



论 文

基于人工蜂群优化的高超声速飞行器在线参数辨识

李霜天^①, 段海滨^{①②*}

^① 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191

^② 苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 苏州 215006

* 通信作者. E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

收稿日期: 2012-06-28; 接受日期: 2012-09-29

国家自然科学基金 (批准号: 61273054, 60975072)、国家高技术研究发展计划 (863 计划) (批准号: 2011AA040902)、航空科学基金 (批准号: 20115151019)、教育部新世纪优秀人才支持计划 (批准号: NCET-10-0021) 和苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室开放课题项目基金 (批准号: KJS1020) 资助项目

摘要 高超声速飞行器由于具有特殊的气动特性和复杂的运行环境, 其气动模型的建立和模型中参数的确定面临着更高的要求. 飞行器参数辨识是根据飞行器的输入及其响应确定出飞行器的模型和模型中的各个参数数值. 针对高超声速飞行器模型耦合性强、非线性程度高、运行环境复杂等特点, 本文提出了基于人工蜂群优化的在线参数辨识方法, 将参数辨识问题转换为优化问题, 以蜂群为单位进行搜索, 通过群体信息交流和优胜劣汰的机制, 使得蜂群朝着更优方向进化; 引入采蜜蜂机制和混沌搜索机制, 使得蜂群能够跳出局部最优, 具有更强的全局寻优能力. 应用此方法对某飞行器升力系数进行辨识计算, 结果证明了此方法的可行性. 与传统的极大似然法对比表明, 本文所提方法在具有系统测量噪声的条件下具有更强的抗干扰能力和准确性.

关键词 高超声速飞行器 参数辨识 人工智能 人工蜂群优化 极大似然法 全局优化

1 引言

高超声速飞行器 (hypersonic vehicle) 是指飞行速度大于 5 倍音速的导弹、炮弹、飞机之类的无翼或有翼飞行器^[1], 具有较高的侦察效能以及突防成功率, 可以极大地扩展战场空间. 高超声速飞行器由于其独特的优势, 在未来的军事、政治和经济中具有非常重要的战略地位, 已经成为世界航空航天领域一个极其重要的发展方向.

由于高超声速飞行器自身复杂的气动特性以及采用了诸如超声速燃烧式冲压发动机、机体/发动机一体化等先进技术, 使得高超声速技术也面临着大量的难题^[2]. 较之传统飞行器, 高超声速飞行器各状态变量间耦合性更强, 模型的非线性度也更高, 而且高超声速飞行器飞行高度和马赫数跨度范围大, 运行环境非常复杂, 在飞行过程中, 飞行器气动特性烈变化, 以上原因使得高超声速飞行器的模型建立及其模型中参数的确定有了更高的要求^[3].

引用格式: 李霜天, 段海滨. 基于人工蜂群优化的高超声速飞行器在线参数辨识. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1350–1363, doi: 10.1360/112012-439

飞行器的参数辨识, 是根据飞行器的输入及其响应确定出飞行器的模型和模型中的各个参数数值. 随着现代控制理论、统计学和电子计算机的迅速发展, 飞行器气动参数辨识在飞行试验数据分析中的应用得到了飞跃发展, 并在飞行器设计中起着越来越重要的作用.

目前用于气动参数估计的算法主要有: 极大似然法 (maximum likelihood method, ML)、广义 Kalman 滤波 (extended Kalman filter, EKF)、建模前估计法 (estimation-before-modeling, EBM)、最小二乘法等. 工程上应用较为广泛的气动力参数辨识方法是极大似然法^[3], 该方法将参数辨识问题转化为一优化问题, 通过优化选取气动力模型参数值, 使模型的输出与实测值间的偏差达到极小. 极大似然法是一种基于目标函数梯度的优化方法, 这类优化方法具有相当的局限性, 例如, 当目标函数不连续时难以得到梯度信息, 优化结果会趋于初值附近的局部最优解, 优化时的参数初值选取具有较多限制等^[4]. 对于高超声速飞行器, 由于其大攻角、大马赫数跨度、强耦合性、气动特性变化剧烈等特点, 基于梯度的辨识方法的局限性更为凸显.

人工蜂群算法是一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能计算方法^[5,6]. 与极大似然法等传统优化算法相比, 主要具有以下特点: 基于多个可以相互作用的智能个体进行搜索, 而非从某个单一的点开始逐步搜索; 构造并利用适应度函数作为评定标准, 无需进行求导等操作, 不依赖严格的数学模型; 利用概率转移方式而非确定性方式进行随机搜索; 整个智能群体具有自组织性和进化性. 其突出优点是每次迭代中都进行全局和局部搜索, 从而较大程度避免局部最优, 使得找到全局最优解的概率大大增加^[7].

本文针对高超声速飞行器特点, 提出了一种基于人工蜂群优化的在线辨识方法, 将高超声速飞行器气动力参数辨识问题转化为优化问题, 并对之进行求解. 仿真实验表明了此方法的可行性, 并且在考虑系统测量噪声的条件下, 本文所提方法与极大似然法相比具有更好的准确性和抗干扰能力.

2 高超声速飞行器模型

本文采用美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 的 Langley 研究中心提供的飞行器 Winged-Cone 模型^[8] 的机体外形数据和气动数据, 采用参数冻结法, 仅关注飞行器的姿态, 而将以下几个参数冻结: 马赫数 $M = 10$, 飞行高度 $h = 80000$ m, 航迹倾斜角 $\gamma = 0$. 本论文的参数辨识基于以下 6 状态模型:

$$\dot{\alpha} = q - \tan \beta (p \cos \alpha + r \sin \alpha) + \frac{1}{mV \cos \beta} (-L + mg \cos \gamma \cos \mu), \quad (1)$$

$$\dot{\beta} = -r \cos \alpha + p \sin \alpha + \frac{1}{mV} (Y \cos \beta + mg \cos \gamma \sin \mu), \quad (2)$$

$$\dot{\mu} = \sec \beta (p \cos \alpha + r \sin \alpha) + \frac{L}{mV} (\tan \gamma \sin \mu + \tan \beta) \frac{g}{V} \cos \gamma \cos \mu \tan \beta + \frac{Y}{mV} \tan \gamma \cos \mu \cos \beta, \quad (3)$$

