

1-8-2019

## Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Mutation Coral Reef Algorithm

Dinghui Wu

*Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Huang Xu

*Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Yawei Quan

*Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Zhicheng Ji

*Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, 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.

---

# Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Mutation Coral Reef Algorithm

## Abstract

**Abstract:** High accuracy identification of parameters in Permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. *According to the drawbacks of slow speed, big error, and small number of parameters in particle swarm optimization (PSO), least square method, and classical coral reefs optimization (CRO), an improved CRO with Cauchy and Gaussian mutation is proposed to solve the parameter identification problem in PMSM. The mathematical model of PMSM in dq coordinate system is established. The Cauchy and Gaussian mutation operator is introduced to CRO. Both of the two versions are applied for identifying parameters in PMSM, and are verified in Matlab/Simulink for comparison. The simulation results indicate that the improved CRO algorithm is able to improve the identification accuracies of stator resistance, d-axis inductance, q-axis inductance, and rotor flux; and guarantee the performance improvement in PMSM.*

## Keywords

coral reefs optimization, permanent magnet synchronous motor, parameter identification, Cauchy and Gaussian mutation

## Recommended Citation

Wu Dinghui, Huang Xu, Quan Yawei, Ji Zhicheng. Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Mutation Coral Reef Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 3024-3032.

# 基于变异珊瑚礁算法的永磁同步电机参数辨识

吴定会, 黄旭, 全亚威, 纪志成

(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 永磁同步电机参数的高精度辨识是进行控制器设计的基础。针对传统的珊瑚礁算法在辨识电机参数时速度慢, 误差大的缺点, 提出了一种基于柯西和高斯变异的改进珊瑚礁算法, 并将其应用于永磁同步电机的多参数辨识。在  $dq$  坐标系下建立永磁同步电机参数辨识模型, 将柯西与高斯变异混合入珊瑚礁算法产生子代的过程中, 分别将改进前后的珊瑚礁算法应用于求解永磁同步电机参数辨识问题, 并在 Matlab/Simulink 中进行了对比验证。实验结果表明变异珊瑚礁算法能同时辨识定子电阻、 $d$  轴电感、 $q$  轴电感、转子磁链等电磁参数并且具有较好的收敛精度。

**关键词:** 珊瑚礁算法; 永磁同步电机; 参数辨识; 柯西与高斯变异

中图分类号: TM391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 08-3024-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808025

## Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Mutation Coral Reef Algorithm

Wu Dinghui, Huang Xu, Quan Yawei, Ji Zhicheng

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** High accuracy identification of parameters in Permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. According to the drawbacks of slow speed, big error, and small number of parameters in particle swarm optimization (PSO), least square method, and classical coral reefs optimization (CRO), an improved CRO with Cauchy and Gaussian mutation is proposed to solve the parameter identification problem in PMSM. The mathematical model of PMSM in  $dq$  coordinate system is established. The Cauchy and Gaussian mutation operator is introduced to CRO. Both of the two versions are applied for identifying parameters in PMSM, and are verified in Matlab/Simulink for comparison. The simulation results indicate that the improved CRO algorithm is able to improve the identification accuracies of stator resistance,  $d$ -axis inductance,  $q$ -axis inductance, and rotor flux; and guarantee the performance improvement in PMSM.

**Keywords:** coral reefs optimization; permanent magnet synchronous motor; parameter identification; Cauchy and Gaussian mutation

## 引言

由于永磁同步电机 (Permanent Magnet

Synchronous Motor, PMSM)具有功率密度高、动态响应速度快等优点, 因此广泛应用于新能源发电、混合动力汽车、精密伺服系统、大型推进系统等工业驱动系统中<sup>[1]</sup>。实际的伺服矢量控制系统的速度环、电流环大多采用 PID 调节器设计, 调节器的参数直接影响到控制的性能, PID 参数一般由电机的固有参数计算得到, 而电机参数容易受到温



收稿日期: 2016-11-15 修回日期: 2017-06-08;  
基金项目: 国家自然科学基金(61572237);  
作者简介: 吴定会(1970-), 男, 安徽合肥, 博士, 副教授, 研究方向为风力发电; 黄旭(1994-), 男, 安徽阜阳, 硕士, 研究方向为参数辨识; 全亚威(1990-), 男, 江苏盐城, 硕士, 研究方向为控制理论。

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

• 3024 •

度、磁通饱和、定子电流等因素的影响, 这些影响不仅降低了运行的可靠性也给控制系统的控制带来了很大的难度。高性能 PMSM 控制系统的实现依赖于精确的电机参数。所以, 想要获得高性能的 PMSM 控制系统, 就必须对电机的参数进行准确的辨识, 以便控制<sup>[2]</sup>。

近年来有许多研究人员对 PMSM 物理参数识别展开了大量的研究。常用的一些辨识方法有最小二乘法<sup>[3-5]</sup>、模型参考自适应辨识<sup>[6-7]</sup>、扩展卡尔曼滤波<sup>[8]</sup>和神经网络的方法<sup>[9]</sup>。基于神经网络的电机参数辨识方法能够较好地解决非线性系统的问题, 能够高速寻优, 但是该方法不能够精确得到各个电机参数的辨识值; 最小二乘法可以将电机的数学模型线性化, 容易实现, 但是由于需要目标函数对电机参数的导数, 而且电机的测量噪声和转速波动容易对求导结果产生影响, 从而导致辨识的结果出现偏差。随着计算智能技术的深入发展, 研究人员将一些智能算法<sup>[10-11]</sup>应用到了 PMSM 的参数辨识中, 这为电机的参数辨识提供了一种新的思路。文献[12]提出了基于粒子群算法的 PMSM 参数辨识, 借鉴了粒子群算法在单峰优化问题上的优势, 能较好地辨识电阻和转矩, 但是无法同时准确辨识系统多物理参数, 如变化的磁链与电感。文献[13]采用遗传算法对  $dq$  轴电感和转子磁链进行辨识, 但是遗传算法有计算量大、收敛速度较慢、早熟等问题。

