

6-8-2020

## Parameter Identification of Induction Motor Based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm

Xiaoyang Xu

*Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Wang Yan

*Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Zhicheng Ji

*Institute of Electrical Automation, 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 Induction Motor Based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm

## Abstract

**Abstract:** *In order to overcome the defects of traditional induction motor parameter identification methods such as identifying less parameters simultaneously and Low identification accuracy. A multi-parameters identification method based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm was proposed. The proposed method can simultaneously identify the stator resistance, stator inductance, rotor time constant and mutual inductance without prior knowledge about the parameters. For the sake of improving the identification accuracy, the formula of attractiveness in original Firefly Algorithm was adjusted, furthermore chaos theory and the idea of Tabu Search was integrated into the algorithm. Simulated experimental results demonstrate that compared to the other three algorithms, the proposed algorithm has good stability and convergence in the process of parameter identification and can identify the parameters accurately at different speeds and loads for a short time.*

## Keywords

induction motor, multi-parameters identification, firefly algorithm, chaos, tabu search

## Recommended Citation

Xu Xiaoyang, Wang Yan, Ji Zhicheng. Parameter Identification of Induction Motor Based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(6): 1296-1305.

# 基于禁忌混沌萤火虫算法的感应电机参数辨识

徐晓杨, 王艳, 纪志成

(江南大学电气自动化研究所, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 针对传统感应电机参数辨识方法中存在的可辨识参数少、辨识精度低等缺陷, 提出了一种禁忌混沌萤火虫算法对感应电机参数进行辨识。该方法能够同时辨识定子电阻、定子电感、转子时间常数和漏感, 且对辨识参数没有严苛的先验要求。为了提高参数的辨识精度, 改进了算法吸引度公式并融入混沌理论和禁忌搜索的思想以克服萤火虫算法收敛精度低、易于陷入局部最优的不足。仿真表明, 相较于其他3种算法, 该算法具有较强的稳定性和较好的收敛精度, 并能在不同转速和负载的情况下, 以较短时间将辨识参数收敛到真实值附近, 具有实用性。

**关键词:** 感应电机; 多参数辨识; 萤火虫算法; 混沌; 禁忌搜索

中图分类号: TM346

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 06-1296-10

## Parameter Identification of Induction Motor Based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm

Xu Xiaoyang, Wang Yan, Ji Zhicheng

(Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** In order to overcome the defects of traditional induction motor parameter identification methods such as identifying less parameters simultaneously and Low identification accuracy. A multi-parameters identification method based on Tabu-chaotic Firefly Algorithm was proposed. The proposed method can simultaneously identify the stator resistance, stator inductance, rotor time constant and mutual inductance without prior knowledge about the parameters. For the sake of improving the identification accuracy, the formula of attractiveness in original Firefly Algorithm was adjusted, furthermore chaos theory and the idea of Tabu Search was integrated into the algorithm. Simulated experimental results demonstrate that compared to the other three algorithms, the proposed algorithm has good stability and convergence in the process of parameter identification and can identify the parameters accurately at different speeds and loads for a short time.

**Keywords:** induction motor; multi-parameters identification; firefly algorithm; chaos; tabu search

## 引言

感应电机结构简单、性能稳定并且价格低廉, 因此在各类工业传动领域有着极为广泛的应用<sup>[1]</sup>。



收稿日期: 2015-09-09 修回日期: 2015-12-30;  
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 国家 863 计划(2014AA041505);  
作者简介: 徐晓杨(1991-), 男, 江苏苏州, 硕士, 研究方向为控制工程与应用; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 博士, 教授, 硕导, 研究方向为网络化控制系统。

近几十年来, 随着矢量控制的提出与实现, 使感应电机获得了与直流电机相媲美的动态响应特性, 为感应电机在调速系统中的应用奠定了坚实的基础。但矢量控制对感应电机相关参数的准确性有较高的要求, 如果参数设置出现偏差, 将会影响磁链观测的准确性, 甚至导致解耦失效<sup>[2]</sup>。所以, 对感应电机相关参数进行精确辨识, 是构建感应电机高性能控制系统的前提。

近年来, 国内外学者围绕感应电机参数辨识问

题做了大量工作, 创造了许多优秀的成果。Barut<sup>[3]</sup> 等将扩展卡尔曼滤波应用到定转子电阻的辨识中, 该方法能够同时辨识电机的状态与参数并且能够克服辨识过程中的噪声污染, 但在辨识过程中需要进行大量的矢量运算, 对辨识器的设计要求较高; 张虎<sup>[4]</sup> 等采用递推最小二乘对电机的多个参数进行辨识, 该方法简单易行, 但在辨识过程中如果电机转速出现较大波动, 将会对辨识结果产生较大的影响; 文献[5-6]通过运用模型参考自适应法实现了对电机转子电阻的在线辨识。其中赵海森<sup>[5]</sup> 等将最小二乘与模型参考自适应相结合, 首先运用最小二乘辨识出电感参数, 然后将其代入模型参考自适应系统中, 进而对转子电阻进行辨识。但其未考虑电感偏差对电阻辨识的影响, 且实现较为复杂。随着计算机技术的迅猛发展, 一些学者将目光投向了智能算法, 为解决感应电机参数辨识问题提供了新思路。刘朝华<sup>[7]</sup> 等提出了一种基于微粒群算法的感应电机参数辨识方法, 通过对比电机实际输出与模型输出的差值来不断修正模型中的参数数值。Abdelhadi<sup>[8]</sup> 等提出了一种改进的自适应遗传算法并对电机参数进行辨识, 解决了原遗传算法收敛性差, 耗时长等不足。

为了能够快速、精确的辨识出感应电机的定子电阻、定子电感、转子时间常数和漏感这 4 个参数, 本文提出了一种基于禁忌混沌萤火虫算法 (Tabu-chaotic Firefly Algorithm, TCFA) 的感应电机参数辨识方法。首先在  $dp$  坐标系下建立感应电机的数学模型, 以较为容易测得的定子电压、定子电流和电机转速作为禁忌混沌萤火虫辨识模块的输入, 进而实现对上述 4 个参数的精确辨识。最后通过仿真实验并与其它 3 种群智能算法进行对比, 验证该方法的有效性。

