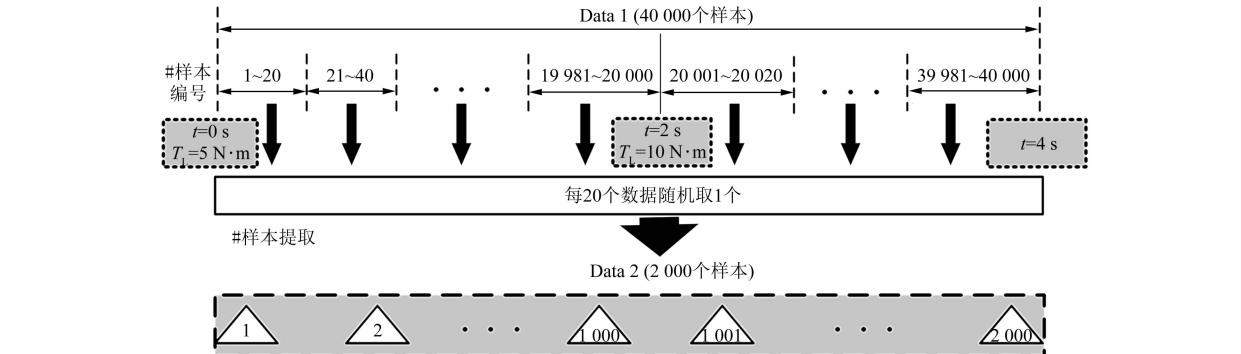


图 5 数据提取方法

2.2 BP 神经网络参数辨识模型

BP 神经网络是一种应用广泛的人工神经网络, 其输入层、隐含层、输出层的多层结构能够映射任何线性和非线性的系统。本文对其进行优化并用于 PMSM 参数辨识。Data 2 中有 2 000 组数据, 将其中 1 600 组用作训练集, 400 组用作测试集, 并将 i_d, i_q, u_d, u_q, N_m 作为 BP 神经网络的输入层, 将 R, L_d, L_q 以及 ψ_f 作为 BP 神经网络的输出层。设置输入层神经元个数为 5, 输出层神经元个数为 4, 隐含层层数选择 1 层。此外, 隐含层神经元的数量决定了神经网络的训练精度和速度^[21], 本文根据以下经验公式最终确定隐含层神经元个数:

$$\begin{cases} n_1 = \log_2 a \\ n_2 = \sqrt{a + b} + \sigma \\ n_3 = \sqrt{0.43ab + 0.12b^2 + 2.54a + 0.77b + 0.35} + 0.51 \end{cases} \quad (7)$$

式中: n_1, n_2, n_3 分别为 3 个公式各自确定的隐含层神经元个数, 三者确定隐含层神经元个数的取值范围; a 为输入层神经元个数; b 为输出层神经元个数; σ 为 1 ~ 10 之间的整数。隐含层神经元个数取值如表 2 所示。

表 2 BP 神经网络隐含层神经元个数取值范围

神经元个数	n_1	n_2	n_3	n
取值范围	3	4~13	6	3~13

表 2 中 n 表示隐含层神经元个数的取值范围。将 n 对应的不同取值分别代入神经网络训练, 对 4 个输出的训练均方根误差进行加权处理, 获取训练集的加权均方根误差 (WRMSE), 并将 WRMSE 最小时 n 对应的取值作为最终的隐含层神经元个数。

WRMSE 的计算式为

$$E_{\text{WRMSE}} = \sqrt{E_{\text{MSE}_R} + E_{\text{MSE}_{L_d}} + E_{\text{MSE}_{L_q}} + E_{\text{MSE}_{\psi_f}}} \quad (8)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} E_{\text{MSE}_R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_R - y_R^*)^2 \\ E_{\text{MSE}_{L_d}} = \frac{R}{NL_d} \sum_{i=1}^N (y_{L_d} - y_{L_d}^*)^2 \\ E_{\text{MSE}_{L_q}} = \frac{R}{NL_q} \sum_{i=1}^N (y_{L_q} - y_{L_q}^*)^2 \\ E_{\text{MSE}_{\psi_f}} = \frac{R}{N\psi_f} \sum_{i=1}^N (y_{\psi_f} - y_{\psi_f}^*)^2 \end{array} \right. \quad (9)$$

