

# 基于 LPV 建模的故障诊断方法研究

缙林峰,王 鑫,王镛根

GOU Lin-feng, WANG Xin, WANG Yong-gen

西北工业大学 动力与能源学院,西安 710072

School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

E-mail: goulinfeng@nwpu.edu.cn

**GOU Lin-feng, WANG Xin, WANG Yong-gen. Research of fault diagnosis based on LPV model. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(2): 218-221.**

**Abstract:** This paper builds aero engine mathematical model based on LPV modeling to exactly describe engine characteristics, eliminate the effect of modeling error. Sensor fault diagnosis for typical fault is simulated. Simulation results illustrate that this method is effectively, real-time, and robust.

**Key words:** aero engine; fault diagnosis; Linear Parameter Varying model; multi-fault-hypothesis based on testing

**摘 要:** 建立航空发动机动态线性变参数(LPV)数学模型准确反映发动机动态特性,较好地消除了模型偏差对故障检测准确率的影响,并针对传感器典型故障进行仿真。仿真结果表明,所研究方法准确度高,实时性好,对模型误差具有较好地鲁棒性。

**关键词:** 航空发动机;故障诊断;LPV 模型;多重故障假设检验

**文章编号:** 1002-8331(2008)02-0218-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP206.3

## 1 引言

目前飞行动力系统的要求日益提高,大推力、长航时、高可靠性已经成为现代航空动力系统的重要指标。针对航空发动机特定的工作条件,要求 FADEC 控制系统具有极高的安全性、可靠性和有效性,系统一旦发生事故就有可能造成人员和财力的巨大损失<sup>[1]</sup>。

现代国外先进航空发动机都具有状态监视和故障诊断系统,并呈现出与火控、飞行、推进数控综合一体化的发展趋势<sup>[2]</sup>。国外从 20 世纪 80 年代中期以来,围绕 FADEC 系统传感器故障诊断开展了多方面的研究。其中较成功的有美国 NASA Lewis 研究中心的 ADIA (Advanced Detection, Isolation and Accommodation of sensor failures) 计划,该计划提出了适用于航空发动机的传感器故障检测、隔离、重构的算法,并在 F100 等发动机上完成试验验证,性能优异,满足实时性要求<sup>[3]</sup>。但是该检测方法对于建模误差、外界扰动等不确定性因素的鲁棒性研究不足,特别是发动机动态过程中的故障检测准确率不高。究其原因主要在于该方法是基于对象数学模型的解析冗余检测算法,算法本身没有关注鲁棒性的问题,检测准确率必然依赖建模的精确度。但是航空发动机却是典型的非线性系统,其外部条件和内部参数变化范围较大,变化率快,缺乏鲁棒性的检测策略不能保证发动机在大范围内都具有良好的可靠性。

近年来,由于鲁棒控制的不断进步,使得对于变参系统的研究方法得到很大发展,特别是基于线性变参数 LPV (Linear Parameter Varying) 方法的理论已应用于非线性/时变系统的实

际工程设计<sup>[2,3]</sup>。因为航空发动机动态特性是一个非线性系统,因此可以得到以热力学参数或其变化率为变参数的 LPV 模型,能较好地描述航空发动机动态过程,为控制系统故障检测研究提供有利保证。本文针对某型航空涡扇发动机控制系统中高、低压压气机转速两个传感器的典型故障,采用基于参数变化率 (Velocity-based) 方法建立非线性/时变的发动机 LPV 模型。利用卡而曼滤波器结合多重故障假设检验法针对发动机 LPV 模型进行传感器软、硬故障检测。

## 2 航空发动机 LPV 模型的建立

### 2.1 线性变参数 LPV 系统

线性变参数 LPV 系统是一类重要的时变系统,其状态空间方程系数矩阵是某些时变参数的确定函数,这些时变参数是可预知或可量测的。许多实际线性或非线性系统都可用 LPV 模型进行描述<sup>[4]</sup>。LPV 系统模型描述如下:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}(\rho(t))\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(\rho(t))\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}(\rho(t))\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}(\rho(t))\mathbf{u}(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(\rho(t)) &= \mathbf{A}_0 + \sum_{k=1}^N \rho_k(t)\mathbf{A}_k, \mathbf{B}(\rho(t)) = \mathbf{B}_0 + \sum_{k=1}^N \rho_k(t)\mathbf{B}_k \\ \mathbf{C}(\rho(t)) &= \mathbf{C}_0 + \sum_{k=1}^N \rho_k(t)\mathbf{C}_k, \mathbf{D}(\rho(t)) = \mathbf{D}_0 + \sum_{k=1}^N \rho_k(t)\mathbf{D}_k \end{aligned}$$