## 1 感应电机数学模型

感应电机是一种非线性、强耦合、高阶次的多输入输出被控对象, 其在多相坐标系下的数学模型较为复杂且不利于对其进行分析, 所以对感应电机的研究常常是在两相同步旋转坐标系或两相静止坐标系下进行的。如果忽略感应电机的磁路饱和、

空间谐波和铁耗等情况<sup>[9]</sup>, 那么其在两相同步旋转坐标系下以定子电流和转子磁链作为状态变量的状态方程可以表示成如下形式:

$$\begin{cases} \dot{i}_{sd} = \left( -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{L_m^2}{\sigma L_s L_r T_r} \right) i_{sd} + \omega_r i_{sq} + \\ \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \psi_{rd} + \frac{\omega_r L_m}{\sigma L_s L_r} \psi_{rq} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sd} \\ \dot{i}_{sq} = -\omega_r i_{sd} + \left( -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{L_m^2}{\sigma L_s L_r T_r} \right) i_{sq} - \\ \frac{\omega_r L_m}{\sigma L_s L_r} \psi_{rd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \psi_{rq} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sq} \\ \dot{\psi}_{rd} = \frac{L_m}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \psi_{rd} \\ \dot{\psi}_{rq} = \frac{L_m}{T_r} i_{sq} - \frac{1}{T_r} \psi_{rq} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $R_s$  表示定子电阻;  $L_s$ ,  $L_r$ ,  $L_m$  分别表示定、转子电感和互感;  $T_r$  表示转子时间常数;

$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$  为漏感系数;  $\omega_r$  为转子的电气角速度;

$u_{sd}$ ,  $u_{sq}$  则分别表示定子在  $d$  轴  $q$  轴的电压分量; 同理  $i_{sd}$ ,  $i_{sq}$  分别表示定子在  $d$  轴  $q$  轴的电流分量;  $\psi_{rd}$ ,  $\psi_{rq}$  分别表示转子在  $d$  轴  $q$  轴的磁链分量。

现在记  $L_\sigma = \sigma L_s$ , 并令  $\psi'_{rd} = \frac{L_m}{L_r} \psi_{rd}$ ,  $\psi'_{rq} = \frac{L_m}{L_r} \psi_{rq}$ ,

则式(1)可变换为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{i}_{sd} = \left( -\frac{R_s}{L_\sigma} - \frac{L_s - L_\sigma}{L_\sigma T_r} \right) i_{sd} + \omega_r i_{sq} + \\ \frac{1}{L_\sigma T_r} \psi'_{rd} + \frac{\omega_r}{L_\sigma} \psi'_{rq} + \frac{1}{L_\sigma} u_{sd} \\ \dot{i}_{sq} = -\omega_r i_{sd} + \left( -\frac{R_s}{L_\sigma} - \frac{L_s - L_\sigma}{L_\sigma T_r} \right) i_{sq} - \\ \frac{\omega_r}{L_\sigma} \psi'_{rd} + \frac{1}{L_\sigma T_r} \psi'_{rq} + \frac{1}{L_\sigma} u_{sq} \\ \dot{\psi}'_{rd} = \frac{L_s - L_\sigma}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \psi'_{rd} \\ \dot{\psi}'_{rq} = \frac{L_s - L_\sigma}{T_r} i_{sq} - \frac{1}{T_r} \psi'_{rq} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\{R_s, L_s, L_\sigma, T_r\}$  即为 4 个待辨识的感应电机参数。为了便于在计算中表示, 记:

$$\left\{ \begin{aligned} \theta_1 &= -\frac{R_s}{L_\sigma} - \frac{L_s - L_\sigma}{L_\sigma T_r} \\ \theta_2 &= \frac{L_s - L_\sigma}{T_r} \\ \theta_3 &= \frac{1}{L_\sigma} \\ \theta_4 &= \frac{1}{T_r} \end{aligned} \right. \quad (3)$$

接着对式(2)进行离散化, 即可得到适用于计算机计算的感应电机数学模型, 其中  $T_s$  为采样周期。

$$\left\{ \begin{aligned} i_{sd}(k+1) &= i_{sd}(k) + T_s \{ \theta_1 i_{sd}(k) + \omega_r(k) i_{sq}(k) + \\ &\quad \theta_3 [\theta_4 \psi'_{rd}(k) + \omega_r(k) \psi'_{rq}(k) + u_{sd}(k)] \} \\ i_{sq}(k+1) &= i_{sq}(k) + T_s \{ -\omega_r(k) i_{sd}(k) + \theta_1 i_{sq}(k) + \\ &\quad \theta_3 [-\omega_r(k) \psi'_{rd}(k) + \theta_4 \psi'_{rq}(k) + u_{sq}(k)] \} \\ \psi'_{rd}(k+1) &= \psi'_{rd}(k) + T_s [\theta_2 i_{sd}(k) - \theta_4 \psi'_{rd}(k)] \\ \psi'_{rq}(k+1) &= \psi'_{rq}(k) + T_s [\theta_2 i_{sq}(k) - \theta_4 \psi'_{rq}(k)] \end{aligned} \right. \quad (4)$$

## 2 禁忌混沌萤火虫算法

### 2.1 基本萤火虫算法

在大自然中萤火虫能够利用自身发出的短促且有节奏的亮光与其他同伴进行交流或者吸引异性。受这种行为的启发, 剑桥学者 Yang<sup>[10-11]</sup>在 2008 年提出了一种新颖的群智能优化算法——萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)。下面是基本 FA 具体的数学描述。

**定义 1** 萤火虫个体的相对荧光亮度:

$$I = I_0 \times e^{-\gamma r_{ij}} \quad (5)$$

式中,  $I_0$  表示个体最大荧光亮度, 通常与目标函数相关。 $\gamma$  为荧光吸收系数,  $r_{ij} = \|x_i - x_j\|$  为个体  $i$  和个体  $j$  的距离,  $e^{-\gamma r_{ij}}$  用来模拟传播介质对荧光的吸收现象, 使荧光亮度随距离的增加而衰减。

