

文章编号:1674-8190(2014)01-085-07

一种基于云模型优化的飞行器参数辨识算法

张炜, 郭大鹏

(西北工业大学 航空学院, 西安 710072)

摘要: 极大似然估计方法(ML)在飞行器参数辨识中得到了广泛应用,该方法需要预先推导灵敏度方程,进而求解灵敏度矩阵,在应用过程中比较繁杂,且容易陷入局部最优。提出一种基于云模型优化的飞行器参数辨识算法,根据极大似然估计原理,利用云模型的优化理论对极大似然函数进行优化,从而得到待辨识参数值。该算法不必推导灵敏度矩阵,对初值要求不高,应用便捷,且保留了云模型优化的特点,收敛速度较快、不易陷入局部最优。以 Twin Otter 飞机为例对算法进行验证。结果表明:算法易于实现、辨识结果精度较高、收敛速度较快,不易陷入局部最优。

关键词: 云模型;参数辨识;极大似然法;飞行器辨识

中图分类号: V217

文献标识码: A

An Aircraft's Parameter Identification Algorithm Based on Cloud Model Optimization

Zhang Wei, Guo Dapeng

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The Maximum Likelihood(ML) estimation method has been extensively applied to identifying the parameters of an aircraft, but it has to derive sensitivity equations in advance and solve sensitivity matrices, thus being inconvenient for its application and easily reaching locally optimal solutions. An aircraft's parameter identification algorithm by combining the cloud model optimization with the ML estimation method is proposed. The algorithm uses the global optimization algorithm based on the cloud model to optimize the ML function, and then obtains the identified parameters. The algorithm has neither to derive sensitivity equations nor to calculate sensitivity matrices. A Twin Otter airplane is taken as an example to verify the method. The numerical results show that the parameter identification algorithm is easy to implement, has good identification precision and fast convergence and is not likely to reach locally optimal solutions.

Key words: cloud model; parameter identification; maximum likelihood; aircraft identification

0 引言

在飞行器参数辨识的研究中,传统方法虽然发展得比较成熟和完善,但仍存在许多问题。例如,最小二乘法参数辨识^[1]一般要求已知的输入信号有较大变化,对线性系统具有较好的辨识结果,而对非线性系统往往得不到满意的辨识结果。极大

似然估计被认为是最有效的估计方法之一,该方法的核心问题是似然函数的优化计算,最常用的一种算法是牛顿-拉夫逊方法^[2],它需要预先确定灵敏度方程,进而求解该方程以获得灵敏度矩阵。当待辨识参数较多时,灵敏度方程可达上百个,无论是方程推导还是积分求解灵敏度方程都是非常繁杂的,且该方法容易陷入局部最优。所以问题的关键在于对似然函数的优化,且优化理论可以帮助我们解决此问题,如罚函数理论、障碍函数理论、拉格朗日算法、遗传算法、神经网络等。由此产生了一些新的参数辨识方法,如基于神经网络的参数辨识方

收稿日期:2013-03-14; 修回日期:2013-05-08

通信作者:张炜,weizhangxian@nwpu.edu.cn

法^[3]、基于遗传算法的参数辨识方法^[4]、基于模糊逻辑的参数辨识方法^[5]和基于小波网络的参数辨识方法^[6]等。这些方法虽然在某种程度上弥补了传统辨识方法的不足,但仍有缺陷,尤其是在某些特定的问题上,新的辨识方法可能得不到满意的结果,甚至失效。

云模型^[7-8]是李德毅院士提出的一种定性定量转化模型,已经在智能控制、模糊评测等多个领域得到应用。云模型在知识表达时具有不确定中带有确定性、稳定之中又有变化的特点。根据其转化过程中的优良特性,结合遗传算法的基本思想,产生的基于云模型的全局最优化算法^[9]易于实现,不存在编码问题,具有精度高、收敛速度快等优点。

本文结合云模型优化理论和极大似然法(ML),构造一种基于云模型优化的飞行器参数辨识方法,同时给出算法的详细步骤,并对Twin Otter飞机进行参数辨识,对得到的辨识结果进行分析,验证算法的正确性。