$$\dot{p} = (c_1 r + c_2 p) q + c_3 M_x + c_4 M_z, \quad (4)$$

$$\dot{q} = c_5 p r - c_6 (p^2 - r^2) + c_7 M_y, \quad (5)$$

$$\dot{r} = (c_8 p - c_2 r) q + c_4 M_x + c_9 M_z. \quad (6)$$

输出方程为

$$y = [\alpha \quad \beta \quad \mu \quad p \quad q \quad r]. \quad (7)$$

表 1 C_L 中各参数参考范围Table 1 Reference range for each parameter in C_L

θ^1	θ^2	θ^3	θ^4	θ^5
$[1 \times 10^{-2}, 3 \times 10^{-2}]$	$[2 \times 10^{-4}, 6 \times 10^{-4}]$	$[1 \times 10^{-4}, 2 \times 10^{-4}]$	$[4 \times 10^{-7}, 8 \times 10^{-7}]$	$[3 \times 10^{-6}, 6 \times 10^{-6}]$
θ^6	θ^7	θ^8	θ^9	θ^{10}
$[3 \times 10^{-7}, 5 \times 10^{-7}]$	$[1 \times 10^{-8}, 2 \times 10^{-8}]$	$[5 \times 10^{-5}, 1.5 \times 10^{-4}]$	$[2 \times 10^{-4}, 5 \times 10^{-4}]$	$[2 \times 10^{-6}, 5 \times 10^{-6}]$
θ^{11}	θ^{12}	θ^{13}		
$[2 \times 10^{-6}, 6 \times 10^{-6}]$	$[5 \times 10^{-6}, 1 \times 10^{-5}]$	$[1 \times 10^{-7}, 3 \times 10^{-7}]$		

量测方程为

$$z(t_k) = y(t_k) + v(t_k), \quad (8)$$

其中 v 为测量噪声. c_1 至 c_9 的表达式如下: $c_1 = \frac{(I_y - I_z)I_z}{I_x I_z}$, $c_2 = 0$, $c_3 = \frac{I_z}{I_x I_z}$, $c_4 = 0$, $c_5 = \frac{I_z - I_x}{I_y}$, $c_6 = 0$, $c_7 = \frac{1}{I_y}$, $c_8 = \frac{(I_x - I_y)I_x}{I_x I_z}$, $c_9 = \frac{I_x}{I_x I_z}$, 其中 I_x , I_y , I_z 分别为飞行器绕机体系 x_b , y_b , z_b 轴的转动惯量, 这里已经认为飞行器的全部惯性积为 0.

$$L = \frac{C_L S_w}{\frac{1}{2} \rho V^2}, \quad Y = \frac{C_Y S_w}{\frac{1}{2} \rho V^2}, \quad D = \frac{C_D S_w}{\frac{1}{2} \rho V^2}, \quad M_x = \frac{C_l S_w b}{\frac{1}{2} \rho V^2},$$

$$M_y = \frac{C_m S_w C_A}{\frac{1}{2} \rho V^2} + x_{cg}(D \sin \alpha + L \cos \alpha), \quad M_z = \frac{C_m S_w b}{\frac{1}{2} \rho V^2} + x_{cg} Y.$$

值得注意的是, 对于高超声速飞行器以上模型中出现的所有气动导数都是迎角和马赫数的函数, 即 $C_{i,j} = C_{i,j}(\alpha, M_A)$, 这必然会导致控制器设计更加复杂和困难. 文献 [9] 根据 NASA Langley 研究中心提出的 Winged-Cone 模型及气动导数数据, 将各气动导数拟合为关于 α_A 的五阶多项式, 很好地符合了数据.

由于马赫数已被冻结, 故选取各气动导数的拟合多项式中关于 α 的项的系数作为待辨识参数. 本文仿真所使用的模型以及待辨识参数理论参考值均参考了这些数据. 为了充分激励飞行器系统, 输入信号 $\delta_e, \delta_a, \delta_r$ 采用 3-2-1-1 输入.

以 C_L 的拟合多项式为例, 其拟合多项式如下:

$$C_{La} = -8.19 \times 10^{-2} + M * (4.70 \times 10^{-2}) + \alpha * \theta^1 - \alpha * M * \theta^2 - M^2 * 9.19 \times 10^{-3} - \alpha^2 * \theta^3$$

$$+ [(\alpha * M)^2] * \theta^4 + M^3 * 7.74 \times 10^{-4} + \alpha^3 * \theta^5 - M^4 * 2.93 \times 10^{-5}$$

$$- \alpha^4 * \theta^6 + M^5 4.12 \times 10^{-7} + \alpha^5 \theta^7,$$

$$C_{L\delta a} = -1.45 \times 10^{-5} + \alpha * \theta^8 + M * 7.10 \times 10^{-6} - \delta_a \theta^9 \alpha * \delta_a * \theta^{10} + \alpha * M * \theta^{11}$$

$$+ M * \delta_a * \theta^{12} - \alpha * M * \delta_a * \theta^{13},$$

$$C_{L\delta e} = -1.45 \times 10^{-5} + \alpha * \theta^8 + M * 7.10 \times 10^{-6} - \delta_e * \theta^9 \alpha * \delta_e * \theta^{10} + \alpha * M * \theta^{11}$$

$$+ M * \delta_e * \theta^{12} \alpha * M * \delta_e * \theta^{13},$$

$$C_L = C_{La} + C_{L\delta a} + C_{L\delta e},$$

其中 $\theta = (\theta^1, \theta^{12}, \dots, \theta^{13})$ 为待辨识参数. 各参数参考范围见表 1.

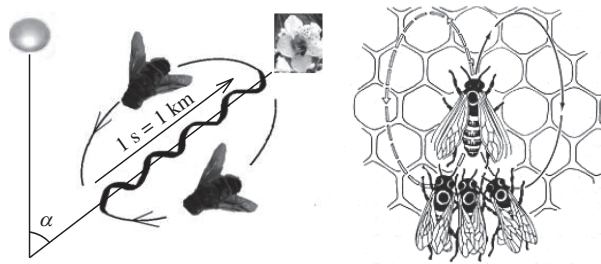


图 1 蜜蜂通过摇摆舞传递蜜源信息

Figure 1 Bees communicate through waggle dance

3 人工蜂群优化原理

诺贝尔奖生理学奖得主、德国生物学家 Karl von Frisch 发现, 在自然界中, 虽然各社会阶层的蜜蜂只能完成单一的任务, 但蜜蜂通过摇摆舞、气味等多种信息交流方式, 使得整个蜂群总是能很自如的发现优良蜜源, 实现自组织行为 (见图 1).

为了系统阐述人工蜂群算法的基本原理, 首先引入如下 3 个基本概念^[10]:

(1) 蜜源 (food sources): 代表解空间范围内各种可能的解, 蜜源值取决于多种因素, 在多峰函数求极值中, 与函数值有关, 用数字量“收益度”衡量蜜源.

