文章编号: 1001- 2486(2005)02- 00124- 03

利用构造性仿真评估导弹精度*

杨华波[1], 张士峰[1], 蔡 洪[1], 岳耀民[2]

(1. 国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 厦门卫星 测控站, 福建 厦门 361023)

摘 要: 通过对导弹落点散布的构造性仿真获得了落点(均值与方差)的验前分布参数, 通过与现场试验数据的相容性检验获得了验前信息的可信度, 在考虑验前信息可信度的情况下获得了命中点的均值与方差的验后 Bayes 估计。算例表明该方法对于仿真信息的应用合理可信, 考虑可信度下的 Bayes 估计具有较好的置信度。

关键词: 构造性仿真; 精度; 可信度; Bayes 估计

中图分类号: O218.8 文献标识码: A

Evaluation of the Missile Precision by Using the Construction Simulation

YANG Hua-bo[1], ZHANG Shi-feng[1], CAI Hong[1], YUE Yao-ming[2]

(1. College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Xiamen Satellite Control Station, Xiamen 361023, China)

Abstract: The prior distribution parameters of the falling points are obtained by using the construction simulation, then the credibility of the prior information is acquired by consistent test. The bayesian estimations of the mean and variance of the falling points are obtained by considering the credibility of the prior information. An example validates that it is successful to use the simulation information, and Bayesian estimation on considering the credibility has a better confidence level.

Key words: construction simulation; precision; confidence; Bayesian estimation

武器系统的精度评估一直以来都是各国军方十分关注的问题。对于导弹武器这种结构复杂、价格昂贵的系统, 不可能做大量的试验, 而且飞行试验次数越来越少, 这样, 传统的精度评估方法受到了挑战。Bayes 方法[1,6]作为研究小子样问题的一种有效途径, 在许多领域得到了很好的应用。文献[2]利用仿真试验讨论了核电站的故障诊断与安全控制问题, 文献[3]则利用仿真方法建立了卫星磁力矩自主控制系统, 并进行磁力矩控制的初步分析, 文献[5]详细讨论了导弹系统仿真可信性的衡量与评估, 并讨论了仿真结果在飞行试验鉴定中的应用问题。

1 构造性仿真

飞航导弹在飞行试验之前存在着大量试验信息, 如地面测试信息、挂飞试验信息等。首先利用各种测试信息建立和验证惯导误差模型、地形匹配概率与匹配精度、景象匹配概率与匹配精度等模型及算法的合理性和精确性。在此基础上, 通过飞航导弹导航系统的工作流程将这些信息融合为最终命中点的偏差统计特性。通过相容性检验确定验前信息的可信度。在完成了飞行试验后, 将验前信息和飞行试验信息进行 Bayes 融合, 得到命中精度的验后评价。

飞航导弹导航系统是按照飞行时序安排的一系列组合导航方式, 工作过程比较复杂, 其中惯性导航、惯导/地形匹配组合导航、惯导/景象匹配组合导航方式按照时序工作。在获得影响飞航导弹落点精度的各种干扰误差模型之后, 根据飞航导弹的导航系统工作过程进行命中点散布构造性仿真。由于飞航导弹飞航速度比较稳定, 影响导弹命中点精度的因素主要是导航系统导航精度、控制系统动态控

* 收稿日期: 2004- 11- 29
作者简介: 杨华波(1980—), 男, 博士生。

制精度以及基准图的目标定位相对误差等, 根据这些误 差源的概率分布, 结合导弹飞行过程进行随机性抽样, 作为导弹命中点数据, 注意这里并不 对导弹飞行全过程进行弹道仿真。对导弹水平命中精度的构造性仿真步骤如下: (1) 导弹发射后, 首先对初始误差抽样, 得到位置、速度偏差; (2) 惯导系统开始工作, 拟合纯惯导系统漂移造成的位置与速度偏差; (3) 根据位置偏差判断导弹是否进入匹配区域, 如果匹配成功, 根据导航系统匹配精度抽样 得到导弹位置偏差, 同时修正速度偏差; (4) 如果在匹配区域匹配失败, 则不进行位置、速度误差修正; (5) 导弹经过上次匹配区域后, 纯惯导系统继续漂移, 重新拟合导弹位置与速度偏差; (6) 重复(3) 至(5) 步, 如此循环抽样, 直到所有导航系统工作完毕; (7) 重复(1) 至(6) 步, 得到多个导弹命中点数据, 根据这些信息进行验前分析。

