国防科技大学学报
JOURNAL OF NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY
第16卷第1期 1994年3月 Vol. 16 No. 1

精度鉴定与试验决策系统*

唐 雪 梅

(国防科技大学自动控制系 长沙 410073)

摘 要 本文综合运用序贯分析方法和Bayes方法，提出用序贯Bayes决策进行战略导弹的精度鉴定和试验设计，序贯Bayes决策中的损失函数不仅考虑了决策损失，还考虑了试验费用，这样即可将鉴定方法与试验方法结合起来考虑，给出最佳鉴定方案及试验次数。

关键词 序贯Bayes决策，Bayes方法，战略导弹精度鉴定，试验设计

分类号 V417.7 O142

目前战略武器的精度分析是在确定了飞行试验大纲之后进行的，因此精度鉴定方案受到试验发数以及验前信息量的约束，不能进行试验法的优化设计。为此，提出在给定精度鉴定方法（最优鉴定方法）之下进行试验设计，给出最节省的发数。本文试图将鉴定方法与试验方法结合起来考虑，给出最佳鉴定方案及试验数。

在美国，陆军部长代理于1984年指出破坏性试验必须运用序贯分析方法或Bayes方法确定系统的可靠性，进行精度鉴定，最佳试验数的确定必须考虑试验耗费。1984年7月，参谋长联席会议对导弹作战试验制定的准则及1984年2月重新修订的用于评估导弹试验方案准则中，也指出用序贯分析或Bayes方法进行精度分析。同年9月，分别用这两种方法对导弹进行精度和可靠性分析。

本文综合运用序贯分析方法和Bayes方法，提出用序贯Bayes决策进行精度鉴定。定义的损失函数不仅考虑了决策损失，还考虑了试验损失，这样即可以给出最佳鉴定方案，同时也给出了试验发数。

1 序贯Bayes决策在精度鉴定中的应用

所谓序贯Bayes决策就是决策的过程将是序贯的，即在每次试验之后进行统计推断，看能否采取某种行为。如果尚不足采取某种决策，那么再进行下一次试验。因此试验数是随机的。运用这种序贯决策的企图之一是希望在较小的样本容量之下进行统计推断。下面就序贯Bayes决策进行精度鉴定，同时可以获得最佳试验次数。

设X为随机落点的纵向偏差$X \sim N(\mu,\sigma^2)$，σ^2为未知的，所谓精度鉴定就是对落点偏差σ^2进行评定。定义损失函数为

* 1993年8月25日收稿

$$L(\sigma^2,\delta,n)=L(\sigma^2,\delta)+\sum_1^n C_i$$

其中 $L(\sigma^2,\delta)$ 表示决策损失，$C_i(i=1,2,\cdots,n)$ 表示第 i 次试验的费用。费用效益以等经济损失确定 C_i；现分别讨论统计假设为简单的和复杂的两种情况。

1.1 简单假设情况

设统计假设为

$$H_0:\sigma=\sigma_0;\quad H_1:\sigma=\sigma_1=\lambda\sigma_0;\lambda>1$$

或 H_0: $D=D_0=\sigma_0^2$; H_1: $D=D_1=\upsilon D_0$; $\upsilon>1$, $\upsilon=\lambda^2$. 此时定义决策损失函数 $L(\sigma^2,\delta)$ 为

$C_{ij}=$ 当 $H_j(j=0,1)$ 为真，采纳 $H_i(i=0,1)$ 造成的损失。C_{ij} 常由毁伤函数来定义。对于面目标的毁伤，常用平均相对毁伤的面积作为毁伤效果的量度。

记
$$\Xi=A_1/A_2=\frac{\text{被毁伤的面积}}{\text{目标的总面积}}$$

面目标的平均相对毁伤面积定义为 $\mathrm{E}[\Xi]=\mathrm{E}[A_1/A_2]$，易知

$$\mathrm{E}[\Xi]=1/A_2\iint_G W(x,y)dxdy$$

其中 G 为面目标所围的区域，$W(x,y)$ 为目标中的点 (x,y) 被毁伤的概率。

假定再入飞行器用来攻击地面的面目标，且随机落点具有圆散布。取目标区为典型的圆目标。于是，对于不同的 σ，$\mathrm{E}[\Xi]$ 是不同的，C_{ij} 定义为

$$C_{ij}=\frac{|\mathrm{E}[\Xi|H_i]-\mathrm{E}[\Xi|H_j]|}{|\mathrm{E}[\Xi|H_j]|},i,j=0,1$$

于是 $C_{00}=C_{11}=0$.

