

电动负载模拟器摩擦模型参数辨识方法^{*}

李成成¹, 王广林², 潘旭东², 李跃峰²

(1. 兰州交通大学机电工程学院 兰州, 730070) (2. 哈尔滨工业大学机电工程学院 哈尔滨, 150001)

摘要 为实现电动负载模拟器的高精度控制, 针对负载模拟器运行中受到的摩擦力影响问题, 提出基于改进布谷鸟算法(improved cuckoo search algorithm, 简称 ICSA)的摩擦模型参数辨识方法。首先, 搭建了电动负载模拟器试验样机, 建立了动力学数学模型, 并引入一种连续摩擦模型代替传统不连续摩擦模型; 其次, 将布谷鸟算法(cuckoo search algorithm, 简称 CSA)进行改进, 在辨识中自动调整判定概率和步长的数值, 提高了收敛速度和收敛精度; 然后, 通过逐点试验的方法得到了负载模拟器角速度范围为 $[-1, 1]$ rad/s 的摩擦力数据, 并利用 ICSA 算法对摩擦模型进行辨识; 最后, 进行了验证试验。试验结果表明: ICSA 算法能准确快速地辨识出连续摩擦模型的 6 个参数, 且收敛速度快、准确性高; 当迭代达到最大迭代次数时, ICSA 算法的目标函数值较 CSA 算法减小了 45.2%。

关键词 电动负载模拟器; 改进布谷鸟算法; 连续摩擦模型; 参数辨识

中图分类号 TM351; TH69

引 言

负载模拟器是一种重要的半实物仿真设备, 其主要功能是模拟飞机、火箭等飞行器舵机在测试中舵轴受到的期望力矩, 从而实现在地面进行舵机各项技术指标检测的目的。负载模拟器能将具有破坏性的空中全实物检测转换为地面试验室中的半实物检测, 从而达到的缩短舵机开发周期、降低开发成本和提高可靠性的目的。按照能量来源, 负载模拟器可以分为电液负载模拟器、气动负载模拟器和电动负载模拟器。与其他两种负载模拟器相比, 电动模拟器在小力矩情况下具有稳定性强、精度高和可靠性好等优点^[1-3]。由于负载模拟器一般按照双向摆动状态运行, 运行过程中所受摩擦力在动静摩擦力之间反复交替, 因而对于具有高精度加载要求的电动负载模拟器而言, 摩擦力的影响是不能忽视的。因此, 为了提高电动负载模拟器的力矩加载精度, 需要对其运行过程中受到的摩擦力影响的问题展开研究。

经典摩擦模型一般从静态角度推导运动速度与摩擦力的关系, 主要方法包括 Dahl 模型^[4]、Leuven 模型^[5]、LuGre 模型^[6]和 Generalized Maxwell-Slip

模型^[7]等; 然而上述模型都是不连续的摩擦模型。不连续的或者分段连续的摩擦模型会使控制器变的复杂且会增加系统的不稳定, 不能满足负载模拟器高精度的力矩加载要求。因此, 笔者引入一种连续可微的摩擦模型替代传统不连续摩擦模型。

Yang 等^[8]提出的 CSA 算法同 PSO, GA 等算法类似, 都属于启发式的搜索算法, 但是 CSA 算法较其他启发式算法具有先天的优势。CSA 算法有效克服了上述启发式算法容易陷入局部最优的缺陷, 提高了收敛速度, 降低了计算量。近年来 CSA 算法被广泛应用在图像识别^[9]、参数辨识^[10]、控制理论^[11]及医疗卫生^[12]等领域, 但是由于 CSA 算法的判定概率 p_a 及搜索步长 S 在整个搜索过程中为固定数值, 影响了 CSA 算法搜索性能的进一步提高。笔者针对电动负载模拟器运行过程中受到的摩擦力影响的问题, 采用连续摩擦模型, 提出一种改进 CSA 算法的电动负载模拟器连续摩擦模型参数辨识方法。该方法根据总的迭代次数和当前迭代次数自动调整判定概率 p_a 和搜索步长 S 的数值, 平衡了收敛速度和搜索精确度之间的矛盾关系, 提高了 CSA 算法的收敛速度和搜索精度, 并通过仿真和试验验证了该方法的有效性和准确性。

^{*} 哈尔滨工业大学科研创新基金资助项目(HIT. NSRIF. 2015053); 中国博士后科研基金资助项目(2014M561340)
收稿日期: 2018-06-14; 修回日期: 2019-01-09

