

基于混沌蜂群算法的小型无人直升机系统辨识^{*}

丁力^{1,3}, 吴洪涛¹, 姚裕², 马瑞¹

(1. 南京航空航天大学机电学院 南京, 210016) (2. 南京航空航天大学航空宇航学院 南京, 210016)

(3. 江苏理工学院机械工程学院 常州, 213001)

摘要 针对小型无人直升机在悬停状态下飞行动力学模型的系统辨识问题,提出了一种基于混沌蜂群算法(chaotic artificial bee colony algorithm,简称CABC)的辨识方法。由于直升机的数学模型是非线性的,因此用小扰动理论对其线性化,得到纵横方向待辨识的解耦模型;进一步将系统辨识问题转变成优化问题,以蜂群为搜索单位,通过群体之间的信息交流与优胜劣汰机制,使得蜂群向更优方向进化;利用混沌算子来改进侦察蜂的搜索机制,使得人工蜂群算法脱离局部最优束缚,获得更强的全局寻优能力。根据无人直升机实际飞行试验数据,对辨识获得的模型进行了分析与验证,结果表明,采用该辨识方法,估计出了解耦模型中的未知参数,与遗传算法和传统人工蜂群算法相比,所提算法的辨识精度更高。

关键词 小型无人直升机; 系统辨识; 人工蜂群算法; 混沌算子

中图分类号 TP242

引言

小型无人直升机是一种典型的空中机器人,具有定点悬停、垂直起降和低速巡航等能力,在军用和民用领域得到了广泛的应用,近年来一直是研究的热点^[1-3]。然而,由于它是一个多输入多输出(multiple input multiple output,简称MIMO)、强耦合、多变量、不稳定的非线性系统,为了实现其高精度的控制,需要建立准确的直升机动力学模型。

直升机模型获取的方式主要有两种:机理建模与辨识建模。机理建模需要丰富的直升机专业知识和精密的测量仪器,并且需通过风洞试验和飞行验证对模型进行修正,实现起来较繁琐,故此方法在工程中不被推广。相比前者,辨识建模将机理建模与系统辨识相结合,具有易实现、低成本的特点。但是,由于直升机模型结构中待辨识的参数数目较多,这就给准确估计参数带来了巨大的挑战。目前,对于小型无人直升机的辨识方法主要有频域辨识和时域辨识两种。文献[4-5]利用频率响应综合辨识工具(comprehensive identification from frequency responses,简称CIFER)对直升机进行了频域辨识,但

是CIFER需要采集大量的多频段数据。对于时域辨识,Cai等^[6]采用预测误差法(prediction error modeling,简称PEM)辨识了直升机的航向模型,但PEM对参数初始化敏感,不易辨识整个直升机模型。Chen等^[7]通过改进的最小二乘法辨识了无人直升机的偏航通道,但仍未解决对其他通道的辨识。人工智能算法作为一种全局寻优的工具,被广泛应用在系统辨识中。文献[8]建立了两个解耦的线性化方程,通过自适应遗传算法(genetic algorithm,简称GA)辨识出直升机的参数,但没有解决遗传算法收敛过早问题。文献[9]将最小二乘法与遗传算法结合,提高了直升机参数辨识的精度,但仍未解决算法易陷入局部最优值问题。人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm,简称ABC)是模拟蜂群采蜜机制的基于群智能的演化技术,被成功地应用到解决函数优化^[10]、航迹规划^[11]、聚类分析^[12]等问题上。但是,与其他全局优化算法一样,传统ABC算法也易陷入局部最优值从而导致前期收敛过早、后期收敛速度变慢的问题。

为此,笔者采用ABC算法对小型无人直升机数学模型中的未知参数进行辨识,再引入混沌搜索算子来改善传统ABC算法的缺陷,提高其局部搜索能

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51375230);江苏省科技支撑计划重点资助项目(BE2013003-1, BE2013010-2);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金资助项目(kfj20160508)