式中: $E_{\text{MSE}_R}, E_{\text{MSE}_{L_d}}, E_{\text{MSE}_{L_q}}, E_{\text{MSE}_{\psi_f}}$ 分别为定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感以及永磁体磁链的加权训练均方误差; N 为训练样本数量; $y_R, y_{L_d}, y_{L_q}, y_{\psi_f}$ 分别为定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感以及磁链的实际值; $y_R^*, y_{L_d}^*, y_{L_q}^*, y_{\psi_f}^*$ 分别为定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感以及永磁体磁链的网络训练实际输出值。不同隐含层神经元数量对应的 WRMSE 见表 3。

如表 3 所示, 隐含层神经元个数为 8 时, WRMSE 的值最小, 因此将隐含层神经元个数确定为 8。确定 BP 神经网络结构后, 对数据样本进

行归一化处理, 使用 Sigmoid 函数作为激活函数, BP 神经网络拓扑结构如图 6 所示。

表 3 不同隐藏层神经元个数对应的 WRMSE

n	WRMSE	n	WRMSE
3	0.017 80	9	0.007 46
4	0.007 29	10	0.007 01
5	0.007 21	11	0.017 50
6	0.007 11	12	0.018 20
7	0.022 80	13	0.018 70
8	0.006 93		

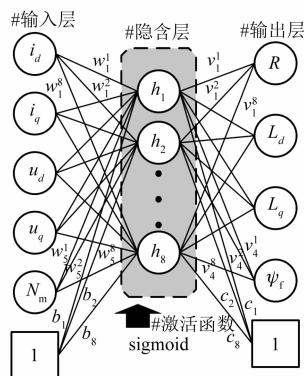


图 6 BP 神经网络结构图

图 6 中 w 和 v 分别表示输入层与隐含层神经元之间的连接权值以及输出层与隐含层神经元之间的连接权值; b 和 c 分别表示输入层与隐含层神经元之间的阈值以及输出层与隐含层神经元之间的阈值。

2.3 改进的鲸鱼优化算法

为解决传统 BP 神经网络全局搜索能力弱、抗干扰能力差的问题, 本文融合 WOA 对 BP 神经网络进行优化, 并对传统 WOA 进行改进。

WOA 是 Mirjalili 等^[23]提出的新型群体智能优化算法, 具有全局搜索能力强、结构简单等优点, 包括包围猎物、气泡网攻击以及搜索猎物三个阶段。

2.3.1 包围猎物

鲸鱼种群在寻优过程中, 选取当前最优个体位置, 使种群的其他个体向其靠近, 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{D}_i = |\mathbf{C}\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}_i(t)| \\ \mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}_i \end{cases} \quad (10)$$

$$\mathbf{X}^*(t) = \operatorname{argmin} [f(\mathbf{X}_1), f(\mathbf{X}_2), \dots, f(\mathbf{X}_n)] \quad (11)$$

式中: \mathbf{X}_i 为个体 i 的位置向量; t 为当前迭代次数; \mathbf{X}^* 为最优个体位置向量; $f(\mathbf{X}_i)$ 表示个体 i 所在位置的适应度值; \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 为系数向量, 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{A} = a \cdot (2r_1 - 1) \\ \mathbf{C} = 2r_2 \\ a = -2\left(\frac{t}{T_{\max}} - 1\right) \end{cases} \quad (12)$$