针对永磁同步电机多参数辨识问题, 传统的珊瑚礁算法在辨识电机参数时具有速度慢, 误差高的缺点, 本文提出了将改进珊瑚礁算法应用于求解永磁同步电机多参数辨识的问题。将辨识的结果与使用传统 CRO 方法辨识的 PMSM 参数从辨识的速度以及精度两个方面进行对比, 验证了改进珊瑚礁算法的有效性。

## 1 PMSM 数学模型

PMSM 是一个具有强耦合、非线性时变的复杂系统, 可在静止三相坐标轴系、静止  $\alpha\beta$  坐标轴系以及同步旋转  $dq$  坐标轴系下建立数学模型, 并且三种

坐标轴系下的数学模型可以进行相互变换, 而在  $dq$  坐标轴系下的数学模型是最常用的数学模型。

在应用中, 忽略 PMSM 的磁饱和效应及铁芯涡流、磁滞损耗等情况, 其  $dq$  坐标系的电压方程和磁链方程分别如式(1)和(2)。

电压方程如下:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega \psi_q \\ u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega \psi_d \end{cases} \quad (1)$$

磁链方程如下:

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

式中:  $u_d$   $u_q$  为  $d, q$  轴上的电压分量,  $i_d$   $i_q$  为  $d, q$  轴上的电流分量。  $R_s$  为定子电阻。  $\psi_d$   $\psi_q$  为  $d, q$  轴上的磁链。  $L_d$   $L_q$  为  $d, q$  轴上的电感。  $\psi_f$  为永磁铁产生的磁链。  $\omega$  为电气角速度。

在同步旋转  $dq$  坐标轴系下, 永磁同步电机的数学模型可以表示为:

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = -\frac{R_s}{L_d} i_d + \frac{L_q}{L_d} \omega i_q + \frac{u_d}{L_d} \\ \frac{di_q}{dt} = -\frac{R_s}{L_q} i_q - \frac{L_d}{L_q} \omega i_d + \frac{u_q}{L_q} - \frac{\psi_f}{L_q} \omega \end{cases} \quad (3)$$

$\mathbf{p} = \{R_s, L_d, L_q, \psi_f\}$  就是需要同时辨识的参数集合。根据文献[13]的原理, 永磁同步电机一般采用  $i_d = 0$  进行解耦控制, 当  $i_d = 0$  时, 对  $dq$  轴电流进行解耦, 使定子电流只有  $q$  轴交流分量, 在电机电流处于稳态时, 将(2)式带入式(1), 并进行离散化可得:

$$\begin{cases} u_d(k_0) = -L_{q0} \omega(k_0) i_{q0}(k_0) \\ u_q(k_0) = R_s i_{q0}(k_0) + \psi_{f0} \omega(k_0) \end{cases} \quad (4)$$

从式(4)中可知电机方程的阶数是二, 但需要辨识的参数是 4 个, 所以电机状态方程是非满秩型, 在电机电流稳态时通过在短时间内注入一个  $i_d \neq 0$  的  $d$  轴电流, 得到另一个二阶电机  $dq$  轴模型为:

$$\begin{cases} u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q \omega(k) i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + L_d \omega(k) i_d(k) + \psi_f \omega \end{cases} \quad (5)$$

综合式(4)和式(5),得到一种四阶 PMSM 电机 dq 轴辨识模型为:

$$\begin{cases} u_d(k_0) = -L_{q0}\omega(k_0)i_{q0}(k_0) \\ u_q(k_0) = R_s i_{q0}(k_0) + \psi_f \omega(k_0) \\ u_d(k_1) = R_s i_d(k_1) - L_{q1}\omega(k_1)i_{q1}(k_1) \\ u_q(k_1) = R_s i_q(k_1) + \psi_f \omega(k_1) + L_d \omega(k_1)i_d(k_1) \end{cases} \quad (6)$$

## 2 珊瑚礁算法

### 2.1 基本珊瑚礁算法

珊瑚礁算法(Coral Reefs Optimization, CRO)由 Sancho 等<sup>[14]</sup>于 2013 年提出,是一种模拟珊瑚虫群行为和珊瑚礁筑成的智能优化算法,其珊瑚虫群的行为分成繁殖、竞争、淘汰等环节。文献[14-16]指出, CRO 算法在处理一些标准测试函数时,相对于粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)与和声搜索算法(Harmony Search, HS)有更好的寻优精度和收敛速度<sup>[15-17]</sup>。CRO 算法描述如下:

(1) 初始化, 设珊瑚礁大小为  $U \times V$  的矩形, 上面有  $U \times V$  个节点可供珊瑚虫附着, 此时已被附着的珊瑚礁占所有珊瑚的比例为  $\rho$ 。设珊瑚虫有雌雄异体比例为  $\xi$ , 分裂繁殖比例为  $\gamma$ , 子代珊瑚虫尝试附着极限次数为  $\mu$ , 每次循环淘汰的概率为  $\varepsilon$ , 淘汰数量比例为  $\delta$ , 最大迭代次数为  $\psi$ 。

