

8-13-2020

Grey Wolf Optimizer for Parameters Identification of Induction Motor with Improved Model

Xiaoyi Lü

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Huang Song

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Grey Wolf Optimizer for Parameters Identification of Induction Motor with Improved Model

Abstract

Abstract: According to the problems of inaccurate parameters estimation of the induction motor in high-performance control, a *grey wolf optimizer* was used to identify the parameters of the induction motor. Grey wolf optimizer is a new meta-heuristic. It is simple and flexible to implement, and has fewer parameters to tune. *Considering that two typical dynamic mathematical models have different identification precision on different parameters, the improved identification model of the induction motor was proposed.* Compared with typical model, simulation results show that the proposed model obviously improves the identification performance of resistances especially stator resistance, verifying the validity of improved model. The algorithm was compared with particle swarm optimization and genetic algorithm for parameters identification of the induction motor with the improved model. Experimental results show that grey wolf optimizer has higher identification precision, demonstrating that parameters identification of the induction motor based on this algorithm is feasible.

Keywords

induction motor, parameter identification, grey wolf optimizer, stator resistance

Recommended Citation

Lü Xiaoyi, Huang Song, Wang Yan, Ji Zhicheng. Grey Wolf Optimizer for Parameters Identification of Induction Motor with Improved Model[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(12): 3010-3018.

基于苍狼算法的感应电机改进模型参数辨识

吕小意, 黄松, 王艳, 纪志成

(江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

摘要: 为解决感应电机高性能控制中参数估计不准的问题, 提出基于苍狼算法的感应电机参数辨识方法。该优化算法是一种新颖的元启发式算法, 运用起来简单、灵活, 需调节参数少。考虑到两种经典动态数学模型对不同参数辨识精度影响不同, 提出了一种改进的感应电机参数辨识模型。相对于经典模型, 仿真表明提出的模型使电阻特别是定子电阻的辨识效果得到较大提升, 证明改进模型的有效性。在改进的模型下, 将该算法与粒子群算法、遗传算法进行电机参数辨识的对比实验。实验结果表明苍狼算法具有较高的辨识精度, 证明应用该算法辨识感应电机参数的可行性。

关键词: 感应电机; 参数辨识; 苍狼算法; 定子电阻

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 12-3010-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201612019

Grey Wolf Optimizer for Parameters Identification of Induction Motor with Improved Model

Lü Xiaoyi, Huang Song, Wang Yan, Ji Zhicheng

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: According to the problems of inaccurate parameters estimation of the induction motor in high-performance control, a grey wolf optimizer was used to identify the parameters of the induction motor. Grey wolf optimizer is a new meta-heuristic. It is simple and flexible to implement, and has fewer parameters to tune. Considering that two typical dynamic mathematical models have different identification precision on different parameters, the improved identification model of the induction motor was proposed. Compared with typical model, simulation results show that the proposed model obviously improves the identification performance of resistances especially stator resistance, verifying the validity of improved model. The algorithm was compared with particle swarm optimization and genetic algorithm for parameters identification of the induction motor with the improved model. Experimental results show that grey wolf optimizer has higher identification precision, demonstrating that parameters identification of the induction motor based on this algorithm is feasible.

Keywords: induction motor; parameter identification; grey wolf optimizer; stator resistance

引言

感应电动机具有可靠性好、性能优良、制造简

单等特点, 在现代工业中应用广泛^[1]。感应电机高性能矢量控制的关键问题之一就是如何准确的确定感应电机参数, 以保证正确的磁场定向。感应电机参数对高性能驱动系统的设计起着至关重要的作用, 控制器中参数与实际电机不一致将导致驱动性能大大减弱。故研究感应电机的参数辨识显得非常重要。间接矢量控制系统结构简单、易于实现, 不需要直接检测或计算转子磁通的位置、繁琐的坐



收稿日期: 2015-12-31 修回日期: 2016-03-28;
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 国家高技术研究发展计划(2014AA041505), 江苏省杰出青年基金(BK20160001);
作者简介: 吕小意(1991-), 男, 湖北广水, 硕士, 研究方向为感应电机控制及参数辨识; 黄松(1984-), 男, 湖北随州, 博士, 研究方向为智能控制和智能算法。

<http://www.china-simulation.com>

• 3010 •

标变换和复杂的磁通检测^[2], 控制精度较高。

最小二乘法^[3]、扩展卡尔曼滤波^[4]、模型参考自适应^[5]等算法在感应电机辨识中应用较多, 但是仍有缺陷, 使辨识参数不够精准。元启发式算法如遗传算法(GA)^[6]、蚁群算法(ACO)^[7]和粒子群算法(PSO)^[8]等, 简单、灵活、无需求导, 这种优化技术已经被运用在许多领域。陈振峰等^[7]提出应用 ACO 辨识感应电机参数, 仿真表明 ACO 比 GA 有更好的辨识效果。Sakthivel V P 等^[9]提出应用 PSO 辨识感应电机稳态等效电路的参数, 证明 PSO 在电机操作范围内确实可以辨识出其参数。Bechouche A 等^[10]提出基于人工神经网络的感应电机静态模型辨识参数, 证明二阶传递函数的应用使辨识更加简单。