式中: 参数 a 为随迭代次数线性减小的参数; r_1 和 r_2 均为 $[0, 1]$ 区间上的随机数; T_{\max} 为最大迭代次数。

2.3.2 气泡网攻击

这个阶段由收缩包围和螺旋位置更新构成。式(12)中的参数 a 随迭代次数线性减小, 由此即可实现对目标的收缩包围。完成收缩包围后, 对目标进行螺旋式靠近, 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) + D_b e^{bl} \cos(2\pi l) \\ D_b = |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| b \end{cases} \quad (13)$$

式中: D_b 为当前个体与最优个体之间的距离; b 为定义螺旋线形状的常数; l 为 $(-1, 1)$ 区间上的随机数。

鲸鱼在不断收缩包围的同时, 还要沿螺旋线运动。因此, 设置概率 ζ 使当前个体进行螺旋位置更新, ζ 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数, 则 $1-\zeta$ 使当前个体进行收缩包围, 表示为

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}, & \zeta \leq 0.5 \\ \mathbf{X}^*(t) + D_b e^{bl} \cos(2\pi l), & \zeta > 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

2.3.3 搜索猎物

为保证全局搜索性能, 种群个体在采用气泡网攻击之外, 还需要随机寻找猎物, 因此设置当系数向量的模 $|\mathbf{A}| > 1$ 时, 个体朝着一个随机位置靠近, 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{D} = |\mathbf{C}\mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - \mathbf{X}(t)| \\ \mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \end{cases} \quad (15)$$

式中: \mathbf{X}_{rand} 为种群中随机个体的位置向量。

2.3.4 改进方法

为了进一步增强传统 WOA 的全局搜索能力以及跳出局部最优的能力, 本文利用 Tent 混沌映射和精英学习机制对传统 WOA 进行了改进。

传统 WOA 种群初始化是完全随机的, 往往会出现因种群初始化不均匀, 搜索无法遍历全局而陷入局部最优的问题。Tent 混沌映射具有较强

的均匀性和随机性,因此在 WOA 种群初始化步骤加入 Tent 混沌算子使初始种群更加均匀,有利于扩大搜索范围。

加入 Tent 混沌映射的优化表示为

$$\begin{cases} x_{n+1} = \begin{cases} \frac{x_n}{0.7} & x_n < 0.7 \\ \frac{1-x_n}{0.3} & x_n \geq 0.7 \end{cases} \\ x_0 = \text{rand}[0, 1] \end{cases} \quad (16)$$

设置 WOA 初始种群数为 50, 搜索空间中传统 WOA 初始种群与 Tent 混沌映射初始种群对比如图 7 所示。

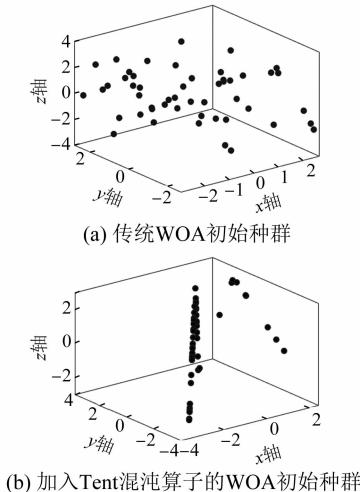


图 7 初始种群位置分布

迭代过程中, WOA 存在种群多样性单一、不易收敛到全局最优的问题。本文引入精英学习机制,增强种群多样性以及全局搜索能力。

根据下式产生精英个体 $X_c(t)$, 并使其向当前最优个体 $X^*(t)$ 学习:

$$X_c(t) = j \cdot k \cdot [X_i(t) - X^*(t)] \quad (17)$$

式中: j 为常数, 取 0.7; k 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数。

再与种群内现存的个体 $X_i(t)$ 进行比较, 若 $X_c(t)$ 位置的适应度值小于 $X_i(t)$ 位置的适应度值, 则由 $X_c(t)$ 将 $X_i(t)$ 替代, 表示为

$$X_i = \begin{cases} X_c(t), & f[X_c(t)] < f[X_i(t)] \\ X_i(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