收稿日期:2015-03-10;修回日期:2015-04-21

力,从而更精确地求出待辨识的参数。通过飞行试验,对该辨识方法的有效性进行了验证。

1 动力学方程

将小型无人直升机看作是刚体,利用 Newton-Euler 方程建立六自由度运动学方程组^[13]得到非线性模型,即3个沿机体坐标系的线运动方程和3个绕机体坐标系的角运动方程。根据线性化小扰动理论^[14],在悬停配平状态附近将直升机非线性模型解耦成水平和垂直方向的线性化模型

$$\delta \dot{\mathbf{X}}_{\text{hor}} = \mathbf{A}_{\text{hor}} \delta \mathbf{X}_{\text{hor}} + \mathbf{B}_{\text{hor}} \delta \mathbf{u}_{\text{hor}} \quad (1)$$

$$\delta \dot{\mathbf{X}}_{\text{ver}} = \mathbf{A}_{\text{ver}} \delta \mathbf{X}_{\text{ver}} + \mathbf{B}_{\text{ver}} \delta \mathbf{u}_{\text{ver}} \quad (2)$$

其中

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{X}_{\text{hor}} = [u \ v \ \theta \ \varphi \ q \ p]^T \\ \mathbf{u}_{\text{hor}} = [u_{\text{lat}} \ u_{\text{lon}}]^T \\ \mathbf{X}_{\text{ver}} = [w \ r]^T \\ \mathbf{u}_{\text{ver}} = [u_{\text{col}} \ u_{\text{ped}}]^T \\ \mathbf{A}_{\text{hor}} = \begin{bmatrix} X_u & 0 & -g & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_v & 0 & g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ M_u & M_v & 0 & 0 & M_q & 0 \\ L_u & L_v & 0 & 0 & 0 & L_p \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_{\text{hor}} = \begin{bmatrix} X_{\text{lat}} & 0 \\ 0 & Y_{\text{lon}} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ M_{\text{lat}} & M_{\text{lon}} \\ L_{\text{lat}} & L_{\text{lon}} \end{bmatrix} \\ \mathbf{A}_{\text{ver}} = \begin{bmatrix} Z_w & 0 \\ N_w & N_r \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_{\text{ver}} = \begin{bmatrix} Z_m & 0 \\ N_m & N_{\text{ped}} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (3)$$

其中: θ, φ 分别为俯仰角和滚转角; u, v, w, p, q, r 分别为机体坐标系下 x, y, z 方向上的线速度和角速度; $u_{\text{lat}}, u_{\text{lon}}, u_m, u_{\text{ped}}$ 分别为横向周期变距、纵向周期变距、总距和尾桨桨距;其余20个参数为相应的动力学系数,即待辨识的参数。

2 辨识方法

2.1 ABC 辨识方法

人工蜂群算法是对蜜蜂群觅食行为的模拟,它

包括三部分:雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂。在搜索空间内的一系列需要被辨识的参数被称为蜜源,收益度则代表着蜜源质量的好坏,而最好的蜜源也就是整个辨识过程中的最优参数。算法的具体步骤如下。

1) 种群初始化。算法随机产生 $x_{ij} (i=1, 2, \dots, S_N, j=1, 2, \dots, D)$ 个解,即蜜源。其中: S_N 为雇佣蜂和跟随蜂的总和; D 为解向量的维数。蜜源由式(4)随机产生

$$x_{ij} = x_{ij}^L + \text{rand}(0, 1)(x_{ij}^U - x_{ij}^L) \quad (4)$$

其中: x_{ij}^L 和 x_{ij}^U 分别为 x_{ij} 取值的下限和上限。

2) 计算蜜源收益度。收益度由式(6)决定,保留收益度较高的一半解,并与雇佣蜂一一对应

$$F_i = \sum_{i=1}^N \frac{\|y_i - y_{\text{idcn}}\|}{\|y_i - \bar{y}\|} \quad (5)$$

$$\text{fit}_i = 1 / (1 + \sum_{i=1}^N \frac{\|y_i - y_{\text{idcn}}\|}{\|y_i - \bar{y}\|}) \quad (6)$$