(2) 有数量为  $U \times V \times \rho$  的珊瑚虫已附着在珊瑚礁上, 其中  $\xi$  比例的雌雄异体珊瑚虫  $U \times V \times \rho \times \xi$  作为亲代  $C_1$  和  $C_2$ , 并通过模拟二进制交叉(Simulated Binary Crossover, SBX)的方式结合, 根据式(7)产生 2 个子代  $c_1$  和  $c_2$ 。

$$\begin{cases} c_{1,\alpha} = [(1+\phi)C_{1,\alpha} + (1-\phi)C_{2,\alpha}] / 2 \\ c_{2,\alpha} = [(1-\phi)C_{1,\alpha} + (1+\phi)C_{2,\alpha}] / 2, \alpha = 1, \dots, \psi \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\alpha$  为迭代次数,  $\phi$  为按式(8)生成的随机变量

$$\phi = \begin{cases} (2\tau)^{\frac{1}{\kappa+1}}, & \tau < 0.5 \\ [2(1-\tau)]^{\frac{1}{\kappa+1}}, & \tau > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\tau$  为区间(0,1)上的随机数,  $\kappa$  为交叉常数。剩余  $U \times V \times \rho \times (1-\xi)$  数量的雌雄同体珊瑚虫  $C$  根

据式(9)产生一个子代  $c$ 。

$$c_\alpha = C_\alpha + rand(-1,1) \times (C_\alpha^{\max} - C_\alpha^{\min}) \quad (9)$$

(3) 子代珊瑚虫需要寻找珊瑚礁进行附着, 此时有数量为  $U \times V \times (1-\rho)$  的珊瑚礁未被附着。子代珊瑚虫随机寻找珊瑚礁, 若该珊瑚礁为空, 子代珊瑚虫便可以成功附着; 若该珊瑚礁已经被其他珊瑚虫附着, 则需计算出各自的健康度值(适应度值  $f(p)$ ), 较优的将抢占该珊瑚礁。未成功附着的珊瑚虫按上述步骤重复寻找, 若子代珊瑚虫在极限次数  $\mu$  内仍未能成功附着, 该珊瑚虫死亡。

(4) 比例为  $\gamma$  优势珊瑚虫通过分裂的方式产生子代, 并按步骤(3)的过程尝试附着。每轮循环有  $\varepsilon$  的概率会进行淘汰, 淘汰比例为  $\delta$  的健康度较差的珊瑚虫。被淘汰的珊瑚虫会自动死亡, 空出珊瑚礁以便其他珊瑚虫进行竞争。

重复步骤(2)~(4), 直至达到最大迭代次数  $\psi$  时, 珊瑚礁上健康度最优珊瑚虫  $c$  即为最优解。

### 2.2 变异珊瑚礁算法(CGRCRO)

虽然 CRO 算法在处理一些标准测试函数时, 相对于 GA 等算法有更好的寻优性能, 但在处理一些复杂多峰函数时, 也存在不易跳出局部最优的问题。CRO 算法每轮循环都采用亲代之间通过模拟二进制交叉的方式结合, 并根据公式产生子代, 在算法初期, 能够有效地加速收敛, 朝最优解靠近。在算法的中后期, 由于子代珊瑚虫的聚集, 种群的多样性丢失是不可避免的。

由文献[17]可知, 在算法中引入柯西变异不仅可以增强种群的多样性, 同时提高了算法的全局收敛能力, 而文献[18]指出在算法中引入高斯变异可以使算法同时具有良好的全局收敛能力以及快速收敛能力。因此, 在某一珊瑚虫成为全局最优点时, 可以通过变异使其偏移当前的位置从而获得更多的搜索信息。当随机变异的概率数满足条件时, 对最优位置的珊瑚虫采用高斯分布或柯西分布对其进行变异。高斯变异公式如下:

$$ISlarvae(i,j) = ISlarvae(i,j) * (1 + 1 * randn) \quad (10)$$

柯西变异公式如式(11)~(12)所示:

$$\text{Cauchy}=\tan(\pi*(\text{rand}-0.5)) \quad (11)$$

$$\text{ISlarvae}(i,j)=\text{ISlarvae}(i,j)*(1+1*\text{Cauchy}) \quad (12)$$

式中:  $\text{ISlarvae}(i,j)$  表示全局最优位置珊瑚虫,  $\text{Cauchy}$  是柯西分布的随机数,  $\text{randn}$  表示为高斯分布随机数,  $\text{rand}$  为一个 (0,1) 的随机数。

混合变异策略的伪代码如下:

```
begin
  Evaluate the best position ISlarvae
  for i=1:size(brooders,1)
    for j=1:size(brooders,2)
if rand<0.05
  if rand<0.5
    Cauchy=tan(pi*(rand-0.5));
    ISlarvae(i,j)=ISlarvae(i,j)*(1+1*Cauchy);
  else
```

$$\text{ISlarvae}(i,j)=\text{ISlarvae}(i,j)*(1+1*\text{randn});$$

end

end

本文采用表 1 中的 11 个常用标准测试函数对算法的性能进行了测试, 并与 CRO 算法进行了对比分析。为了比较的公平性, CGCRO 算法的参数设置与 CRO 算法的参数设置相同。

CRO 算法的参数设置如表 2 所示, 每个算法对每一个测试函数单独运行 20 次, 最终得到平均最优值和标准差, 测试结果如表 3 所示, 从表中可以看出, CGCRO 算法的平均最优值均小于 CRO 算法, 从标准差来看, 除  $F_7$  和  $F_{10}$  两个测试函数外, 其他测试函数结果也均表明 CGCRO 算法优于 CRO 算法。