在感应电机参数辨识中, 一般选用一种经过坐标变换的动态数学模型, 会导致有些参数辨识有优势, 而另外一些比较困难。为改善这种缺陷, 将 $\alpha\beta$ 坐标系^[11]下的以定子电流、转子磁链为状态变量的动态数学模型与以定子电流、定子磁链为状态变量的模型融合在一起, 提出一种改进的感应电机参数辨识模型。Mirjalili S 等^[12]提出一种新的群智能优化算法—苍狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO), 模拟苍狼特殊的等级领导和捕猎过程。Song X 等^[13]研究表明苍狼算法在辨识地面波的参数中能够有效的避免局部最优, 收敛速度快, 可以较好地协调探索能力和开发能力。目前苍狼算法在感应电机中还未应用, 考虑到苍狼算法强的寻优能力, 本文首次提出将苍狼算法应用到感应电机参数辨识中, 以提升感应电机参数辨识效果。

1 改进的感应电机辨识模型

感应电机的 3/2 变换, 将按 $2\pi/3$ 分布的三相绕组等效为互相垂直的两相绕组, 消除三相定子绕组、转子绕组间的互相耦合。改进辨识模型指在辨识过程中, 不仅仅只使用一种模型, 而是首先应用以定子电流、转子磁链为状态变量的经典模型, 再利用以定子电流、定子磁链为状态变量的模型。在

静止两相正交坐标系下, 以定子电流、转子磁链为状态变量的经典模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = A_1 x_1 + B_1 u \\ y_1 = C_1 x_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$$x_1 = [i_{s\alpha 1} \ i_{s\beta 1} \ \psi_{ra} \ \psi_{r\beta}]^T$$

$$y_1 = [i_{s\alpha 1} \ i_{s\beta 1}]^T$$

$$u = [u_{s\alpha} \ u_{s\beta}]^T$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} \frac{R_s L_r^2 + R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} & 0 & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} & \omega \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \\ 0 & \frac{R_s L_r^2 + R_r L_m^2}{\sigma L_s L_r^2} & -\omega \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \omega & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

在静止两相正交坐标系下, 以定子电流、定子磁链为状态变量的数学模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = A_2 x_2 + B_2 u \\ y_2 = C_2 x_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中:

$$x_2 = [i_{s\alpha 2} \ i_{s\beta 2} \ \psi_{sa} \ \psi_{s\beta}]^T$$

$$y_2 = [i_{s\alpha 2} \ i_{s\beta 2}]^T$$

$$u = [u_{s\alpha} \ u_{s\beta}]^T$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} -\frac{R_s L_r + R_r L_s}{\sigma L_s L_r} & -\omega & \frac{1}{\sigma L_s T_r} & \omega \frac{1}{\sigma L_s} \\ \omega & -\frac{R_s L_r + R_r L_s}{\sigma L_s L_r} & -\omega \frac{1}{\sigma L_s} & \frac{1}{\sigma L_s T_r} \\ -R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -R_s & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 1 \end{bmatrix}^T, \quad C_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

式中: R_s 、 R_r 分别为定子电阻、转子电阻; L_s 、 L_r 为定子电感、转子电感; L_m 为定转子间互感; T_r 为转子时间常数; ω 为电机转子电角速度; $u_{s\alpha}$ 、 $u_{s\beta}$ 为定子电压分量; $i_{s\alpha 1}$ 、 $i_{s\beta 1}$ 为在以转子磁链为状态变量时定子电流分量; $i_{s\alpha 2}$ 、 $i_{s\beta 2}$ 为以定子磁链为状态变量时定子电流分量; $\psi_{s\alpha}$ 、 $\psi_{s\beta}$ 为定子磁链分量; $\psi_{r\alpha}$ 、 $\psi_{r\beta}$ 为转子磁链分量, 各变量的分量都是在 α 、 β 轴下的。

2 苍狼算法

苍狼以群居为主是一种顶级的捕食动物, 有非常严格的等级制度。苍狼等级如图 1 所示。

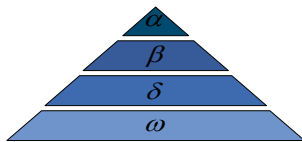


图 1 苍狼等级

狼群通常由一对具有优势地位的公狼和母狼来领导, 它们称为 α 狼, 主要负责做决策, 其它狼都要遵守它们的命令。次要地位的苍狼称为 β 狼, 帮助 α 狼做决定, 组织狼群活动, 是最合适的候选者来代替 α 狼的位置, 同时可以命令等级比它低的狼。 ω 狼是等级最低的狼, 它扮演着替罪羊的角色。 δ 狼处于第三等级, 必须服从 α 狼、 β 狼的管理, 但可以支配 ω 狼。

在模仿苍狼社会等级上, 苍狼算法将最好的解决方案称为 α 狼; 第二、第三好的解决方案分别称为 β 狼、 δ 狼; 其他的候选方案称为 ω 狼。 ω 狼跟随其它狼, 最优解决方案的寻找是由 α 、 β 、 δ 狼来引导。苍狼的捕猎过程主要分为寻找猎物、包围猎物、攻击猎物三步。包围猎物用下式表示:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (3)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (4)$$

式中: t 表示当前的代数, \vec{A} 和 \vec{C} 表示系数向量, \vec{X}_p 表示猎物位置, \vec{X} 表示苍狼位置。 \vec{A} 和 \vec{C} 计算公式为:

$$\vec{a} = 2(1 - \frac{t}{Iteration}) \quad (5)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (7)$$

式中: $Iteration$ 为最大迭代次数; r_1 和 r_2 为区间 $[0, 1]$ 的任意向量。

苍狼能够识别猎物的位置并包围它们, 捕猎一般由 α 狼来指导, β 、 δ 狼有时也参与捕猎。但在抽象的搜索空间中, 我们并不知道最优值(猎物)的位置。为了模仿苍狼的狩猎行为, 假设 α 狼、 β 狼、 δ 狼知道猎物潜在位置, 保存目前获得的三个最佳解决方案, 并且迫使其他解决方案(ω 狼)根据这三个最佳方案来更新它们的位置, 公式为:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha, \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta \end{cases} \quad (9)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (10)$$