其中: F_i 为目标函数; y_i 为实际飞行数据; y_{idcn} 为辨识数据; \bar{y} 为实际飞行数据的平均值; N 为采样数。

收益度 fit_i 越大,辨识参数的精度越高。

3) 雇佣蜂搜索。对当前第 T 代雇佣蜂种群中的一个目标蜜源 x_{ij}^T ,随机选择蜜源 $r \in [1, 2, \dots, S_N/2] (r \neq i)$ 逐维进行交叉搜索,产生新的蜜源 v_{ij}

$$v_{ij} = x_{ij}^T + \Phi_{ij}(x_{ij}^T - x_{rj}^T) \quad (7)$$

其中: Φ_{ij} 为-1到1的随机变量。

对新产生的蜜源 v_{ij} 和目标蜜源 x_{ij}^T 通过式(8)进行收益度比较,择优保留蜜源,以便保证算法不断向全局最优进化

$$x_{ij}^{T+1} = \begin{cases} v_{ij} & (\text{fit}(v_{ij}) > \text{fit}(x_{ij}^T)) \\ x_{ij}^T & (\text{fit}(v_{ij}) \leq \text{fit}(x_{ij}^T)) \end{cases} \quad (8)$$

4) 跟随蜂搜索。跟随蜂根据式(9)按照轮盘赌的选择方式选择已寻找到较优蜜源的雇佣蜂进行跟随

$$p_i = \text{fit}_i / \sum_{i=1}^{S_N/2} \text{fit}_i \quad (9)$$

5) 侦察蜂搜索。当搜索次数 trial 大于阈值 Limit 时,如果存在且不是当前最优解,则蜜源 x_{ij} 就会被放弃,相应的雇佣蜂也会变成侦察蜂,根据式(7)去寻找新的蜜源。

6) 求解出当前最优解并进行记录。然后返回到步骤3,使种群进化到下一代并反复循环,直到 $T = T_{\text{max}}$ 。

2.2 改进的 ABC 算法

笔者采用混沌局部搜索算子来实现侦查蜂的初

始化,该算子的基本思想是利用混沌序列的随机性和遍历性来针对最优蜜源进行局部搜索^[15-16]。混沌搜索的主要思想是根据式(10)产生混沌序列,然后通过载波方式将混沌变量值映射到优化变量的取值范围内。

$$y_{(n+1)j} = \mu y_{nj} (1 - y_{nj}) \quad (10)$$

其中: $n \in [0, T_{\max}]$; $j \in [1, D]$; $0 \leq y_{nj} \leq 1$ 且 $y_{nj} \notin \{0.25, 0.5, 0.75\}$; μ 为混沌控制参数, μ 取 4 时 Logistic 方程完全进入混沌状态。

当雇佣蜂转变成侦察蜂时,产生一个 D 维的随机向量 $y_0 = [y_{01}, y_{02}, \dots, y_{0D}]$, $y_0 \in [0, 1]$ 。向量 y_0 作为迭代的初始值,由 Logistic 方程进行混沌迭代,得到序列 y_{nj} 。

根据式(11)可得到局部最优值附近的多个邻域解,然后由载波操作将混沌变量先放大再加载到待搜索的个体变量 x_{ij} 上,从而得到经过混沌算子处理后的新个体

$$\tilde{y}_{nj} = x_{ij} + R_{ij} (2y_{nj} - 1) \quad (11)$$

首先,将迭代变量 y_{nj} 映射到优化变量 \tilde{y}_{nj} 上,其中 \tilde{y}_{nj} 是在以转变为侦察蜂的雇佣蜂所在的蜜源 x_{ij} 为中心,以 R_{ij} 为半径的区域上;然后,计算新蜜源的收益度 $fit(\tilde{y}_{nj})$,若收益度优于 $fit(x_{ij})$,则替换原蜜源。混沌蜂群算法的流程如图 1 所示。