2 验前参数的获取

假设导弹最后一次导航方式结束时, 其位置误差 s_0 服从正态分布 $N(0, \sigma_{s_0}^2)$, 其中, σ_{s_0}为标准差, 此误差包括整个飞行过程中导航系统的误差信息。此后导 弹 飞向目标, 这段时间内惯导系统继续漂移, 飞行时间由最后匹配点到目标点的距离以及导弹 飞行速度决定。由于惯导速度具有误差, 导致飞行时间具有随机性, 使用迭代方法, 在第一 次抽样得到飞行速度后, 根据此速度重新计算飞行时间, 由于速度误差很小, 迭代一到两次 即可得到准确时间 t, 其位置漂移的标准差采用二阶多项式进行拟合, 即

$$s = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 \tag{1}$$

进一步假设导弹控制系统的水平位置误差 c 服从正态分布$N(0, \sigma_c^2)$, 目标定位相对误 差 m 服从正态分布 $N(0, \sigma_m^2)$。上述误差源都服从正态分布, 分别对上述分布进行 n 次抽样: $(s_{0i}, t_i, c_i, m_i, s_i)$, $i = 1, \cdots, n$, 则可以得到命中点水平偏差数据: $x_i = s_{0i} + s_i + c_i + m_i$, $i = 1, \cdots, n$。水平命中精度 CEP 指标可转换为水平方向方差 D_x, 基于命中点水平偏差数据$(x_1, \cdots, x_n)$, 统计出均值 $\hat{\mu}_x$ 与方差的估计$\hat{D}_x$。

上面是根据一组抽样获得的统计值, 不妨将这种抽样统计进行 N 组, 得到验前数据 $\hat{\mu}_x^{(j)}$、$\hat{D}_x^{(j)}$, $j = 1, 2, \cdots, N$。根据 Bayes 统计中关于 共 轭分布的原则, 均值与方差的共轭验前分布为正态 —逆 Gamma 分布。将抽样数据$(\hat{\mu}_x^{(1)}, \cdots, \hat{\mu}_x^{(N)})$、$(\hat{D}_x^{(1)}, \cdots, \hat{D}_x^{(N)})$拟合为正态 —逆 Gamma 分布 $g(\alpha_0, \beta_0)$。

$$g(\alpha_0, \beta_0) \sim N(\mu_0, \eta_0 D) \cdot \Gamma^{-1}(\alpha_0, \beta_0) \tag{2}$$

其中, $\mu_0 = \dfrac{\sum_{j=1}^{N} \hat{\mu}_x^{(j)}}{N}$, $\eta_0 = \dfrac{1}{2\beta_0 + 1}$, $\hat{D}_x^N = \dfrac{\alpha_0}{\beta_0 - 1}$, $\sigma_{\hat{D}_x}^2 = \dfrac{\alpha_0^2}{(\beta_0 - 1)^2(\beta_0 - 2)}$。

3 相容性检验与验前信息可信度的计算

当获得了 m 个现场样本$(x_1, x_2, \cdots, x_m)$后, 均值的相容性检验可以表示为

$$H_0: \mu - \mu_0 = 0 \leftrightarrow H_1: \mu - \mu_0 \neq 0$$

在显著性水平 α 之下, 检验是容易得到的, 同时可以得到犯第二类错误的概率 β。

如果接受假设H_0, 即认为验前信息和现场信息在检验水平下是相容的, 但验前信息毕竟不 同于现场信息。定义可信度为 $P(H_0 |$ 接受 $H_0)$, 根据 Bayes 公式, 有

$$P(H_0 | \text{接受 } H_0) = \frac{P(H_0) P(\text{接受 } H_0 | H_0)}{P(H_0) P(\text{接受 } H_0 | H_0) + P(H_1) P(\text{接受 } H_0 | H_1)} = \frac{1}{1 + \dfrac{P(H_1)}{P(H_0)} \dfrac{\beta}{1 - \alpha}}$$

这里, $P(\text{接受 } H_0 | H_0) = 1 - \alpha$, $P(\text{接受 } H_0 | H_1) = \beta$, $P(H_1) = 1 - P(H_0)$。$P(H_0)$为验前可信度, 可以通过分析验前信息的来源(如验前信息由仿真模型给出, 则需要 分析仿真模型反映真实系统的程度) 得出或由专家给出。$P(H_0 |$ 接受 $H_0)$为验后可信度, 记为 c_μ。方差的相容性检验可以表示为

$$H_0: \frac{D_0}{D} = 1 \leftrightarrow H_1: \frac{D_0}{D} < 1$$

使用 F 分布得到检验, 在给定显著性水平 α 之下, 得到犯第二类错误的概率 β。根据同样的 方法可以得到验后可信度 c_D。因此验前信息的可信度为 $c = c_\mu \cdot c_D$。