(2) 采蜜蜂 (employed foragers): 采蜜蜂同具体的蜜源联系在一起, 这些蜜源是他们当前正在采集的蜜源. 采蜜蜂与其他蜜蜂分享这些信息, 并按照收益度等因素, 一部分成为引领蜂.

(3) 待工蜂 (unemployed foragers): 正在寻找蜜源采集的蜜蜂, 可以分为两种, 侦察蜂和跟随蜂; 侦察蜂搜索新蜜源, 跟随蜂在巢内等待, 通过分享采蜜蜂的信息, 来找到蜜源.

此外, 引入 3 种基本的行为模式, 即搜索蜜源 (search)、为蜜源招募 (recruit)、放弃蜜源 (abandon).

如图 2 所示, 假设有两个已经发现的蜜源 A, B, 刚开始时, 待工蜂没有关于蜜源的任何信息, 有两种选择: (1) 待工蜂作为侦察蜂, 自发寻找蜂巢附近的蜜源 (‘S’ 线). (2) 在观察到其他蜜蜂的摇摆舞之后 (分享信息) 可以被招募, 并按照获得的信息寻找蜜源 (‘R’ 线).

待工蜂发现新的蜜源之后, 蜜蜂记住蜜源位置, 并迅速采蜜, 因此, 待工蜂变成了采蜜蜂. 蜜蜂采蜜完之后回到蜂箱, 有以下几种选择: (1) 放弃蜜源 (收益度不高), 成为待工的跟随蜂 (UF). (2) 招募其他伙伴 (EF1). (3) 不招募蜜蜂, 继续采蜜 (EF2).

初始时刻, 所有蜜蜂均无先验知识, 其角色都是侦察蜂. 随机搜索到蜜源后, 根据蜜源收益度相对大小, 侦察蜂可以转换为上述任何一种蜜蜂, 转变原则如下: 当该蜜源收益度高于临界值时, 成为引领蜂, 继续采蜜, 并招募更多蜜蜂 (EF1). 所采集蜜源收益度排名小于临界值时, 可成为跟随蜂, 前往相应蜜源. 收益度相对很低时, 放弃该蜜源, 在此成为侦察蜂搜寻食物源; 当在蜜源周围搜索次数超过一定极限, 但仍未找到较优蜜源时, 放弃该蜜源并寻找新蜜源.

在整个群体智慧的形成过程中, 蜜蜂间交换信息是最为重要的一环. 食物源蜜源的信息在蜂群的个体间实现交流和共享, 跟随蜂可根据各蜜源的收益率选择不同的引领蜂, 蜜源被选择的可能性与其收益率成正比. 正是通过这种信息共享方式, 蜂群发挥群体智能, 总能找到较优的蜜源位置.

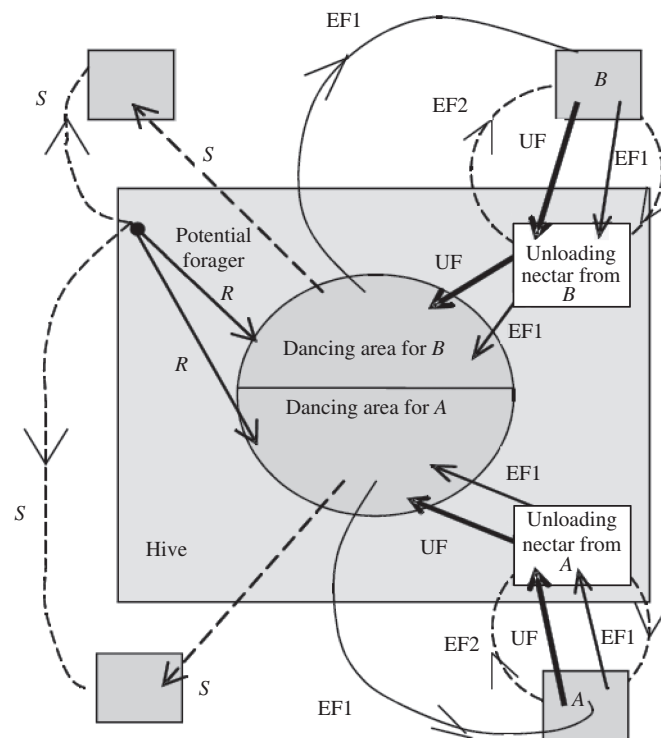


图 2 蜂群搜索蜜源

Figure 2 The behavior of bee foraging for nectar

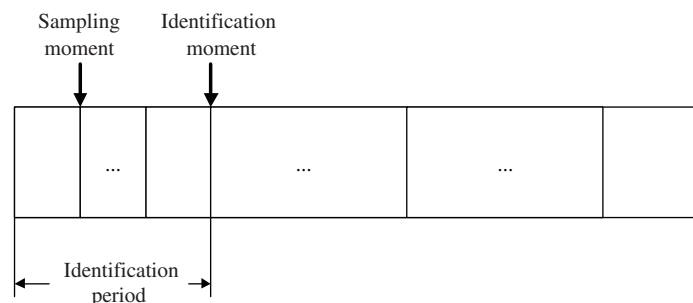


图 3 辨识周期示意

Figure 3 Schematic of identification cycles

4 基于人工蜂群的在线辨识策略

由于高超声速飞行器气动参数变化大且剧烈, 以及出于滚动优化预测控制的需要, 本文所采取在线辨识策略, 如图 3 所示, 将飞行过程分为若干个辨识周期, 每个辨识周期包含数个采样周期.

在每一个辨识周期中, 实测出各个采样时刻时一系列观测量的时间历程, 记为 $\varphi_{mi}(t) (i = 1, 2, \dots, M; M \text{ 为观测数量})$; 每到一个辨识时刻点, 根据该辨识周期内各采样时刻的上述测量以及系统的输入, 利用人工蜂群优化进行辨识计算, 确定出待辨识参数的值, 使这些参数代入运动模型并惊醒数值积

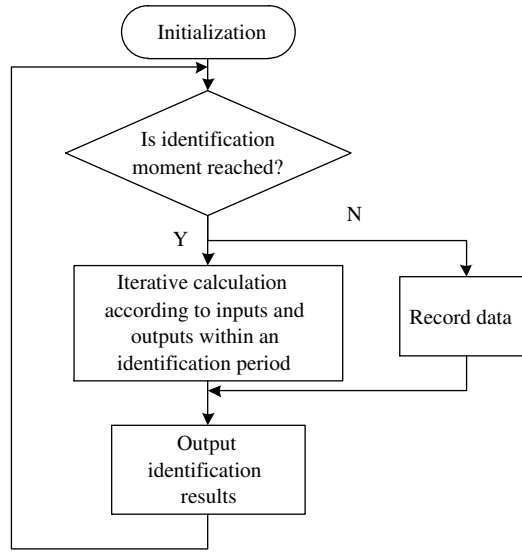


图 4 在线辨识示意

Figure 4 Schematic of online identification

分得到的观测量时间历程 $\varphi_{ci}(t)$ 和实测结果偏差最小, 即使如下目标函数达到极小:

$$J = \sum_{i=1}^m \{[\varphi_{mi}(t) - \varphi_{ci}(t)]w_i\}^2 dt, \quad (9)$$

其中, w_i 为权系数, 目的是将各观测量归一化, 使目标函数 J 为一无量纲量. 如图 4 所示为在线辨识原理示意图.