至于只考虑对点目标的毁伤，见参考文献[1]。假定参数 D 的验前分布为逆－gamma 分布 $g(D;\alpha_0,\beta_0)$，

$$g(D;\alpha_0,\beta_0)=\frac{\alpha^{\beta_0}}{\Gamma(\beta_0)}D^{-(\beta_0+1)}e^{-\frac{\alpha_0}{D}},D>0$$

其中 α_0，β_0 为分布参数，由验前信息计算。

1.1.1 最佳样本容量

假定已进行了 n 次试验，获 n 个观察值 $\boldsymbol{X}^{(n)}=(x_1,\cdots,x_n)$，要对上述假设进行检验，此时的 Bayes 风险为

$$\begin{aligned}B&=\sum C_{ij}P[\text{采纳 }H_i,H_j\text{ 为真}]\\&=\sum C_{ij}P_{H_j}\int_{Z_i}f(\boldsymbol{X}^{(n)}|H_j)d\boldsymbol{X}^{(n)}\end{aligned}$$

其中 $Z_i(i=0,1)$ 为决策域。如果 $\boldsymbol{X}^{(n)}\in Z_i$，则采纳 H_i，$Z_0+Z_1=Z$，Z 为样本空间。

在使 Bayes 风险为最小的情况下，有下列决策不等式[1]：

$$L(\boldsymbol{X}^{(n)})=\frac{f(\boldsymbol{X}^{(n)}|H_1)}{f(\boldsymbol{X}^{(n)}|H_0)}\underset{\text{acc. }H_1}{\overset{\text{acc. }H_0}{\lesseqgtr}}\frac{C_{10}-C_{00}}{C_{01}-C_{11}}\cdot\frac{P_{H_0}}{P_{H_1}}\triangleq F$$

其中
$$f(\boldsymbol{X}^{(n)}|H_i)=(2\pi\sigma_i^2)^{-\frac{n}{2}}e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}\sum_1^n(x_i-\mu)^2}\qquad i=0,1$$

于是似然比

$$L(X^{(n)}) = \left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right)^n \exp \frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2}\right)\sum_1^n (x_i - \mu)^2$$

将上式取对数，经整理有下列决策不等式：

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \underset{\text{acc. H}_1}{\overset{\text{acc. H}_0}{\lesseqgtr}} 2\frac{\lambda^2\sigma_0^2}{\lambda^2 - 1}\ln(\lambda^n F) \triangleq F(n)$$

由于$\frac{1}{\sigma^2}\sum\limits_1^n (x_i - \mu)^2 \sim x^2(n)$，于是决策 Bayes 风险为

$$\begin{aligned}
r^{(n)}(\pi) &= C_{10}P(S_n^2 > F_{(n)}) \cdot P_{H_0} + C_{01}P(S_n^2 < F(n)) \cdot P_{H_1} + \sum_1^n C_i \\
&= C_{10}P\left(\frac{S_n^2}{\sigma_0^2} > \frac{F_{(n)}}{\sigma_0^2}\right) \cdot P_{H_0} + C_{01}P\left(\frac{S_n^2}{\sigma_0^2} < \frac{F(n)}{\sigma_0^2}\right) \cdot P_{H_1} + \sum_1^n C_i \\
&= C_{10}P_{H_0}\left(1 - K_n\left(\frac{1}{\sigma_0^2}F(n)\right)\right) + C_{01}P_{H_1}K_n\left(\frac{1}{\sigma_1^2}F(n)\right) + nc
\end{aligned}$$

其中，$C_i = C, i = 1,2,\cdots,n; K_n(X) = \int_0^X k_n(y)dy$；$k_n(y) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}\exp\left(-\frac{y}{2}\right)y^{\frac{n}{2}-1}$；

$S_n^2 = \sum\limits_1^n (x_i - \mu)^2$.

由上式可知，$r^{(n)}(\pi)$对于所有 $X^{(n)}$ 为常值，于是可寻找最佳的 N，使 $r^{(n)}(\pi)$达到最小的 N，即使$\frac{dr^{(n)}(\pi)}{dn} = 0$ 的 N.

在实际计算中，由于计算$\frac{dr^{(n)}(\pi)}{dn} = 0$ 较复杂，对于不很大的 n 值，直接用试探法对每个 n 计算 $r^{(n)}(\pi)$，从而找到最佳的 N.