1 云模型和极大似然法

1.1 云模型定义

设 U 是一个用数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念,若定量值 $x \in U$ 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是有稳定倾向的随机数。若 $\mu: U \rightarrow [0, 1], x \in U, x \rightarrow \mu(x)$,则 x 在论域 U 上的分布称为云,记为 $C(x, \mu)$ 。每一个 x 称为一个云滴。

云模型可以用期望 E_x 、熵 E_n 、超熵 He 这3个数字特征来整体表征,记为 $(E_x, E_n, He)^{[8]}$ 。其实现是通过云发生器^[8]完成的,本文所用的是正态云发生器,关于其普适性^[10]李德毅院士已经进行了论证。当然,针对不同的问题还可以用其他的云发生器。

1.2 极大似然法

设系统的数学模型为

$$\begin{cases} \text{状态方程: } X(t) = f[X(t), U(t), \theta] \\ \text{观测方程: } Y(t) = h[X(t), U(t), \theta] \\ \text{量测方程: } Z(t_i) = Y(t_i) + v(t_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: X 为状态量; U 为控制输入; Y 为控制输出;

Z 为测量量。

对于实测的 N 个独立测量矢量值 Z_1, Z_2, \dots, Z_N ,记 Z_i 的概率密度为 $p(Z_i | \theta)$,则可建立似然函数:

$$\begin{aligned} L &= p(Z_1, Z_2, \dots, Z_N | \theta) \\ &= p(Z_1 | \theta) p(Z_2 | \theta) \cdots p(Z_N | \theta) \end{aligned} \quad (2)$$

当数据足够多,根据概率论中心极限定理及对测量噪声所做的零均值高斯白噪声的假设,可以合理地推出 $p(Z_i | \theta)$ 服从正态分布,由其均值和方差唯一确定。

测量结果的联合概率分布

$$p(Z_i | \theta) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{n_g} |R|}} e^{-\frac{1}{2} v(i)^T R^{-1} v(i)} \quad (3)$$

得到似然函数为

$$\left[\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{n_g} |R|}} \right]^N e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N v(i)^T R^{-1} v(i)} \quad (4)$$

取其负对数,得:

$$\begin{aligned} -\ln L &= \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{2} v(i)^T R^{-1} v(i) + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{2} \ln |R| + Const \right] \end{aligned} \quad (5)$$

参数的极大似然估计就是寻求参数 $\hat{\theta}$,使似然准则函数 J (式(6))达极小值。

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [v(i)^T R^{-1} v(i) + \ln |R|] \quad (6)$$

从式(6)可以看出,似然准则函数 J 依赖于新息 $v(i)$ 和新息方差 R 。

采用牛顿-拉夫逊法求 $\hat{\theta}$,先给预估值 $\hat{\theta}_k$,则利用状态初值,可由式(1)计算 $X(i), Y(i), v(i) = Z(i) - Y(i)$ 及 $R(i)$,从 $i=0$ 计算到 $i=N$,将计算结果带入式(6),可计算出相对于 θ_k 的似然准则函数值 J_k 。

当 J_k 不是极小值时,必须调整 θ_k 使 J_{k+1} 达到极小值,其必要条件为

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{k+1}}{\partial \theta^T} &= \frac{\partial J(\theta_k + \Delta \theta_k)}{\partial \theta^T} = \frac{\partial J(\theta_k)}{\partial \theta^T} + \\ &\quad \frac{\partial^2 J(\theta_k)}{\partial (\theta^T)^2} \Delta \theta_k + o(\Delta \theta_k)^2 = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

略去式(7)中的二阶小量,可解得:

$$M = \frac{\partial^2 J}{\partial (\theta^T)^2} \quad (8)$$

求出 $\Delta \theta_k$ 后,再以 $\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta_k$ 重复上述步骤,算出 J_{k+1} 。反复迭代直到 J 收敛为止。最终 $\hat{\theta}$