在每个辨识周期内, 对于一个有 D 个待辨识参数的参数辨识问题, 认为每只蜜蜂个体向量维度为 D , 假设蜜蜂总数为 N_s , 其中采蜜蜂种群规模为 N_e , 跟随蜂种群规模 N_u , (一般定义 $N_u = N_e$). 若 $X_i \in S(i \leq N_e)$ 是 N_e 个个体, 则 $X = (X_1, \dots, X_{N_e})$ 代表一个采蜜蜂种群. 用 $X(0)$ 表示初始采蜜蜂种群, $X(n)$ 表示第 n 代采蜜蜂种群. 用 $f \rightarrow \mathbb{R}^+$ 表示适应度函数. 每个辨识时刻内人工蜂群算法辨识的实现流程如图 5 所示, 具体实现流程可表述如下:

步骤 1 获取一个辨识周期内各采样时刻各状态量的真实时间历程 $\varphi_{mi}(t)$.

步骤 2 随机生成 N_s 个可行解 $(X_1, \dots, X_{N_s})$, 具体随机产生的可行解 X_i 为

$$X_i^j = X_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(X_{\max}^j - X_{\min}^j), \quad (10)$$

式中, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 为待确定参数组成的 D 维解向量的某个分量. 根据 (9) 式分别计算各解向量的适应度函数值, 并将排名前 N_e 的解作为初始代次的采蜜蜂种群 $X(0)$.

步骤 3 对于进化到第 n 代的采蜜蜂 $X_i(n)$, 在当前位置向量附近领域进行搜索新的位置. 搜索公式为

$$V_i^j = X_i^j + \phi_i^j(X_i^j - X_k^j), \quad (11)$$

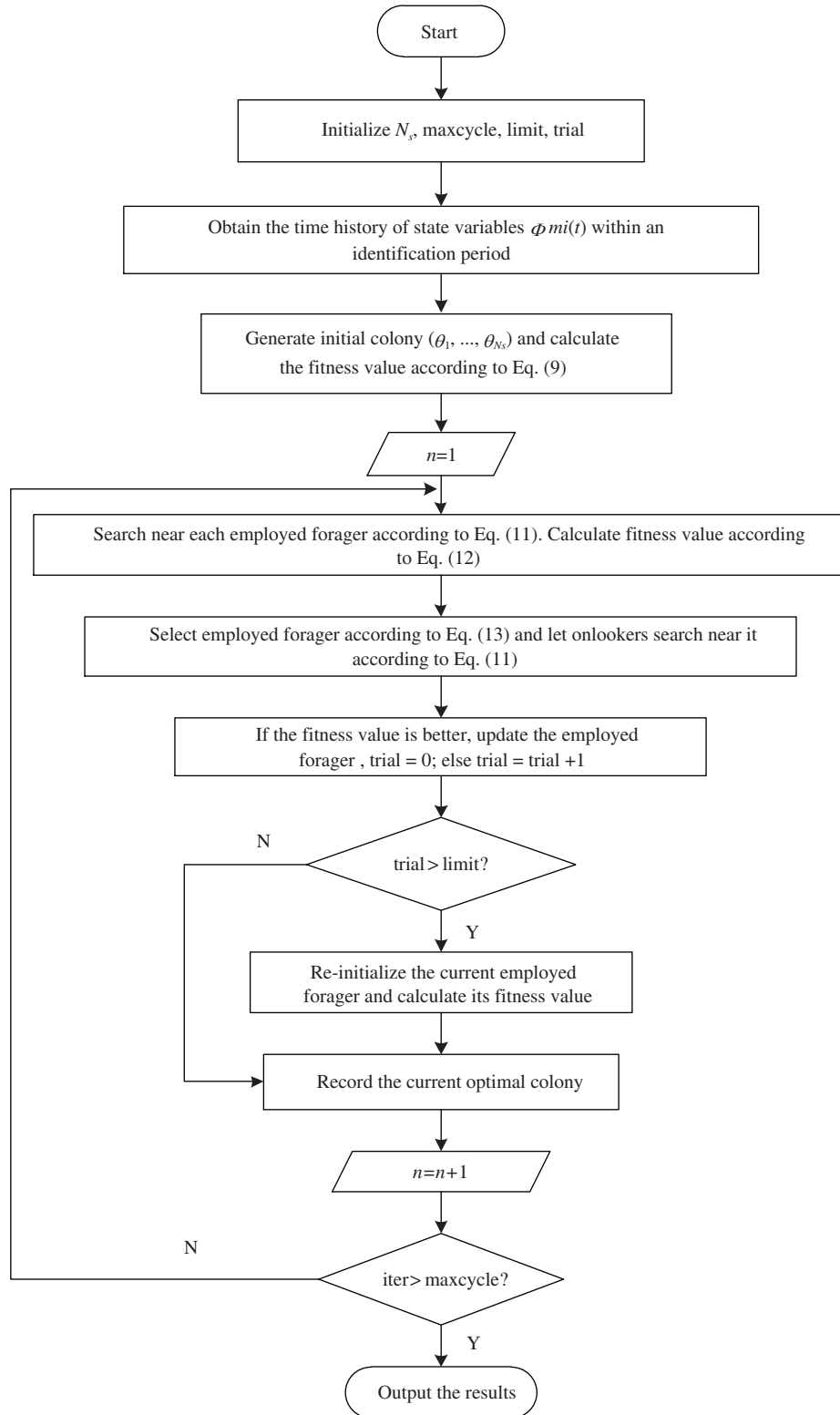


图 5 人工蜂群算法辨识具体实现流程

Figure 5 The detailed flow chart of our proposed approach

式中, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, $k \in \{1, 2, \dots, N_e\}$, 且 $k \neq j$, k, j 均随机生成, ϕ_i^j 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, 同时应保证 V_i^j 在搜索空间内.