本文将加入 Tent 混沌映射以及精英学习机制的改进 WOA 命名为 TCWOA。

2.4 TCWOA 优化 BP 神经网络

在 BP 神经网络的结构确定之后, 其收敛能力较大程度上取决于初始连接权值和阈值。对于传统 BP 神经网络来说, 初始权值和阈值都是随机的, 很难达到最优。本文采用 TCWOA 对 BP 神经网络的初始连接权值和阈值进行优化, 以提升 BP 神经网络的收敛速度和精度, 并将该方法命名为 TCWOA-BP。同理, 将传统 WOA 优化 BP 神经网络的方法命名为 WOA-BP。

TCWOA-BP 的算法流程如图 8 所示。

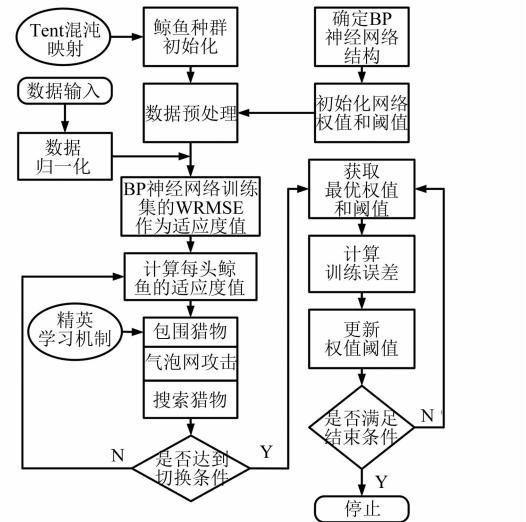


图 8 TCWOA-BP 算法流程图

TCWOA 及 WOA 算法的初始条件设置为: 初始种群数量为 50, 最大迭代次数为 30, 搜索精度为 10^{-4} 。设置 BP 神经网络的权值和阈值为在 $(-1, 1)$ 区间上的不为 0 随机数, 并将训练集的 WRMSE 作为适应度值。当 TCWOA 及 WOA 达到最大迭代次数时, 将搜索得到的最小 WRMSE 对应的权值和阈值作为初始权值和阈值用于 BP 神经网络训练。

2.5 TCWOA 寻优性能验证

将数据集 Data 2 用于 TCWOA-BP、WOA-BP 以及 BP 神经网络进行训练, 对 TCWOA 与 WOA 的种群收敛效果以及寻优得到的最佳适应度值进行对比。TCWOA 与 WOA 种群最终位置分布如图 9 所示, 最佳适应度值变化曲线对比如图 10 所示。

由图 9 可以看出, TCWOA 在搜索结束时, 种群个体更加集中, 说明其收敛性更好。由图 10 可以看出, TCWOA 在初期最佳适应度值更大, 证明

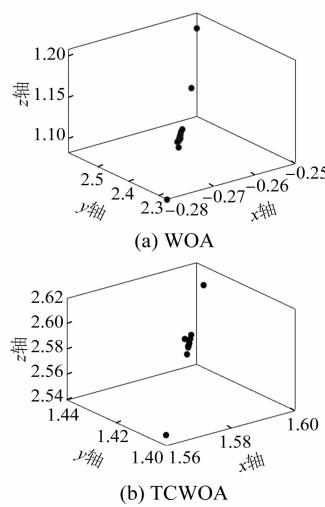


图 9 种群最终位置分布

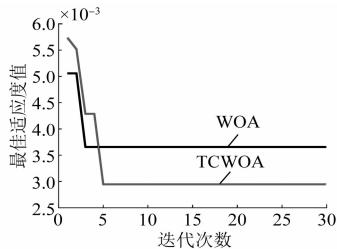


图 10 TCWOA 与 WOA 种群进化曲线对比

TCWOA 的搜索范围更广;此外传统 WOA 在第三代时就无法继续寻优,而 TCWOA 则能够进一步寻优且寻优结果更好,证明其搜索和寻优能力更强。

3 基于 TCWOA-BP 的 PMSM 参数辨识结果验证

下面使用 BP 神经网络、WOA-BP 以及 TCWOA-BP 进行对比验证。各算法中 BP 神经网络部分的初始设置为:5 个输入神经元、4 个输出神经元、1 层隐含层以及 8 个隐含层神经元,初始权值和阈值为 $(-1, 1)$ 区间上的不为 0 随机数; WOA-BP 和 TCWOA-BP 中的鲸鱼优化算法初始条件设置均相同且如 2.4 节所述。