苍狼主要是根据 α 狼、 β 狼、 δ 狼的位置来搜索猎物, 相互背离以搜索猎物, 聚集以攻击猎物。参数 a 随迭代次数线性减小, 突出算法的探索能力和开发能力, 在区间 $[-2a, 2a]$ 的 \vec{A} 随着 a 值减小而减小。当 \vec{A} 值范围在区间 $[-1, 1]$ 时, 下一个候选搜索方案位置将在当前位置和猎物所在位置之间, 模拟苍狼向猎物进攻的行为, 显示局部搜索的开发能力^[14], 如图 2(a) 所示。 \vec{A} 值大于 1 或小于 -1 时, 模拟候选搜索方案背离猎物进行搜索, 显示出苍狼算法在全局搜索中的探索功能, 如图 2(b) 所示。

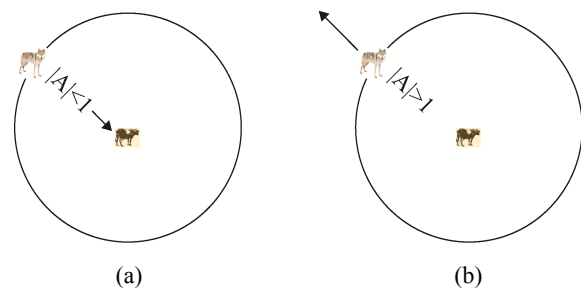


图 2 苍狼攻击、搜索猎物图

C 在区间 $[0,2]$ 任意取值,对于猎物来说 C 提供一个自由权重,当 $C < 1$ 时猎物位置对狼与猎物之间距离影响小;当 $C > 1$ 时影响比较大^[15]。显示出苍狼算法在整个寻优过程中,具有更强的随机性,可观的探索能力,能够有效避免局部最优。

苍狼算法寻优过程如下:

Step 1 在设定的范围内初始化苍狼位置 X_i ($i=1, 2, \dots, n$),根据式(5)、(6)、(7)初始化 a 、 A 、 C ;

Step 2 由适应度函数计算每个候选解决方案适应值,选出三个最好的解决方案分别命名为 \bar{x}_α 、 \bar{x}_β 、 \bar{x}_δ ;

Step 3 由式(8)、(9)、(10)更新候选解决方案;

Step 4 根据式(5)、(6)、(7)更新 a 、 A 、 C 的值;

Step 5 根据适应度函数分别计算每个候选解决方案适应值,选出三个最好的解决方案分别重新命名为 \bar{x}_α 、 \bar{x}_β 、 \bar{x}_δ ,迭代次数加 1;

step 6 判断是否大于最大迭代次数,如果是则结束;否则,返回到 step 3。

3 GWO 感应电机参数辨识

3.1 感应电机的间接矢量控制系统

系统主电路采用 SPWM 电压型逆变器,转速采用间接矢量控制。感应电机定子角频率 ω_1 由转子角频率 ω 和转差角频率 ω_s 组成即 $\omega_1 = \omega_s + \omega$,所以在转速变化时,电动机定子电流频率能始终随转子实际转速同步升降,使转速调节更为平滑。在系统中以转速调节器 ASR 的输出为定子电流的转矩分量 i_{st}^* ,并通过计算得到转差 ω_s 。原理如图 3 所示。

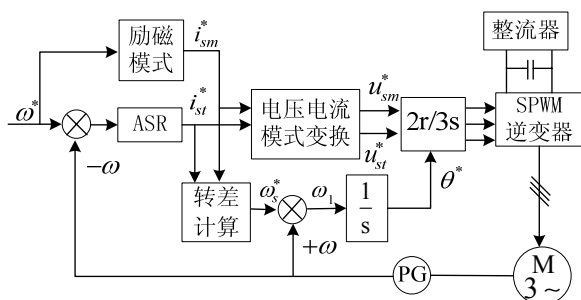


图 3 间接矢量控制系统原理方框图

3.2 GWO 辨识原理

对于模型已知但参数未知的参数辨识问题可以看作优化问题。基本思想是根据系统的实际输出和可调模型输出的差值,由适应度函数不断修正可调模型参数来辨识系统参数^[16]。系统的动态模型一般可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(p, x, u) \\ y = g(p, x) \end{cases}$$

式中: p 为参数向量,可调模型结构与上面相同,如下式所示:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{p}, \hat{x}, u) \\ \hat{y} = g(\hat{p}, \hat{x}) \end{cases}$$

为了辨识出参数 \hat{p} ,将适应函数定义为加权二次函数,如下式所示:

$$C(\hat{p}) = \int (y - \hat{y})W(y - \hat{y})dt$$

式中: W 为一正定矩阵,这种参数辨识的方法原理如图 4 所示。

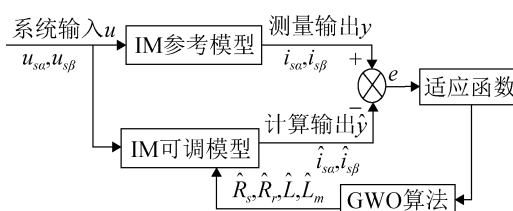


图 4 参数辨识方法

在 $\alpha\beta$ 坐标系中,实际的鼠笼型电机定子等效两相绕组自感 L_s 、转子等效两相绕组的自感 L_r 的计算公式^[17]如下:

$$L_s = 1.5L_{ms} + L_{ls} = L_m + L_{ls}$$

$$L_r = 1.5L_{ms} + L_{lr} = L_m + L_{lr}$$

式中: L_{ms} 为原三相绕组中任意两相最大互感; L_m 为两相坐标系中定子与转子同轴等效绕组间的互感; 定子各相漏磁通所对应电感为定子漏感 L_{ls} ; 转子各相漏磁通所对应电感为转子漏感 L_{lr} 。电机中定子漏感、转子漏感相对于定转子互感较小,在电机运行中这两个漏感比较接近并且变化不是很大,因此定子电感 L_s 、转子电感 L_r 在通常情况下可以认为是近似的,所以在本实验中将定子电感和转子电感设为同样的值即 $L_s=L_r=L$ 。

