

考虑负载特性的异步电动机参数辨识方法研究

李义军¹, 孙翼森², 迟科华¹, 张程杰¹, 康忠健²

(1. 浙江省宁波市镇海炼化电气中心, 浙江 宁波 315207;

2. 中国石油大学(华东)新能源学院, 山东 青岛 266580)

摘要: 现有异步电动机参数辨识方法只是对异步电动机本身参数进行辨识, 忽略了异步电动机所带负载部分参数。提出了一种异步电动机机泵一体化参数辨识算法。该算法在辨识异步电动机本身参数的前提下, 辨识出泵类负载相关参数, 实现了异步电动机与泵类负载一体化辨识。通过粒子群优化算法, 可以准确有效地对异步电动机的6个等效参数进行辨识, 同时能够辨识出泵类负载参数。算例证明该算法的有效性。
关键词: 异步电动机; 参数辨识; 粒子群算法; 泵类负载

A method of parameter identification of asynchronous motor considering load parameters

LI Yijun¹, SUN Yisen², CHI Kehua¹, ZHANG Chengjie¹, KANG Zhongjian²

(1. Zhenhai Refinery Electric Center, Ningbo City, Zhejiang Province, Ningbo 315207, China;

2. College of New Energy China University Of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: The existing parameter identification methods of asynchronous motors only identify the parameters of the asynchronous motors themselves, ignoring some parameters of the load carried by the asynchronous motors. An integrated parameter identification algorithm is proposed for asynchronous motors and pumps. Under the premise of identifying the parameters of the asynchronous motor itself, the algorithm identifies the relevant parameters of the pump load, and realizes the integrated identification of the asynchronous motor and the pump load. Through the particle swarm optimization algorithm, the six equivalent parameters of the asynchronous motor can be identified accurately and effectively, and at the same time, the pump load parameters can be identified. An example proves the effectiveness of the algorithm.

Key words: asynchronous motor; parameter identification; particle swarm optimization; pump load

0 引言

随着工业化社会的发展, 越来越多的电气设备出现在化工、冶炼机械生产等领域。其中, 三相异步电动机是目前应用最多的电气设备。在化工装置中, 常用到异步电动机带泵类负载实现化工生产的需求。在对电动机进行一些控制时, 如无速度传感器矢量控制、电动机的保护节能控制, 需要获取异步电动机的参数信息。在化工厂的扛晃电评估

时, 需要测量异步电动机的过程免疫时间 (Process Immunity Time, PIT) 曲线, 而测量PIT曲线, 不仅需要对异步电动机进行准确建模, 而且需要准确测量其负载参数。因此, 对异步电动机及其负载参数进行参数辨识, 对异步电动机的状态评估、故障预测和安全生产具有重要意义。

准确识别电动机等效电路参数及负载参数, 是实现高性能电动机控制、能效管理和故障诊断

的前提和关键。然而,以往的异步电动机参数辨识方法只是对电动机本身参数进行辨识,忽略了异步电动机负载部分参数的问题。传统的负载参数是从负载本身特性进行参数求取,未有将异步电动机与负载进行统一连接,从而实现二者参数的统一辨识。

最传统的异步电动机参数检测方法包括转子空载、堵转和互感实验,但这样获取的是粗略的电动机参数。目前较实用的电动机参数辨识典型方法有递推最小二乘法(RLS)、扩展卡尔曼滤波法(EKF)和模型参考自适应法(MRAS)等。文献[1]将最小二乘法递推算法运用到参数辨识上,验证了该方法的可行性,但是忽略了次要参数。文献[2]是将遗传算法引用到双馈风机参数辨识上,并将启发式交叉算子与遗传算法相结合,形成改进遗传算法。文献[3]将神经网络用于永磁同步电动机辨识中,优化了PID控制参数,实现了PMSM参数的在线辨识,实现对电动机控制系统的精确控制。文献[4]基于瞬时无功功率的模型参考自适应(MRAS)转子电阻辨识方法,在分析电流测量误差影响参数辨识准确度的基础上,设计一种基于谐振观测器的电流误差补偿方案,提高了转子电阻在不同情况下的在线跟踪准确度,然而此方法仅辨识出转子电阻参数,其他参数如何辨识并未提出。文献[5]对考虑逆变器非线性因素电压补偿的表贴式永磁同步电动机电压方程进行变换,从而消除误差电压的影响,提出一种变步长自适应线性神经网络算法,对表贴式永磁同步电动机参数进行在线辨识。文献[6]基于局部均值分解(LMD)的同步电动机参数辨识方法,采用LMD从短路电流中提取直流电流和基波电流,然后分别采用稳健回归最小二乘和Prony算法对直流电流和基波电流进行辨识,进而获得同步电动机参数。文献[7]基于随机子空间和总体最小二乘相结合的同步电动机参数识别新方法,根据同步电动机三相短路后a相电流的时间序列,由随机子空间法辨识出电流各分量的频率和衰减因子;再由总体最小二乘法求得各分量的幅值,据此辨识得出同步电动