1.1.2 Bayes 序贯截尾决策

假设试验至多只能进行 m 次，如果已做了 n 次试验还未能作出决策，那么继续试验至多只能进行 $m-n$ 次，由 Bayes 序贯截尾决策规则[1]知，为寻找决策方案 $\boldsymbol{d}^m = (\boldsymbol{\delta}^m, \boldsymbol{N}^m)$，只需去计算以 $\pi^{(n)}$ 为验前分布的截尾 Bayes 风险 $r(\pi^{(n)}, \boldsymbol{d}, n)$，其中 $\pi^{(n)}$ 为 n 次试验后关于 D 的验后分布；$\boldsymbol{\delta}^m$ 为决策规则，它由下面一列决策函数组成：δ_0，$\delta_1(X^{(1)})$，$\delta_2(X^{(2)})$，…，$\delta_m(X^{(m)})$，$\delta_i(X^{(i)})$ 表示第 i 次试验终止时所采取的行为；$\boldsymbol{N}^m$ 为终止试验的规则，它由下列函数组成：N_0，$N_1(X^{(1)})$，$N_2(X^{(2)})$，…，$N_m(X^{(m)})$，而 $N_i(X^{(i)})$表示第 i 次试验之后终止试验的概率。由于决策方案 d 的平均损失为

$$r(\pi^{(N)}, d, n) = E^{\pi(N)}\{E_D[L(D; \delta_N(X^{(N)}), N)]\}$$

其中 N 为最佳试验次数；$E_D[\cdot]$表示给定参数 D 对样本 $X^{(N)}$求数学期望；$E^{\pi(n)}\{\cdot\}$表示以 $\pi^{(N)}$为分布密度对参数 D 求数学期望。在时刻 n 的验后 Bayes 风险为

$$\begin{aligned}
r_0(\pi^{(n)}, n) &= \min r(\pi^{(n)}, d, n) \\
&= C_{10}P_{nH_0}\left(1 - K_n\left(\frac{F(n)}{D_0}\right)\right) + C_{01}P_{nH_1}K_n\left(\frac{F(n)}{D_1}\right) + \sum_1^n C_i
\end{aligned}$$

其中 $$P_{nH_0}=\int_0^{D_0}\pi^{(n)}(D)dD, P_{nH_1}=1-P_{nH_0}$$

由 $r_j(\pi^{(n)},n)=\min\{r_0(\pi^{(n)},n),E^*[r_{j-1}(\pi^{(n)}(D|X_{n+1}),_{n+1})]\}$，$E^*$ 为当给定 $\boldsymbol{X}^{(n)}$ 时关于 X_{n+1} 的预测分布的数学期望。

$$\begin{aligned}m_n(\boldsymbol{X}^{(n)}&=\int_0^{+\infty}f_n(\boldsymbol{X}^{(n)}|D)g(D,\alpha_v,\beta_0)dD\\&=\int_0^{+\infty}\frac{1}{(2\pi D)^{\frac{n}{2}}}\exp\{-\frac{S_n}{2}\}\frac{\alpha_0^{\beta_0}}{\Gamma(\beta_0)}e^{-\frac{\alpha_0}{D}}D^{-(\beta_0+1)}dD\\&=\int_0^{+\infty}\frac{\alpha_0^{\beta_0}}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}\Gamma(\beta_0)}D^{-(\beta_n+1)}e^{-\frac{\alpha_n}{D}}dD\\&=\frac{\alpha_0^{\beta_0}\Gamma(\beta_n)}{\Gamma(\beta_0)(2\pi)^{\frac{n}{2}}\alpha_n^{\beta_n}}\end{aligned}$$

其中 $$\beta_n=\beta_0+n/2,\alpha_n=\alpha_0+S_n^2/2$$

于是 $$m^*(X_{n+1})=\frac{m_{n+1}(\boldsymbol{X}^{(n+1)})}{m_n(\boldsymbol{X}^{(n)})}=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\frac{\Gamma(\beta_n+1)}{\Gamma(\beta_n)}\cdot\frac{\alpha_n^{\beta_n}}{\alpha_{n+1}^{\beta_{n+1}}}$$