设采样周期为 T_s ，对以转子磁链、定子磁链为状态变量的方程(1)、(2)分别离散化得：

$$\begin{cases} i_{s\alpha 1}(k+1) = i_{s\alpha}(k) + T_s[-a_{11}i_{s\alpha}(k) + a_{12}\psi'_{r\alpha}(k) + a_{13}\omega(k)\psi'_{r\beta}(k) + a_{14}u_{s\alpha}(k)] \\ i_{s\beta 1}(k+1) = i_{s\beta}(k) + T_s[-a_{11}i_{s\beta}(k) + a_{12}\psi'_{r\beta}(k) - a_{13}\omega(k)\psi'_{r\alpha}(k) + a_{14}u_{s\beta}(k)] \\ \psi'_{r\alpha}(k+1) = \psi'_{r\alpha}(k) + T_s[a_{21}i_{s\alpha}(k) - a_{22}\psi'_{r\alpha}(k) - \omega(k)\psi'_{r\beta}(k)] \\ \psi'_{r\beta}(k+1) = \psi'_{r\beta}(k) + T_s[a_{21}i_{s\beta}(k) - a_{22}\psi'_{r\beta}(k) + \omega(k)\psi'_{r\alpha}(k)] \end{cases} \quad (11)$$

其中， $a_{11} = \frac{R_s L^2 + R_r L_m^2}{\sigma L^3}$ ， $a_{12} = \frac{L_m}{\sigma L^2 T_r}$ ， $a_{13} = \frac{L_m}{\sigma L^2}$
 $a_{14} = \frac{1}{\sigma L}$ ， $a_{21} = \frac{L_m}{T_r}$ ， $a_{22} = \frac{1}{T_r}$

$$\begin{cases} i_{s\alpha 2}(k+1) = i_{s\alpha}(k) + T_s\{-b_1 i_{s\alpha}(k) + b_2 \psi'_{s\alpha}(k) + b_3[\omega(k)\psi'_{s\beta}(k) + u_{s\alpha}(k)] - \omega(k)i_{s\beta}(k)\} \\ i_{s\beta 2}(k+1) = i_{s\beta}(k) + T_s\{-b_1 i_{s\beta}(k) + b_2 \psi'_{s\beta}(k) + b_3[-\omega(k)\psi'_{s\alpha}(k) + u_{s\beta}(k)] + \omega(k)i_{s\alpha}(k)\} \\ \psi'_{s\alpha}(k+1) = \psi'_{s\alpha}(k) + T_s[-R_s i_{s\alpha}(k) + u_{s\alpha}(k)] \\ \psi'_{s\beta}(k+1) = \psi'_{s\beta}(k) + T_s[-R_s i_{s\beta}(k) + u_{s\beta}(k)] \end{cases} \quad (12)$$

其中， $b_1 = \frac{R_s L + R_r L}{\sigma L^2}$ ， $b_2 = \frac{1}{\sigma L T_r}$ ， $b_3 = \frac{1}{\sigma L}$ 。

设 \hat{R}_s 、 \hat{R}_r 、 \hat{L} 、 \hat{L}_m 分别为 R_s 、 R_r 、 L 、 L_m 的估计值，对式(11)、(12)分别建立等价跟踪系统：

$$\begin{cases} \hat{i}_{s\alpha 1}(k+1) = i_{s\alpha}(k) + T_s[-\hat{a}_{11}i_{s\alpha}(k) + \hat{a}_{12}\hat{\psi}'_{r\alpha}(k) + \hat{a}_{13}\omega(k)\hat{\psi}'_{r\beta}(k) + \hat{a}_{14}u_{s\alpha}(k)] \\ \hat{i}_{s\beta 1}(k+1) = i_{s\beta}(k) + T_s[-\hat{a}_{11}i_{s\beta}(k) + \hat{a}_{12}\hat{\psi}'_{r\beta}(k) - \hat{a}_{13}\omega(k)\hat{\psi}'_{r\alpha}(k) + \hat{a}_{14}u_{s\beta}(k)] \\ \hat{\psi}'_{r\alpha}(k+1) = \hat{\psi}'_{r\alpha}(k) + T_s[\hat{a}_{21}i_{s\alpha}(k) - \hat{a}_{22}\hat{\psi}'_{r\alpha}(k) - \omega(k)\hat{\psi}'_{r\beta}(k)] \\ \hat{\psi}'_{r\beta}(k+1) = \hat{\psi}'_{r\beta}(k) + T_s[\hat{a}_{21}i_{s\beta}(k) - \hat{a}_{22}\hat{\psi}'_{r\beta}(k) + \omega(k)\hat{\psi}'_{r\alpha}(k)] \\ \hat{i}_{s\alpha 2}(k+1) = i_{s\alpha}(k) + T_s\{-\hat{b}_1 i_{s\alpha}(k) + \hat{b}_2 \hat{\psi}'_{s\alpha}(k) + \hat{b}_3[\omega(k)\hat{\psi}'_{s\beta}(k) + u_{s\alpha}(k)] - \omega(k)i_{s\beta}(k)\} \\ \hat{i}_{s\beta 2}(k+1) = i_{s\beta}(k) + T_s\{-\hat{b}_1 i_{s\beta}(k) + \hat{b}_2 \hat{\psi}'_{s\beta}(k) + \hat{b}_3[-\omega(k)\hat{\psi}'_{s\alpha}(k) + u_{s\beta}(k)] + \omega(k)i_{s\alpha}(k)\} \\ \hat{\psi}'_{s\alpha}(k+1) = \hat{\psi}'_{s\alpha}(k) + T_s[-\hat{R}_s i_{s\alpha}(k) + u_{s\alpha}(k)] \\ \hat{\psi}'_{s\beta}(k+1) = \hat{\psi}'_{s\beta}(k) + T_s[-\hat{R}_s i_{s\beta}(k) + u_{s\beta}(k)] \end{cases} \quad (13)$$