机各参数。文献[8]应用卡尔曼滤波法对感应电动机转子温度进行在线评估。文献[9]在扩展卡尔曼滤波法永磁电动机热网络参数基础上,解决不同工况下参数模型变化影响节点温度识别准确度的问题。文献[10]采用差分进化算法对异步电动机参数进行辨识,并传统算法进行比较,具有更高的准确度。

上述文献主要是对异步电动机参数进行辨识,并未考虑负载本身特性。本文运用粒子群优化(PSO)算法,同时考虑了泵类负载本身特性,根据泵类负载特性对异步电动机进行参数辨识。运用PSO算法对异步电动机的6个等效电路参数与负载参数进行在线辨识,得到相关参数的数据,为进一步评估电动机运行状态,对电动机进行故障诊断和能效计算提供了依据。仿真验证了PSO算法在识别电动机参数及其负载参数方面的有效性,并通过迭代过程中适应度参数的变化过程来验证算法的有效性和收敛性。

1 异步电动机模型及其负载模型

1.1 异步电动机模型

采用异步电动机的两相等效模型,基于 $dq0$ 坐标系建立的异步电动机模型如图1所示。

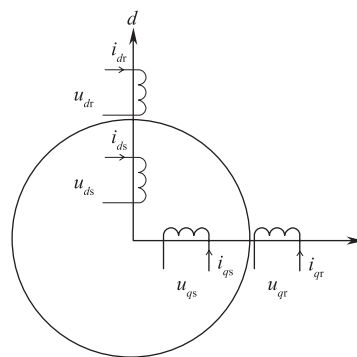


图1 异步电动机物理模型

Fig. 1 Asynchronous motor physical model

旋转正交坐标系上的异步电动机具有四阶电压方程和一阶运动方程,因此选取5个状态变量,其中转速作为输出变量必须选取。定子电流可以直接检测,应当选为状态变量。考虑到磁链对电动机的运行很重要,故可以选定子磁链或转

子磁链。

异步电动机磁链方程为

$$\begin{pmatrix} \psi_{sd} \\ \psi_{sq} \\ \psi_{rd} \\ \psi_{rq} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{rd} \\ i_{rq} \end{pmatrix} \quad (1)$$

电压方程为

$$\begin{pmatrix} u_{sd} \\ u_{sq} \\ u_{rd} \\ u_{rq} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{rd} \\ i_{rq} \end{pmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \psi_{sd} \\ \psi_{sq} \\ \psi_{rd} \\ \psi_{rq} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\omega_l \psi_{sq} \\ \omega_l \psi_{sd} \\ -(\omega_l - \omega) \psi_{rq} \\ (\omega_l - \omega) \psi_{rd} \end{pmatrix} \quad (2)$$

笼型转子内部短路, $u_{rd}=u_{rq}=0$, 即

$$\begin{aligned} \frac{d\psi_{sd}}{dt} &= -R_s i_{sd} + \omega_l \psi_{sq} + u_{sd} \\ \frac{d\psi_{sq}}{dt} &= -R_s i_{sq} - \omega_l \psi_{sd} + u_{sq} \\ \frac{d\psi_{rd}}{dt} &= -R_r i_{rd} + (\omega_l - \omega) \psi_{rq} \\ \frac{d\psi_{rq}}{dt} &= -R_r i_{rq} - (\omega_l - \omega) \psi_{rd} \end{aligned} \quad (3)$$