1 试验样机和数学模型

1.1 试验样机的建立

本研究进行参数辨识的数据来源于图 1 所示的试验台。该试验台为笔者自行设计的电动负载模拟器试验样机,其中:执行机构为伦茨永磁同步伺服电机 MCS14L1,额定力矩为 40 Nm,驱动器为伦茨配套的 9400Highline,舵机为航天某所研制的弹用舵机,额定力矩为 40 Nm,最大摆角为±30°;舵机角度传感器为雷尼绍 RGH20 圆光栅,与其配套使用的计数器板卡为研华 PCI-1784,加载系统角速度由 9400Highline 驱动器反馈,扭矩传感器为北京中航科电 ZH07;被加载舵机驱动器内置 PID 位置闭环控制器;工控机为研华 IPC610L,模拟量输入输出分别采用研华 PCL-818HD 和研华 PCI-1720。各个器件主要参数见表 1。

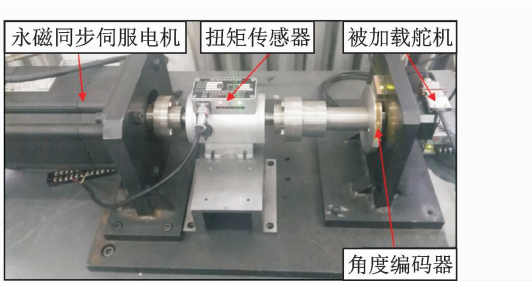


图 1 电动负载模拟器试验台
Fig. 1 Experimental setup of ELS

表 1 试验样机的主要部件参数
Tab. 1 Main component of the test rig

部件		技术参数
伺服电机	数量	1
	额定力矩/(N·m)	40
	额定转速/(r·min ⁻¹)	1 400
舵机	数量	1
	摆角范围/(°)	0~360
	额定力矩/(N·m)	40
扭矩传感器	数量	1
	量程/(N·m)	-50~+50
	精度/(N·m)	0. 01
角度传感器	数量	1
	型号	Renishaw RGH20
	精度/(")	20
A/D 卡	型号	AdvantechPCL-818HD
D/A 卡	型号	Advantech PCI-1720
计数器卡	型号	Advantech PCI-1784
工控机	型号	ICP 610L

1.2 数学模型

笔者采用永磁同步伺服电机作为电动负载模拟器的执行元件,驱动模式为电流反馈型脉宽逆变。在磁路不饱和、定子三相电流产生的空间磁势和转子磁通按正弦分布的理想情况下,不考虑转子磁场的凹极效应,并且永磁同步电机采用 $i_d = 0$ 控制模式的情况下,电动负载模拟器的动力学模型可描述为

$$J_m \frac{d \omega_m}{dt} = T_l - T_m - B_m \omega_m - T_f \tag{1}$$

其中: J_m 为电机转子和加载轴的综合转动惯量,本研究中 J_m 取值为 0. 012 35 kgm²; B_m 为阻尼和黏性摩擦因数; ω_m 为加载电机的角速度; T_l 为扭矩传感器的输出力矩值; T_m 为电机驱动力矩; K_m 为输入控制电压 u 和驱动力矩 T_m 之间的比例系数, $T_m = K_m u$,本研究 $T_m = 0$; T_f 为库伦摩擦力值。

当 $T_m = 0$ 时,传感器输出扭矩为 $J_m \frac{d \omega_m}{dt} + B_m \omega_m + T_f$, $B_m \omega_m + T_f$ 表示总的摩擦力大小。

1.3 非线性连续摩擦模型

具有死区和库伦摩擦等明显非线性特点的系统在单一运行速度情况下可以用线性模型来表示^[13]。但是,如果系统运行在双向摆动的状态下,且系统控制精度要求很高,那么系统死区和库伦摩擦的影响就不能被忽略。通过对目前的几种摩擦模型的分析,笔者选择一种连续可微的摩擦模型来描述负载模拟器运行过程中的摩擦特性。该摩擦模型主要是为了解决高精度控制系统中传统摩擦模型不连续造成的控制器不连续和系统稳定性差的问题^[14]。该摩擦模型的表达式为

$$f(\dot{q}) = \gamma_1 (\tanh(\gamma_2 \dot{q}) - \tanh(\gamma_3 \dot{q})) + \gamma_4 \tanh(\gamma_5 \dot{q}) + \gamma_6 \dot{q} \tag{2}$$