**定义 2** 萤火虫个体的吸引度:

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (6)$$

式中:  $\beta_0$  为最大吸引度, 表示最大荧光亮度处的吸引度,  $\gamma$ ,  $r_{ij}$  含义同上。

个体  $i$  被个体  $j$  吸引后的进化位置可由式(7)表示。

$$x_i = x_i + \beta \times (x_j - x_i) + \alpha \times (\zeta - 0.5) \quad (7)$$

式中:  $x_i$ ,  $x_j$  表示个体  $i$  和个体  $j$  在解空间的位置,  $\alpha$  为步长因子, 通常  $\alpha$  的取值与寻优范围有关且随着迭代次数地增加而减小。 $\zeta$  为 [0, 1] 上服从均匀分布的随机数。式(7)通过加入项  $\alpha \times (\zeta - 0.5)$  在萤火虫的移动过程中对其进行扰动, 避免种群陷入局部最优, 出现“早熟”现象。

### 2.2 自适应吸引度

从式(6)可知, 只要个体  $j$  的荧光亮度高于个体  $i$ , 那么  $j$  对  $i$  的吸引度  $\beta$  就仅与距离  $r_{ij}$  有关, 但基本 FA 忽略了荧光亮度的差值在吸引度  $\beta$  中的作用。在相同距离上荧光亮度更高的个体应该对其他个体有更强的吸引力, 这样种群将更快地向较优位置聚拢。同时, 为了让相距较远的个体也能进行有效的交流和吸引, 给吸引度  $\beta$  设置一个最小值  $\beta_{\min}$ 。所以本文提出的改进吸引度公式为

$$\beta = \beta_{\min} + (\beta_0 - \beta_{\min}) \times e^{-\gamma r_{ij}^\omega} \quad (8)$$

式中:  $\omega$  为自适应距离权值, 式中其他项的意义同式(6)。

当  $r_{ij} \geq 1$  时减小  $\omega$ , 而当  $r_{ij} < 1$  时增大  $\omega$  可以增加个体的吸引度。为实现吸引度的自适应调整, 本文通过下式对  $\omega$  进行取值。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\max} - \left( \frac{I_j - I_i}{I_j - I_{\min}} \right)^{0.6}, & r_{ij} \geq 1 \\ \omega_{\min} + \left( \frac{I_j - I_i}{I_j - I_{\min}} \right)^{0.6}, & r_{ij} < 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $I_i$  和  $I_j$  分别表示个体  $i$  和个体  $j$  的荧光亮度;  $I_{\min}$  则表示在一次迭代中种群的最小荧光亮度;  $\omega_{\max}$  为最大距离权值, 取值范围为 [2, 4];  $\omega_{\min}$  为最小距离权值, 取值范围为  $[\omega_{\max} - 2, \omega_{\max} - 1]$ 。

通过式(8), (9)求得的  $\beta$  可以适当增加荧光亮度较高个体的吸引度, 使种群对较优个体的学习更加充分。

### 2.3 变尺度局部混沌搜索

混沌是非线性系统所特有的一种非周期运动

现象, 在看似混乱的运动中却存在有内在的规律性<sup>[12]</sup>。利用混沌理论可以显著地提高随机寻优的效率。张浩等<sup>[13]</sup>证明了 Tent 映射拥有比 Logistic 映射更大的 Lyapunov 指数和更佳的遍历均匀性, 所以本文选用 Tent 映射进行局部混沌搜索。Tent 映射的数学表达式如下。

$$x_{n+1} = \begin{cases} 2x_n, & 0 \leq x_n \leq 0.5 \\ 2(1-x_n), & 0.5 < x_n \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

FA 每完成一次迭代后选取种群中最优的  $M$  个个体进行变尺度局部混沌搜索,  $M$  的取值通过下式确定。

$$M = M_{\max} - (M_{\max} - M_{\min}) \times \frac{t}{T} \quad (11)$$

式中:  $M_{\max}$  和  $M_{\min}$  分别为参与混沌搜索的最大和最小个数。在 FA 前期, 种群较为分散, 对较多个体进行混沌搜索可以更充分地进行全局探索; 而在后期, 种群已经聚集在一个或多个较优位置上, 减少  $M$  可以避免重复搜索提高效率。

设第  $i$  个个体在解空间的位置为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i=1, 2, \dots, M$ , 其中  $D$  为解空间维数, 那么个体  $i$  在第  $j$  维上的混沌搜索上下限  $u_{ij}$  和  $l_{ij}$  可分别表示为

$$\begin{cases} l_{ij} = x_{ij} - \delta(u_j - l_j) \\ u_{ij} = x_{ij} + \delta(u_j - l_j) \end{cases}, j=1, 2, \dots, D \quad (12)$$

式中:  $u_j$  和  $l_j$  分别是解空间在第  $j$  维的上下界,  $\delta$  为边界收缩系数, 可取  $\delta \in (0, 0.5)$ 。为保证混沌搜索始终在解空间进行, 当  $l_{ij} < l_j$  时令  $l_{ij} = l_j$ ,  $u_{ij} > u_j$  时令  $u_{ij} = u_j$ 。

把  $X_i$  的各维由下式转换到  $[0, 1]$  之间得到  $Y_i$  使其能够代入 Tent 映射中运算。

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - l_{ij}}{u_{ij} - l_{ij}} \quad (13)$$

通过 Tent 映射对  $Y_i$  进行载波操作得到混沌变量  $Y'_i$ , 再把  $Y'_i$  通过逆变换转回解空间得到  $X'_i$ 。把  $X_i$  和  $X'_i$  进行加权组合得到新的位置  $X''_i$ 。

$$X''_i = (1 - \theta)X_i + \theta X'_i \quad (14)$$

式中:  $\theta$  为混沌搜索权重并通过下式进行调整。

$$\theta = 1 - \left( \frac{t-1}{t} \right)^5 \quad (15)$$

迭代初期  $\theta$  较大, 使个体在解空间进行全局混沌搜索; 而中后期  $\theta$  较小, 个体能在较优解附近进行精细开发。对于求解最小值的优化问题, 如果  $f(X''_i) \leq f(X_i)$  那么混沌搜索成功, 用  $X''_i$  替换  $X_i$ , 即可结束搜索, 否则继续对  $Y'_i$  进行 Tent 映射, 直到混沌搜索成功或达到最大混沌搜索次数。