因此可递推计算 $r_j(\pi^{(n)},n)$，$(j=0,1,2,\cdots,m;n=0,1,2,\cdots,m)$，从而可求出截尾最佳停时 N，使其满足

$$r_0(\pi^{(N)},N)=r_{m-N}(\pi^{(N)},N)$$

最佳停时 N 的决策不等式为

$$S_N^2=\sum_1^N(x_i-\mu)^2\underset{\text{acc. H}_1}{\overset{\text{acc. H}_0}{\lesseqgtr}}\frac{2\lambda^2\sigma_0^2}{\lambda^2-1}\ln(\lambda^N F)\triangleq F(N)$$

$$F=\frac{C_{10}-C_{00}}{C_{01}-C_{11}}\cdot\frac{P_{H_0}}{P_{H_1}}$$

因此，可求出在简单假设情况下犯两类错误的概率分别为

$$\alpha=P(\boldsymbol{X}^{(N)}\in-\mathscr{D}|H_0)\cdot P_{H_0}=P_{H_0}\left(1-K_N\left(\frac{F(N)}{\sigma_0^2}\right)\right)$$

$$\beta=P(\mathbf{X}^{(N)}\in-\mathscr{D}|H_1)\cdot P_{H_1}=P_{H_1}K_N\left(\frac{F(N)}{\sigma_1^2}\right)$$

其中临界区域 $\mathscr{D}=\{X^{(N)}=(x_1,x_2,\cdots,x_N);S_N^2>F(N)\}$

1.2 复杂假设情况

设统计假设为

$$H_0:D\leqslant D_0,\quad H_1:D>D_0$$

且设 D 的验前密度函数为逆 gamma 函数，决策函数定义与简单情况相同。

1.2.1 最佳容量 N 的确定

假设已进行了 n 次试验，获得 n 个观察 $\boldsymbol{X}(n)$，对上述复杂假设进行检验，在使 Bayes 风险为最小的情况下，有下列决策不等式

$$S_n^2=\sum_1^n(x_i-\mu)^2\underset{\text{acc. H}_1}{\overset{\text{acc. H}_0}{\lesseqgtr}}D_0K_{2\beta_n}^{-1}\left(\frac{C_{10}}{C_{10}+C_{01}}\right)-2\alpha_0$$

其中 α_0、β_0 为验前密度函数 $g(D;\alpha_0,\beta_0)$ 的分布参数，由验前信息确定。

$$\alpha_n = \alpha_0 + S_n^2/2; \beta_n = \beta_0 + n/2$$

$$K_{2\beta_n}(t) = \int_0^t k_{2\beta_n}(x)dx$$

令
$$f(n) = D_0 K_{2\beta_n}^{-1}\left(\frac{C_{10}}{C_{01}+C_{10}}\right) - 2\alpha_n$$

$$r^{(n)}(\pi) = C_{01}P\{\text{采纳 } H_0, H_1 \text{ 为真}\} + C_{10}P\{\text{采纳 } H_0, H_1 \text{ 为真}\} + \sum C_i$$
$$= C_{10} \cdot \int_0^{D_0}\left(1 - K_n\left(\frac{f(n)}{D}\right)\right)\pi(D)dD + C_{01}\int_{D_0}^{+\infty} K_n\left(\frac{f(n)}{D}\right)\pi(D)dn + nc$$

其中 $C_i = C, i = 1,2,\cdots,n$; $\pi(D) = g(D;\alpha_0,\beta_0)$; $K_n\left(\frac{f(n)}{D}\right) = \int_0^{f(n)/D} k_n(x)dx$

由于 $r^{(n)}(\pi)$对所有的 $\boldsymbol{X}(n)$为常值，则最佳停时 N，为使 $r^{(n)}(\pi)$达到最小的 N[1]，即使 $\frac{dr^{(n)}(\pi)}{dn}=0$ 的 N. 同样，在实际中，由于计算$\frac{dr^{(n)}(\pi)}{dn}=0$ 较复杂，对不大的 n，可用试探法去计算 N 较方便。

1.2.2 Bayes 截尾序贯方案

与 1.2.1 节相类似，可以证明：若最佳停时为 N，则最佳决策由下面不等式表示：

$$S_N^2 = \sum_1^N (x_i - \mu)^2 \underset{\text{acc. } H_1}{\overset{\text{acc. } H_0}{\lesseqgtr}} D_0 K_{2\beta_N}^{-1}\left(\frac{C_{10}}{C_{01}+C_{10}}\right) - 2\alpha_0 \triangleq f(N)$$

其中 α_0，β_0 为验前密度函数 $g(D;\alpha_0,\beta_0)$的分布参数，

$$r_0(\pi^{(n)}, n) = C_{10}\int_0^{D_0}\left[1 - k_n\left(\frac{f(n)}{D}\right)\right]\pi^{(n)}(D)dD + C_{01}\int_{D_0}^{+\infty} K_n\left(\frac{f(n)}{D}\right)\pi^{(n)}(D)dD + \sum_1^n C_i$$