- 其中: $\gamma_i \in R \forall i = 1, 2, \dots, 6$ 为未知的正常数。
- 式(2)中所示的连续摩擦模型具有如下的特性:
- 1) 该摩擦模型为对称摩擦模型;
 - 2) 静摩擦因数可以用 $\gamma_1 (\tanh(\gamma_2 \dot{q}) - \tanh(\gamma_3 \dot{q})) + \gamma_4 \tanh(\gamma_5 \dot{q})$ 表示;
 - 3) 其中 $\tanh(\gamma_2 \dot{q}) - \tanh(\gamma_3 \dot{q})$ 表示 Stribeck 效应,当系统运动速度从原点开始逐渐增加时,摩擦因数从静态摩擦因数开始逐渐降低;
 - 4) $\gamma_6 \dot{q}$ 表示黏性阻尼摩擦;
 - 5) 库伦摩擦存在于没有黏性阻尼摩擦的情况下,并用 $\gamma_4 \tanh(\gamma_5 \dot{q})$ 来表示。

该连续摩擦模型共有 6 个待辨识参数,且为非线性模型。笔者采用启发式优化算法——CSA 算法,将参数辨识问题转化为非线性系统优化问题^[15]。

2 基于改进 CSA 算法的参数辨识

2.1 Lévy 飞行机制的布谷鸟搜索方法

CSA 算法的实质是布谷鸟如何通过 Lévy 飞行机制和寄生育雏的方式寻找到一个最优的鸟巢来免费孵化自己的卵。在自然界中,布谷鸟用一种随机的或者近似随机的方式来寻找寄生鸟巢的位置。为了模仿布谷鸟的这种搜索方式,在寻找鸟巢的过程中,有以下理想化假设:①每一个布谷鸟同时只产一个卵,且将它的卵放在一个随机选择的鸟巢中;②适合产卵的最好的鸟巢会被继承到下一代;③可供选择的鸟巢的数量是固定的,且布谷鸟所产的卵被鸟巢主人发现的几率为 $p_a \in [0,1]$ 。一旦卵被发现,鸟巢主人就会放弃这个鸟巢去建立一个新的鸟巢,这个卵也就被遗弃了,即所有的鸟巢都有 p_a 的几率被替换为新的鸟巢^[16-17]。

算法的初始化包括设置变量维数,鸟巢数量 $X_0 = (x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0)$,卵被发现的几率 p_a 以及最大迭代次数或者迭代精度等等。此外,需要设计一个目标函数。

式(3)表示在算法中搜索下一代鸟巢位置的方式,以 Lévy 飞行机制产生下一代鸟巢的位置

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus \text{levy}(\lambda) \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (3)$$

其中:运算符 $\oplus$ 表示逐次相乘; $\alpha > 0$ 为步长控制因子;levy(λ) 为列维飞行机制。

旧鸟巢替换原则如下:选择一个服从均匀分布的随机数 $\epsilon \in [0,1]$,如果 $\epsilon > p_a$,那么产生一个新的鸟巢替代旧鸟巢;否则,旧鸟巢被保留。

最优鸟巢判定原则如下:将每一个鸟巢输入目标函数,将使得目标函数值最小的那一个鸟巢作为本次最优鸟巢,并与所设定的迭代精度对比;如果目标函数值小于所设定的迭代精度,迭代结束;否则,继续下一次迭代优化,直到达到迭代精度或者完成迭代次数。

2.2 改进 CSA 算法

2.2.1 判定概率 p_a 的调整策略

在 CSA 算法中,是否产生一个新的鸟巢是由随

机数 ϵ 和判定概率 p_a 共同决定的,因此最终的优化结果是受到判定概率 p_a 的影响。笔者通过多次试验和计算发现:如果 p_a 太小,算法收敛速度加快但很难收敛到最优解;相反,如果 p_a 过大,算法的收敛速度缓慢。根据这一规律,应该在优化前期取较小的 p_a 加快收敛速度,优化后期取较大的 p_a 提高搜索精度。笔者提出了如式(4)所示的 p_a 调整策略

$$p_a(t) = p_{a,\max} + (p_{a,\min} - p_{a,\max}) e^{-r_1 (t/t_{\max})^{p_1}} \quad (4)$$

其中: $p_{a,\max}$ 和 $p_{a,\min}$ 为判定概率的最大值和最小值,分别取 0.75 和 0.05; t 为当前迭代次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数; r_1 为限制因子,本研究取值为 10; p_1 为一个整数,本研究 中取值为 10。