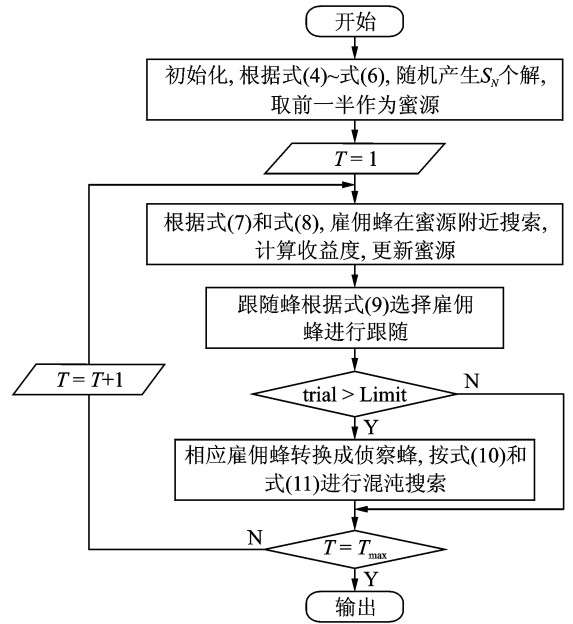


图 1 CABC 算法流程图

Fig. 1 The produce of CABC algorithm

3 标准函数测试试验

为了检测 CABC 的寻优性能,选用 5 个标准测试函数对其进行了测试,在试验中,设置算法参数为: $S_N = 20$; $Limit = 100$; $T_{\max} = 750$ 。试验结果与文献[17]中所给出的 PSO 算法、GA 算法和 ABC 算法进行了比较,如表 1 所示。

表 1 函数测试的结果

Tab. 1 Result of function test

函数	指标	PSO	GA	ABC	CABC
Sphere	平均值	3.06×10^{-2}	1.01×10^0	2.01×10^{-8}	5.38×10^{-9}
	标准差	2.54×10^{-2}	2.70×10^{-2}	6.76×10^{-8}	1.53×10^{-9}
Rastrigin	平均值	1.21×10^1	6.03×10^0	1.45×10^{-8}	3.14×10^{-8}
	标准差	3.32×10^0	1.45×10^0	5.06×10^{-8}	2.36×10^{-8}
Rosenbrock	平均值	7.74×10^1	1.04×10^2	1.36×10^{-1}	1.49×10^{-3}
	标准差	9.49×10^1	2.95×10^1	1.32×10^{-1}	7.18×10^{-3}
Ackley	平均值	1.18×10^{-6}	9.24×10^{-1}	1.60×10^{-11}	9.11×10^{-13}
	标准差	1.58×10^{-6}	2.56×10^{-1}	1.90×10^{-11}	6.30×10^{-13}
Schwefel	平均值	5.43×10^2	7.29×10^0	1.98×10^1	4.02×10^1
	标准差	3.60×10^2	2.99×10^0	4.51×10^1	5.26×10^1

由表 1 可知,对于 Sphere, Rosenbrock 和 Ackley 这 3 个函数,无论是平均值还是标准差, CABC 都优于其他算法,而且都存在数量级的提升。虽然 CABC 在 Rastrigin 和 Schwefel 函数上略劣于 ABC,但这两种算法的平均值和标准差仍处于同一数量级上。试验表明, CABC 具有较强的全局搜索

能力和良好的稳定性。

4 试验与验证

本试验采用 T-rex600 小型无人直升机系统为研究对象,并根据需求对其进行了改装,如图 2 所

示。其中,整个系统起飞重量为 6.4 kg,机身长度为 1.16 m,主旋翼直径为 1.35 m,主旋翼转速为 2.2 kr/min。飞行中嵌有 IMU、三轴加速度计、三轴磁力计、数字气压高度计和 16 MB 板载数据记录仪等。为了得到辨识数据,分别对俯仰、横滚、偏航和总距通道进行激励,使直升机处于悬停状态,并获得输入量、姿态角、线速度和角速度等信息。

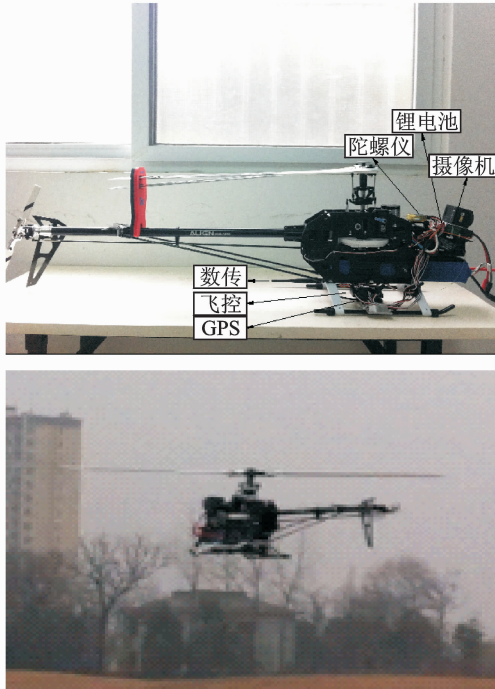


图2 T-rex600 小型无人直升机

Fig.2 T-rex600 unmanned helicopter

本研究数据采样频率为 50 Hz,由于存在着诸多干扰信号,如阵风干扰、舵机信号干扰等,故在模型辨识之前需对采集到的数据进行预处理。为了削弱干扰信号的影响,采用五点三次平滑法对原始数据 $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_m]$ 进行预处理