3.1 全局运行数据的 PMSM 参数辨识验证

使用 Data 2 中的数据进行 BP 神经网络参数辨识的验证,TCWOA-BP、WOA-BP 以及 BP 神经网络对 PMSM 各参数的全局辨识结果对比如图 11 所示。表 4 为三种参数辨识方法使用全局运行数据的参数辨识平均绝对误差(MAD)以及相对误差 e_r 。

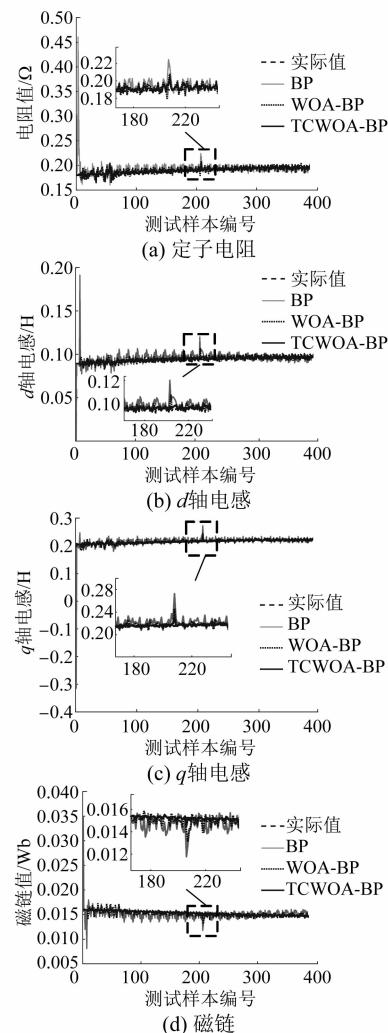


图 11 全局运行数据下电机参数辨识结果

表 4 不同辨识方法的全局 MAD 及相对误差

算法	TCWOA-BP	WOA-BP	BP
R	MAD/mΩ	2.58	5.12
	e_r /%	1.391	2.764
L_d	MAD/mH	1.56	1.83
	e_r /%	1.664	1.951
L_q	MAD/mH	2.51	3.68
	e_r /%	1.176	1.725
ψ_f	MAD/Wb	9.81×10^{-5}	3.48×10^{-4}
	e_r /%	0.682	2.269

由图 11 可以看出,与 WOA-BP 以及 BP 神经网络相比,使用全局运行数据的 TCWOA-BP 在辨识初期以及负载突变时,产生的波动最小,并能够较快地重新稳定。由表 4 可知,在对电阻、 d 轴电

感、 q 轴电感和磁链的辨识中, TCWOA-BP 的辨识精度较 WOA-BP 分别提升了 1.373%、0.287%、0.549%、1.587%, 相较于 BP 神经网络则分别提升了 3.057%、2.853%、2.845%、3.979%, 尤其对 q 轴电感和磁链的辨识精度提升较明显且辨识效果最好, 辨识误差分别仅为 1.176% 和 0.682%, 电阻和 d 轴电感的辨识精度也高于其他两种方法。以上结果证明了 TCWOA-BP 拥有较高的辨识精度以及良好的抗干扰能力。

3.2 稳态运行数据的 PMSM 参数辨识验证

剔除 Data 2 中初始的 50 组数据以及转矩突变前后各 50 组数据, 得到用于稳态参数辨识的数据集 Data 3, 共 1 850 组数据, 其中 1 480 组作为训练集, 370 组作为测试集。TCWOA-BP、WOA-BP 以及 BP 神经网络对 PMSM 各参数的稳态运行数据辨识结果对比如图 12 所示。表 5 为三种