步骤 4 采用贪婪选择算子在采蜜蜂搜索到的新位置向量 V_i 和原向量 X_i 中选择具有更有适应度的保留给下一代的种群, 贪婪算子记做 $T_s: S^2 \rightarrow S$, 其概率分布为

$$P\{T_s(X_i, V_i) = V_i\} = \begin{cases} 1, & f(V_i) \geq f(X_i), \\ 0, & f(V_i) < f(X_i). \end{cases} \quad (12)$$

贪婪选择算子保证了种群能够保留精英个体, 使得进化方向不会后退. T_s 分布与进化代次 n 无关.

步骤 5 各跟随蜂依照采蜜蜂种群适应度值大小选择一个采蜜蜂, 并在其领域内同样进行新位置的搜索 (类似步骤 2).

该选择算子是在一个采蜜蜂种群内选择一个个体, 选择概率

$$P\{T_{s1}(X) = X_i\} = \frac{f(X_i)}{\sum_{m=1}^{N_e} f(X_m)}. \quad (13)$$

步骤 6 同步骤 2 和 3, 并记下种群最终更新过后达到的最优适应度值 f_{best} , 以及相应的参数 $(x_1, x_2, \dots, x_D)$.

步骤 7 当在某只采蜜蜂的位置周围搜索次数 trial 到达一定阈值 limit 而仍没有找到更优位置时, 重新随机初始化该采蜜蜂的位置. 即

$$X_i(n+1) = \begin{cases} X_{\min} + \text{rand}(0, 1)(X_{\max} - X_{\min}), & \text{trial}_i \geq \text{limit}, \\ X_i(n), & \text{trial}_i < \text{limit}. \end{cases} \quad (14)$$

此操作目的是增强种群的多样性, 防止种群陷入局部最优, 这是人工蜂群算法区别于其他算法的一个重要方面, 该步骤显然使种群搜索到最优解的概率得以提高, 效果更好.

此外, 引入混沌搜索机制^[11], 将种群中最优个体各参数值归一化处理, 并进行以下变换

$$X_{n+1} = 4X_n(1 - X_n). \quad (15)$$

再做归一化变换的反变换, 得到一个新的个体. 这里, X_n 的微小变动都将导致 X_{n+1} 的巨大变化, 这是混沌的基本特性之一. 此操作可以给已收敛至局部最优的蜂群一个扰动, 使其跳出局部最优, 具有更强的全局寻优能力.

步骤 8 如果满足停止准则, 则停止计算并输出最优适应度值 f_{best} 以及相应最优蜜蜂个体, 即待辨识参数组的辨识值 $(x_1, x_2, \dots, x_D)$, 否则转向步骤 2.

5 实验对比分析

针对本文第 2 节中所述辨识对象, 分别采用基于人工蜂群的辨识方法和极大似然辨识方法, 在不同测量噪声的条件下对本文第 4 节中所述气动导数的拟合多项式中与迎角相关项的系数进行辨识. 得到辨识结果后再将参数辨识值代入模型, 在输入端加阶跃信号, 比较其输出与真实模型同样条件下的输出, 以检验辨识结果.

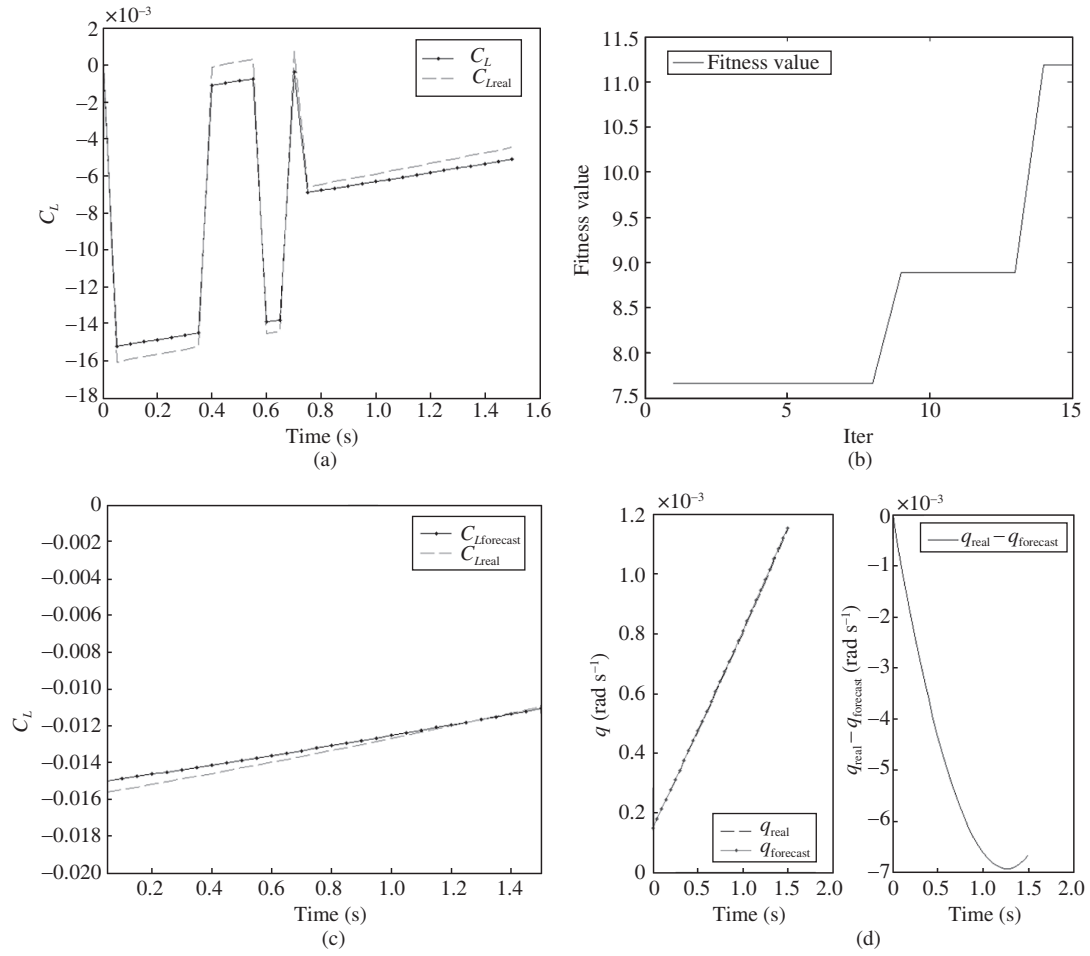


图 6 200 dB 噪声人工蜂群辨识结果. (a) 拟合 C_L 结果; (b) 人工蜂群适应度进化曲线; (c) 对 C_L 的预测结果; (d) 对俯仰角速度的预测结果

Figure 6 ABC identification result at 200 dB measurement noise. (a) Fitting results of C_L ; (b) fitness evolution curve of the colony; (c) forecast results of C_L ; (d) forecast results of the pitch rate

设系统初状态 $X_0 = [0, 1, 4, 0, 0, 0]^T$ (单位: $^\circ$). 为了充分激励飞行器系统, 输入信号 $\{\delta_e, \delta_a, \delta_r\}$ 采用 3-2-1-1 输入, 即满足

$$u = \begin{cases} a, & t \in (0, 6h), \\ -a, & t \in (6h, 10h), \\ a, & t \in (10h, 12h), \\ -a, & t \in (12h, 14h), \\ 0, & t \in (14h, +\infty), \end{cases} \quad (16)$$

其中 h 为仿真中积分步长.