表 1 本文所用的标准测试函数

Tab. 1 Standard test functions used in this paper

函数名称	表达式	$n$	可行域
$F_1$	$F_1 = 100 \cdot (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2$	2	$[-2.048, 2.048]^2$
$F_2$	$F_2 = 418.9829 \cdot n + \sum_{i=1}^n [-x_i \cdot \sin(\sqrt{ x_i })]$	10	$[-512, 512]^n$
$F_3$	$F_3 = A \cdot n + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - A \cdot \cos(2\pi x_i)]$	10	$[-5.12, 5.12]^n$
$F_4$	$F_4 = 1 + \sum_{i=1}^n \left[ \frac{x_i^2}{4000} \right] - \prod_{i=1}^n \left[ \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) \right]$	10	$[-600, 600]^n$
$F_5$	$F_5 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]^n$
$F_6$	$F_6 = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	30	$[-10, 10]^n$
$F_7$	$F_7 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)$	30	$[-10, 10]^n$
$F_8$	$F_8 = \max_i ( x_i , 1 \leq i \leq n)$	30	$[-100, 100]^n$
$F_9$	$F_9 = \sum_{i=1}^n [100 \cdot (x_{i+1}^2 - x_i^2) + (1 - x_i)^2]$	30	$[-30, 30]^n$
$F_{10}$	$F_{10} = \sum_{i=1}^n ( x_i + 0.5 )$	30	$[-100, 100]^n$
$F_{11}$	$F_{11} = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0,1)$	30	$[-1.28, 1.28]^n$

表 2 CRO 算法参数设置

Tab.2 CRO algorithm parameter setting

$U$	$V$	$\rho$	$\xi$	$\gamma$	$\mu$	$\varepsilon$	$\delta$	$S$	$\mathcal{G}$
50	50	0.6	0.9	0.01	3	0.1	0.01	5	1

表3 不同测试函数的测试结果  
Tab. 3 Test results of different test functions

算法	CRO	CGCRO
$F_1$	$7.09 \cdot 10^{-5} / 5 \cdot 10^{-6} *$	$2.29 \cdot 10^{-6} / 1 \cdot 10^{-6}$
$F_2$	$1.32 \cdot 10^{-4} / 2.05 \cdot 10^{-6}$	$1.31 \cdot 10^{-4} / 1.45 \cdot 10^{-6}$
$F_3$	$7.1 \cdot 10^{-3} / 3.1 \cdot 10^{-3}$	$4.3 \cdot 10^{-3} / 1.5 \cdot 10^{-3}$
$F_4$	0.23 / 0.06	<b>0.05 / 0.02</b>
$F_5$	$1.30 \cdot 10^{-3} / 3 \cdot 10^{-3}$	$1.24 \cdot 10^{-3} / 2 \cdot 10^{-4}$
$F_6$	$2.0 \cdot 10^{-3} / 6 \cdot 10^{-4}$	$1.83 \cdot 10^{-3} / 3 \cdot 10^{-4}$
$F_7$	$2.5 \cdot 10^3 / 1 \cdot 10^2$	$2.0 \cdot 10^3 / 4 \cdot 10^2$
$F_8$	7.2 / 0.9	<b>6.2 / 0.7</b>
$F_9$	$1.6 \cdot 10^3 / 3 \cdot 10^2$	$1.6 \cdot 10^3 / 1.5 \cdot 10^2$
$F_{10}$	$7.1 \cdot 10^{-3} / 2 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-3} / 6 \cdot 10^{-4}$
$F_{11}$		<b>0.02 / 0.9 \cdot 10^{-2}</b>

注：“\*”为平均最优值/标准差。

### 3 基于CGCRO的PMSM多参数辨识

#### 3.1 永磁同步电机参数辨识原理

永磁同步电机的辨识过程是根据 PMSM 理论模型的输出和实际系统输出的差值,通过智能优化算法对理论模型中的待辨识参数根据适应度函数进行修正,从而得到 PMSM 的参数,CGCRO 永磁同步电机多参数辨识原理图如图 1 所示。

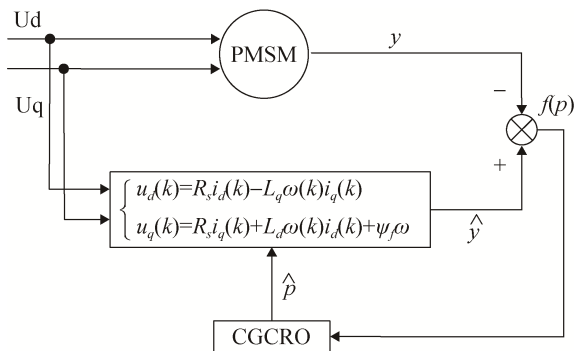


图1 永磁同步电机多参数辨识模型

Fig. 1 Multi parameter identification model of permanent magnet synchronous motor

首先,理想模型和实际模型的输入都是 dq 轴电压,两者的输出通过适应度函数进行对比,CGCRO 算法通过适应度函数的值对待辨识的参数进行修正,修正后的参数代替系统的实际模型参数。重复上述的过程,直至系统和其理想模型的输出之间的误差最小或等于预先设定的最大迭代次数。

#### 3.2 适应度函数

根据 PMSM 在同步旋转坐标系下的状态方程可以构建以下函数作为算法的适应度函数:

$$f(p) = \sum_{k=1}^n w_1(u_{d0}(k) - \hat{u}_{d0}(k))^2 + w_2(u_{q0}(k) - \hat{u}_{q0}(k))^2 + w_3(u_d(k) - \hat{u}_d(k))^2 + w_4(u_q(k) - \hat{u}_q(k))^2 \quad (13)$$

式中:  $u_d$  与  $u_q$  为理想 PMSM 模型 dq 轴定子电压输入,  $\hat{u}_d$  和  $\hat{u}_q$  为实际 PMSM 模型 dq 轴定子电压输入,  $w_1, w_2, w_3, w_4$  为适应度函数的加权因子,代表了这四个变量在适应度函数中的重要程度,由于本文当中适应度函数的 4 个分量同样重要,所以取值都是 0.25。