2.2.2 迭代步长 S 的调整策略

通过分析 CSA 算法可以发现,迭代步长 S 对算法能否达到全局最优解及设定的搜索精度起到关键的作用。较大的迭代步长能够帮助算法跳出局部最优,同时也会降低搜索精度和收敛速度;相反,较小的迭代步长容易获得局部最优解。因此,关键点是如何找到一个合适的迭代步长以避免获得局部最优,同时提高收敛速度和搜索精度。笔者提出了如式(5)所示的迭代步长调整策略

$$S(t) = S_{\min} + (S_{\max} - S_{\min}) e^{-r_2 (t/t_{\max})^{p_2}} \quad (5)$$

其中: $S_{\min}$ 和 $S_{\max}$ 分别为迭代步长的最大值和最小值,分别取 0.01 和 0.5; r_2 为限制因子,本研究取值为 100; t 为当前迭代次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数; p_2 为一个整数,本研究取值为 10。

2.2.3 标准函数的仿真测试

为了验证笔者提出的改进 CSA 算法的有效性,进行了仿真验证测试。选取 7 个常用的全局最优测试函数进行仿真验证,这 7 个测试函数分别如下:

1) Schwefel 函数

$$f_1 = 418.982 9n - \sum_{i=1}^n x_i \sin \sqrt{|x_i|} \quad (-500 \leq x_i \leq 500)$$

2) Rosenbrock 函数

$$f_2 = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (-2.048 \leq x_i \leq 2.048)$$

3) Griewank 函数

$$f_3 = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4\,000} - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1 \quad (-600 \leq x_i \leq 600)$$

4) Rastrigin 函数

$$f_4 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)] + 10n$$
$$(-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$$

5) Sphere 函数

$$f_5 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$$

6) Drop-wave 函数

$$f_6 = -\frac{1 + \cos(12\sqrt{x_1^2 + x_2^2})}{0.5(x_1^2 + x_2^2) + 2}$$
$$(-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$$

7) Branin 函数

$$f_7 = (x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6)^2 +$$
$$10(1 - \frac{1}{8\pi})\cos x_1 + 10$$
$$(-5 \leq x_1 \leq 10, 0 \leq x_2 \leq 15)$$

Schwefel 函数在其定义域内有許多局部最小和一个全局最小值 $f_1(X^*)=0, X^*=420.968\ 7, \cdots, 420.968\ 7$; Rosenbrock 函数有一个全局最小值 $f_2(X^*)=0, X^*=1, \cdots, 1$; Griewank 函数有許多规则分布的局部最小值和一个全局最小值 $f_3(X^*)=0, X^*=0, \cdots, 0$; Rastrigin 函数有很多规则分布的局部最小值, Sphere 函数有 n 个局部最小值, 且这两个函数具有相同的唯一全局最小值 $f_4(X^*)=f_5(X^*)=0, X^*=0, \cdots, 0$; Drop-wave 函数有一个全局最小值 $f_6(X^*)=-1, X^*=0, 0$; Branin 函数有 3 个相同的全局最小值 $f_7(X^*)=0.397\ 887, X^*=(\pm \pi, 2.275), (9.425, 2.425)$ 。

测试的目的是利用 ICSA 和 CSA 算法搜索所有 7 个测试函数的全局最小值, 并对 2 种算法搜索过程的指标进行对比。测试中传统 CSA 的参数设置为: 鸟巢个数 $n=25$; 判定概率 $p_a=0.25$; 步长 $S=0.03$ 。ICSA 参数见式(4)和式(5)。2 种算法分别运行 30 次, 且当迭代到达 150 次时停止。

图 2 为 7 个测试函数的某次仿真测试曲线, 从图中可以看出, ICSA 算法比传统 CSA 算法的收敛速度更快, 收敛精度更高。

表 2 为 7 个测试函数在应用 2 种算法的情况下运行 30 次搜索运算所获得的最优解、解的平均值及方差的具体数值。对比表 2 中的仿真结果可知, CSA 算法和 ICSA 算法均能成功获得全局最小值, 但是 ICSA 算法获得的最优解和解的平均值更准确。通过计算 30 次运算结果的方差可知, ICSA 算法的稳定性更好。