首先在测量噪声很小 (取测量噪声信噪比为 200 dB) 的理想条件下进行仿真, 如图 6 所示.

图 6(a) 为利用人工蜂群方法辨识结果拟合出的 C_L 曲线, 由于采用 3-2-1-1 输入, C_L 呈起伏状的变化. 图 6(b) 为适应度进化曲线. 为检验辨识结果应用于控制预测的能力, 给辨识结果得出的模型和

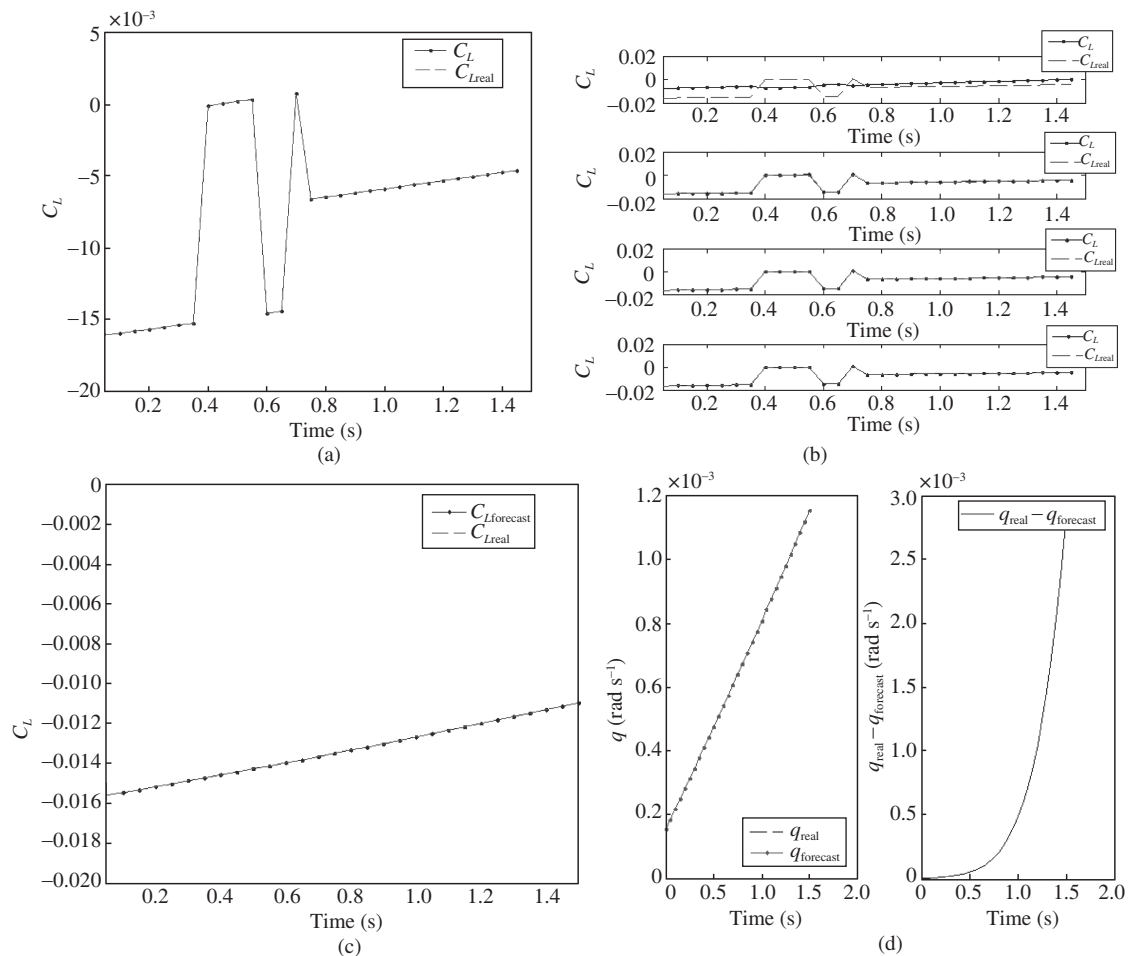


图 7 200 dB 噪声极大似然法辨识结果. (a) 拟合 C_L 结果; (b) 极大似然法进化过程; (c) 对 C_L 的预测结果; (d) 对俯仰角速度的预测结果

Figure 7 Identification result of maximum likelihood method at 200 dB measurement noise. (a) Fitting results of C_L ; (b) evolution process of maximum likelihood method; (c) forecast results of C_L ; (d) forecast results of the pitch rate

真实模型都加以一阶跃输入, 观察 C_L 情况和俯仰角速度情况, 如图 6(c) 和 (d) 所示.

作为对比, 采用极大似然法进行辨识, 如图 7 所示.

加大系统测量噪声, 并进行辨识. 当信噪比降至 60 dB 时, 极大似然法出现未收敛, 如图 8 所示. 而人工蜂群方法则未受到明显影响, 如图 9 所示.

进一步加大系统测量噪声, 信噪比降至 10 dB 时, 人工蜂群方法仍未受到明显影响, 可以给出较好结果, 如图 10 所示.

从以上的仿真结果可以看出, 对于本文所述的参数辨识问题, 在系统测量噪声较小的条件下, 极大似然法和人工蜂群方法均可得到较为满意的结果 (见图 6 和 7). 但测量噪声较大条件下, 采用极大似然法易受干扰, 导致迭代发散, 无法给出辨识结果 (见图 8); 而人工蜂群方法则受噪声影响较小, 仍可得到与小噪声时相近的结果 (见图 9 和 10).