式中,状态向量  $\mathbf{x}(t) \in R^n$ ; 输出向量  $\mathbf{y}(t) \in R^p$ ; 输入向量  $\mathbf{u}(t) \in$

$R^m$ ;  $A_k, B_k, C_k, D_k, k=0, 1, \dots, N$  为系统的  $N+1$  个局部模型。 $\rho(t)$  为系统中某一参数或外部输入(如高度、马赫数等)。 $\rho(t)$  属于有界闭集  $\rho_k(t) \in [\underline{\rho}_k, \bar{\rho}_k]$ 。为常数时,系统即为线性定常系统,可用  $\rho$  表示  $\rho(t)$ 。 $N+1$  维非线性系统 LPV 模型中不相关的局部模型也构成了一个  $N+1$  维空间。对于航空发动机非线性系统而言,由于受到各种气动、热力学等限制,其在  $N+1$  维空间的有限区域内变化。

### 2.2 航空发动机 LPV 模型

某型涡扇发动机是双涵道、高推重比、双转子混合排气的加力式涡扇发动机。发动机非线性模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}=f(x, u, \rho) \\ y=g(x, u, \rho) \end{cases} \quad (2)$$

假定  $f(\cdot)$  和  $g(\cdot)$  在飞行包线内可微。可通过不同方法建立局部线性模型。如果已知状态参数,通过状态参数和输入参数的小扰动线性化构建;或者从输入-输出数据辨识来构建得到一组线性模型族:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A_0(x-x_0) + B_0(u-u_0) + P_0(\rho-\rho_0) \\ y-y_0 &= C_0(x-x_0) + D_0(u-u_0) + Q_0(\rho-\rho_0) \end{aligned} \quad (3)$$

用式(3)表示系统式(2)在线性化点  $(x_0, u_0, \rho_0)$  附近的特性,  $A_0, B_0, C_0, D_0, P_0, Q_0$  为常数矩阵,一般选择发动机的稳态平衡点为线性化点。假设  $\rho$  缓变可测,则  $P_0$  和  $Q_0$  可以忽略。通过对局部模型内插或拟合,构建基于局部模型族式(3)的航空发动机 LPV 模型,最终目标是获得用方程(1)表示的 LPV 模型<sup>[4]</sup>。本文采用基于参数变化率法来实现。

对系统方程(2)求导,得到

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= \frac{\partial f(x, u, \rho)}{\partial x} \dot{x} + \frac{\partial f(x, u, \rho)}{\partial u} \dot{u} \\ \dot{y} &= \frac{\partial g(x, u, \rho)}{\partial x} \dot{x} + \frac{\partial g(x, u, \rho)}{\partial u} \dot{u} \end{aligned} \quad (4)$$

将其表述为标准的状态空间方程

$$\begin{aligned} \dot{z} &= A'(x, u, \rho)z + B'(x, u, \rho)\dot{u} \\ y &= (0 \quad 1)z \end{aligned}$$

其中

$$z = \begin{pmatrix} \dot{x} \\ y \end{pmatrix}, A'(x, u, \rho) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, u, \rho)}{\partial x} & 0 \\ \frac{\partial g(x, u, \rho)}{\partial x} & 0 \end{pmatrix}$$

$$B'(x, u, \rho) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, u, \rho)}{\partial u} \\ \frac{\partial g(x, u, \rho)}{\partial u} \end{pmatrix}$$

$z \in R^{n+p}$ , 该方法扩充了模型的状态向量,模型阶次是非线性系统的阶数加上输出的个数。表达式(4)表明基于参数变化率方法可以在非平衡点进行线性化。图 1 为基于参数变化率的 LPV 模型的结构图。