的收敛值即为所求的 θ 。

2 基于云模型优化的飞行器参数辨识方法

本文算法是利用基于云模型的全局最优化算法,对飞行器系统的数学模型进行极大似然估计后的极大似然函数 J 进行优化的过程。

(1) 局部求精操作:当出现跨代精英个体时,算法可能找到新的极值邻域,或更加接近老的极值邻域,此时需要求精操作。方法是降低进化范围 E_n 和不稳定性 H_e ,从而加大搜索的精度和稳定度,以达到快速局部求精的目的。比如把 E_n 和 H_e 减小为原来的 $1/K$,其中 K 为大于 1 的实数,称为进化系数;或者 E_n 变为 $0.1 \times E_x/3$ (即以 E_x 为中心,以 0.1 倍的 E_x 为半径,进行求精搜索)。 H_e 的变化服从根据经验编制的局部求精超熵控制表,如表 1 所示,超熵 H_e 取为熵 E_n 的倍数,具体应用中需要根据连续非平凡进化代数的大小查表确定 γ 的值。当连续非平凡代数超过 6,超熵 H_e 的值不变,调整 E_n 使其进一步缩小。

表 1 局部求精超熵控制表

Table 1 Local refinement control table of excess entropy

连续非平凡代数	$\gamma(H_e = \gamma E_n)$	区间最大宽度 (E_n 的倍数)	区间最大宽度 (E_x 的倍数)
1	0.618	11.018	0.369 3
2	0.500	9.940	0.331 3
3	0.400	9.009	0.300 3
4	0.300	8.186	0.272 9
5	0.200	7.393	0.246 4
6	0.100	6.737	0.224 5

(2) 局部求变操作:当若干进化代没有发现新的跨代精英,即连续平凡代数达到一定的阈值时,算法可能陷入了一个局部最优邻域,此时需要跳出这个小局部,并在该局部附近尝试寻找新的局部最优。方法是提高 E_n 和 H_e ,如提高为原来的 L 倍, L 称为进化式变异系数, $L \leq K$ 。 H_e 的变化服从根据经验编制的局部求变超熵控制表,如表 2 所示,超熵 H_e 取为熵 E_n 的倍数,具体应用中需要根据连续非平凡进化代数的大小查表确定 γ 的值。如果原 H_e 的值大于查表所得值,则以原 H_e 值为准。

表 2 局部求变超熵控制表

Table 2 Local variable control table of excess entropy

连续非平凡代数	$\gamma(H_e = \gamma E_n)$	区间最大宽度 (E_n 的倍数)	区间最大宽度 ($L=2$ 时 E_x 的倍数)
lamad_local 1	0.1	6.737	0.449 1
lamad_local+2	0.3	8.186	1.091 4
lamad_local+3	1.0	14.764	3.937 0
lamad_local+4	2.0	24.807	13.230 4
lamad_local 5	3.0	35.404	37.764 0
lamad_local+6	5.0	57.409	122.472 0

(3) 突变操作:其方法有两种:①取历史跨代精英个体的平均值;②取历史当代精英个体的平均值,熵可取为相应历史精英个体的方差。

算法流程图如图 1 所示,需要输入的初始值包括:待辨识参数初值 $C_0(E_x, E_n, H_e)$ 、动力学系统输入量 U 和输出量 Z 、群落大小 com_size、群落丰富度 M 、进化代数 N 、进化系数 K 、变异系数 L 、局部求变阈值 lamad_local、变异阈值 lamad_global、种群规模向量。