$$\begin{cases} \bar{y}_1 = \frac{1}{70}[69x_1 + 4(x_2 + x_4) - 6x_3 - x_5] \\ \bar{y}_2 = \frac{1}{35}[2(x_1 + x_5) + 27x_2 + 12x_3 - 8x_4] \\ \bar{y}_i = \frac{1}{35}[-3(x_{i-2} + x_{i+2}) + 12(x_{i-1} + x_{i+1}) + 17x_i] \\ \bar{y}_{m-1} = \frac{1}{35}[2(x_{m-4} + x_m) - 8x_{m-3} + 12x_{m-2} + 27x_{m-1}] \\ \bar{y}_m = \frac{1}{70}[-x_{m-4} + 4(x_{m-3} + x_{m-1}) - 6x_{m-2} + 69x_m] \end{cases} \quad (12)$$

其中: $i=3, 4, \dots, m-2$; $\bar{\mathbf{Y}}=[\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_m]$ 为经过平滑后的数据。

设置 ABC 算法和 CABC 算法中的 $S_N = 20$,

Limit=5,最大的迭代次数为 100。在 Matlab2012b 的环境下,运行本算法分别对直升机的动力学参数进行辨识,结果如表 2 所示。另外,将本算法与文献[8]中提出的 GA 算法进行比较,GA 算法中抗体个数设置为 20,进化最大迭代数设置为 100。笔者采用了时域辨识的方法,利用一组无人直升机在悬停附近采集到的飞行数据,根据 CABC 算法来获得模型未知参数,求出模型的预测输出值,并与 ABC 算法、GA 算法的辨识结果作对比,如图 3 所示。从图中可以看出,利用 CABC 算法得到的模型预测数据与实际飞行数据吻合较好,能够反映实际系统的特性。

表 2 辨识的参数

Tab.2 The values of identified parameters

参数	数值	参数	数值
X_u	-0.106 4	L_p	-8.014 3
Y_v	-0.028 7	X_{lat}	-5.885 4
M_u	-0.121 5	Y_{lon}	7.240 1
M_v	0.301 2	M_{lat}	-4.012 6
M_q	0.245 6	M_{lon}	-8.512 0
L_u	1.014 6	L_{lat}	9.215 6
L_v	-0.945 6	L_{lon}	-5.687 9
Z_w	-7.104 8	N_w	-1.397 5
N_r	0.490 5	Z_m	-8.437 0
N_m	11.555 8	N_{ped}	-0.788 4

为了进一步比较 CABC 算法、ABC 算法和 GA 算法的辨识精度,用式(13)来评估模型对飞行试验数据的匹配度

$$\delta = 1 - \frac{\|\hat{\theta} - \theta\|}{\|\theta\|} \times 100\% \quad (13)$$

其中: $\hat{\theta}$ 为系统辨识的数据; θ 为实际飞行数据。

表 3 给出了各算法辨识结果相应的匹配度,以角速度 q 为例,CABC 算法的辨识精度分别比 GA 算法和传统的 ABC 算法提高了 22% 和 8%。由此可见,采用 CABC 算法辨识的精度更高。

表 3 3 种算法匹配度的比较

Tab.3 Comparison of the three algorithms' fitness %

参数	GA	ABC	CABC
u	74.64	77.12	78.91
v	72.36	75.41	79.67
w	65.86	63.84	68.80
q	52.97	67.26	75.12
p	66.12	56.37	69.88
r	40.23	53.97	62.35
θ	67.78	65.65	72.06
φ	75.73	78.14	79.62