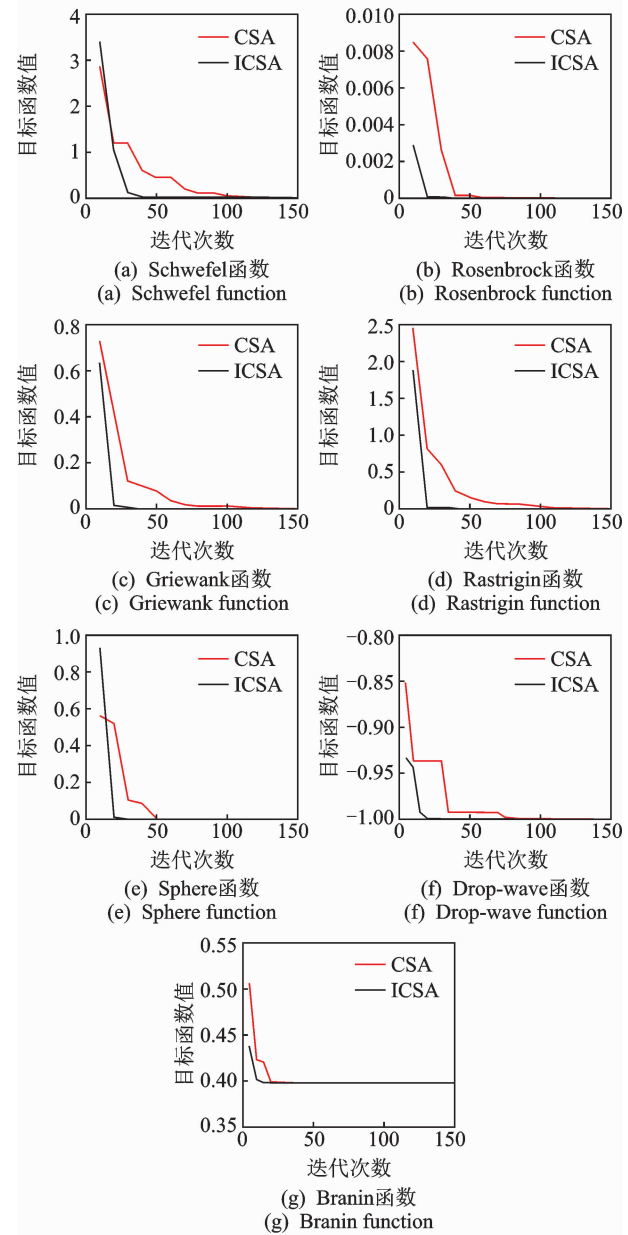


图 2 ICSA 和 CSA 算法的搜索曲线
Fig. 2 Search curves of ICS and CS algorithms

2.3 连续摩擦模型的参数辨识

2.3.1 摩擦力测量试验

连续摩擦模型的参数是通过通过对电动负载模拟器的角速度-摩擦力曲线的辨识得到。本研究中的速度-摩擦力曲线是通过具体试验获得的。在试验中, 舵机由专门的 PID 闭环控制器控制, 能保证运行过程中的角速度准确跟随输入指令。

通过式(1)可知, 当舵机按照某一角速度指令匀速运行时, 转动惯量的影响被消除且负载模拟器空载运行, 此时记录当前传感器的输出值, 即为当前摩擦力的值。因此, 舵机按照一系列的角速度指令分

表 2 不同方法获得的解的对比

Tab. 2 Comparison of solutions obtained from different algorithms

测试函数	维数	算法	最优解	平均值	方差
Schwefel 函数	2	CSA	$1.049\ 0\times10^{-4}$	$3.062\ 9\times10^{-4}$	$6.005\ 6\times10^{-4}$
		ICSA	$2.553\ 5\times10^{-5}$	$2.545\ 7\times10^{-5}$	$8.719\ 6\times10^{-16}$
Rosenbrock 函数	2	CSA	$2.323\ 8\times10^{-9}$	$1.297\ 0\times10^{-8}$	$8.234\ 0\times10^{-18}$
		ICSA	$4.219\ 5\times10^{-10}$	8.822×10^{-10}	$5.403\ 3\times10^{-20}$
Griewank 函数	2	CSA	$2.663\ 0\times10^{-5}$	$2.870\ 5\times10^{-4}$	$8.538\ 1\times10^{-7}$
		ICSA	$1.483\ 4\times10^{-7}$	$2.103\ 4\times10^{-7}$	$2.183\ 2\times10^{-13}$
Rastrigin 函数	2	CSA	$1.990\ 3\times10^{-6}$	$4.649\ 7\times10^{-5}$	$4.434\ 7\times10^{-7}$
		ICSA	$2.641\ 8\times10^{-11}$	$8.262\ 9\times10^{-10}$	$8.826\ 3\times10^{-17}$
Sphere 函数	2	CSA	$1.550\ 2\times10^{-13}$	$5.767\ 2\times10^{-13}$	$4.628\ 1\times10^{-23}$
		ICSA	$4.844\ 8\times10^{-20}$	$2.513\ 8\times10^{-19}$	$8.252\ 4\times10^{-35}$
Drop-wave 函数	2	CSA	-0.998 6	-0.997 4	$1.354\ 3\times10^{-6}$
		ICSA	-0.999 9	-0.999 8	$1.256\ 2\times10^{-8}$
Branin 函数	2	CSA	0.398 0	0.398 4	$7.768\ 1\times10^{-8}$
		ICSA	0.397 9	0.397 9	$1.241\ 1\times10^{-10}$