定义的适应度函数分别为：

$$F_1(\hat{R}_s, \hat{R}_r, \hat{L}, \hat{L}_m) = \sum_1^N \left\{ [i_{s\alpha}(k) - \hat{i}_{s\alpha 1}(k)]^2 + [i_{s\beta}(k) - \hat{i}_{s\beta 1}(k)]^2 \right\} \quad (15)$$

$$F_2(\hat{R}_s, \hat{R}_r, \hat{L}, \hat{L}_m) = \sum_1^N \left\{ [i_{s\alpha}(k) - \hat{i}_{s\alpha 2}(k)]^2 + [i_{s\beta}(k) - \hat{i}_{s\beta 2}(k)]^2 \right\} \quad (16)$$

式中： $i_{s\alpha}$ 、 $i_{s\beta}$ 为定子电流分量的测量值； $\hat{i}_{s\alpha 1}$ 、 $\hat{i}_{s\beta 1}$ 为以转子磁链为状态变量定子电流分量的计算值； $\hat{\psi}'_{r\alpha}$ 、 $\hat{\psi}'_{r\beta}$ 为以转子磁链为状态变量时定子磁链分量的观测值； $\hat{i}_{s\alpha 2}$ 、 $\hat{i}_{s\beta 2}$ 为以定子磁链为状态变量时定子电流分量的计算值； $\hat{\psi}'_{s\alpha}$ 、 $\hat{\psi}'_{s\beta}$ 为以定子磁链为状态变量时定子磁链分量的观测值； F_1 、 F_2 分别为以转子磁链、定子磁链为状态变量时的适应度函数，各变量的分量都是在 α 、 β 轴下的。

感应电机改进模型的参数辨识过程为：在静止两相正交坐标系下，将两种模型融合在一起，四个参数的辨识分为两步进行。第一步，在以定子电流、转子磁链为状态变量的经典模型下，辨识出定子电阻 R_s 、转子电阻 R_r 、电感 L 、定转子互感 L_m ；第二步，把第一步辨识出的电感 L 、定转子互感 L_m 两个参数固定，在以定子电流、定子磁链为状态变量的模型上辨识剩下的两个参数定子电阻 R_s 、转子电阻 R_r ，辨识过程如图 5 所示。

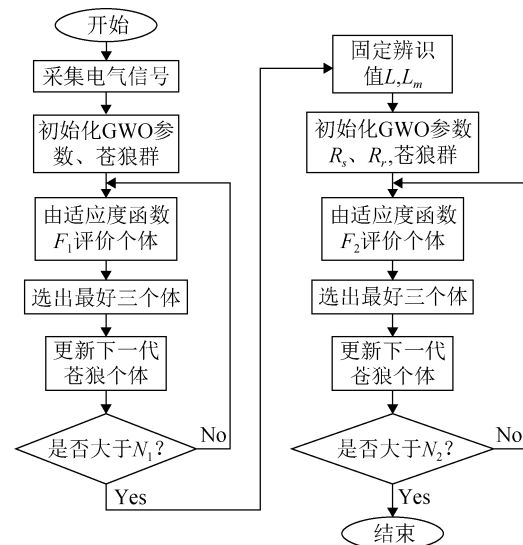


图 5 GWO 在改进模型下的辨识过程

在参数辨识过程中将两种模型的优点结合在一起。在以定子电流、转子磁链为状态变量的经典模型中, 定子电感 L_s 、转子电感 L_r 、定转子互感 L_m 三个参数比较小且处在分母的位置, 因此这三个参数的变化对适应度函数值影响比较大; 而定子电阻、转子电阻值不大且处在分子位置, 对适应值的影响相对小一些。在以定子电流、定子磁链为状态变量的模型中, 定子电阻 R_s 是定子电流的系数, 处在不断迭代的差分方程中, 因此使 R_s 对适应度函数的影响得到较大提高。

4 仿真实验与结果分析

4.1 改进模型与经典模型辨识对比

在实验中选的为鼠笼型感应电机, 电机参数如表 1 所示。

表 1 感应电机额定参数

序号	参数	量值
1	功率 P_N/kW	2.240
2	极对数 p	2
3	额定转速 $n_N/(\text{r}/\text{min})$	1 400
4	定子电阻 R_s/Ω	0.435
5	转子电阻 R_r/Ω	0.816
6	定子电感 L_s/mH	71.310
7	转子电感 L_r/mH	71.310
8	定转子互感 L_m/mH	69.310
9	转动惯量 $\text{kg}\cdot\text{m}^2$	0.100
10	摩擦系数	0.020