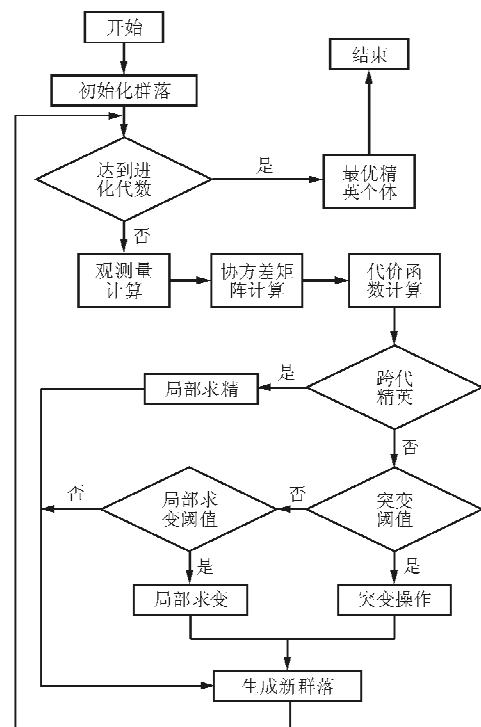


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

3 算例

以 Twin Otter 飞机^[11]的试验数据为例进行算法的验证。

3.1 模型结构

飞机横向动力学模型状态方程:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ \dot{p} \\ \dot{r} \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{\beta} & Y_p & Y_r & Y_{\delta_a} \\ L_{\beta} & L_p & L_r & L_{\delta_a} \\ N_{\beta} & N_p & N_r & N_{\delta_a} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ p \\ r \\ \varphi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I_{\delta_a} \\ N_{\delta_a} \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} = Ax + Bu \quad (9)$$

$$Y = x + v \quad (10)$$

式中:状态向量 $x = [\beta \ p \ r \ \varphi]^T$;操纵矢量 $u = [\delta_a \ \delta_r]^T$; δ_a 和 δ_r 分别为气动副翼和方向舵偏角; v 为测量噪声。

待辨识参数 $\Theta = \{Y_{\beta}, Y_p, Y_r, L_p, L_r, N_{\beta}, N_p, N_r, L_{\delta_a}, N_{\delta_a}\}$ 共 10 个参数。

3.2 实验数据

实验的初始值设置:群落规模 500,群落丰富度 10,群落的种群规模向量为 $[150, 100, 75, 25, 25, 25, 25, 25, 25, 25]$,进化代数 50,阈值 $\text{lamad_local}=2, \text{lamad_global}=5, K=8, L=2$,初始种子个体取值为 $E_p(E_x, E_n, H_e)$, $E_x = [-0.6 \ 0.1 \ -0.9 \ -7 \ 2 \ 5 \ -1 \ -1 \ -18 \ -1]$, $E_n = [1 \ 0.6 \ 0.5 \ 6 \ 3 \ 3 \ 0.6 \ 0.6 \ 6 \ 0.5]$, $H_e = [0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01 \ 0.01]$ 。 E_x 的值可以利用方程误差法估计得到,也可以用最小二乘法一次完成算法得到,或者如果已知待辨识参数的区间,可以在此区间内选择某些值作为 E_x 的初值。 E_n 的值一般要选取的略大一些, H_e 一般小于 0.05。控制输入如图 2 所示,控制输出如图 3 所示。

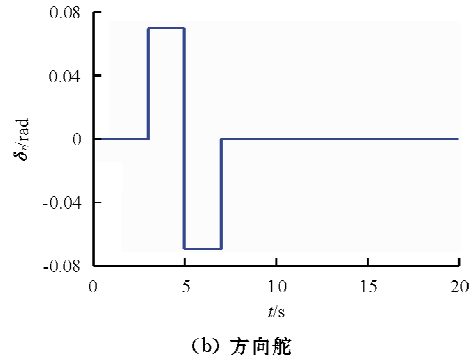
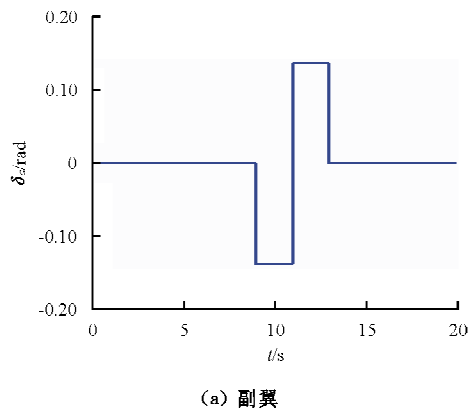