别做匀速运动,记录这些速度对应的摩擦力值,即可得到电动负载模拟器的速度-摩擦力曲线^[18]。

在本研究中,舵机的角速度取值范围为 $[-1, 1]$ rad/s,共进行 100 组试验,正负两侧各 50 组。为了能比较准确的反映摩擦模型的特性,在角速度为 $0\sim0.1$ rad/s 的范围内进行 25 组试验,其余 25 组试验在角速度为 $0.1\sim1$ rad/s 的范围内进行。负角速度方向对称地进行上述试验。

将得到的 100 组试验数据进行多项式曲线拟合得到的结果如图 3 所示,拟合曲线近似描述了电动负载模拟器角速度与摩擦力对应的关系。

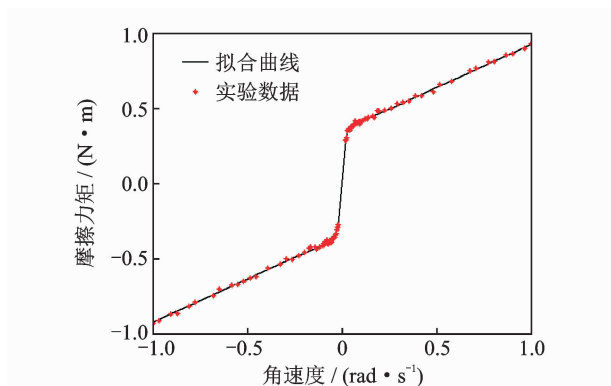


图 3 摩擦力试验数据和拟合曲线

Fig. 3 Experimental data and fitting curve of friction

2.3.2 目标函数的确定

根据式(2)可知,本研究需要辨识的连续摩擦模型的模型结构是已知的,因此参数辨识问题转化为优化问题,优化的目的是系统输出和模型输出的差值使得目标函数的函数值最小。因此,需要设计一

个适合辨识模型的目标函数,使得该函数能够描述模型输出逼近系统测量输出的程度。

待辨识的连续摩擦模型参数包括 6 个,定义这 6 个需要辨识的参数为: $\Xi=[\gamma_1\ \gamma_2\ \gamma_3\ \gamma_4\ \gamma_5\ \gamma_6]^T\in R^6$ 。定义逼近误差为

$$e(\Xi,\omega_i)\triangleq\sqrt{\sum_{i=1}^N(T_f[\omega_i]-T_\delta[\Xi,\omega_i])^2}$$

(7)

其中: $T_f[\omega_i]$ 为负载模拟器以 ω_i 的恒定速度运行时传感器输出力矩(摩擦力的值); $T_\delta[\Xi,\omega_i]$ 为负载模拟器以 ω_i 的速度运行时,根据当前辨识参数 Ξ ,通过连续摩擦模型计算得到的摩擦力值。

本研究定义的目标函数如下

$$Y\triangleq\sum_{i=1}^ie(\Xi,\omega_i)$$

(8)

2.3.3 参数辨识结果及分析

为了说明 ICSA 算法对非线性模型参数辨识的有效性及其较 CSA 算法的优势,笔者分别设计了以下 2 组试验:①以 CSA 算法为搜索方法进行辨识试验;②以 ICSA 算法为搜索方法进行辨识试验。2 组试验分别运行 30 次并计算平均值,其中 CSA 算法和 ICSA 算法的参数选择如表 3 所示。

表 4 列出了运行 30 次的 ICSA 算法和 CSA 算法的参数辨识结果的平均值。

图 4 为某次运算的 CSA 和 ICSA 对比曲线,其中:黑色实线表示传统 CSA 算法搜索过程中目标函数与迭代次数的关系曲线;红色实线表示 ICSA 算法搜索过程中目标函数与迭代次数的关系曲线。不难看出,在迭代进行的前 25 次中 ICSA 算法能快速地收敛到最优解附近,而传统 CSA 算法在迭代进行

到 75 次左右时,才收敛到与 ICSA 算法 25 次迭代附近相同的目标函数值。当迭代进行到最大迭代次数 300 次时,ICSA 算法比传统 CSA 算法具有更高的收敛精度。由表 4 可知,进行 30 次辨识运算获得的 ICSA 算法的目标函数值的平均值较 CSA 算法的目标函数值的平均值减小了 45.2%。因此,ICSA 算法比 CSA 算法收敛速度更快,且收敛精度更高。