## 2.4 禁忌算法的融合

FA 在求解维数较高或局部极值点较多的优化问题时, 容易陷入局部最优。为此, 本文借鉴禁忌搜索算法(Tabu Search, TS)<sup>[14]</sup>, 禁忌搜索算法具有一种记忆机制来记忆部分较优解, 并在后面的寻优过程中通过禁忌准则有意的避开这些解, 从而实现算法搜索路径的多样化并降低陷入局部最优的可能。本文将这种思想融合到 FA 中, 当 FA 陷入停滞, 以当前最优个体的位置为中心建立禁忌区域, 帮助种群跳出此处。并在禁忌区域内引入一个小规模子群继续寻优。算法的具体流程如下:

首先, 建立一个公告板, 记录每次迭代后种群最优个体的适应度  $f_{\text{best}}$ 。如果公告板上  $f_{\text{best}}$  已经连续数十次迭代没有变化或变化很小, 说明算法已陷入停滞。若种群聚集在局部最优, 那么这时种群也基本丧失了跳出该局部最优的可能。此时, 就需要建立禁忌区域。

以当前最优个体  $x_{\text{best}}$  的位置为中心建立禁忌区域  $k$ ,  $k$  在第  $j$  维的禁忌范围  $[a_{k,j}, b_{k,j}]$  由该维上离  $x_{\text{best}}$  最远且满足自身适应度优于平均适应度  $f_{\text{avg}}$  的个体  $z$  决定, 数学描述如下:

$$\begin{cases} a_{k,j} = x_{\text{best},j} - \max_z |x_{\text{best},j} - x_{z,j}| \\ b_{k,j} = x_{\text{best},j} + \max_z |x_{\text{best},j} - x_{z,j}| \end{cases}, \quad (16)$$

$$z \in \{i \mid f(X_i) < f_{\text{avg}}\}$$

把此时的  $f_{\text{best}}$ 、禁忌区域的中心及其在各维上的边界存入 TS 的禁忌表中。如果个体  $i$  满足  $\forall x_{i,j} \in [a_{k,j}, b_{k,j}], j=1, 2, \dots, D$ , 那么个体  $i$  就处于禁忌区域  $k$  中。

为了帮助种群个体跳出禁忌区域并使已经停滞的种群在禁忌区域外重新开始寻优，每当新建立一个禁忌区域时，就为种群中的每个个体定义一个关于该禁忌区域的违反度函数。个体  $i$  关于禁忌区域  $k$  的违反度函数定义如下：

$$Violent_k(i) = \begin{cases} \sum_{j=1}^D \max\{0, \min\{x_{i,j} - a_{k,j}, b_{k,j} - x_{i,j}\}\}, & \text{if } i \in k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

再设立一个阈值  $\varepsilon_k$ ，将违反度大于  $\varepsilon_k$  的个体进行混沌初始化。禁忌区域  $k$  刚建立时， $\varepsilon_k$  设置较大，随着迭代的进行将  $\varepsilon_k$  逐渐减小至 0。这样，处于  $k$  中的个体就会陆续的跳出，并在此过程中对  $k$  的边缘进行搜索。

最后，对比各禁忌区域内的  $f_{best}$ 。选择  $f_{best}$  最优的禁忌区域引入一个小规模子群继续寻优。如果寻找到更优解，则在禁忌表中更新该禁忌区域的  $f_{best}$ 。

### 2.5 TCFA 步骤

Step 1 设置 TCFA 的种群规模、子群规模、最大迭代次数等参数，并混沌初始化个体位置。

Step 2 根据式(5)、式(8)计算个体荧光亮度和吸引度，再由式(7)计算个体进化后的位置。

Step 3 根据 2.3 节的叙述，对部分较优个体进行变尺度局部混沌搜索

Step 4 将  $f_{best}$  以及进化停滞代数记录在公告板上，若满足 2.4 节所述条件，则新建一个禁忌区域并添加到禁忌表中。

Step 5 如果禁忌表不为空，则对处于表中各个禁忌区域的个体进行驱离，并通过子群继续对相应的禁忌区域进行寻优。

Step 6 输出主群和子群的最优个体，若满足收敛精度或达到最大迭代次数则进入下一步，否则返回 Step2。

Step 7 输出  $f_{best}$  及  $x_{best}$ ，结束迭代。

### 2.6 Benchmark 函数测试

为验证所提 TCFA 性能，通过表 1 中 4 个 Benchmark 函数进行测试。其中  $f_1, f_2$  为单模函数，主要测试算法的寻优速度和收敛精度。 $f_3, f_4$  为多模函数，拥有众多局部极值点，可以检验算法的全局搜索能力。同时，在测试中加入基本 FA 和 CLSPSO<sup>[15]</sup>进行对比。3 种算法的种群规模均设为 40 并迭代 2 000 次。其余参数设置方面：CLSPSO 的加速度系数设为  $c_1 = c_2 = 2$ ，而惯性权重从 0.9 线性递减至 0.4；FA 和 TCFA 的荧光吸收系数  $\gamma$  和最大吸引度  $\beta_0$  均设为 1，TCFA 的  $\beta_{min}$  设为 0.05，自适应距离权值  $\omega$  的取值为  $\omega_{max} = 3$ ， $\omega_{min} = 1$ ；混沌搜索方面，CLSPSO<sup>[15]</sup>从种群中固定选取 20% 的较优个体进行混沌搜索，而 TCFA 的混沌搜索个数随着迭代的进行从种群规模的 20%递减至 5%，两者单次最大混沌搜索次数均设为 20；在 TCFA 的禁忌算法方面，建立新禁忌区域的触发条件是种群连续停滞次数超过 40 次。

表 2 给出了 3 种算法对上表中 4 个 Benchmark 函数的 20 次测试结果。

表 1 4 个 Benchmark 函数

函数名称	函数表达式	定义域
Ackley	$f_1(x) = 20 \cdot \exp\left(-0.2 \cdot \sqrt{\frac{1}{30} \cdot \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{30} \cdot \sum_{i=1}^{30} \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	$[-30, 30]^{30}$
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{30} [100 \cdot (x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-2.048, 2.048]^{30}$
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{30} [10 + x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i)]$	$[-5.12, 5.12]^{30}$
Griewank	$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^{30} \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]^{30}$