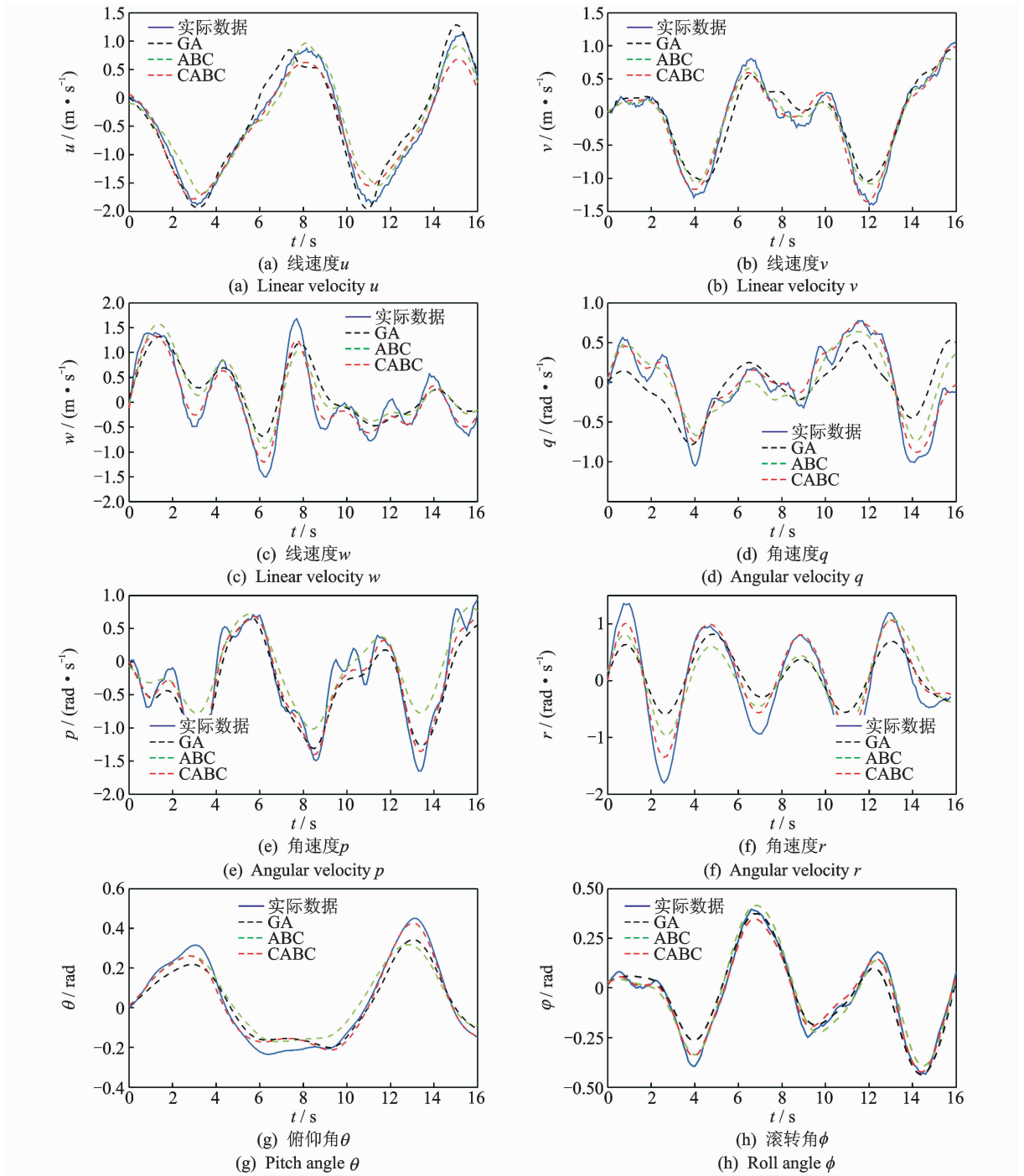


图 3 实际飞行数据与模型辨识数据的对比

Fig. 3 Comparison of the actual flight data and the model identification data

5 结束语

笔者利用改进的人工蜂群算法辨识了悬停状态下的小型无人直升机的飞行动力学参数,并通过飞行试验验证了该算法用于直升机系统辨识的可行性。在建立直升机水平和垂直线性化模型的基础上,用混沌算子来改进 ABC 算法,避免陷入局部最

优。试验结果表明,与 GA 算法和 ABC 算法相比, CABC 算法的辨识精度更高,能更好地反映小型无人直升机在悬停状态下的飞行动力学特性。

参 考 文 献

[1] 孙涛, 宋彦国, 张呈林. 模型直升机悬停状态下飞行动力学模型辨识[J]. 航空学报, 2009, 30(1): 40-45.