4 考虑验前信息可信度时的 Bayes 精度评估

在考虑验前信息可信度下，精度指标 $\theta=(\mu, D)$ 的验前分布可以表示为

$$\pi(\mu, D)=c\pi_0(\mu, D)+(1-c)\pi_1(\mu, D) \tag{3}$$

其中，$\pi_0(\mu, D)$ 为正态—逆 Gamma 分布。

$$\pi_0(\mu, D)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\eta_0 D}}\exp\left(-\frac{(\mu-\mu_0)^2}{2\eta_0 D}\right)\cdot\frac{\alpha_0^{\beta_0}}{\Gamma(\beta_0)}D^{-(\beta_0+1)}e^{-\frac{\alpha_0}{D}}\sim N(\mu_0, \eta_0 D)\cdot\Gamma^{-1}(\alpha_0, \beta_0)$$

文献[4]中将 $\pi_1(\mu, D)$ 取为无信息验前分布：$\pi_1(\mu, D)\sim\frac{1}{D}$，这种验前分布对于验前信息的利用非常不充分。这里采用基于验前参数的均匀分布，对于准确度指标 μ，采用如下的均匀分布：

$$\pi_1(\mu)\sim U(\mu_0-3\sqrt{\eta_0 D}, \mu_0+3\sqrt{\eta_0 D})$$

对于密集度指标 D，由于逆 Gamma 分布密度函数不是对称的，采用如下的均匀分布：

$$\pi_1(D)\sim U\left(\frac{\alpha_0}{\beta_0-1}-10\frac{\alpha_0}{(\beta_0-1)\sqrt{(\beta_0-2)}}, \frac{\alpha_0}{\beta_0-1}+10\frac{\alpha_0}{(\beta_0-1)\sqrt{(\beta_0-2)}}\right)$$

在上述假设之下，由于 θ 的验前和验后密度为共轭的，它们为正态—逆 Gamma 函数。在获得现场试验信息 $X(x_1, \cdots, x_n)$ 后，验后分布为

$$\pi(\mu, D|X)\sim\lambda_0\pi_0(\mu, D|X)+\lambda_1\pi_1(\mu, D|X) \tag{4}$$

其中，$\pi_0(\mu, D|X)\sim N(\mu_0^{(1)}, \eta_0^{(1)}D)\cdot\Gamma^{-1}(\alpha_0^{(1)}, \beta_0^{(1)})$；$\pi_1(\mu, D|X)\sim N(\mu_1^{(1)}, \eta_1^{(1)}D)\cdot\Gamma^{-1}(\alpha_1^{(1)}, \beta_1^{(1)})$；$\mu_0^{(1)}=\frac{n_0\mu_0+n\bar{X}}{n_0+n}$，$\eta_0^{(1)}=\frac{1}{n_0+n}$，$n_0=\frac{1}{\eta_0}$；$\alpha_0^{(1)}=\alpha_0+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2+\frac{1}{2}\frac{n_0 n(\bar{X}-\mu_0)}{n_0+n}$，$\beta_0^{(1)}=\frac{n_0+n-1}{2}$；$\mu_1^{(1)}=\bar{X}$，$\eta_1^{(1)}=\frac{1}{n}$；$\alpha_1^{(1)}=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2$，$\beta_1^{(1)}=\frac{(n-1)}{2}-1$。加权系数 λ_0，λ_1 分别为：

$$\lambda_0=\left[1+\frac{1-c}{mc}\frac{\sqrt{2\pi}\Gamma(\beta_1)\Gamma(\beta_0)(\alpha_{01})^{\beta_{01}}\sqrt{\eta_0}}{\sqrt{n}(\alpha_1)^{\beta_1}(\alpha_0)^{\beta_0}\Gamma(\beta_{01})\sqrt{\eta_{01}}}\right]^{-1}, \quad \lambda_1=1-\lambda_0。$$

应用平方损失函数，经过推导，μ 和 D 的 Bayes 估计分别为 $\hat{\mu}_{Bayes}=\lambda_0\mu_0^{(1)}+\lambda_1\mu_1^{(1)}$，$\hat{D}_{Bayes}=\lambda_0 D_0^{(1)}+\lambda_1 D_1^{(1)}$。其中，$D_0^{(1)}=\alpha_0^{(1)}\left[\frac{\Gamma(\beta_0^{(1)}-0.5)}{\Gamma(\beta_0^{(1)})}\right]^2$，$D_1^{(1)}=\alpha_1^{(1)}\left[\frac{\Gamma(\beta^{(1)}-0.5)}{\Gamma(\beta_1^{(1)})}\right]^2$。