图 2 控制输入随时间变化曲线
Fig. 2 Curve of change control input with time

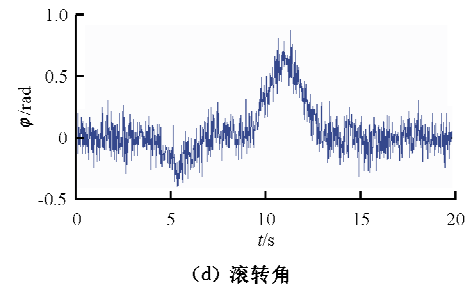
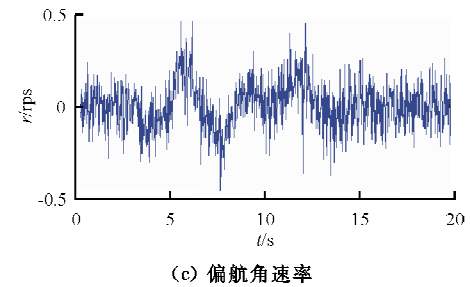
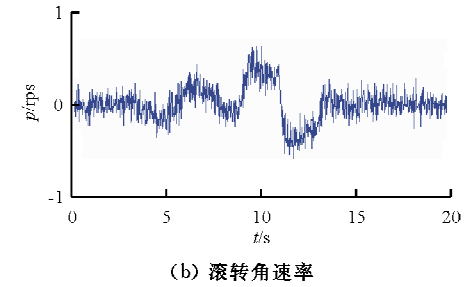
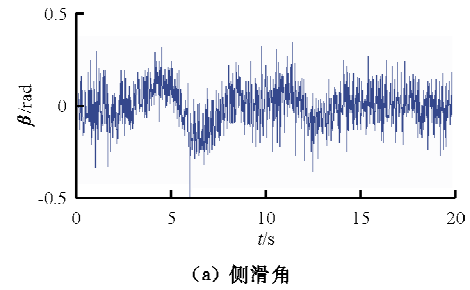


图 3 Twin Otter 飞机的控制输出(测量量)随时间变化曲线
Fig. 3 Curves of control output(measurements) change with time by Twin Otter aircraft

3.3 辨识过程及结果分析

3.3.1 辨识过程分析

算法共运行 50 次,全部成功。以一次随机运行行为例分析结果的收敛情况,代价函数值的收敛曲线如图 4 所示。

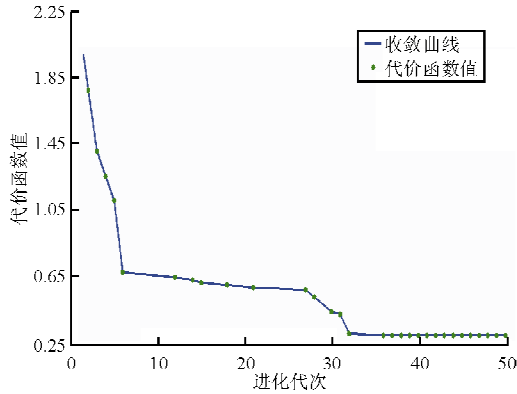


图 4 进化过程中代价函数的收敛曲线
Fig. 4 Convergence curve of cost function in the evolution process

算法共运行 50 个进化代,在第 36 代找到全局最优解。算法在 2~6 进化代找到新的变化较大的局部极值点邻域。由于阈值 $lamad_local=2$,当算法在连续两代没有发现跨代精英时,就要进行局部求变,经过连续地求变在第 12 代找到了新的跨代精英,表明算法具有良好的变异特性,使得算法能快速跳出局部极值邻域并进入新的求精阶段。然后又分别在第 12、14、15 代找到跨代精英个体,经过第 17 代局部求变迅速在第 18 代找到跨代精英,又经过 19、20 代的局部求变在第 21 代找到跨代精英。经过 23~26 代的连续求变在第 27 代找到新的极值点。随后在 28、30~32 代分别找到跨代精英,又经过 34、35 两代的局部求变在第 36 代找到最优解,算法在随后的连续求变和突变操作中都不能找到新的跨代精英,算法结束,用时 2 450 s。