辨识的四个参数分别为: 定子电阻 R_s , 转子电阻 R_r , 定子或转子电感 L , 定子与转子之间互感 L_m 。辨识过程中四个参数的范围如下表所示:

表 2 参数辨识范围

参数	最小值	最大值
R_s/Ω	0.05	0.70
R_r/Ω	0.10	1.20
$L/(\text{mH})$	10	110
$L_m(\text{mH})$	10	110

苍狼算法参数: 个体数 $N=100$, 在改进模型中最大迭代次数 $N_1=N_2=200$ 代, 总的最大迭代次数为 400 代。在以定子电流、转子磁链为状态变

量的经典动态数学模型中, 最大的迭代次数为 400 代。感应电机间接矢量控制系统的采样周期 $T_s=2\times 10^{-4}\text{s}$, 运行时间为 0.8 s, 在 $t=0.45\text{s}$ 时加入 40 N·m 的负载。采集的数据是从起始 0 时刻到 0.6 s 的 3 000 个采样点, 这样使转子磁链分量、定子磁链分量的初始值为零, 不需要观测起始点磁链分量的初值, 只需要通过测定子 $\alpha\beta$ 轴电流、电压, 转子转速就可以观测各点的定、转子 $\alpha\beta$ 轴磁链分量, 使辨识更加方便可靠。

将经典的辨识模型与改进的辨识模型分别用 GWO 算法辨识 10 次, 图 6、图 7 为各参数相对真值误差百分比的对比曲线图。两种模型辨识结果的比较如图 6、图 7、表 3 所示。在图 6、7 中蓝色实线表示改进模型, 红色虚线表示经典模型; 在表 3 中, “I” 表示改进模型, “T” 表示经典模型。

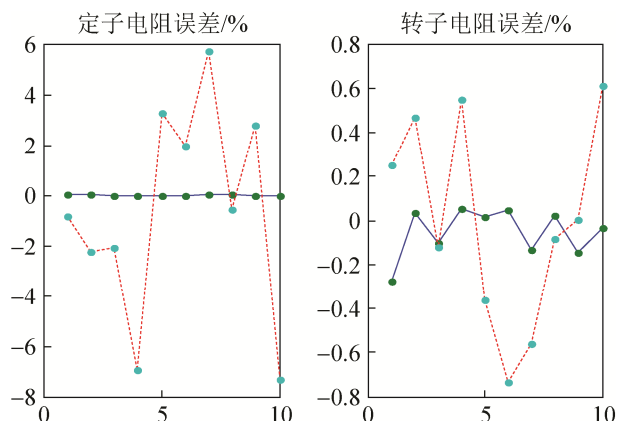


图 6 两种模型辨识的 R_s 、 R_r 对比

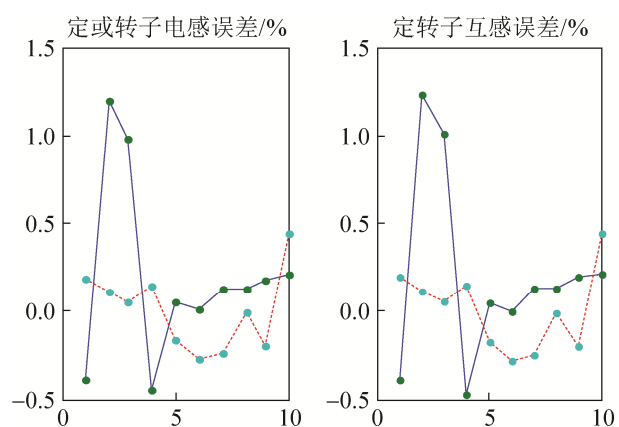


图 7 两种模型辨识的 L 、 L_m 对比

表 3 两种模型辨识结果比较

参数		R_s/Ω	R_r/Ω	L/mH	L_m/mH	适应度
真值		0.435 000	0.816 000	71.310 000	69.310 000	0.000 000
平均值	I	0.434 986	0.816 018	71.455 747	69.456 076	1.468 970
	T	0.432 290	0.815 579	71.314 122	69.311 719	8.186 942
最好值	I	0.435 005	0.816 020	71.319 472	69.311 268	0.164 060
	T	0.432 592	0.816 133	71.304 605	69.300 574	1.107 847
最差值	I	0.434 881	0.813 757	72.164 504	70.164 932	6.908 016
	T	0.404 701	0.810 005	71.623 256	69.616 660	33.138 359
方差	I	2.237 353e-8	8.881 216e-6	1.454 234e-6	1.456 893e-6	5.899 604e+2
	T	1.015 349e-3	3.376 783e-5	1.552 672e-6	1.550 451e-6	1.577 152e+3

仿真表明在改进模型下辨识出的定子电阻 R_s 与真值误差在 0.01% 之内, 与真实值达到高度一致; 转子电阻误差在 0.5% 之内, 表明在改进模型下利用苍狼算法辨识感应电机参数达到较好效果。在以转子磁链为状态变量的经典模型下, 定子电阻辨识误差在 6% 之内, 转子电阻辨识误差在 0.8% 内, 定、转子电阻辨识效果相对较差。虽然电感在经典模型下比改进模型辨识的代数多一倍, 但从辨识的效果可以看出两者相差并不大。由表 3 可知, 在改进模型下定子电阻方差达到 10^{-8} 数量级, 比经典模型小五个数量级, 表现出较好的辨识效果。