表 2 Benchmark 函数测试结果

函数	算法	最优值	最劣值	平均值	标准差
$f_1$	FA	3.764e-04	6.981e-03	2.349e-03	2.015e-3
	CLSPSO <sup>[15]</sup>	<b>7.998e-15</b>	2.660	1.663e-04	9.344e-1
	TCFA	2.370e-10	<b>4.923e-10</b>	<b>3.403e-10</b>	<b>7.114e-11</b>
$f_2$	FA	26.577	29.208	28.296	<b>8.037e-1</b>
	CLSPSO <sup>[15]</sup>	7.920e-04	4.222	9.147e-02	9.798e-1
	TCFA	<b>2.621e-18</b>	<b>1.044</b>	<b>1.039e-02</b>	4.059
$f_3$	FA	17.927	47.819	29.385	7.068
	CLSPSO <sup>[15]</sup>	59.704	112.435	87.667	12.529
	TCFA	<b>1.729e-03</b>	<b>8.514</b>	<b>2.692e-01</b>	<b>3.244</b>
$f_4$	FA	3.089e-05	3.441e-04	8.648e-05	7.068e-5
	CLSPSO <sup>[15]</sup>	7.112e-14	4.894e-02	2.063e-06	1.170e-2
	TCFA	<b>2.218e-16</b>	<b>1.888e-15</b>	<b>7.162e-16</b>	<b>4.131e-16</b>

从表 2 可以看出, 对测试函数  $f_1 \sim f_4$ , TCFA 的平均值均是最优的, 并且在对  $f_1$  和  $f_4$  的测试中把标准差也控制的非常小, 肯定了 TCFA 的寻优能力和稳定性。对多模函数  $f_3$ , 基本 FA 和 CLSPSO 寻优效果较差, 在寻优过程中都陷入了局部最优, 而 TCFA 则通过上文中的改进, 有效提高了跳出局部最优的能力。

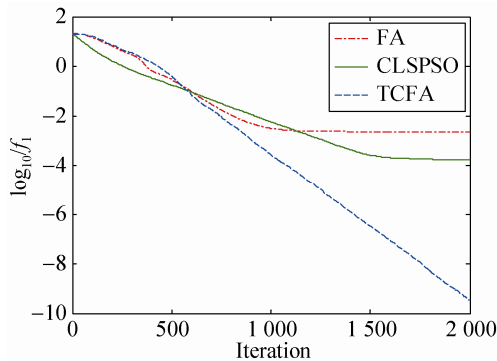
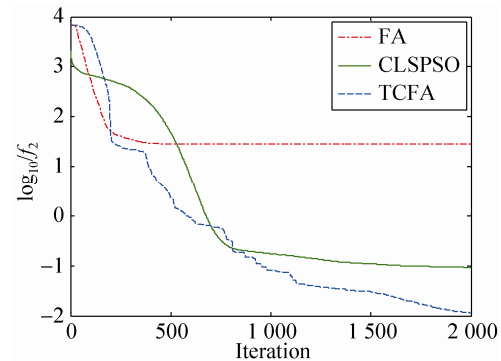
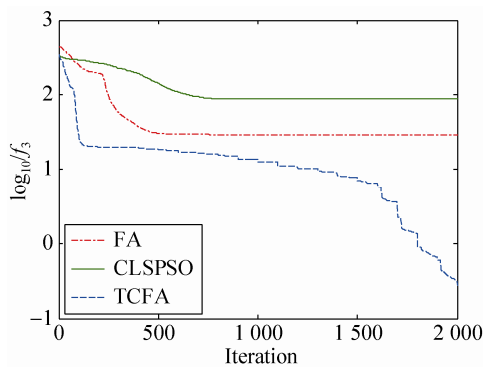
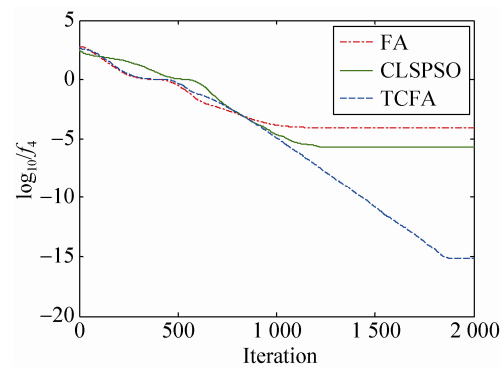
(a)  $f_1$ : Ackley(b)  $f_2$ : Rosenbrock(c)  $f_3$ : Rastrigin(d)  $f_4$ : Griewank

图 1 各函数的收敛曲线

图 1 的(a)~(d)则给出了 3 种算法对这 4 个 Benchmark 函数的平均收敛曲线。

下面分析 TCFA 的时间复杂度, 本文以迭代过程中计算适应度的次数来衡量算法的时间复杂度。基本 FA 为  $o(n^2)$ , TCFA 由于加入了混沌理论和禁忌搜索, 时间复杂度有所增加为  $o(n^2 + 3n)$ 。但考虑到 TCFA 在性能上的提升, 时间复杂度的小幅增加还是可以接受的。

### 3 感应电机的多参数辨识

#### 3.1 辨识原理

感应电机参数辨识过程是根据电机电流的实际输出与上文式(4)中电流输出的差值, 通过禁忌混沌萤火虫算法对式(4)中 4 个待辨识参数进行不断地调整, 经过多次迭代运算后辨识出参数的数值。辨识原理如图 2 所示。



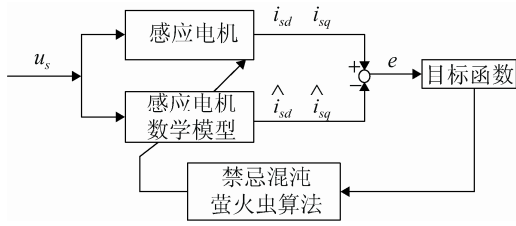


图 2 感应电机多参数辨识原理图

式中:  $u_s$ ,  $\omega_r$ ,  $i_{sd}$ ,  $i_{sq}$  是感应电机运行过程中的测量数据, 而  $\hat{i}_{sd}$ ,  $\hat{i}_{sq}$  则是感应电机数学模型根据估计的参数计算出的数值, 算法中所用目标函数为

$$f = \sum_{i=1}^N \{(i_{sd}(k) - \hat{i}_{sd}(k))^2 + (i_{sq}(k) - \hat{i}_{sq}(k))^2\} \quad (18)$$