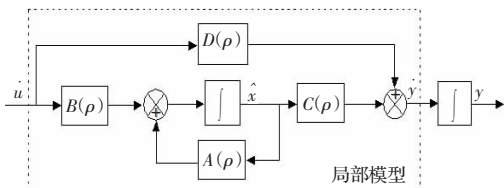


图 1 基于参数变化率的 LPV 模型结构

基于参数变化率的方法建立发动机 LPV 模型:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \dot{\hat{n}}_{cl} \\ \dot{\hat{n}}_{ch} \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} a_{11}(\bar{n}_{ch}) & a_{12}(\bar{n}_{ch}) \\ a_{21}(\bar{n}_{ch}) & a_{22}(\bar{n}_{ch}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{n}_{cl} \\ \hat{n}_{ch} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1(\bar{n}_{ch}) \\ b_2(\bar{n}_{ch}) \end{pmatrix} m_f \\ \dot{y} &= (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \hat{n}_{cl} \\ \hat{n}_{ch} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $\hat{n}_{cl} = \dot{n}_{cl}, \hat{n}_{ch} = \dot{n}_{ch}$ 。由式(5)可获得低压压气机相对转速  $\hat{n}_{cl}$  的变化量,通过积分可以求解  $\bar{n}_{cl}$  的实际值。

在建模过程中,由于模型中各物理量的数量级不同,变化范围不同,会使得求出的系数矩阵元素在数量级上相差很大,成为病态矩阵。因此,必须对线性模型进行归一化处理。

### 3 传感器故障诊断方法

#### 3.1 传感器故障模式

发动机控制系统传感器故障模式分为硬故障和软故障。硬故障一般由于传感器元件损坏、电系统发生短路、断路或受较强脉冲干扰等原因引起。硬故障发生后,其输出偏离正常值较大,会对系统造成严重后果。传感器硬故障描述为:

$$y(k+1) = H(k+1)x(k+1) + v(k+1) + e(k)\sigma_{k+1,\theta} \quad (6)$$

其中  $e(k) \in R^m$  为故障大小的未知向量,  $\sigma_{k+1,\theta}$  为  $\theta$  时刻起单位阶跃函数。

软故障则表现为信号幅值小范围,低斜率的缓变量测误差,但随着时间的增长,这种变化会逐渐加强,并发展成为硬故障,产生软故障的主要原因是由于量测系统中元件老化、性能衰退、电路失效、温度漂移等。传感器软故障描述为:

$$y(k+1) = H(k+1)x(k+1) + v(k+1) + g(k)t_\theta \quad (7)$$

其中  $g(k) \in R^n$  为故障大小的未知向量,  $t_\theta$  为  $\theta$  时刻起的单位斜坡函数<sup>[6]</sup>。

#### 3.2 故障诊断原理

无论硬故障还是软故障发生后,都会对控制系统产生很大影响。发生故障时,系统中的各种量(可测的或不可测的)表现出与正常状态不同的特性,这种差异包含丰富的故障信息。如何快速准确地找到故障的特征描述,并利用它来进行故障定位就是故障检测算法中的关键技术。这个问题一般可分为故障特征提取、故障的分离与估计和故障评价与决策三个内容。本算例中检测算法采用基于卡而曼滤波器结合多重故障假设检验法<sup>[6]</sup>,其检测原理如图 2 所示。

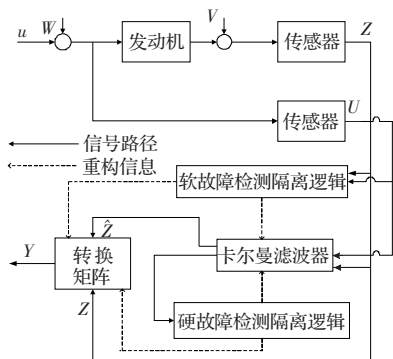


图 2 故障检测、隔离及重构算法原理图

### 3.3 故障门限的确定

当传感器发生故障时,卡尔曼滤波残差不再是零均值的白噪声序列。可通过滤波残差来判断传感器是否发生了故障。根据传感器噪声的统计特性来设定门限值  $\lambda_h$ , 一旦滤波残差向量的分量的绝对值超出其自身的门限值  $\lambda_{hi}$ , 就可以判断此传感器发生了硬故障,并对其进行隔离。硬故障检测门限值的确定,应综合考虑对误报率和漏报率的影响。本文采用残差  $\chi^2$  检验法。基本思路是:

若  $k-1$  步以前系统无故障, 则经过卡尔曼滤波得到的第  $k-1$  步的估计值  $\hat{X}_{k-1}$  应是正确的, 由系统的状态方程可得到第  $k$  时刻系统状态的递推值  $\hat{X}_{k/k-1}$ :

$$\hat{X}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (8)$$

由此可得  $k$  时刻系统量测的预测值  $\hat{Z}_{k/k-1}$ :

$$\hat{Z}_{k/k-1} = H_k \hat{X}_{k/k-1} \quad (9)$$

若  $k$  时刻系统实际测量值  $Z_k$  是正确的, 即系统正常工作, 则它与预测值  $\hat{Z}_{k/k-1}$  之间的差值  $\tilde{Z}_k$  应服从零均值高斯白噪声分布:

$$\tilde{Z}_k = Z_k - \hat{Z}_{k/k-1} = Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}$$

其方差为:

$$S_k = H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$$

当系统发生故障时,残差  $\tilde{Z}_k$  就不再是均值为零的高斯白噪声序列。因此通过检测  $\tilde{Z}_k$  的统计特性就可以判别系统是否发生故障。构造统计量  $\lambda_{ik}$ :

$$\lambda_{ik} = \tilde{Z}_k^T S_k^{-1} \tilde{Z}_k \quad (10)$$

系统正常工作时,  $\lambda_{ik}$  服从自由度为  $m$  的  $\chi^2$  分布, 即  $\lambda_{ik} \sim \chi^2(m)$ ; 选择适当的概率值  $\alpha$ , 根据  $\chi^2$  的分布函数表可查出  $\chi^2$  分布对应于概率  $\alpha$  的临界值  $\chi_\alpha^2$ , 正常情况下,  $\lambda_{ik} > \chi_\alpha^2$  的概率小于  $\alpha$ , 是小概率事件。所以有如下判决准则:

当  $\lambda_{ik} \leq \chi_\alpha^2$  时, 认为系统工作正常;

当  $\lambda_{ik} \geq \chi_\alpha^2$  时, 认为系统出现故障。

$\lambda_{ik}$  称为检测函数,  $\chi_\alpha^2$  称为检测门限,  $\alpha$  称为误警率。本文所用的门限值是根据传感器观测噪声的标准差并参考美国 ADIA 计划中关于传感器硬故障检测门限值的选取的方法及它的有关数据而综合确定的<sup>[1]</sup>。故障检测门限值选取如表 1 所示。

表 1 故障检测门限值

传感器	标准偏差	门限值
低压转子转速	300 r/m	600 r/m
高压转子转速	350 r/m	700 r/m

## 4 仿真算例

### 4.1 LPV 模型验证仿真

在标准大气条件下建立高压转子转速  $\bar{n}_{ch}$  为调度变量的涡

扇发动机 LPV 模型, 仿真实验验证模型对低压转子转速  $\bar{n}_{cl}$  的动态跟踪性。参考模型采用发动机非线性动态模型程序, 输入量为主燃烧室供油量  $m_f$ , 采用斜坡供油方式, 模拟发动机动态加速过程, 采样周期 10 ms。

通过发动机非线性计算程序, 使用“拟和”方法获得不同高压转子转速对应的局部线性模型。然后, 对各转速点的状态矩阵  $A$  的元素进行内插或者拟合, 获得发动机 LPV 模型。在此采用分段线性插值和三次多项式拟合进行对比, 见图 3。