辨识结果如下:

$$\begin{aligned}
 Y_p &= -0.265\ 2, & Y_r &= 0.074\ 0, & Y_r &= -0.878\ 9, \\
 L_p &= -5.367\ 9, & L_r &= 1.744\ 6, & N_p &= 3.587\ 2, \\
 N_p &= -0.550\ 9, & N_r &= -0.954\ 8, \\
 L_{\sigma_2} &= -15.346\ 8, & N_{\sigma_2} &= -0.916\ 1
 \end{aligned}$$

通过上述分析可知,本文的算法不但能够快速

地找到全局极值点所在邻域,而且具有高效的局部求精和局部求变能力,能够较好地避免算法陷入局部最优,收敛速度较快且辨识结果很好。

3.3.2 辨识结果分析

测量量和用辨识参数计算得到的观测量(仿真值)如图 5 所示。

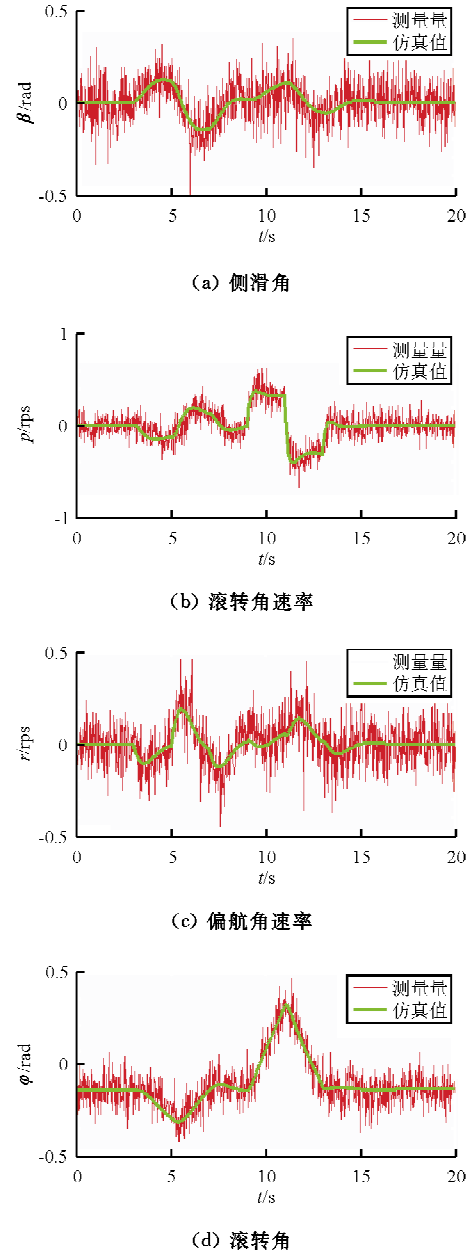


图 5 参数辨识仿真结果与测量量的比较
Fig. 5 Comparing the results of parameter identification and measured value

现在取输入数据与原输入数据(图 2)的相反,得到新的控制输入如图 6 所示。

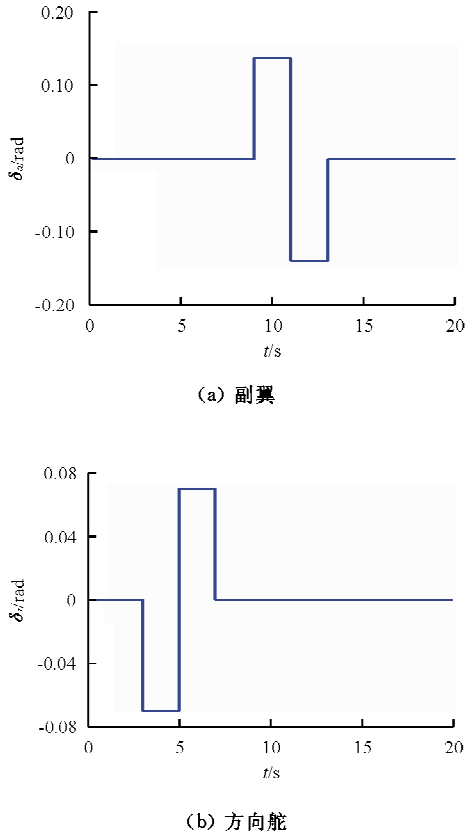


图 6 控制输入随时间变化曲线(与图 2 相反)
Fig. 6 Curve of control input change with time
(in contrast with figure 2)