状态方程为

$$\begin{aligned} \frac{d\omega}{dt} &= \frac{n_p L_m}{J L_r} (i_{sq} \psi_{rd} - i_{sd} \psi_{rq}) - \frac{n_p}{J} T_L \\ \frac{d\psi_{rd}}{dt} &= -\frac{1}{T_r} \psi_{rd} + (\omega_l - \omega) \psi_{rq} + \frac{L_m}{L_r} i_{sd} \\ \frac{d\psi_{rq}}{dt} &= -\frac{1}{T_r} \psi_{rq} - (\omega_l - \omega) \psi_{rd} + \frac{L_m}{L_r} i_{sq} \\ \frac{di_{sd}}{dt} &= \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \psi_{rd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega \psi_{rq} - \frac{R_s L_r^2 + R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} i_{sd} + \omega_l i_{sd} + \frac{u_{sd}}{\sigma L_s} \\ \frac{di_{sq}}{dt} &= \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \psi_{rq} - \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega \psi_{rd} - \frac{R_s L_r^2 + R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} i_{sq} - \omega_l i_{sq} + \frac{u_{sq}}{\sigma L_s} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, ω 为转子的电角速度; ω_l 为定子侧旋转磁场的电角速度; i_{sd} 、 i_{sq} 为定子 d 、 q 轴电流; ψ_{rd} 、 ψ_{rq} 为转子 d 、 q 轴磁链; u_{sd} 、 u_{sq} 为定子 d 、 q 轴电压; n_p 为电动机磁极对数; J 为转动惯量; R_s 、 R_r 为定子电阻、转子电阻; L_s 、 L_r 和 L_m 为定子电感、转子电感和励磁电感; T_L 为负载转矩。

转子电磁时间常数为

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad (5)$$

电动机漏磁系数为

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \quad (6)$$

1.2 感应电动机电磁转矩特性

由异步电动机模型可以得到异步电动机的电磁转矩为

$$T_e = n_p L_m (i_{sq} i_{rd} - i_{sd} i_{rq}) \quad (7)$$

感应电动机消耗的有功功率 P 为

$$P = i_{sd} u_{sd} + i_{sq} u_{sq} \quad (8)$$

感应电动机消耗的无功功率 Q 为

$$Q = i_{sd} u_{sq} - i_{sq} u_{sd} \quad (9)$$

1.3 泵类负载机械特性

属于泵类负载的生产机械有水泵、离心式通风机等。泵类负载的转矩基本与转速的二次方成正比, 同时含有摩擦力, 即

$$T_L = K_1 n_s^2 (1-s)^2 + K_2 \quad (10)$$

式中, K_1 为泵类负载机械特性比例系数; K_2 为泵类负载摩擦力比例系数; n_s 为电动机同步转速; s 为电动机转差率。

2 算法原理

2.1 粒子群算法原理

粒子群优化算法是一种模拟鸟类觅食行为的进化算法。其基本思路为: 首先初始化一群粒子, 然后根据单个粒子与全部粒子飞行规律的整体分析来动态调整粒子群的飞行速度和空间位置, 经过不断的迭代过程得到最优解。

在每一次迭代中, 粒子通过跟踪如下两个最优解来更新自己的位置: ①当前粒子本身所找到的最优解, 称为个体最优解 P_{best} ; ②当前整个种群所找到的最优解 g_{best} , 称为当前的全局最优解。

每一次迭代均更新粒子的个体最优解和当前全局最优解, 通过迭代不断更新粒子的位置, 可

以在搜索空间内找到优化问题的全局最优解。

设粒子 i 的位置为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T$, 速度为 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}]^T$, m 为解空间的维数; 第 j 次迭代种群的个体最优解表示为 $P_{\text{best}}^j = [P_{\text{best}1}^j, P_{\text{best}2}^j, \dots, P_{\text{best}m}^j]^T$, n 为种群中粒子的个数; 第 j 次迭代种群的全局最优解表示为 g_{best} 。

每次迭代粒子根据式(11)更新位置

$$\begin{cases} V_i^{j+1} = \omega V_i^j + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot [P_{\text{best}i}^j - X_i^j] + \\ c_2 \cdot \text{rand}() \cdot [g_{\text{best}} - X_i^j] \\ X_i^{j+1} = X_i^j + V_i^{j+1} \end{cases} \quad (11)$$

式中, ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子。

每次迭代 V_i 均会被限制在预先设置的范围 $[-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}]$ 之内, 其中, V_{max} 为粒子的最大飞行速度; ω 可为恒值也可随着迭代次数而变化, 变化方式可为线性变化也可为非线性变化。目前, 采用较多的惯性权重变化策略是按式(12)线性递减, 即

$$\omega = \omega_{\text{max}} - (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) \frac{N}{N_{\text{max}}} \quad (12)$$