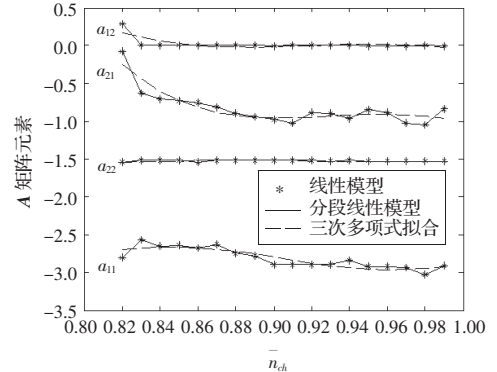


图 3 矩阵 A 元素插值与拟合

### 4.2 传感器故障检测仿真

传感器故障诊断仿真模拟低压转子转速发生硬故障和高压转子转速发生软故障时的检测过程。图中横坐标为采样点数, 纵坐标为转速值。低压转子转速传感器发生硬故障时滤波曲线与残差曲线见图 4、图 5。

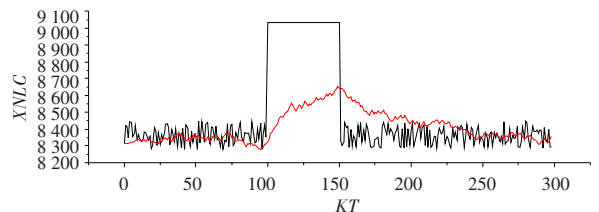


图 4  $\bar{n}_{cl}$  发生硬故障时  $\bar{n}_{cl}$  的滤波曲线

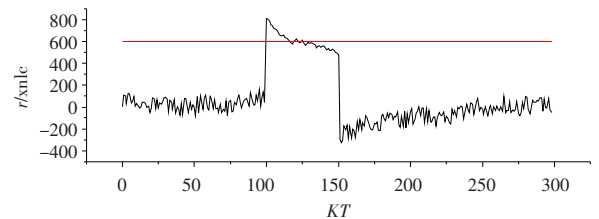


图 5  $\bar{n}_{cl}$  发生硬故障时  $\bar{n}_{cl}$  的残差曲线(横线为门限值)

高压转子转速传感器发生软故障时滤波曲线与残差曲线见图 6、图 7。

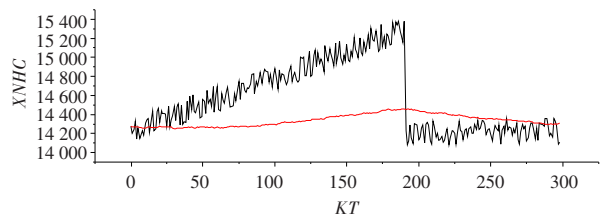


图 6  $\bar{n}_{ch}$  发生软故障时  $\bar{n}_{ch}$  的滤波曲线

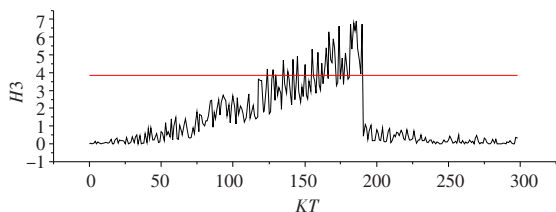


图7  $\bar{n}_{eh}$  发生软故障时  $\bar{n}_{eh}$  的残差曲线(横线为门限值)

### 4.3 故障检测准确率对比仿真

为对比采用 LPV 模型后故障检测算法准确率的变化,在表 2 所示不同工况下分别进行 20 次相同的故障类型组合测试。发动机工作状态为由慢车加速到最大状态。统计误报次数如表 2 所示。

表 2 故障检测误报次数统计表

高度/km	马赫数	误报数(未用 LPV)	误报数(采用 LPV)
0.0	0.0	0	0
3.0	0.6	0	0
8.0	0.8	2	0
10.0	1.0	2	1
12.0	1.1	3	1
15.0	1.6	2	0
16.0	1.3	3	2
18.0	1.2	4	1

## 5 结论

通过在飞行包线范围内进行仿真计算,对本文所设计的基于 LPV 建模的传感器故障诊断方法,得到如下结论:

(1) 基于参数变化率建立的发动机 LPV 模型,与非线性模

型相比,没有代数环问题,求解过程简便,实时性好,可以比较准确地反映发动机动态过程,减少模型误差对故障检测准确率的影响。

(2) 利用卡而曼滤波器结合多重故障假设检验法可在 1-2 个采样周期检测传感器硬故障,无漏报误报;可在 5-10 个采样周期检测传感器软故障,检测准确率不低于 95%。

(收稿日期:2007 年 7 月)