表 3 CSA 算法和 ICSA 算法的参数选择
Tab.3 Parameter selection of CSA and ICSA

算法	$p_a(t)$	$S(t)$
CSA	0.25	0.03
ICSA	0.05→0.75	0.1→0.01

表 4 参数辨识结果
Tab.4 Parameter identification results

待辨识参数	CSA	ICSA
γ_1	0.492 8	0.516 5
γ_2	2.893 5	2.897 2
γ_3	3.010 2	2.996 4
γ_4	0.355 7	0.354 4
γ_5	45.678 9	45.587 4
γ_6	0.568 5	0.561 4
$e(\mathbf{\Xi}, \omega_r)$	3.325×10^{-3}	1.697×10^{-3}

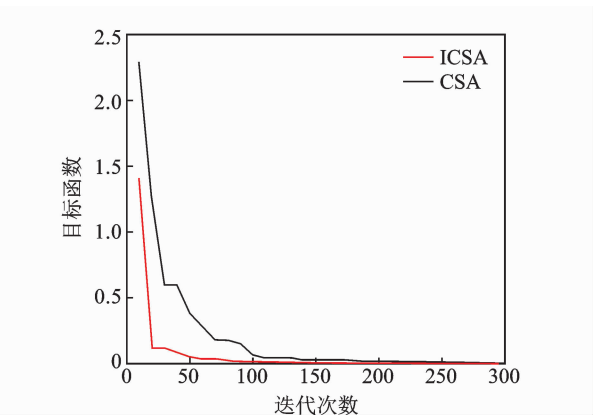


图 4 某次运算中 ICSA 算法和 CSA 算法的目标函数值
Fig.4 Objective function value of ACSA and CSA in one time

2.3.4 辨识结果验证试验

上节的试验得到了各个参数的具体数值,这些数值是否是系统参数的真实值还需要进行进一步的验证。虽然这些参数不能通过试验的方式直接获得,但是只要能验证利用这些辨识的参数得到的系统估计输出和系统测量输出吻合,就能证明辨识得到的参数是系统的真实值。

笔者设计了以下的验证试验:首先,舵机按照最

大速度 0.04 rad/s、频率 1Hz 的正弦规律运动,即 $\omega=0.04\sin(2\pi t)$ rad/s,试验样机数据采样时间为 0.001 s。由于加速度引入的力矩为 0.003 1 Nm,远远小于摩擦力的大小,可忽略,因此认为此时传感器输出的扭矩值全部为系统摩擦力;其次,将得到的各个系统辨识参数带入连续摩擦数学模型中,同时确保摩擦模型的输入与实际系统的输入相同,然后计算出摩擦力的估计值。图 5 中黑色实线表示系统实际的摩擦力测量值,红色实线表示利用 ICSA 算法得到辨识参数的摩擦力估计值,蓝色实线表示利用传统 CSA 算法得到辨识参数的摩擦力估计值。从图中可以看出,当舵机运动速度在零速度附近时,ICSA 算法和 CSA 算法的摩擦力估计值都能与测量值很好地吻合,但当舵机运动速度在最大速度附近时,ICSA 算法的摩擦力估计值能很好地与测量值吻合,而 CSA 算法的摩擦力估计值与测量值误差较大,因而证明了所设计的 ICSA 算法能更准确地获得摩擦模型的各个参数。

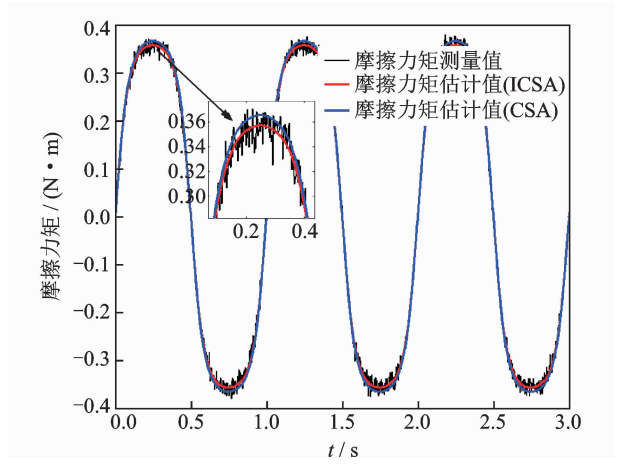


图 5 验证试验结果
Fig.5 Experimental verification

3 结 论

- 1) 电动负载模拟器具有较高的控制精度要求,传统的不连续的摩擦模型不利于负载模拟器高精度控制器的设计。为解决这个问题,引入了连续可微的摩擦模型,并针对该模型提出了改进的 CSA 算法的参数辨识方法。
- 2) 利用提出的 ICSA 算法进行辨识试验,获得了非线性摩擦模型的 6 个参数的数值。对 30 次搜索结果求平均值发现,ICSA 算法的目标函数值较 CSA 算法减小了 45.2%。通过试验验证了所提出的 ICSA 算法较大地提高了摩擦模型参数辨识的精确度和收敛速度。