式中, ω_{max} 为最大迭代次数时的惯性权重; ω_{min} 为最小迭代次数时的惯性权重; N 为当前的迭代次数; N_{max} 为最大迭代次数。

2.2 适应度函数

适应度函数是对更新后的粒子位置进行优劣评价的函数, 如果新粒子位置的适应度函数评价结果较为优秀, 则取代原粒子位置, 进行下一次位置更新。

以残差二次方和最小为辨识准则, 可以建立适应度函数模型, 常用的适应度函数通常采取

$$Y = \min \int_t^{t+t_1} [P - (i_{sd}u_d + i_{sq}u_q)]^2 + [Q - (i_{sd}u_q - i_{sq}u_d)]^2 dt \quad (13)$$

式中, t 为开始采样时刻; t_1 为采样时间; P 、 Q 为根据实时可测的定子电压、电流计算出的实际有功功率、无功功率; u_d 、 u_q 为根据实时可测的定子电压经过坐标转换得到的定子 d 、 q 轴电压; i_{sd} 、 i_{sq} 为根据待辨识的参数经过计算得到的定子 d 、 q 轴电流。

3 异步电动机及负载参数辨识流程

获取异步电动机定子三相电压、电流信号, 分别进行 d 、 q 变换后得到 U_{sd} 和 U_{sq} 、 i_{sd} 和 i_{sq} , 将电流、电压根据式(8)、式(9)得到实际测量结果 $\bar{y} = [\bar{P}, \bar{Q}]$ 。设 $x_i^j = [R_{si}^j, R_{ri}^j, L_{si}^j, L_{ri}^j, L_{mi}^j, J_i^j, K_{li}^j, K_{2i}^j]$, $y = [P, Q]$, 其中 R_s 、 R_r 为定子、转子电阻; L_s 、 L_r 和 L_m 为定子、转子和励磁电抗; J 为转动惯量; K_1 、 K_2 分别为泵类负载机械特性比例系数、摩擦力比例系数。改进粒子群参数辨识流程如图2所示。

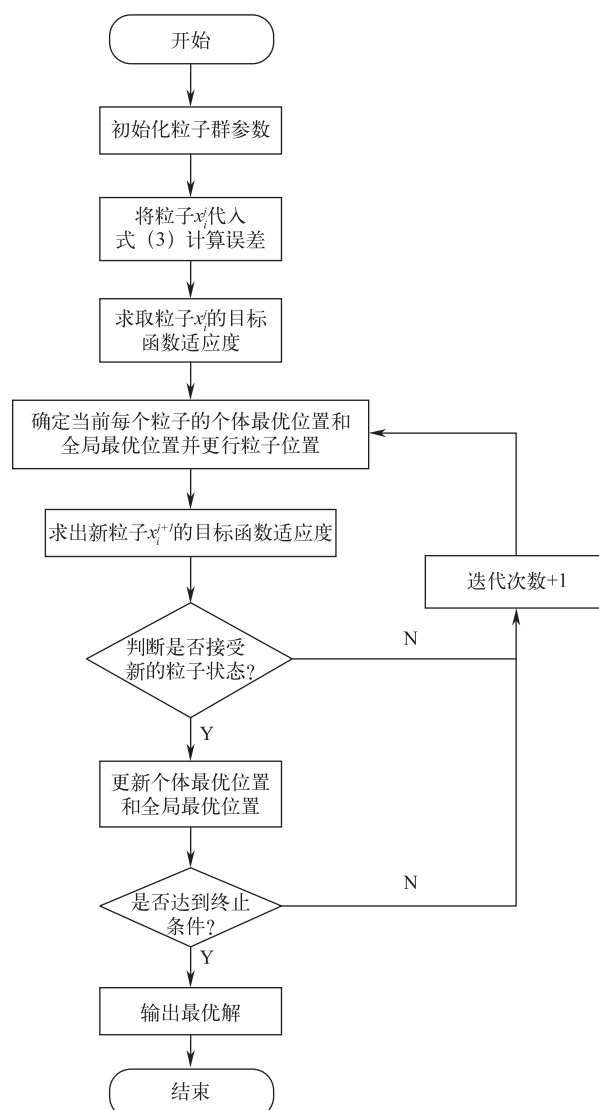


图2 改进粒子群参数辨识流程图

Fig. 2 Flow chart of improved particle swarm optimization parameter identification