- Su Tao, Song Yanguo, Zhang Chenglin. Identification of flight dynamics model of model-scale helicopter in hover condition[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(1): 40-45. (in Chinese)
- [2] 吴建德, 李平, 韩波. 一种基于参数辨识的微型无人直升机建模方法[J]. *航空学报*, 2007, 28(4): 845-850.
- Wu Jiande, Li Ping, Han Bo. A modeling method of miniature unmanned helicopter based on parameter identification[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, 28(4): 845-850. (in Chinese)
- [3] 马相林, 张呈林. 某小型无人直升机挥舞约束铰设计[J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(5): 718-722.
- Ma Xianglin, Zhang Chenglin. Stiffness of flapping hinge of small scaled unmanned helicopter[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(5): 718-722. (in Chinese)
- [4] Mettler B, Kanade T, Tischler M B. System identification modeling of a model-scale helicopter [M]. [S. l.]:Carnegie Mellon University, 2000:93-120.
- [5] Tischler M B, Rempel R K. Aircraft and rotorcraft system identification[M]. Reston: AIAA Education Series, 2006: 83-450.
- [6] Cai Guowei, Chen Benmei, Peng Kemao, et al. Modeling and control of the yaw channel of a UAV helicopter[J]. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 2008, 55(9): 3426-3434.
- [7] Chen H S, Chen D R. Identification of a model helicopters yaw dynamics[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 2005, 127(1): 140-145.
- [8] 雷旭升, 白浪, 洪晔, 等. 基于自适应遗传算法的小型无人旋翼机系统辨识方法[J]. *机器人*, 2011, 33(5): 528-532.
- Lei Xusheng, Bai Lang, Hong Ye, et al. A system identification method for small unmanned aerial rotorcraft based on the adaptive genetic algorithm[J]. *Robot*, 2011, 33(5): 528-532. (in Chinese)
- [9] 杜玉虎, 房建成, 盛蔚, 等. 基于最小二乘与自适应免疫遗传算法的小型无人直升机系统辨识[J]. *机器人*, 2012, 34(1): 72-77.
- Du Yuhu, Fang Jiancheng, Sheng Wei, et al. Identification of small-scale unmanned helicopter based on least squares and adaptive immune genetic algorithm [J]. *Robot*, 2012, 34(1): 72-77. (in Chinese)
- [10] Karaboga D, Basturk B. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems[M]//*Foundations of Fuzzy Logic and Soft Computing*. [S. l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 789-798.
- [11] Xu C F, Duan H B, Liu F. Chaotic artificial bee colony approach to uninhabited combat air vehicle (UCAV) path planning[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2010, 14(8): 535-541.
- [12] Karaboga D, Ozturk C. A novel clustering approach: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 652-657.
- [13] Tijani I B, Akmeliawati R, Legowo A, et al. Hybrid DE-PEM algorithm for identification of UAV helicopter[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2014, 86(5): 385-405.
- [14] 柏猛, 李敏花. 小型无人直升机横纵向模型参数辨识方法[J]. *控制工程*, 2013, 20(2): 276-279.
- Bai Meng, Li Minhua. Roll-pitch model parameter identification method for small-size unmanned helicopter[J]. *Control Engineering of China*, 2013, 20(2): 276-279. (in Chinese)
- [15] 罗钧, 李研. 具有混沌搜索策略的蜂群优化算法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(12): 1913-1916.
- Luo Jun, Li Yann. Artificial bee colony algorithm with chaotic-search strategy[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(12): 1913-1916. (in Chinese)
- [16] Alatas B. Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 5682-5687.
- [17] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459-471.



第一作者简介: 丁力, 男, 1989年2月生, 博士生。主要研究方向为空中机器人的动力学与控制。

E-mail: nuaadli@163.com