3) 文中给出的判定概率 p_a 和步长 S 的调整策略仅仅表达了在辨识过程中 p_a 和步长 S 变化趋势对 CSA 算法收敛速度及收敛精度的影响,其具体数值并不一定是最优值,更优化的调整策略有待进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] WANG C W, JIAO Z X, WU S, et al. Nonlinear adaptive torque control of electro-hydraulic load system with external active motion disturbance[J]. *Mechatronics*, 2014, 24: 32-40.
- [2] WANG X J, WANG S P, ZHAO P. Adaptive fuzzy torque control of passive torque servo systems based on small gain theorem and input-to-state stability[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25: 906-916.
- [3] 郑大可, 许宏光. 摩擦加载式电液负载模拟器力矩加载试验[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49(1): 66-71.
ZHENG Dake, XU Hongguang. Torque tracking experiment of a friction based electro-hydraulic load simulator[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2017, 49(1): 66-71. (in Chinese)
- [4] DAHL P. Measurement of solid friction parameters of ball bearings [C] // *Proceedings of the 6th Annual Symposium on Incremental Motion, Control Systems and Devices*. [S. l.]: University of Illinois, 1977: 49-60.
- [5] SWEVERS J, AL-BENDER F, GANSEMAN C, et al. An integrated friction model structure with improved pre sliding behavior for accurate friction compensation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(4): 675-686.
- [6] CANUDAS C, LISCHINSKY P. Adaptive friction compensation with partially known dynamic friction model[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 1997, 11(1): 65-80.
- [7] AL-BENDER F, LAMPAERT V, SWEVERS J. The generalized Maxwell-slip model: a novel model for friction simulation and compensation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(11): 1883-1887.
- [8] YANG X, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights[C] // *Proceedings of 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*. Coimbatore, India: [s. n.], 2009: 210-214.
- [9] SHILPA S, SHYAM L, CHINTALA S, et al. A novel adaptive cuckoo search algorithm for contrast enhancement of satellite images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3665-3676.
- [10] GOTMARE A, PATIDAR R, GEORGE N. Nonlinear system identification using a cuckoo search optimized adaptive Hammerstein model[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42: 2538-2546.
- [11] ABDELAZIZ A, ALI E. Cuckoo search algorithm based load frequency controller design for nonlinear interconnected power system[J]. *Electrical Power and Energy Systems*, 2015, 73: 632-643.
- [12] MOHAPATRA P, CHAKRAVARTY S, DASH P K. An improved cuckoo search based extreme learning machine for medical data classification[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2015, 24: 25-49.
- [13] KARA T, EKER I. Nonlinear modeling and identification of a DC motor for bidirectional operation with real time experiments [J]. *Energy Conversion and Management*, 2004, 45: 1087-1106.
- [14] MAKKAR C, DIXON W, SAWYER W, et al. A new continuously differentiable friction model for control systems design[C] // *International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Monterey, California, USA: [s. n.], 2005: 24-28.
- [15] DU X J, WANG J L, VEERIAH J, et al. Parameter estimation of activated sludge process based on an improved cuckoo search algorithm[J]. *Bioresource Technology*, 2018, 249: 447-456.
- [16] LI X T, YIN M H. Parameter estimation for chaotic systems using the cuckoo search algorithm with an orthogonal learning method [J]. *Chinese Physics B*, 2012, 21(5): 3238-3245.
- [17] YANG X, DEB S. Engineering optimization by Cuckoo search[J]. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 2010, 1(4): 330-43.
- [18] SUNG H K. Dynamic friction parameter identification method with LuGre model for direct-drive rotary torque motor[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 6929457.



第一作者简介: 李成成,男,1986年8月生,博士生。主要研究方向为非线性系统辨识、非线性系统鲁棒控制等。曾发表《H infinity output tracking control of uncertain and disturbed nonlinear systems based on neural network model》(《International Journal of Systems Science》2017, Vol. 48, No. 10)等论文。
E-mail: lcc444162@126.com