4 验证仿真

在Simulink软件中搭建异步电动机带泵类负载模型，仿真模型中异步电动机参数与负载参数设定见表1。

表1 电动机及负载参数

Tab. 1 Motor and load parameters

参数	实际值
R_s/Ω	2.323
L_s/H	0.234 1
R_r/Ω	3.663
L_r/H	0.229 5
L_m/Ω	0.223 5
$J/kg \cdot m^2$	0.113 3
负载转矩系数	6
摩擦系数	0.5

仿真中，提取异步电动机定子起动电压与起动电流。根据提取的三相定子电压、电流，对此搭建电动机模型并进行参数辨识，辨识迭代次数为1 500次。辨识过程中其适应度变化曲线如图3所示。

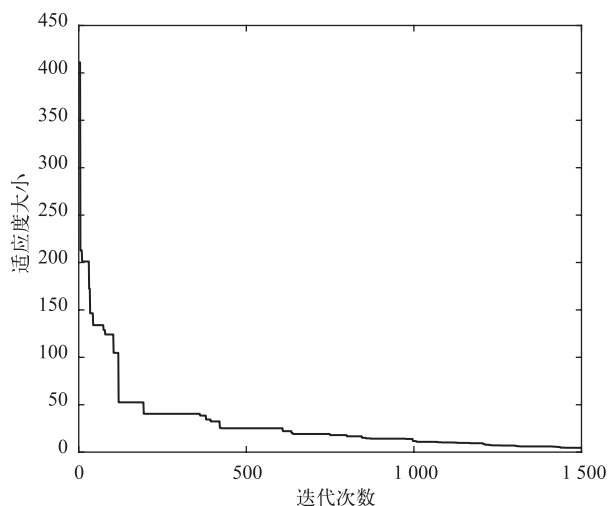


图3 适应度变化曲线

Fig. 3 Fitness curve

从图3中可以看出，随着迭代次数的增加，适应度逐渐收敛，最终适应度大小结果在可接受误差范围内。

异步电动机参数辨识结果如图4、图5所示。

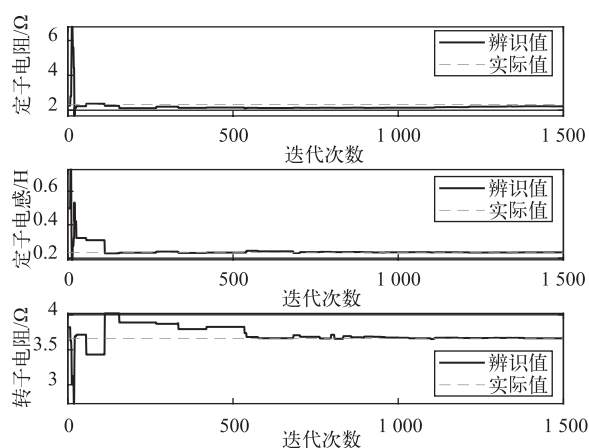


图4 电动机参数辨识情况(1)

Fig. 4 Motor parameter identification(1)

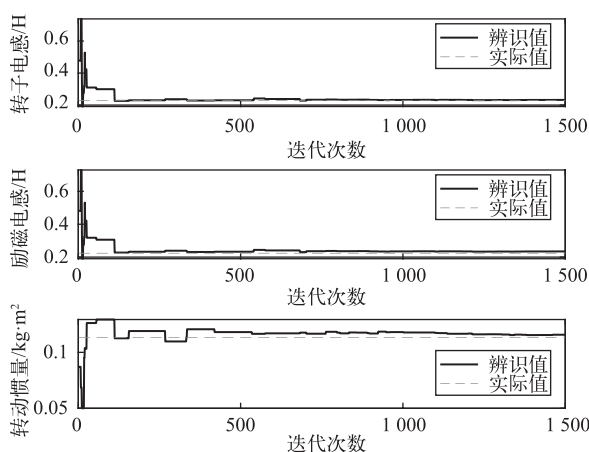


图5 电动机参数辨识情况(2)

Fig. 5 Motor parameter identification(2)