### 3.2 仿真实验

为了验证本文所提方法的有效性, 在 Matlab/Simulink 中搭建感应电机多参数辨识系统的仿真模型, 系统框图如图 3 所示。系统中感应电机的控制策略为间接矢量控制, 而 TCFA 多参数辨识模块的输入信号分别为  $u_d$ ,  $u_q$ ,  $i_d$ ,  $i_q$  和  $\omega_r$ 。当电机启动后, 辨识模块以  $100 \mu s$  的采样周期, 采集 1 000 组上述数据。在仿真实验部分加入基本 PSO, CLSPSO<sup>[15]</sup>、基本 FA 这 3 种算法作为参照。仿真所用感应电机的待辨识参数真实值和辨识范围以及部分其他参数如表 3 所示。

算法参数设置方面: 4 种算法的种群规模和最大迭代次数都统一设置为 30 和 200。FA、CLSPSO、TCFA 的其余参数均设置成与上文 2.6 节中相同, 而新加入对比的基本 PSO 的加速度系数和惯性权重均设置成与 CLSPSO 相同。

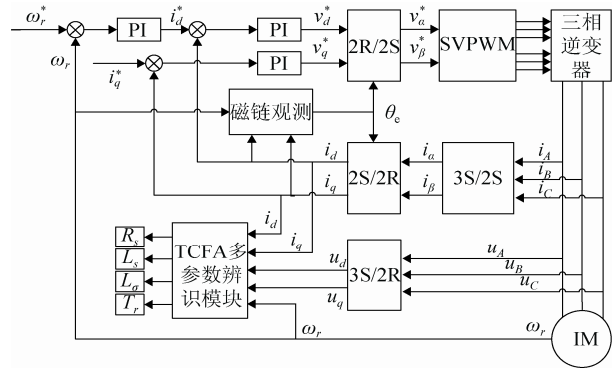


图 3 基于 TCFA 的电机参数辨识框图

表 3 电机相关参数真实值与辨识范围

参数名称	真实值	辨识范围
定子电阻 $R_s/\Omega$	0.300	0~0.8
定子电感 $L_s/mH$	41.00	0~100
转子时间常数 $T_r/s$	0.164 8	0~0.5
漏感 $L_\sigma/mH$	4.030	0~10
转动惯量/kg·m <sup>2</sup>	0.1	/
摩擦系数	0.02	/
极对数	2	/

为避免实验中可能出现的偶然性, 分别使用这 4 种算法对感应电机进行 20 次参数辨识, 记录 20 次辨识的最优值、最差值、平均值和标准差作为最终的测试结果进行比较和分析。

### 3.3 实验结果与分析

表 4~5 分别给出了感应电机在转速  $\omega^* = 400 r/min$ , 负载转矩  $TL=20 N \cdot m$  的情况下, 4 种算法对感应电机  $R_s$ ,  $L_s$ ,  $L_\sigma$ ,  $T_r$  的辨识结果和目标函数的计算情况。

表 4 4 种算法 20 次辨识情况比较

算法	参数	$R_s/\Omega$	$L_s/mH$	$L_\sigma/mH$	$T_r/S$
	真实值	0.300	41.00	4.030	0.164 8
PSO	辨识值	0.301 570	49.054 3	4.314 83	<b>0.168 735</b>
	误差/%	0.523 3	19.644 6	7.067 7	<b>2.387 7</b>
CLSPSO	辨识值	0.302 680	42.148 4	3.502 35	0.148 645
	误差/%	0.893 3	2.801 0	13.093 1	9.802 6
FA	辨识值	0.325 380	44.385 3	4.104 45	0.149 443
	误差/%	8.460 0	8.256 8	1.847 4	9.318 4
TCFA	辨识值	<b>0.299 050</b>	<b>40.696 1</b>	<b>3.986 80</b>	0.160 693
	误差/%	<b>0.316 7</b>	<b>0.741 2</b>	<b>1.072 0</b>	2.492 3

表 5 4 种算法目标函数计算情况

算法	最优值 ( $\log_{10}$ )	最劣值 ( $\log_{10}$ )	平均值 ( $\log_{10}$ )	标准差
PSO	0.688 2	2.826 2	2.105 6	0.582 8
CLSPSO	0.208 7	3.162 5	1.999 1	0.633 3
FA	0.407 8	3.124 9	2.055 1	0.845 3
TCFA	<b>0.132 1</b>	<b>0.517 6</b>	<b>0.179 8</b>	<b>0.070 7</b>

从表 4 可知, 在 20 次辨识测试中相较于 PSO、CLSPSO 和 FA 算法, TCFA 所辨识出的  $R_s$ 、 $L_s$  和  $L_\sigma$  都是最接近真实值的, 而且 4 个参数的辨识误差都控制在了 2.5% 以内, 完全能够满足控制系统对感应电机参数的精度要求。反观 PSO 和 CLSPSO 算法, 它们都对一个或多个参数辨识失败, 其中 PSO 对  $L_s$  的辨识误差达到了 20%。虽然 FA 对 4 个参数的辨

识误差都控制在了 10% 以内, 但这种参数精度难以满足高性能控制系统的要求。另外可以从表 5 看出, TCFA 的目标函数无论是最优值、最劣值、平均值还是标准差都是最优的, 说明 TCFA 拥有较强的收敛性和稳定性。图 4~5 则给出了 4 种算法在 20 次辨识测试中, 4 个参数的辨识情况和目标函数的变化情况。可以看出, TCFA 的收敛速度同样是 4 种算法中最优的, 能够在较短时间内对上述 4 个电机参数作出较为精确的辨识。