5 应用举例

对于导弹这样的大型复杂系统，由于现场试验周期长，费用昂贵，因此现场试验次数是非常有限的。设某型导弹获得了现场试验子样(单位：m) $X=\{6.18, -28.05, 15.00, 28.50, -14.52, 18.02, 26.33, -33.46, -30.26, 11.99\}$。根据构造性仿真获得了正态—逆 Gamma 分布参数，其中每组抽样次数设为 50。

$$\hat{\mu}_0=-0.145, \hat{\eta}_0=0.01946, \hat{\alpha}=9747.91, \hat{\beta}=25.20$$

在计算中发现，当采用无信息验前分布时，计算得到的 λ_0 明显小于验前信息可信度 c，说明仿真信息对于验后估计的权重太小，而无信息验前分布对于验后估计的影响很大，这与验前信息可信度的值相矛盾，而采用本文的均匀分布则避免了这一问题，表 1 对比分析了两种验前分布对验后估计的影响。

(下转第 130 页)

4 结论

改进遗传算法结合了全模式种群与最优个体引导的进化思想,针对"隐式约束"问题进行适应性改造后,可有效避免"遗传漂移"现象的发生,在解决"模式欺骗问题"和提高收敛速度方面都显示出了强大的优势,且具有简单易行、高效的突出特点,在算例仿真及空空导弹整体式冲压发动机一体化优化设计方法上表现出的优良性能,可以预期将在工程实际设计优化中发挥重要作用。

参考文献:

[1] 戴晓晖,李敏强,寇纪松.遗传算法理论研究综述[J].控制与决策,2000, 15(3):263-268.
[2] 任庆生,曾进,戚飞虎.自交叉算子[J].控制理论与应用,2001,18(4):525-528.
[3] Mahfoud S W. Genetic drift in sharing methods[A]. Proc 1st IEEE Conf Evolutionary Computation[C]. Nj: IEEE Press, 1994. 67-72.
[4] 周激流,郭晶.一种可寻得全局最优解的改进变异算子[J].控制理论与应用,2001,18(5):755-758.
[5] 王蕾,沈庭芝,招扬.一种改进的自适应遗传算法[J].系统工程与电子技术,2002,24(5):75-78.
[6] 王炎,刘景录,孙一康.基于变尺度混沌优化策略的混合遗传算法[J].控制与决策,2002,17(6):958-960.
[7] 何琳,王科俊,李国斌,等.关于"遗传算法的全局收敛性和计算效率分析"一文的商榷[J].控制理论与应用,2001,18(1):142-145.
[8] 李敏强,寇纪松.遗传算法的模式欺骗性分析[J].中国科学(E辑).2002,32(1):95-102.
[9] 孙瑞祥,屈梁生.遗传算法优化效率的定量评价[J].自动化学报,2000,26(4):382-384.

(上接第126页)

表1 两种不同验前分布下的验后估计比较

Tab.1 The comparison of post estimations between two different prior distributions

验前信息可信度c	无信息验前分布		基于仿真信息的均匀分布	
	λ_0	$\hat{D}_{bayes}$	λ_0	$\hat{D}_{bayes}$
1	1	420.4	1	420.4
0.95	0.3628	599.4	0.9550	444.5
0.9	0.2124	641.6	0.9096	468.8
0.8	0.1071	671.2	0.8173	518.1
0.7	0.0654	682.9	0.7229	568.5

当验前信息可信度不高时,传统的Bayes方法估计值偏离真值较远,而考虑了可信度的Bayes估计值却是稳定的,其绝对误差要小很多。当混合验前分布中一种分布采用无信息验前分布时,验前信息对于验后估计的权重远小于验前信息可信度,使得验后估计过于倾向无信息验前,而使用本文的均匀分布则避免了这个问题。从表1中可以看出,验前信息对于验后估计的权重与验前信息可信度相当,这说明了均匀分布假设的合理性,这种方法使得小子样Bayes估计的结果具有更好的可信度。

参考文献:

[1] 张金槐,唐雪梅.Bayes方法(修订版)[M].长沙:国防科技大学出版社,1993.
[2] John C L, Steven E A, et al. Simulation-Based Diagnostics and Control for Nuclear Power Plants [R]. AD96001985, 1995(7).
[3] Prudencio S V, Lopes M. Real Time Digital Simulation of an Autonomous and Magnetic Attitude Control System of a Satellite[R]. AIAA-98-4429.
[4] 李鹏波,谢红卫,张金槐.考虑验前信息可信度时的Bayes估计[J].国防科技大学学报,2003(4):107-110.
[5] 查亚兵,黄柯棣,张金槐.导弹系统仿真的可信性及其在试验鉴定中的应用[J].系统仿真学报,1997,9(1):10-17.
[6] Kleyner A, Bhagath S, Gasparini M, et al. Bayesian Techniques to Reduce the Sample Size in Automotive Electronics Attribute Testing[J]. Microelectron Reliab., 9(6):879-883, 1997.