人工蜂群算法具有此种优势的原因是它作为一种仿生智能计算方法, 具有随机性的特点, 对于复

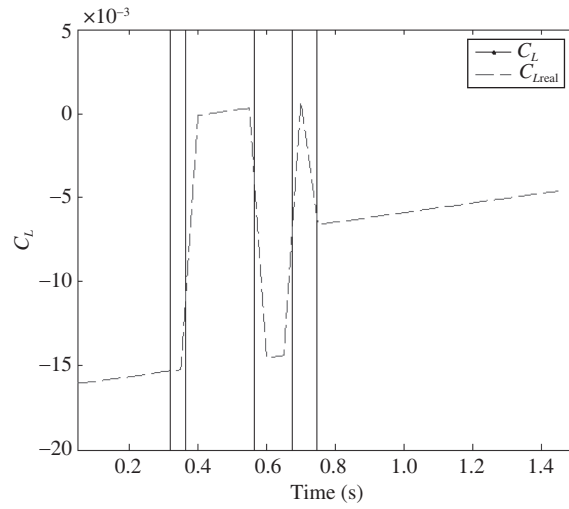


图 8 60 dB 时极大似然法未收敛

Figure 8 Maximum likelihood method fails to converge at 60 dB measurement noise

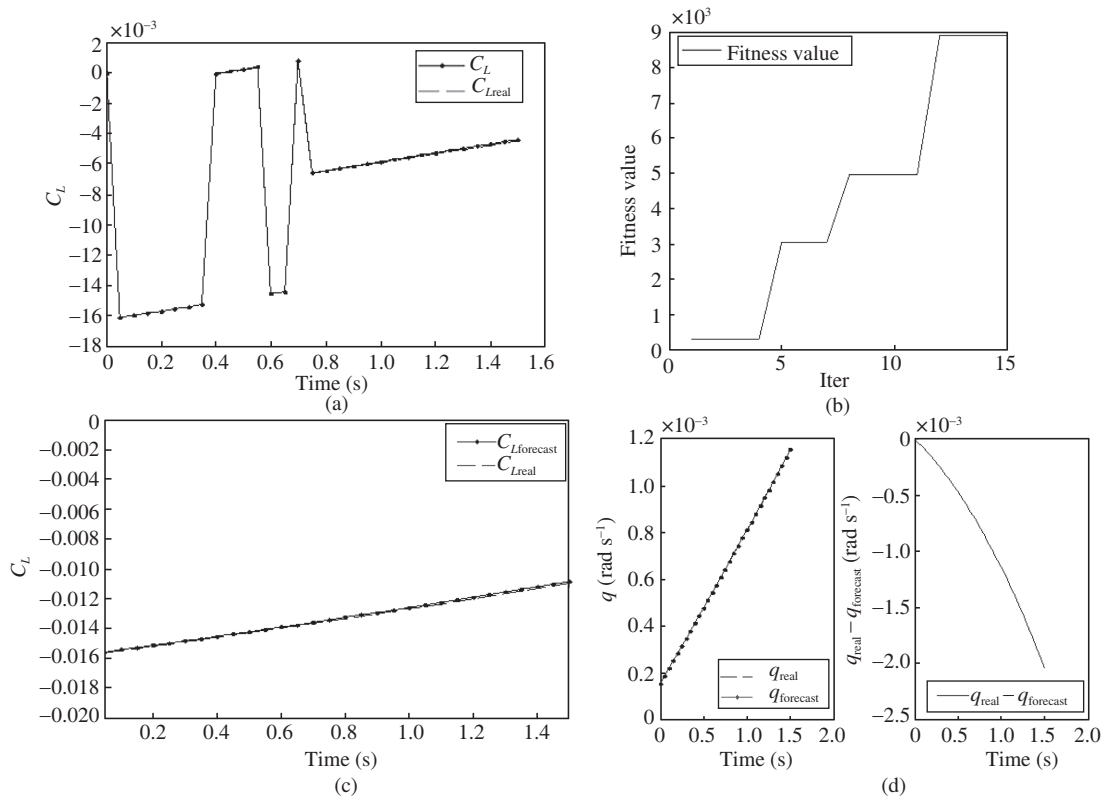


图 9 60 dB 噪声人工蜂群辨识结果. (a) 拟合 C_L 结果; (b) 人工蜂群适应度进化曲线; (c) 对 C_L 的预测结果; (d) 对俯仰角速度的预测结果

Figure 9 ABC identification result at 60 dB measurement noise. (a) Fitting results of C_L ; (b) fitness evolution curve of the colony; (c) forecast results of C_L ; (d) forecast results of the pitch rate