### 参考文献:

- [1] DeLaat J C, Merrill W C. Advanced detection isolation, and accommodation of sensor failures in turbofan engine, realtime microcomputer implementation[R]. NASA 2925, 1990.
- [2] Reberga L, Henrion D, Bernussou J, et al. LPV modeling of a turbofan engine[C]//16th IFAC World Congress, Prague, 2005: 3-8.
- [3] Lu Bei, Wu Fen, Kim S W. Switching LPV control of an F-16 aircraft via controller state reset [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2006, 14(2).
- [4] Giarre L, Bauso D, Falugi P, et al. LPV model identification for gain scheduling control: an application to rotating stall and surge control problem[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(4).
- [5] 樊思奇, 徐文华. 航空推进系统控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995.
- [6] 缙林峰. 航空发动机数控系统传感器与执行机构的故障检测[D]. 西安: 西北工业大学, 2000-03.
- [7] 王仲生. 智能故障诊断与容错控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2005.
- [8] 袁春飞, 孙健国, 熊智, 等. 推进系统优化控制模式研究[J]. 航空动力学报, 2003, 19(1).

(上接 207 页)

点, 上仰轰炸有一些点出现超差。因此判断激光制导炸弹的可投放概率是满足要求的。

(2) 俯冲轰炸精度高的原因是其弹道比较平直, 载机速度较高, 下落时间比较小。水平轰炸在低高度、小速度、远距离上, 有些投弹点误差接近边缘值, 主要原因是目标俯仰角速率数值变小, 导致它的相对误差增加, 允许投弹范围“拦框”减小。上仰轰炸在上仰角度较小时精度尚可, 但随着上仰角度增大, 误差也会增大。超差点大都发生在大上仰角度的情况下。

(3) 目标俯仰角速率允许误差对系统精度影响显著。利用协方差法求出误差传递系数  $\partial D_m / \partial \dot{\mu}_R = -V \sin(\mu_R - \alpha) \dot{\mu}_R^2$ , 其中  $\dot{\mu}_R^2$  在分母上, 而且是平方关系。当在低高度、小速度、远距离条件下,  $\dot{\mu}_R$  数值比较小时, 目标俯仰角速率允许误差对系统精度影响较突出。 $\dot{\mu}_R$  值越小, 对系统精度影响越大。

(4) 从误差计算结果可知载机高度、真空速、目标俯仰角、目标俯仰角速率和目标俯仰角速率误差, 对系统精度的影响较大。载机俯仰角、攻角等对系统精度有一定的影响, 在高空时风速、风向对系统精度影响较为明显。

由以上分析, 可以得到系统的一些优化措施:

(1) 在 CCD 稳瞄系统精度较低的情况下, 可以根据具体的装备要求, 适当降低火控系统某些误差源的允许误差或降低某些其它误差源的误差, 来提高系统整体精度。

(2) 对于系统精度影响较大的误差源应该注意尽量提高其精度指标。

(3) 在靶试时或实际作战过程中, 应尽量保证飞机投弹时姿态的平稳, 可以提高投弹精度。

(4) 通过仿真算例发现某些投弹精度较高的投弹条件, 为靶试方案的制定提供了一定的依据。

## 6 结语

本文针对飞机角速率轰炸火控系统, 详细分析了角速率轰炸火控原理, 建立了相应的精度分析模型, 采用蒙特卡罗法对激光制导炸弹在各种投放条件下的 CCRP 轰炸精度进行了仿真计算, 其结果符合实际战术技术指标, 满足给定的可投放概率。在仿真结果分析的基础上提出了系统的优化设计措施。目前, 该精度分析软件已在某型飞机的靶试和定型中得到较好的应用。(收稿日期: 2007 年 9 月)

### 参考文献:

- [1] 陈新云. 角速率轰炸原理应用研究[J]. 洪都科技, 2002(2): 1-8.
- [2] 王锋, 张葆, 丁金伟, 等. 基于电视/激光双模跟踪的 ARBS 技术[J]. 光学技术, 2005, 31(5): 707-709.
- [3] 张安, 周志刚. 航空综合火力控制原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1997: 230-233.
- [4] 张安. 航空武器系统分析导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2001: 35-56.