在实际电机运行中由于受温度、集肤效应等影响使电阻容易发生改变, 所以对电阻的高精度辨识更具有实际意义。在改进的辨识模型中, 定子电阻对适应度函数的影响增大, 使定子电阻辨识能力得到较大提高。同时在辨识电阻时, 由于电感值已经固定, 辨识的维数由四维降为二维, 使转子电阻辨识效果得到改善。总的来说, 应用改进模型使定子电阻辨识精度得到较大提高, 转子电阻辨识能力增

强, 结果表明提出的辨识模型更具有实用性。

4.2 三种算法辨识对比

GWO 参数与上面模型对比实验的参数相同。PSO 的参数为: 粒子数 $N=100$, 最大迭代次数 $N_1=N_2=200$, 总迭代次数为 400 代, 学习因子 $c_1=c_2=2$, 惯性权值最大值 $w_{Max}=0.9$, 最小值 $w_{Min}=0.2$ 。GA 采用二进制编码、锦标赛选择法、双点交叉、变换变异算子, 引入精英保留策略。GA 参数为: 染色体数 $N=100$, 最大迭代次数 $N_1=N_2=200$, 总迭代次数为 400 代, 交叉概率 $pc=0.9$, 变异概率 $pm=0.05$, 20 维二进制编码。

在改进的模型下, 三种算法分别辨识 20 次, 取最好一次辨识结果如表 4, 图 8~11 所示。仿真结果表明在改进模型下, PSO 辨识效果波动比较频繁, 仅转子电阻辨识效果最好, 这与它利用自身单个粒子的最好值和群体最好值有关。使辨识值改变比较快, 但是 PSO 寻优速度没有 GWO 快, 整体效果比 GWO 差, 但比 GA 好。

表 4 三种算法辨识结果比较

算法	参数	R_s/Ω	R_r/Ω	L_s/mH	L_m/mH
	真实值	0.435 000	0.816 000	71.310 000	69.310 000
PSO	辨识值	0.435 025	0.816 083	70.974 087	68.975 582
	误差/%	0.005 747	0.010 172	-0.471 060	-0.482 496
GA	辨识值	0.419 434	0.817 863	69.824 047	67.869 013
	误差/%	-3.578 391	0.228 309	-2.083 793	-2.078 919
GWO	辨识值	0.435 005	0.815 329	71.406 951	69.410 598
	误差/%	0.001 149	-0.082 230	0.135 957	0.145 145 6

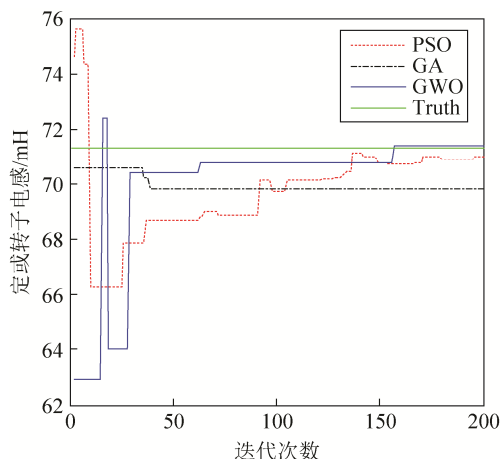


图 8 三种算法辨识定或转子电感曲线图

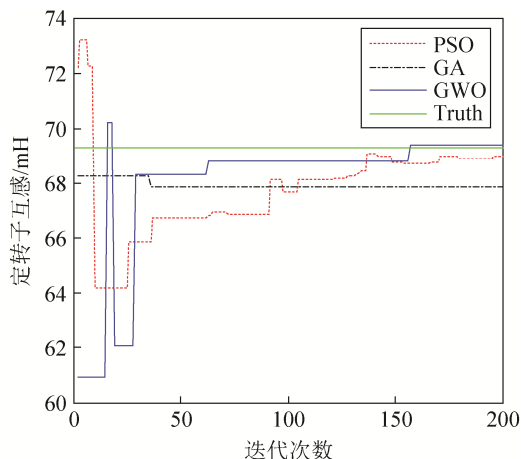


图 9 三种算法辨识定转子互感曲线图

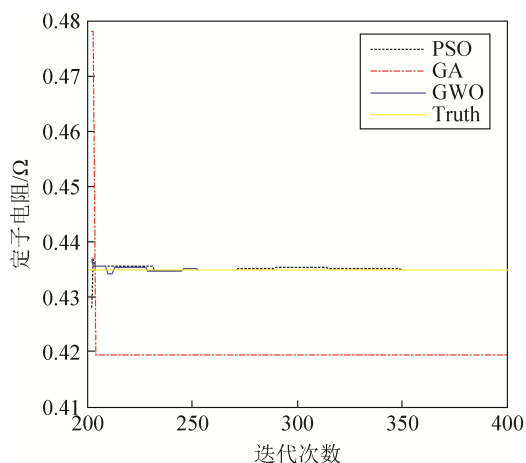


图 10 三种算法辨识定子电阻曲线图

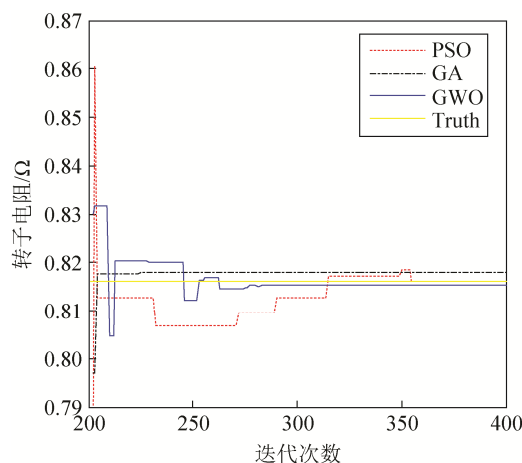


图 11 三种算法辨识转子电阻曲线图

GA 辨识性能相对较差,一方面因为 GA 基于各种突变机制,通过突变产生多样化的个体来提高开发能力;另一方面该算法的局部搜索能力相对较差,在进化后期搜索效率较低,容易产生早熟收敛。