为了不失一般性, 下面在感应电机的不同工况下使用上述 4 种算法对感应电机参数进行辨识, 表 6 给出了辨识结果。

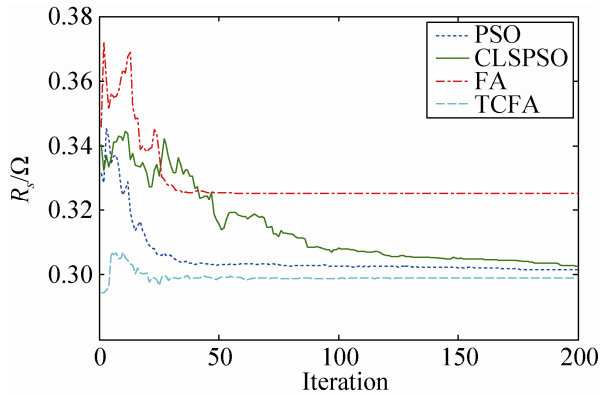
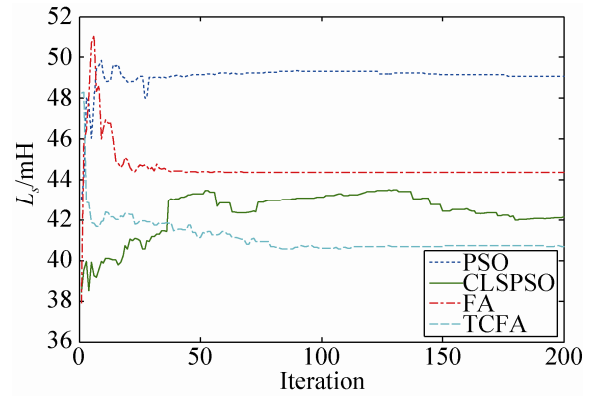
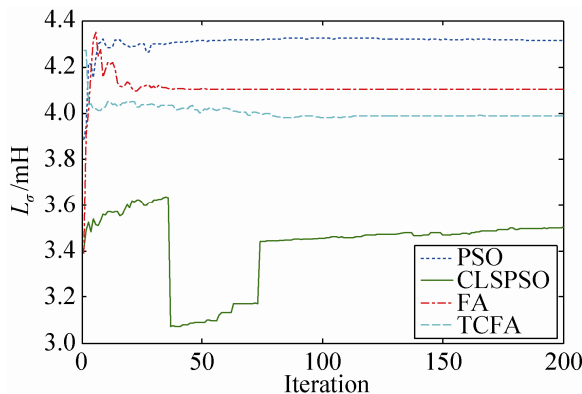
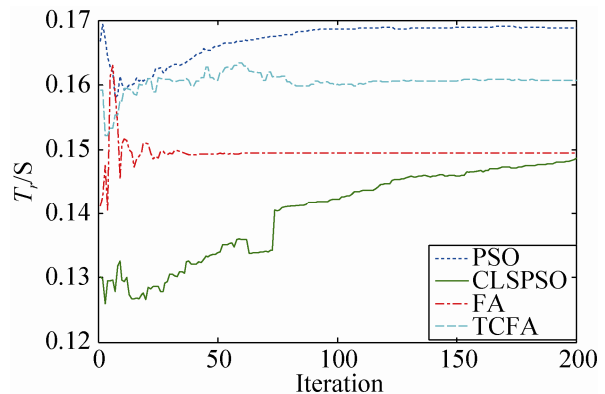
(a) 定子电阻  $R_s$  平均辨识曲线(b) 定子电感  $L_s$  平均辨识曲线(c) 漏感  $L_\sigma$  平均辨识曲线(d) 转子时间常数  $T_r$  平均辨识曲线

图 4 感应电机参数平均辨识曲线

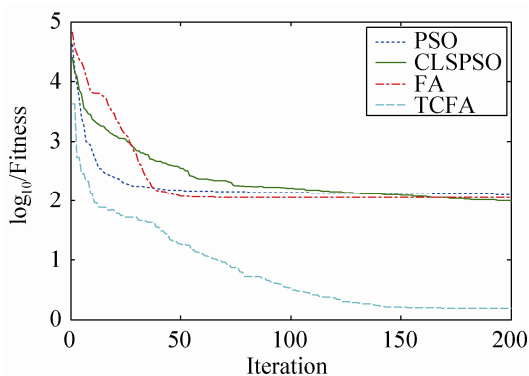


图 5 目标函数 Fitness 平均变化曲线

从表 6 中可知,在电机的 4 种不同工况下,TCFA 的辨识结果总体上都是最优的,虽然出现了部分参数在 4 种算法中辨识结果不是最优,但也都得出了较为精确的结果。从 TCFA 在 4 种不同的工况下的辨识结果来看,TCFA 对转矩变化并不敏感,但当转速降低时,其对  $L_s$  和  $T_r$  的辨识精度有所下降,但也能控制在 4.5%以内,由此可见本文所提方法具有较强的收敛性和鲁棒性,能够在感应电机工作于不同工况时对上述参数进行较为精确的辨识。

表 6 4 种算法在电机不同工况下的辨识结果

工作状态	参数	$R_s/\Omega$	$L_s/mH$	$L_\sigma/mH$	$T_r/s$
	真实值	0.300	41.00	4.030	0.1648
	算法	辨识值	辨识值	辨识值	辨识值
$\omega=400$ r/min $T_l=15$ N.m	PSO	<b>0.300 833</b>	46.705 4	4.235 14	<b>0.167 489</b>
	CLSPSO	0.304 167	41.872 0	3.663 71	0.152 488
	FA	0.326 713	44.835 0	4.113 27	0.152 208
	TCFA	0.301 050	<b>40.621 2</b>	<b>3.978 38</b>	0.160 405
$\omega=400$ r/min $T_l=25$ N.m	PSO	0.301 958	46.227 0	4.387 05	0.173 348
	CLSPSO	0.302 332	42.043 4	3.743 88	0.145 935
	FA	0.331 503	44.489 4	4.109 50	0.146 554
	TCFA	<b>0.300 770</b>	<b>39.963 3</b>	<b>4.002 40</b>	<b>0.158 972</b>
$\omega=300$ r/min $T_l=20$ N.m	PSO	0.302 193	49.486 2	4.335 64	<b>0.167 677</b>
	CLSPSO	0.303 833	42.187 1	3.427 88	0.146 023
	FA	0.319 747	43.945 9	4.127 07	0.145 852
	TCFA	<b>0.299 040</b>	<b>39.170 2</b>	<b>3.971 34</b>	0.157 727
$\omega=500$ r/min $T_l=20$ N.m	PSO	0.303 907	50.950 3	4.179 45	0.169 109
	CLSPSO	<b>0.300 231</b>	<b>41.444 7</b>	3.857 67	0.153 345
	FA	0.324 933	43.167 3	4.099 29	0.151 102
	TCFA	0.301 00	40.541 7	<b>4.010 05</b>	<b>0.161 024</b>