从图4、图5中可以看出，PSO算法对异步电动机参数进行辨识的结果具有较高的准确度，随着迭代次数的增加，辨识结果越来越精确。

泵类负载参数辨识结果如图6所示。

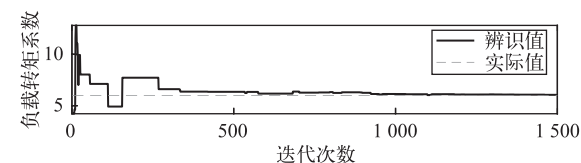


图6 泵类负载参数辨识情况

Fig. 6 Pump load parameters identification

从图6中可以看出，PSO算法实现了对泵类负载的辨识，具有较高的准确度。

对带有泵类负载的电动机进行3次辨识，平均结果见表2。其中 K_1 、 K_2 为泵类负载转矩系

数、摩擦力系数。

表2 电动机及泵类负载参数辨识情况
Tab. 2 Motor and pump load parameter identification

参数	实际值	考虑泵类负载 PSO 参数辨识		未考虑泵类负载 PSO 参数辨识	
		辨识值	误差 (%)	辨识值	误差 (%)
R_s/Ω	2.323	2.299 7	-1.003	2.054 7	11.550
L_s/H	0.234 1	0.232 6	-0.641	0.225 1	-3.845
R_r/Ω	3.663	3.609 2	-1.469	4.260 5	16.312
L_r/H	0.229 5	0.229 6	0.044	0.231 6	0.915
L_m/H	0.223 5	0.218 0	-2.461	0.22	-1.566
$J/\text{kg}\cdot\text{m}^2$	0.113 3	0.109 1	-3.707	0.131 1	15.711
K_1	6	5.887 2	-1.880	0	100.000
K_2	0.5	0.484 2	-3.160	0	100.000
适应度	0	4.519 4	—	52.28	—

从上述辨识结果可知,当异步电动机所带负载为泵类负载时,考虑泵类负载特性的PSO参数辨识方法的辨识结果相对误差更小,这是因为未考虑泵类负载特性的PSO参数辨识方法在负载模型上与实际模型相比含有较大的误差,而考虑泵类负载的改进PSO方法则与实际所采用负载更加匹配,具有更高的准确度。考虑泵类负载特性的PSO方法对泵类负载进行了准确的数学建模,从而在参数辨识时可以更好地拟合出仿真波形。

5 结束语

本文提出一种结合PSO的异步电动机一体化参数辨识方法,从辨识结果可以看出:

1) 此方法考虑泵类负载特性,使参数辨识的模型与实际模型更加匹配,从而使辨识结果与实际结果更加匹配。

2) 本文使用PSO算法实现了异步电动机与所带负载的一体化辨识并考虑摩擦系数,使仿真数据与现场数据更加接近。

根据异步电动机与负载参数的辨识结果,可以更好地实现对异步电动机及其负载的一体化准确建模,为实现异步电动机的高性能控制和能效计算提供依据。

参考文献

[1] 柴源,郑竞宏,朱凌志,等.光伏组件机理模型

参数灵敏度分析及参数的辨识方法[J].电气应用,2014,33(5):38-43.

[2] 孙建华,王东华,朱印.基于改进遗传算法的双馈风电机组模型参数辨识[J].电气应用,2015,34(18):115-120.

[3] 罗乐.神经网络在永磁同步电动机PID参数优化中的应用[J].电气应用,2012,31(16):34-37.

[4] 侯文宝,李德路,张刚.基于电流测量误差补偿的感应电机参数辨识[J].电力电子技术,2019,53(1):87-89,96.

[5] 张立伟,张鹏,刘曰锋,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):377-384. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.L80266.

[6] 黄传金,陈铁军,张国志,等.基于局部均值分解的同步电机参数辨识方法[J].电力自动化设备,2015,35(12):66-72. DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.12.010.

[7] 潘学萍,陶正华.基于SSI-TLS法的同步电机参数辨识[J].电力系统及其自动化学报,2012,24(6):58-61,77.

[8] 李良,何瑞东,路艳巧,等.基于快速参数辨识的感应电机转子温度在线评估方法[J].电机与控制应用,2020,47(3):51-56.

[9] 刘细平,胡卫平,邹永玲,等.改进粒子群算法的永磁同步电机多参数辨识[J].电机与控制学报,2020,24(7):112-120. DOI: 10.15938/j.emc.2020.07.012.

[10] 高鹏,张斌,刘雨佳.两种智能算法在感应电动机参数辨识中的应用[J].电气应用,2016,35(3):45-49.

作者简介

李义军(1978—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电气系统运行及继电保护。

(收稿日期:2022-02-20)