在使用珊瑚礁算法对永磁同步电机的参数进行辨识的时候,算法内部的一些参数需要进行相应的调整,具体数值如表 2 所示。

#### 3.3 CGCRO 算法的 PMSM 多参数辨识步骤

步骤 1: 采集并且保存  $i_d = 0$  和  $i_d < 0$  模式下电机的运行数据,其中包括: dq 轴电压、电流值以及转速;

步骤 2: 初始化珊瑚虫所在珊瑚礁的位置,对算法的相关参数初始化,设置最大迭代次数为 200。

步骤 3: 判断算法是否达到最大的迭代次数或者适应度达到所需的精度,即是否达到要求,“是”则执行步骤 6,“否”则执行步骤 4 到步骤 5。

步骤 4: 根据公式(4)~(6)以及公式(10)~(12)更新珊瑚虫的子代。

步骤 5: 由公式(7)计算出珊瑚虫的健康度,子代珊瑚虫寻找珊瑚礁进行附着,若珊瑚礁为“空”则子代珊瑚虫可以成功附着;若该珊瑚礁“已经被其他珊瑚虫附着”,则需比较各自的健康度值(适应度值  $f(p)$ ),较优的将抢占该珊瑚礁。未成功附着的珊瑚虫按上述步骤重复寻找,若子代珊瑚虫在极限次数  $\mu$  内仍未能成功附着,该珊瑚虫死亡。

步骤 6: 输出最优的适应度值  $f(p)_{best}$ , 算法运行结束。

如图 2 所示为 CGCRO 算法的 PMSM 多参数辨识步骤的流程。

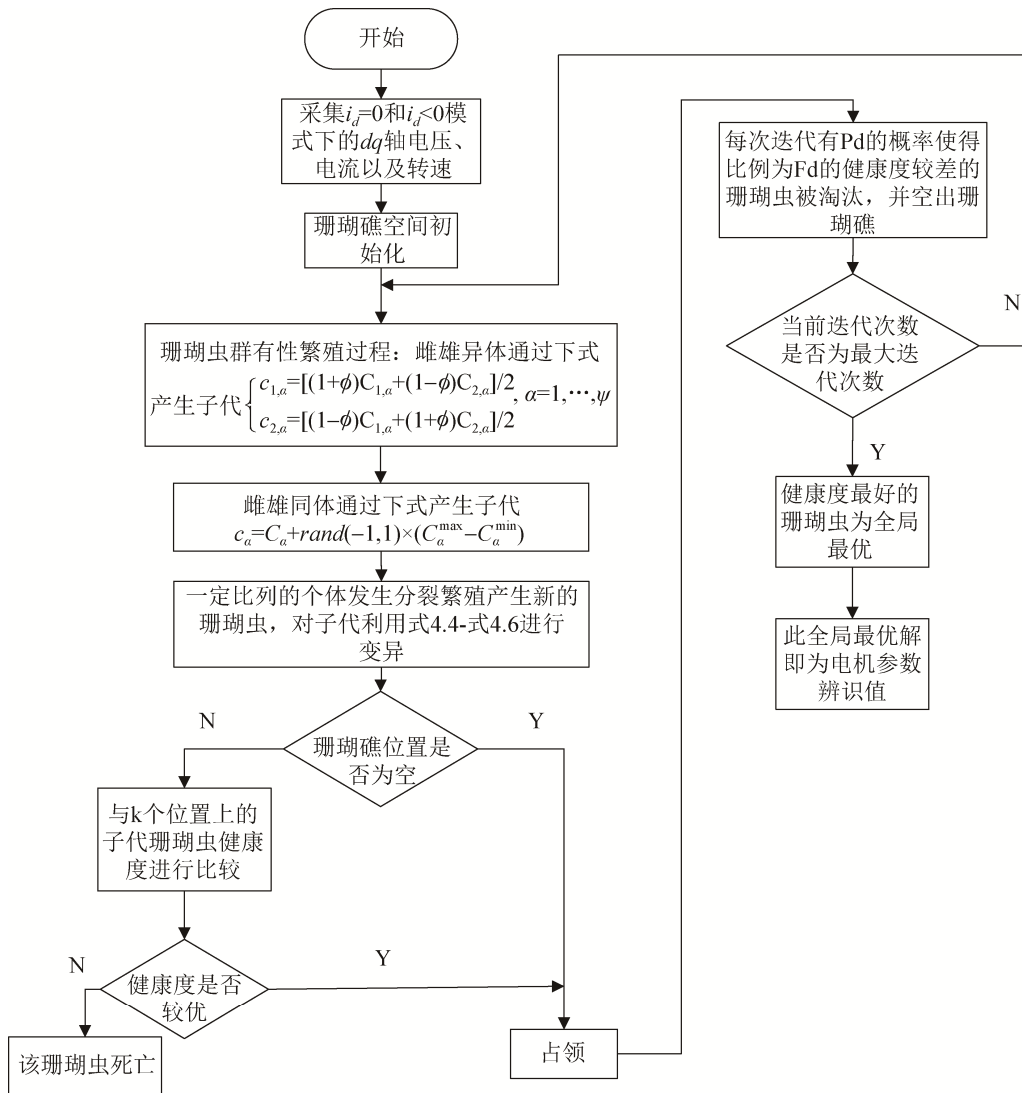


图 2 基于 CGCRO 算法的 PMSM 多参数辨识流程图

Fig. 2 PMSM multi parameter identification procedure based on CGCRO algorithm

## 4 实验验证与结果分析

### 4.1 实验设置

在 Matlab/Simulink 软件平台上构建了基于 CGCRO 算法的 PMSM 参数辨识仿真框图, 如图 3 所示, 其中电机采用矢量控制策略, CGCRO 算法模块的输入信号是  $i_d, i_q, u_d, u_q, \omega$ 。实验中 PMSM 的参数设置详见文献[17]。在仿真中, 在电机电流稳态时(电流不变)注入  $d$  轴电流, 设定值  $i_d^*$  每隔 50 ms 交替改变一次<sup>[13]</sup>, 分别在  $i_d^* = 0$  时和  $i_d^* \neq 0$  时对信息量进行采样, 采样时间为  $10 \cdot e^{-4}$  s, 数据长度为 200。