### 4 结论

针对传统感应电机参数辨识方法中存在的可辨识参数少、辨识精度低等缺陷,本文提出了一种基于 TCFA 算法的感应电机多参数辨识方法。该方法能够同时辨识  $R_s$ ,  $L_s$ ,  $L_\sigma$  和  $T_r$  四个电机参数。为了提高对上述参数的辨识精度,本文将所提的 TCFA 算法融入混沌理论与禁忌搜索的思想来克服基本 FA 算法收敛精度低、易于陷入局部最优的不足。最后,通过仿真实验和与其他 3

种算法的比较说明了其有效性,并且进一步证明了其能在感应电机的不同工况下表现出良好的收敛性和鲁棒性,具有实用性。

### 参考文献:

- [1] 余海龙. 电动机能效与节电技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
- [2] Toliyat H, Levi E, Raina M. A review of RFO induction motor parameter estimation techniques [J]. Energy conversion, IEEE Transactions on (S0885-8969), 2003, 18(2): 271-283.
- [3] Barut M, Bogosyan S, Gokasan M. Experimental

- evaluation of braided EKF for sensorless control of induction motors [J]. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on* (S0278-0046), 2008, 55(2): 620-632.
- [4] 张虎, 李正熙, 童朝南. 基于递推最小二乘算法的感应电动机参数离线辨识 [J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(18): 79-86.
- [5] 赵海森, 杜中兰, 刘晓芳, 等. 基于递推最小二乘法与模型参考自适应法的鼠笼式异步电机转子电阻在线辨识方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(30): 5386-5394.
- [6] Mapelli F L, Bezzolato A, Tarsitano D. A rotor resistance MRAS estimator for induction motor traction drive for electrical vehicles [C]// *Electrical Machines (ICEM), 2012 XXth International Conference on*. USA: IEEE, 2012: 823-829.
- [7] 刘朝华, 章兢, 李小花, 等. 免疫协同微粒群进化算法的永磁同步电机多参数辨识模型方法 [J]. *自动化学报*, 2012, 38(10): 1698-1708.
- [8] Abdelhadi B, Benoudjit A, Nait-Said N. Application of genetic algorithm with a novel adaptive scheme for the identification of induction machine parameters [J]. *Energy Conversion, IEEE Transactions on* (S0885-8969), 2005, 20(2): 284-291.
- [9] 李华德. 交流调速控制系统 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [10] Yang X S. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation [J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation* (S1758-0374), 2010, 2(2): 78-84.
- [11] Gandomi A H, Yang X S, Talatahari S, et al. Firefly algorithm with chaos [J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* (S1007-5704), 2013, 18(1): 89-98.
- [12] El-Gohary A, Al-Ruzaiza A S. Chaos and adaptive control in two prey, one predator system with nonlinear feedback [J]. *Chaos, Solitons & Fractals* (S0960-0779), 2007, 34(2): 443-453.
- [13] 张浩, 张铁男, 沈继红, 等. Tent 混沌粒子群算法及其在结构优化决策中的应用 [J]. *控制与决策*, 2008, 23(8): 857-862.
- [14] Glover F. Tabu Search—Part I [J]. *Inform Journal on Computing* (S1091-9856), 1989, 1(3): 190-98.
- [15] He Y, Yang S, Xu Q. Short-term cascaded hydroelectric system scheduling based on chaotic particle swarm optimization using improved logistic map [J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* (S1007-5704), 2013, 18(7): 1746-1756.

(上接第 1260 页)

## 4 结论

本文从重构伺服特征与改造 IBVS 控制器两方面考虑, 给出了一种融合三维特征与传统 IBVS 的模型化视觉伺服方法, 建立了视觉伺服系统仿真模型。从误差鲁棒性和空间运动稳定性两个方面对系统进行了分析比较, 实验结果表明, 这种方法在保证传统 IBVS 方法对于标定噪声鲁棒的前提下, 克服了摄像机退化等空间扭曲问题, 同时保证了图像空间和笛卡尔空间的可控性。

## 参考文献:

- [1] Wang HongBin, Liu Mian. Design of Robotic Visual Servo Control Based on Neural Network and Genetic Algorithm [J]. *International Journal of Automation and Computing* (1476-8186), 2012, 9(1): 24-29.
- [2] 张焯, 邢超, 张科. 基于视觉伺服的飞行器交会对接技术 [J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2013, 43(1): 50-54.
- [3] 薛广月, 任雪梅. 基于任务空间的无标定视觉机械臂自适应跟踪控制 [J]. *控制与决策*, 2013, 28(7): 1060-1065.
- [4] 王婷婷, 刘国栋. 基于图像视觉伺服的 PDC 控制方法 [J]. *控制工程*, 2013, 20(2): 334-337.
- [5] 董志丹, 刘士荣, 姜宏超. 基于图像矩和矢量积法的六自由度机械臂视觉伺服控制 [J]. *上海理工大学学报*, 2013, 3: 33-37..
- [6] 孟中杰, 蔡佳, 胡仄虹, 等. 空间绳系机器人超近距离视觉伺服控制方法 [J]. *宇航学报*, 2015, 36(1): 41-46.
- [7] 李海鹏, 邢登鹏, 张正涛, 等. 宏微结合的多机械手微装配机器人系统 [J]. *机器人*, 2015, 37(1): 35-39.
- [8] 张国亮, 王捷, 刘宏. 大范围视觉伺服方法在空间机器人上的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2009, 43(1): 85-89.