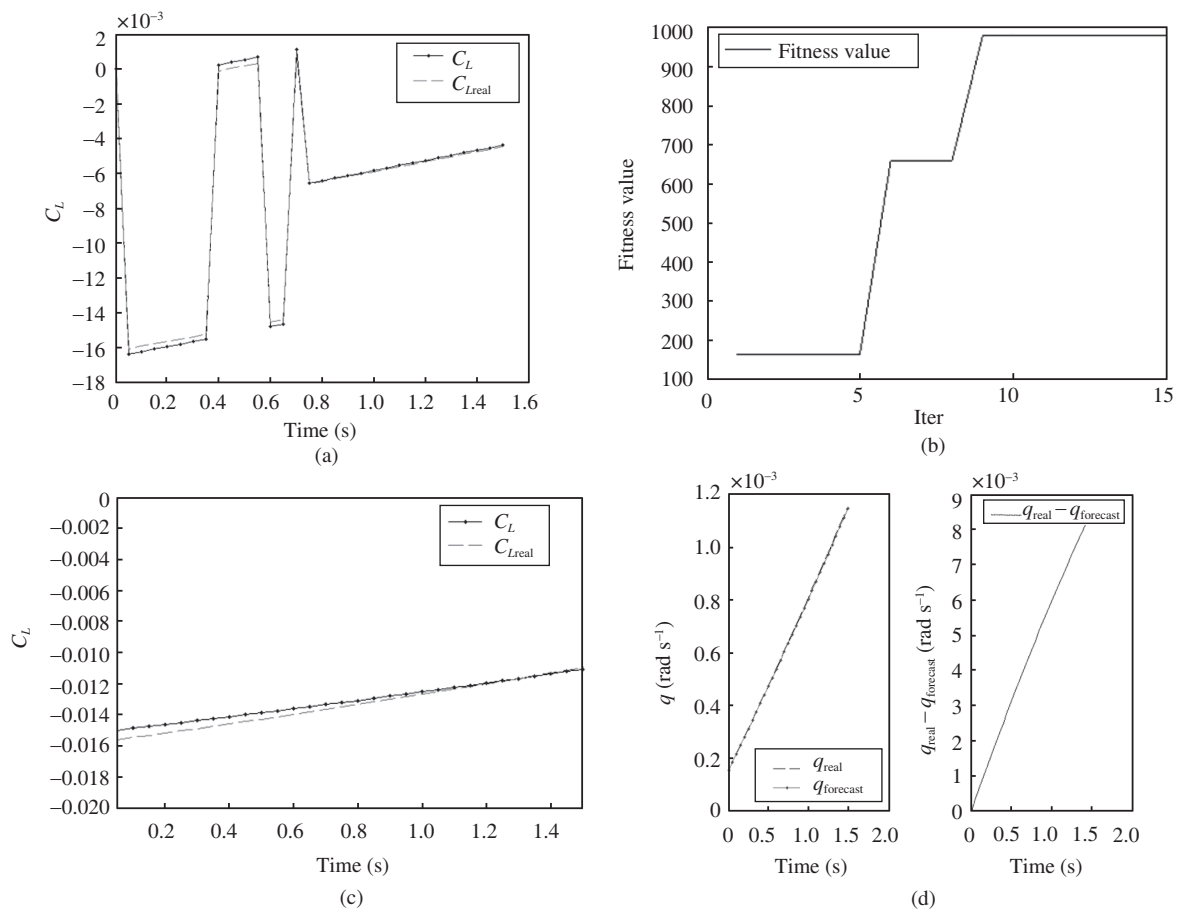


图 10 10 dB 噪声人工蜂群辨识结果. (a) 拟合 C_L 结果; (b) 人工蜂群适应度进化曲线; (c) 对 C_L 的预测结果; (d) 对俯仰角速度的预测结果

Figure 10 ABC identification result at 10 dB measurement noise. (a) Fitting results of C_L ; (b) fitness evolution curve of the colony; (c) forecast results of C_L ; (d) forecast results of the pitch rate

杂的非线性和有噪声干扰的问题仍然具有全局的最优搜索能力. 与梯度类优化算法相比, 无需导数等辅助信息, 且利用概率转移方式而非确定性方式进行搜索. 本文中引入了混沌搜索策略, 在系统达到局部最优后可对系统进行小的扰动, 从而使得找到全局最优解的概率大大增加.

6 结论

本文提出了基于人工蜂群优化的高超声速飞行器在线参数辨识方法, 给出了基于人工蜂群算法的飞行器气动参数在线辨识策略, 将辨识问题转换为优化问题, 选取待辨识参数组, 使得一个辨识周期内数值积分状态量与测量状态量偏差最小. 采用人工蜂群算法求解, 并引入混沌搜索机制, 进一步加强算法的全局寻优能力. 在不同测量噪声条件下同极大似然辨识方法进行了对比实验, 实验结果验证了本文所提算法在噪声干扰条件下具有较强的抗干扰能力和较高的辨识精度.

参考文献

- 1 Hu H W. Modeling and simulation of hypersonic vehicle's dynamic system. Dissertation for the Master Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2010 [胡鸿炜. 高超声速飞行器动力系统建模与仿真试验研究. 硕士学位论文. 长沙: 国防科学技术大学, 2010]
- 2 Armando R, Jeffrey D, Oguzhan C. Modeling and control of scramjet-powered hypersonic vehicles: challenges, trends, & tradeoffs. In: AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Hawaii, 2008. AIAA 2008-6793
- 3 Liu D H, Cai Y W, Su Y W, et al. Methods and Applications of System Identification. Beijing: National Defence Industry Press, 2010 [刘党辉, 蔡远文, 苏永芝, 等. 系统辨识方法及应用. 北京: 国防工业出版社, 2010]
- 4 Qian W Q, Wang Q, He K F, et al. The application of hybrid genetic algorithm for aerodynamic parameter identification. Flight Dyn, 2004, 22: 34–36 [钱炜祺, 汪清, 何开锋, 等. 混合遗传算法在气动力参数辨识中的应用. 飞行力学, 2004, 22: 34–36]
- 5 Karaboga D, Basturk B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. Appl Soft Comput, 2008, 8: 687–697
- 6 Karaboga D, Akay B. A comparative study of artificial bee colony algorithm. Appl Math Comput, 2009, 214: 108–132
- 7 Duan H B, Shao S, Su B W, et al. New development thoughts on the bio-inspired intelligence based control for unmanned combat aerial vehicle. Sci China Tech Sci, 2010, 53: 2025–2031
- 8 Shaughnessy J D, Pinckney S Z, McMinn J D. Hypersonic vehicle simulation model: winged-cone configuration. NASA TM-102610. 1990
- 9 Keshmiri S, Colgren R, Mirmirani M. Development of an aerodynamic database for a generic hypersonic air vehicle. In: AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, San Francisco, 2005. AIAA 2005-6257
- 10 Duan H B, Zhang X Y, Xu C F. Bio-Inspired Computing. Beijing: Science Press of China, 2011 [段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算. 北京: 科学出版社, 2011]
- 11 Xu C F, Duan H B, Liu F. Chaotic artificial bee colony approach to uninhabited combat air vehicle (UCAV) path planning. Aerosp Sci Technol, 2010, 14: 535–541

Artificial bee colony approach to online parameters identification for hypersonic vehicle

LI ShuangTian¹ & DUAN HaiBin^{1,2*}

¹ *Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;*

² *Provincial Key Laboratory for Information Processing Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China*

*E-mail: hbdun@buaa.edu.cn

Abstract Due to the special aerodynamic characteristics and complexity of operating environment, the modeling and determination of the model parameters are faced with higher requirements. The employment of aircraft parameter identification is aimed to determine the model and model's parameters of an aircraft by observing the aircraft's inputs and responses. In this paper, an artificial bee colony based approach is proposed for solving the parameter identification problem under the circumstance of high level of model coupling, nonlinearity and complex operating environment of hypersonic vehicles. Firstly, the parameter identification problem is transformed into an optimization problem, such that feasible solutions of the problem can be denoted as food sources for which the artificial bee colony is seeking. Then information exchanges among the colony and the survival of the fittest are introduced to enable the artificial bee colony to evolve toward a better direction. Scouting bees and chaotic search strategy are adopted, which enable the swarm to jump out of local optima. The feasibility of the proposed

method is proved by its implement to identify the lift coefficient of a hypersonic vehicle. A series of comparative results with maximum likelihood method show the better performance of the presented method in systems with measurement noises.

Keywords hypersonic vehicles, parameter identification, artificial intelligence, artificial bee colony optimization, maximum likelihood method, global optimization



LI ShuangTian was born in 1989. He received the B.S. degree in automation science from Beihang University, Beijing in 2012. He is currently a master candidate at Beihang University. His research interests include bio-inspired computation, intelligent flight control and guidance.



DUAN HaiBin was born in 1976. He received the Ph.D. degree in control theory and control engineering from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2005. He is now a Professor and Ph.D. supervisor at Beihang University, Beijing. His research interests include bio-inspired computation, advanced flight control, and bio-inspired computer vision.