### 4.2 实验结果与分析

为了比较所提辨识算法的有效性, 与传统的珊瑚礁(CRO)算法和粒子群(PSO)算法对 PMSM 参数辨识进行了比较。

其中, 粒子群算法在辨识时所设定的辨识参数范围是:  $R_s \in (0, 2.5)$ 、 $L_d \in (0, 0.02)$ 、 $L_q \in (0, 0.02)$ 、 $\psi_f \in (0, 0.7)$ 。且粒子群算法初始化相关参数为: 学习因子  $C_1 = C_2 = 2$ , 惯性权重  $\omega = 0.5$ , 最大迭代次数为 200。

当转速为  $\omega^* = 2500 r/min$ , 负载转矩为 2 N.m 的情况下, 3 种方法的辨识结果如图 4~7 所示, 从



图中可以看出CGCRO算法辨识的4个参数都收敛到了真实值附近，每一个参数的辨识误差都小于CRO算法，且CGCRO算法辨识收敛速度最快。

仿真表明变异珊瑚礁算法收敛速度比传统珊瑚礁算法和粒子群算法更快，对于三种方法参数辨识值对比见表4，从表4可看出，电机辨识参数值与参考值发生偏离，说明电机运行时参数已经发生变化，如果按照原有的参考值进行辨识，将会降低控制性能。因此通过辨识的方法获得电机运行中的实际参数对提高电机运行控制精度有重要意义。比较三种辨识方法，PSO算法及CRO算法对参数辨识

后误差较大，以定子电阻  $R_s$  来看，两种算法辨识误差都在0.1以上，其他参数辨识误差更大，而进行混合变异后的参数辨识值与实际值更接近，各参数辨识误差不到0.02，算法辨识精度有明显提高。

为了对比三种算法的计算工作量，采用了事前分析估算法和事后统计法相结合的方式，主要考虑算法选用的策略，问题的规模，编写程序的语言，编译程序产生机器代码的质量和机器执行指令的速度等因素。在控制相关因素相同的情况下，利用算法的执行时间来体现算法原操作执行次数和算法的计算量。如表5所示。

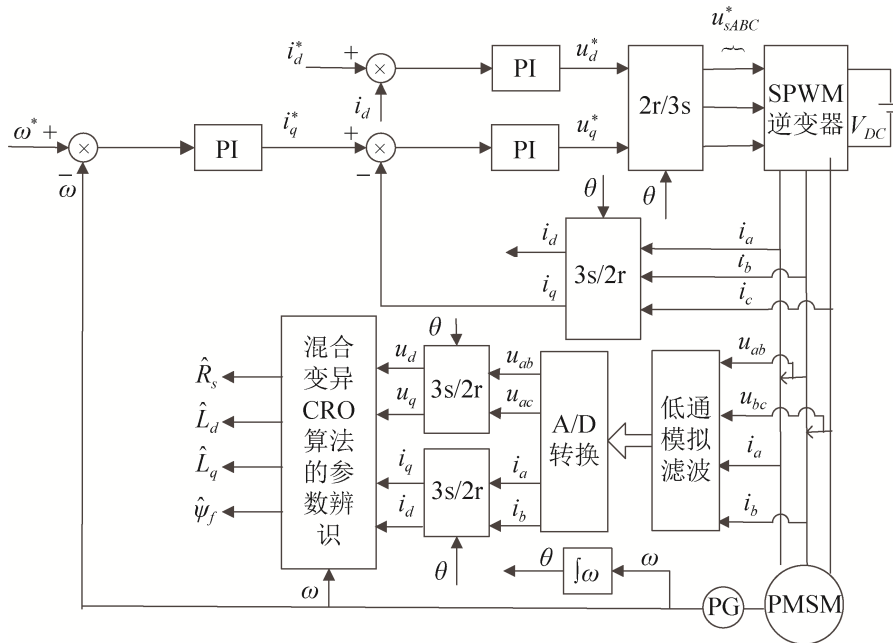


图3 基于CGCRO算法的PMSM系统辨识仿真框图

Fig. 3 Simulation block diagram of PMSM system identification based on CGCRO algorithm