以图 6 为控制输入,利用上述辨识结果进行仿真,仿真结果与真实的模型响应对比如图 7 所示。

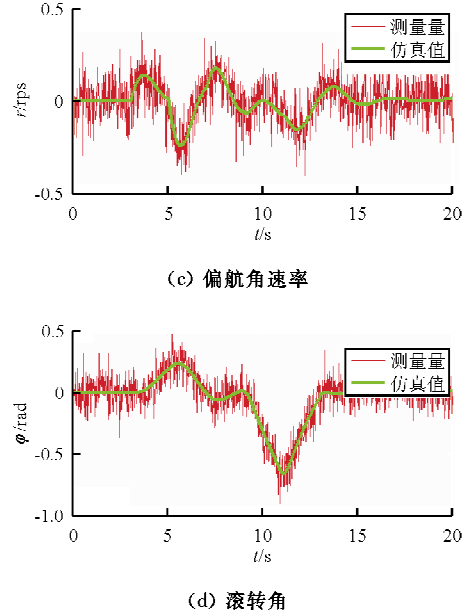
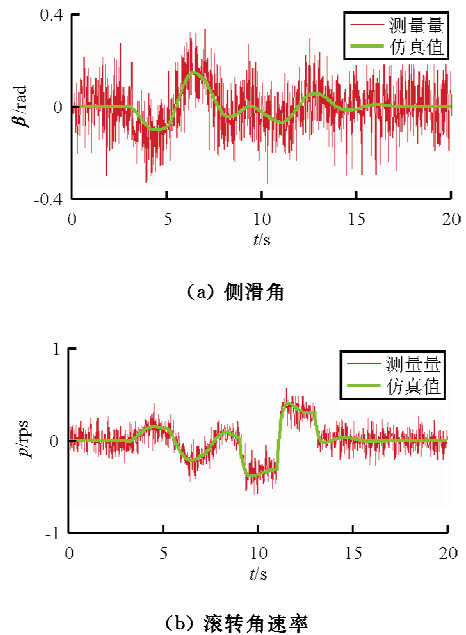


图 7 模型的仿真输出与测量量的比较
Fig. 7 Comparing the results of parameter
identification and measured value

从图 7 可以看出,利用相同条件下的一部分试验数据辨识出的数学模型可以很好地预测另一部分试验数据的特性,表明系统的本质属性没有随不同试验数据而改变,证明辨识出的模型是正确的。

3.3.3 初值设置对算法影响的初步研究

对上述算例在另一组初值条件下进行计算,相关内容如下:

群落规模 500,群落丰富度 10,群落的种群规模向量为 $[150, 100, 75, 25, 25, 25, 25, 25, 25]$,进化代数 50,阈值 $\text{lamad_local}=2$, $\text{lamad_global}=10$, $K=6$, $L=2$,初始种子个体取值为 $E_x = [-1 \ 1 \ -1 \ -10 \ 2 \ 5 \ -1 \ -1 \ -20 \ -1]$, $E_n = [1 \ 0.6 \ 0.5 \ 6 \ 3 \ 3 \ 0.6 \ 0.6 \ 6 \ 0.5]$, $H_e = [0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03 \ 0.03]$,用时 2 443 s。

辨识结果如下:

$$\begin{aligned}
 Y_\beta &= -0.363 \ 9, & Y_p &= 0.067 \ 7, & Y_r &= -0.939 \ 1, \\
 L_p &= -5.808 \ 2, & L_r &= 1.620 \ 8, & N_\beta &= 3.363 \ 9, \\
 N_p &= -0.669 \ 9, & N_r &= -0.938 \ 3, \\
 L_{\delta_a} &= -16.596 \ 1, & N_{\delta_a} &= -0.938 \ 5
 \end{aligned}$$