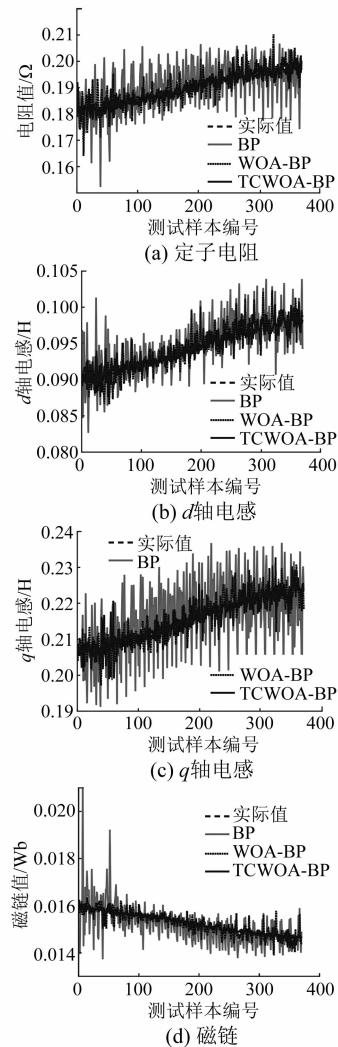


图 12 稳态运行数据下电机参数辨识结果

参数辨识方法使用稳态运行数据参数辨识的 MAD 和相对误差。

表 5 不同辨识方法的稳态 MAD 及相对误差率

	算法	TCWOA-BP	WOA-BP	BP
R	MAD/mΩ	1.55	2.19	5.61
	$e_r/%$	0.821	1.477	2.971
L_d	MAD/mH	0.549	1.390	3.280
	$e_r/%$	0.585	1.483	3.494
L_q	MAD/mH	1.31	2.92	8.41
	$e_r/%$	0.605	1.361	3.112
ψ_f	MAD/Wb	5.66×10^{-5}	1.91×10^{-4}	4.39×10^{-4}
	$e_r/%$	0.371	1.256	2.869

由图 12 可以看出, 与 WOA-BP 以及 BP 神经网络相比, 使用稳态运行数据的 TCWOA-BP 在辨识时的稳态误差和波动最小。由表 5 可知, 在对电阻、 d 轴电感、 q 轴电感和磁链的辨识中, TCWOA-BP 的辨识精度较 WOA-BP 分别提升了 0.656%、0.898%、0.756%、0.885%, 相较于 BP 神经网络则分别提升了 2.150%、1.909%、2.507%、2.498%。在剔除产生波动的数据后, WOA-BP 与 BP 神经网络的辨识精度有所提高, 但 TCWOA-BP 相较于以上两种方法其辨识精度仍然更高。同样地, TCWOA-BP 对 d 轴电感和磁链的辨识精度提升较明显且辨识精度最高, 其辨识误差仅为 0.585% 和 0.371%, 电阻和 q 轴电感辨识精度也高于其他两种方法。以上结果证明了 TCWOA-BP 在电机稳态运行时具有较高的辨识精度。

3.3 试验平台验证

为了验证本文所述参数辨识算法在真实 PMSM 系统中的有效性, 使用仿真所用参数的 PMSM 进行试验平台验证。使用电机开发板实现矢量控制及 SVPWM 算法; 使用 AMR 仿真器连接计算机, 通过虚拟示波器观察 PMSM 运行时的 d 、 q 轴电流、电压及转速, 并进行采样。电机试验平台如图 13 所示。

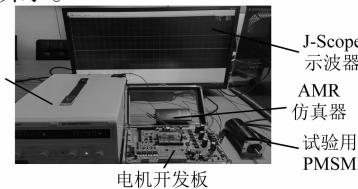


图 13 电机试验平台

PMSM 在给定转速 800 r/min 的情况下运行，并采集运行时的 d 、 q 轴电流、电压及转速数据各 40 000 个。使用图 5 所述的数据处理方法进行数据处理，得到 2 000 个样本用于对 TCWOA-BP 参数辨识方法进行验证，其中 1 600 个数据用于训练，400 个用于测试。测试结果如图 14 所示。