GWO 辨识的三个参数 R_s , L , L_m 比另外的两种算法准确,其中 R_s 、 L 、 L_m 的辨识误差分别为 0.001 1%、0.136%、0.146%,这样的辨识效果较精确。通过运用自适应参数 A 、 C 来平衡探索能力和开发能力;保留最好的三个解决方案来引导候选解决方案开发具有前景的区域,使苍狼算法比另外两种算法寻优能力更强、更快的寻优到真值附近。

5 结论

本文首先结合已有两种经典动态模型的特点,提出了一种改进感应电机参数辨识模型。并介绍了

一种有效解决电机参数估计的苍狼算法。接着,通过将所提模型与经典模型作实验对比,验证了改进辨识模型能够有效提高电阻辨识效果。最后,基于提出的辨识模型,通过仿真实验将该算法与其他两种优化算法在感应电机参数辨识上进行比较。结果表明苍狼算法具有更精确的辨识效果,能够有效解决感应电机参数辨识这类优化问题。

参考文献:

- [1] Martínez-Hernández M A, Hernández-Guzmán V M, Carrillo-Serrano R V, et al. A slightly modified indirect field oriented controller for voltage-fed induction motors with a global asymptotic stability proof [J]. European Journal of Control (S0947-3580), 2015, 11(1): 60-68.
- [2] 徐奇伟, 宋立伟, 崔淑梅. 感应电机矢量控制中转子参数自适应辨识 [J]. 电工技术学报, 2011, 26(6): 81-87. (Xu Qiwei, Song Liwei, Cui Shumei. Induction

- Motor Vector Control Based on Adaptive Identification of Rotor Parameters [J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2011, 26(6): 81-87.)
- [3] He Y, Wang Y, Feng Y, et al. Parameter Identification of an Induction Machine at Standstill Using the Vector Constructing Method [J]. IEEE Transactions on Power Electronics (S0885-8993), 2012, 27(2): 905-915.
- [4] Wang S, Dinavahi V, Xiao J. Multi-rate real-time model-based parameter estimation and state identification for induction motors [J]. Iet Electric Power Applications (S1751-8660), 2013, 7(1): 77-86.
- [5] Kojabadi H M. Active power and MRAS based rotor resistance identification of an IM drive [J]. Simulation Modeling Practice and Theory (S1569-190X), 2009, 17(2): 376-389.
- [6] Huang K S, Kent W, Wu Q H, et al. Parameter identification for FOC induction motors using genetic algorithms with improved mathematical model [J]. Electric Power Components and Systems (S1532-5008), 2001, 29(3): 247-258.
- [7] Chen Z, Zhong Y, Li J. Parameter identification of induction motors using Ant Colony Optimization [C]// Evolutionary Computation (S1063-6560). IEEE, 2008: 1611-1616.
- [8] Bai J, Liu H, Yin B, et al. Modeling of enhanced VFAs production from waste activated sludge by modified ADM1 with improved particle swarm optimization for parameters estimation [J]. Biochemical Engineering Journal (S1369-703X), 2015, 103(1): 22-31.
- [9] Sakthivel V P, Bhuvanewari R, Subramanian S. Multi-objective parameter estimation of induction motor using particle swarm optimization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence (S0952-1976), 2010, 23(3): 302-312.
- [10] Bechouche A, Sediki H, Abdeslam D O, et al. Identification of induction motor at standstill using artificial neural network [C]// IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society (S1553-572X). IEEE, 2010: 2908-2913.
- [11] 张杰, 柴建云, 孙旭东, 等. 基于参数在线校正的电动汽车异步电机间接矢量控制 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(7): 90-96. (Zhang Jie, Chai Jianyun, Sun Xudong, et al. Indirect Vector Control of Induction Motor Drives for Electric ehicles Based on Parameters On-Line Tuning [J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2014, 29(7): 90-96.)
- [12] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software (S0965-9978), 2014, 69(3): 46-61.
- [13] Song X, Tang L, Zhao S, et al. Grey Wolf Optimizer for parameter estimation in surface waves [J]. Soil Dynamics & Earthquake Engineering (S0267-7261), 2015, 75(1): 147-157.
- [14] Sharma Y, Saikia L C. Automatic generation control of a multi-area ST – Thermal power system using Grey Wolf Optimizer algorithm based classical controllers [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems (S0142-0615), 2015, 73(1): 853-862.
- [15] Chaman-Motlagh A. Superdefect Photonic Crystal Filter Optimization Using Grey Wolf Optimizer [J]. IEEE Photonics Technology Letters (S1041-1135), 2015, 27(22): 2355-2358.
- [16] 傅小利, 顾红兵, 陈国呈, 等. 基于柯西变异粒子群算法的永磁同步电机参数辨识 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 127-131. (Fu Xiaoli, Gu Hongbing, Chen Guocheng, et al. Permanent Magnet Synchronous Motors Parameters Identification Based on Cauchy Mutation Particle Swarm Optimization [J]. Transactions of China Electrotechnical Society (S1000-6753), 2014, 29(5): 127-131.)
- [17] 阮毅, 陈伯时. 电力拖动自动控制系统: 运动控制系统 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2010. (Ruan Yi, Chen Boshi. Control Systems of Electric Drives: Motion Control Systems [Z]. Beijing, China: China Machine Press, 2010.)