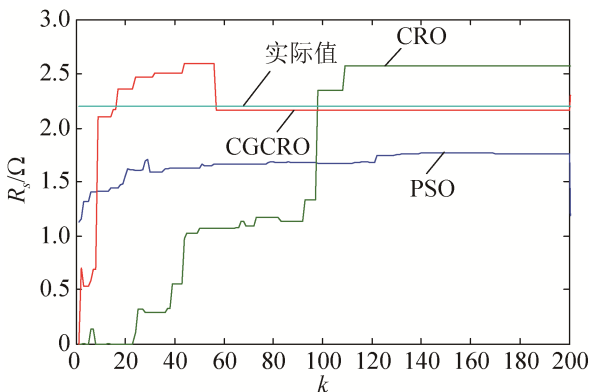


图4 定子电阻辨识

Fig. 4 Stator resistance identification

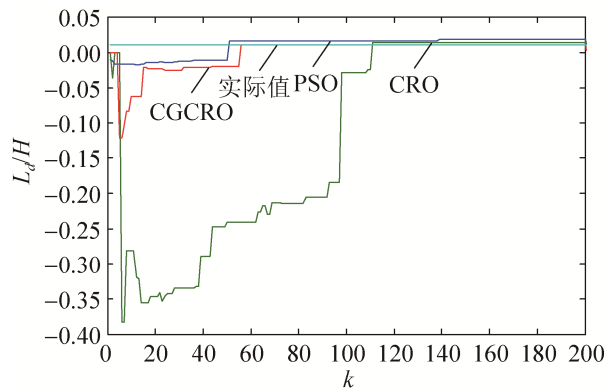


图5 d轴电感辨识

Fig.5 D-axis inductance identification

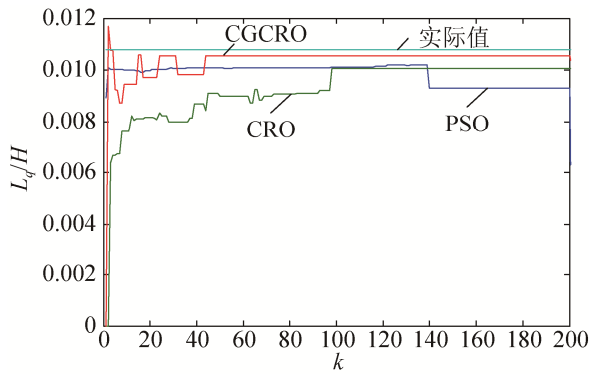


图 6 q 轴电感辨识

Fig.6 Q-axis inductance identification

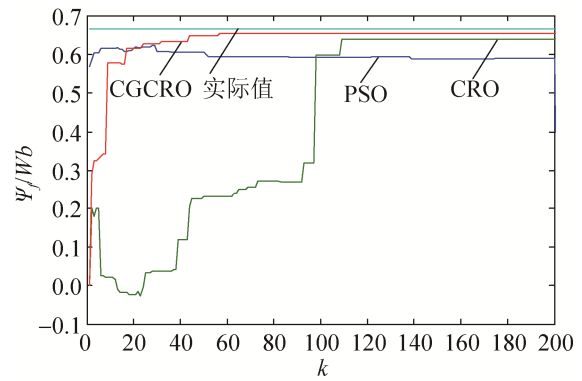


图 7 永磁磁链辨识

Fig.7 Permanent magnet flux identification

表 4 变异前后辨识结果

Tab. 4 Identification results before and after mutations

辨识参数	实际值	PSO		CRO		CGCRO	
		辨识值	误差(%)	辨识值	误差(%)	辨识值	误差(%)
$R_s / \Omega$	2.200 0	1.760 0	20.00	2.450 0	11.36	2.160 0	1.81
$L_d / H$	0.010 8	0.018 6	72.22	0.014 6	35.18	0.011 0	1.85
$L_q / H$	0.010 8	0.009 3	13.88	0.010 2	5.56	0.010 6	1.85
$\psi_f / Wb$	0.665 0	0.589 0	11.40	0.638 0	4.06	0.654 0	1.65

表 5 算法计算工作量对比

Tab.5 Comparison of workload calculations by algorithms

算法名称	种群规模	最大迭代次数	算法执行时间/s
PSO	100	5000	8.46
CRO	100	5000	9.72
CGCRO	100	5000	10.22

在种群规模选择 100 个, 最大迭代次数选择 5 000 次的情况下, 计算了三种算法的执行时间, 从表中可以看出由于对 CRO 算法的改进, 算法的执行时间稍有增加, 意味着算法的计算量相比其他两种算法有所增加, 但是取得了较好的收敛精度。

### 4.3 结论分析

本文根据永磁同步电动机的电压方程和磁链方程, 推导出了永磁同步电动机的四阶参数辨识模型, 提出了 CGCRO 辨识算法应用于对其定子电阻、 $d$  轴电感、 $q$  轴电感和永磁磁链进行离线辨识, 并与 CRO 和 PSO 算法进行了比较, 由仿真结果图可以得出 PSO 算法在辨识过程中的辨识稳定性较好, 但是误差较大, CGCRO 算法迭代约 50 代时收敛, 而 CRO 算法需要迭代 110 代时收敛, 由表 5

可知 CGCRO 算法对其中的 3 个电机参数的辨识误差都在 2% 以内, 且每一个参数的辨识误差都比 CRO 算法低。

这些数据也证明了辨识算法的一致收敛性和精确性。CGCRO 辨识算法有如下优点:

(1) 收敛精度高;

(2) 可以同步一次辨识出全部参数, 既可以辨识单输入单输出系统, 也可以用于辨识多输入多输出系统。

CGCRO 辨识算法通用性较广, 可以用来辨识其他多种类型的电机如: 感应异步电动机, 各种特种电动机和各种风力发电机等。

## 5 结论

本文针对传统的珊瑚礁算法在辨识电机参数时速度慢, 误差大的缺点, 提出了一种基于柯西和高斯变异的改进珊瑚礁算法, 并将其应用于永磁同步电机的多参数辨识; 并在 Matlab/Simulink 中对改进前后的珊瑚礁算法以及传统 PSO 算法应用于求解永磁同步电机参数辨识问题进行了对比验证, 仿真结果证明了该辨识算法具有一定的优越性。