上述计算的初值最大的接近精确值的 5 倍,从辨识结果上看是可以接受的,即算法对初值的选取

不是很敏感。

此外,由于算法不需要计算灵敏度矩阵,与ML方法相比,省却了许多繁杂的过程。对于不同的模型,该算法只需重新编写状态方程函数就可以直接应用,使用较便捷。

4 结 论

(1) 将基于云模型的全局优化算法和极大似然法相结合用于飞行器参数辨识,构造了一种基于云模型优化的飞行器参数辨识算法,避免了极大似然法中灵敏度方程推导和灵敏度矩阵求解的繁杂过程;保持了云模型全局优化算法精度高、收敛速度快、不易陷入局部最优等特点。

(2) 算法成功地对 Twin Otter 飞机进行了辨识,拓展了云模型的应用领域,为飞行器参数辨识研究找到了新内容。

(3) 本文所用是正态云模型,辨识的是线性系统,是否有其他云模型更适合此算法,以及算法对非线性系统的辨识是否可行还有待进一步研究。

参考文献

- [1] 蔡金狮. 飞行器系统辨识学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003: 135-139.
Cai Jinshi. Aircraft system identification[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2003: 135-139. (in Chinese)
- [2] Jategaonkar V Ravindra. Flight vehicle system identification; a time domain methodology[M]. Virginia: AIAA, 2006: 88-91.
- [3] 李爱军, 刘惠英, 章卫国. 飞机短周期运动参数的神经网络辨识[J]. 飞机设计, 2002(2): 11-13.
Li Aijun, Liu Huiying, Zhang Weiguo. Aircraft short-period motion parameter identification using neural network[J]. Aircraft Design, 2002(2): 11-13. (in Chinese)
- [4] 朱幼莲, 刘璐, 何振亚. 一种新的基于极大似然估计的系统辨识方法[J]. 现代雷达, 1998, 20(1): 33-38.
Zhu Youlian, Liu Ju, He Zhenya. A new method of system identification based on ML estimation[J]. Modern Radar, 1998, 20(1): 33-38. (in Chinese)
- [5] 尹江辉, 刘旭. 非定常气动力辨识的模糊逻辑方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2000, 32(5): 545-550.
Yin Jianghui, Liu Xu. Fuzzy logic technique of unsteady aerodynamic identification[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000, 32(5): 545-550. (in Chinese)
- [6] 曾凡峰, 蔡自兴. 基于小波神经网络的非线性动态系统辨识[J]. 中南大学学报, 1998, 29(3): 280-283.
Zeng Fanfeng, Cai Zixing. Wavelet neural network based nonlinear dynamic system identification[J]. Journal of Central South University, 1998, 29(3): 280-283. (in Chinese)
- [7] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20.
Li Deyi, Meng Haijun, Shi Xuemei. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Journal of Computer Research and Development, 1995, 32(6): 15-20. (in Chinese)
- [8] 付斌, 李道国, 王慕快. 云模型研究的回顾与展望[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(2): 420-426.
Fu Bin, Li Daoguo, Wang Mukuai. Review and prospect on research of cloud model[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(2): 420-426. (in Chinese)
- [9] Ying Gao. An optimization algorithm based on cloud model[C]. International Conference on Computational Intelligence and Security, 2009: 84-87.
- [10] 李德毅, 刘常显. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-35.
Li Deyi, Liu Changyu. Study on the universality of the normal cloud model[J]. Engineering Science, 2004, 6(8): 28-35. (in Chinese)
- [11] Vladislav Klein, Eugene A Morelli. Aircraft system identification; theory and practice[M]. Virginia: AIAA, 2006: 124-125.

作者简介:

张 炜(1963—),男,副教授。主要研究方向:飞行器总体设计与综合设计、人机与环境工程。

郭大鹏(1985—),男,硕士研究生。主要研究方向:飞行试验。

(编辑:马文静)