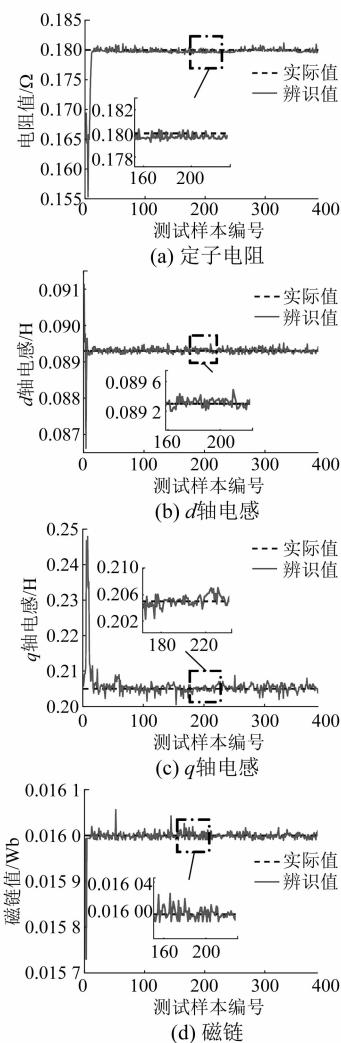


图 14 试验数据下电机参数辨识结果

由图 14 可以看出，基于 TCWOA-BP 的参数辨识方法能够迅速辨识出 4 个电机参数的值：电阻辨识误差在 $\pm 0.002 \Omega$ 以内， d 轴电感辨识误差在 $\pm 0.0003 H$ 以内， q 轴电感辨识误差在 $\pm 0.005 H$ 以内，磁链辨识误差在 $\pm 0.0006 Wb$ 以内，其中电阻和 d 轴电感辨识的最大相对误差仅为 1.11% 和 0.34%， q 轴电感和磁链辨识的最大相对误差分别为 2.43% 和 3.75%，均在 PMSM 正常

使用的参数误差范围之内，证明了该方法具有良好的参数辨识效果。同时对于初期的波动，在经历较少迭代次数之后就能够很快矫正，实现准确的辨识，证明其具有很好的抗干扰能力。

4 结语

针对 PMSM 非线性、强耦合的特性以及目前参数辨识方法存在的问题，本文建立了一种基于改进 WOA 优化 BP 神经网络的 PMSM 参数辨识方法，融合了 WOA 及 BP 神经网络的优点，并对 WOA 进行改进，提升了其性能。在使用全局和稳态运行数据辨识时都具有较高的辨识精度，相较于 WOA-BP 与 BP 神经网络，4 个参数的辨识误差都更小。在使用全局运行参数辨识时，TCWOA-BP 在负载突变及运行初期都能保持较高的辨识精度以及鲁棒性，辨识结果波动也小于 WOA-BP 与 BP 神经网络。本文所提出的基于改进 WOA 优化 BP 神经网络的 PMSM 参数辨识方法，仅需获取电机运行时的电流、电压及转速即可实现 PMSM 定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感以及磁链的准确辨识，具有应用简单、辨识精度高、鲁棒性强的优点，可为进一步提高 PMSM 参数辨识精度提供参考。

【参考文献】

- [1] RAFAQ M S, JUNG J. A comprehensive review of state-of-the-art parameter estimation techniques for permanent magnet synchronous motors in wide speed range [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4747.
- [2] 方伟明, 康敏. 永磁同步电机无位置传感器控制下的参数辨识[J]. 浙江科技学院学报, 2021, 33(6): 469.
- [3] CHO S, SHIN W, PARK J, et al. A torque compensation control scheme of PMSM considering wide variation of permanent magnet temperature [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2019, 55(2): 8200105.
- [4] UNDERWOOD S J, HUSAIN I. Online parameter estimation and adaptive control of permanent-magnet synchronous machines [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(7): 2435.
- [5] 陈再发, 刘彦呈, 卢亨宇. 船舶推进永磁同步电机参数在线辨识方法研究[J]. 电机与控制应用,