## 参考文献:

- [1] 王松. 永磁同步电机的参数辨识及控制策略研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.  
WANG Song. Research on Parameter Identification and Control Strategy of Permanent Magnet Synchronous Motor[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.
- [2] Rahman M A, Vilathgamuwa D M, Uddin M N, et al. Nonlinear control of interior permanent-magnet synchronous motor[J]. *Industry Applications IEEE Transactions on* (S0093-9994), 2003, 39(2): 408-416.
- [3] 安群涛, 孙力, 赵克, 等. 一种永磁同步电动机参数的自适应辨识方法[J]. *电工技术学报*, 2008, 23(6): 31-36.  
AN Quntao, SUN Li, ZHAO Ke, et al. An Adaptive On-Line Identification Method for the Parameters of Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. *TRANSACTIONS OF CHINA ELECTROTECHNICAL SOCIETY*, 2008, 23(6): 31-36.
- [4] Underwood S J, Husain I. Online Parameter Estimation and Adaptive Control of Permanent-Magnet Synchronous Machines[J]. *Industrial Electronics IEEE Transactions on* (S0278-0046), 2010, 57(7): 2435-2443.
- [5] Xia Youshen, Kamel, Mohamed S, et al. A fast algorithm for AR parameter estimation using a novel noise-constrained least-squares method[J]. *Neural Networks* (S0893-6080), 2010, 23(3): 396-405.
- [6] 张瑞峰, 于森林, 刘婷, 等. 基于模型参考自适应的永磁同步电机在线参数辨识方法研究[J]. *机车电传动*, 2015(2): 71-76.  
ZHANG Ruifeng, YU Senlin, LIU Ting, et al. Research on online Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Model Reference Adaptive System[J]. *ELECTRIC DRIVE FOR LOCOMOTIVES*, 2015(2): 71-76.
- [7] Boileau T, Leboeuf N, Nahid-Mobarakkeh B, et al. Online Identification of PMSM Parameters: Parameter Identifiability and Estimator Comparative Study[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications* (S0093-9994), 2011, 47(4): 1944-1957.
- [8] 王磊, 李宏, 武明珠, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的永磁同步电动机参数辨识[J]. *微特电机*, 2012, 40(7): 19-22.  
WANG Lei, LI Hong, WU Mingzhu, et al. Parameters Identification of PMSM Based on Extended Kalman Filter[J]. *Small & Special Electrical Machines*, 2012, 40(7): 19-22.
- [9] 年珩, 李嘉文, 万中奇, 等. 基于参数在线辨识的永磁风力发电机无位置传感器控制技术[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(12): 146-154.  
NIAN Heng, LI Jiawen, WAN Zhongqi, et al. Sensorless Control Technique of PMSG for Wind Power Application Based on online Parameter Identification[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(12): 146-154.
- [10] 陈振锋, 钟彦儒, 李洁. 感应电机参数辨识三种智能算法的比较[J]. *电机与控制学报*, 2010, 14(11): 7-12.  
CHEN Zhenfeng, ZHONG Yanru, LI Jie. Comparison of three intelligent optimization algorithms for parameter identification of induction motors [J]. *ELECTRIC MACHINES AND CONTROL*, 2010, 14(11): 7-12.
- [11] 王少威, 万山明, 周理兵, 等. 利用蚁群算法辨识PMSM 伺服系统负载转矩和转动惯量[J]. *电工技术学报*, 2011, 26(6): 18-25.  
WANG Shaowei, WAN Shanming, ZHOU Libing, et al. Identification of PMSM Servo System's Load Torque and Moment of Inertia by Ant Colony Algorithm[J]. *TRANSACTIONS OF CHINA ELECTROTECHNICAL SOCIETY*, 2011, 26(6): 18-25.
- [12] Liu L, Liu W, Cartes D A. Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification using Particle Swarm Optimization[J]. *Int.j.comput.intell.res* (S1875-6883), 2008, 4(2): 211-218.
- [13] Liu K, Zhang Q, Chen J, et al. Online Multiparameter Estimation of Nonsalient-Pole PM Synchronous Machines with Temperature Variation Tracking[J]. *Industrial Electronics IEEE Transactions on* (S0278-0046), 2011, 58(5): 1776-1788.
- [14] Salcedo-Sanz S, Gallo-Marazuela D, Pastor-Sánchez A, et al. Offshore wind farm design with the Coral Reefs Optimization algorithm[J]. *Renewable Energy* (S0960-1481), 2014, 63(2): 109-115.
- [15] Salcedo-Sanz S, Del Ser J, Gil-López S, et al. The Coral Reefs Optimization Algorithm: An Efficient Metaheuristic for Solving Hard Optimization Problems [C]//*Proc. of the 15th International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis (ASMDA)*, Mataró, Barcelona. 2013: 751-758.
- [16] Salcedo-Sanz S, Pastor-Sánchez A, Del Ser J, et al. Feature selection in wind speed prediction systems based on a hybrid coral reefs optimization-Extreme learning machine approach[J]. *Energy Conversion and Management* (S0916-8904), 2014, 87(5): 10-18.
- [17] 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 Hongbin, CHEN Guocheng, et al. Permanent Magnet Synchronous Motors Parameters Identification Based on Cauchy Mutation Particle Swarm Optimization[J]. *TRANSACTIONS OF CHINA ELECTROTECHNICAL SOCIETY*, 2014, 29(5): 127-131.
- [18] 石永生, 陈家琪. 基于高斯变异的量子粒子群算法[J]. *电脑与信息技术*, 2010, 18(6): 9-12.  
SHI Yongsheng, CHEN Jiaqi. An Improved Quantum-behaved Particle Swarm Optimization Based on Gaussian Mutation[J]. *Computer and Information Technology*, 2010, 18(6): 9-12.