- 2018,45(10): 66.
- [6] 罗小军,陈天航,朱思明,等.基于 RLS 的永磁同步电机参数辨识技术研究[J].自动化与仪表,2019,34(9): 71.
- [7] LI X, KENNELL R. General formulation of Kalman-filter-based online parameter identification methods for VSI-fed PMSM [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2021,68(4): 2856.
- [8] 刘朝华,李小花,周少武,等.面向永磁同步电机参数辨识的免疫完全学习型粒子群算法[J].电工技术学报,2014,29(5): 118.
- [9] 钟卫鹏,李茂军.基于遗传算法的凸极永磁同步电动机参数辨识[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(11): 122.
- [10] MA X, BI C. A technology for online parameter identification of permanent magnet synchronous motor [J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems,2020,4(3): 237.
- [11] CHOI K, KIM Y, KIM K, et al. Using the stator current ripple model for real-time estimation of full parameters of a permanent magnet synchronous motor [J]. IEEE Access,2019,7: 33369.
- [12] 宋建国,张振路,李向诚.基于改进最小二乘法永磁同步电机多参量辨识[J].电机与控制应用,2021,48(3): 16.
- [13] 唐文秀,吴俊英,许李尚,等.优化 EKF 算法的永磁同步电机参数估算[J].电气传动,2019,49(12): 88.
- [14] 吴立泉,刘永强,梁兆文,等.基于 SA-PSO 算法的异步电动机参数辨识[J].电机与控制应用,2019,46(5): 41.
- [15] 张淑芳,宋香明,朱彬华.结合改进 PSO-BP 神经网
络的无刷直流电机控制[J].南开大学学报(自然科学版),2021,54(4): 62.
- [16] 张立伟,张鹏,刘日锋,等.基于变步长 Adaline 神经网络的永磁同步电机参数辨识[J].电工技术学报,2018,33(增刊2): 377.
- [17] 许爱德,赵中林,王雪松.基于优化 BP 神经网络的开关磁阻电机定子电阻辨识方法[J].电机与控制应用,2017,44(5): 52.
- [18] NAYAK B G, SAHU S. Parameter estimation of DC motor through whale optimization algorithm [J]. International Journal of Power Electronics and Drive Systems,2019,10(1): 83.
- [19] 刘晓琳,姜梦馨.基于 WOA 的飞机舵机电动加载系统双环复合控制研究[J].振动与冲击,2021,40(12): 246.
- [20] 崔海林.基于改进鲸鱼优化算法的农业装备永磁同步电机参数辨识研究[J].智慧农业导刊,2021,1(4): 48.
- [21] JIANG J, CHEN Z, WANG Y, et al. Parameter estimation for PMSM based on a back propagation neural network optimized by chaotic artificial fish swarm algorithm [J]. International Journal of Computers Communications & Control (IJCCC), 2019,14(6): 615.
- [22] ROBYNS B, BERTHEREAU F, HAUTIER J, et al. A fuzzy-logic-based multimodel field orientation in an indirect FOC of an induction motor [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2000,47(2): 380.
- [23] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016,95: 51.

[主要栏目]

- | | | |
|--------------|-----------|-------------|
| · 控制与应用技术 | · 研究与设计 | · 故障诊断与保护 |
| · 新能源发电与局域电网 | · 新能源汽车技术 | · 发电机组及其控制 |
| · 测试技术与测控系统 | · 材料与工艺 | · 电机生产及质量管理 |
| · 电力电子变流器技术 | · 智能制造 | · 节能应用 |
| · 实用技术成果 | | |