其中
$$\pi^{(n)}(D) = g(D;\alpha_n,\beta_n)。$$
$$\alpha_n = \alpha_0 + S_n^2/2; \beta_n = \beta_0 + n/2$$

由递推公式

$$r_j(\pi^{(n)}, n) = \min\{r_0(\pi^{(n)}, n), \mathrm{E}^*[r_{j-1}(\pi^{(n)}(D|X_{n+1}), n+1)]\}$$
$$(j = 0,1,\cdots,m; n = 0,1,2,\cdots,m)$$

于是可以求出截尾最佳停时 N，使其满足

$$r_0(\pi^{(N)}, N) = r_{m-n}(\pi^{(N)}, N)$$

当停时为 N 时，最佳决策由上式 $S_N^2 \underset{\text{acc. } H_1}{\overset{\text{acc. } H_0}{\lesseqgtr}} f(N)$决定。同样可求出犯两类错误概率 α、β，令 $D=D_0$，$1\leqslant\lambda\leqslant\infty$，则

$$\alpha = P_{H_0}\left(1 - \int_0^{\frac{f(N)}{D}} k_N(x^2)dx^2\right);$$

$$\beta = P_{H_1}\int_0^{\frac{f(N)}{D}} k_N(x^2)dx^2 = \beta(\lambda)$$

2 计算结果及分析

计算时采用的决策损失函数为

$$C_{00} = 0, C_{11} = 0, C_{01} = 0.2, C_{10} = 0.3$$

射击精度 $D_0=2.25$，$\lambda=1.7$. 每次试验落点数据均从 $N(0,2.3)$中随机抽取。

2.1 简单假设非截尾决策分析

从表 1 分析可知：在验前信息 P_{H_0}较小的情况下，所需试验数较多，决策不等式的门限也较大；在费用 C，方差 D_0 及 $C_{ij}(i,j=0,1)$固定的情况下，随着验前信息 P_{H_0}的增大，试验数及决策不等式的门限逐渐减小。

从表中还可知，在求得最佳试验发数的情况下，犯两类错误的概率 α，β 都比较小，可见运用 Bayes 决策，可使决策损失和试验损失达到合理的平衡，达到最佳状态。

对照表 1，固定 $C_{ij}(i,j=0,1)$及 D_0，在相同的验前信息情况下，减少每次试验费用 C，则可多做试验，增加决策门限，而相应的犯两类错误的概率 α，β 在减小。

表 1

P_{H_0}	P_{H_1}	C	$r(n)(\pi)$	N	α	β	$f(N)$
0.50	0.50	0.025	0.0534	11	0.0297	0.0849	42.76
0.60	0.40	0.025	0.051	10	0.0265	0.09302	41.90
0.70	0.30	0.025	0.0466	8	0.0224	0.0997	37.66
0.80	0.20	0.025	0.0387	4	0.0141	0.12275	26.81
0.50	0.50	0.002	0.04747	13	0.0251	0.069598	50.256
0.60	0.40	0.002	0.045582	12	0.022829	0.073667	49.395
0.70	0.30	0.002	0.042166	10	0.02009	0.080693	45.132
0.80	0.20	0.002	0.036026	7	0.014772	0.087973	37.888
0.50	0.50	0.001	0.31509	20	0.0143	0.036348	75.814
0.60	0.40	0.001	0.030594	19	0.013271	0.038063	74.953
0.70	0.30	0.001	0.028938	17	0.012429	0.04128	70.691
0.80	0.20	0.001	0.026025	14	0.010712	0.044058	63.446

2.2 简单统计假设下截尾决策分析

从表 2 分析可知：在费用 C_i，方差 D_0 及 $C_{ij}(i,j=0,1)$固定情况下，随着验前信息 P_{H_0}的增加，试验次数减少。比较截尾数 M 为 3，4 两种情况，在验前信息 P_{H_0}不大时，使试验强制截尾，验前概率，费用 C_i 对试验数及犯错误的概率 α，β 的影响同于 2.1 节的情况，在相同的 D_0，$C_{ij}(i,j=0,1)$及验前概率的情况下，减少试验费用，则试验次数增加，在验前概率较小时，减小试验费用，则会使试验强制截尾。

至于复杂统计假设下，运用序贯 Bayes 决策进行精度鉴定，计算结果与简单统计假设下的类似，由于篇幅有限，在此不给出计算结果。

3 结束语

序贯 *Bayes* 决策方法充分利用了验前信息。损失函数的选取既考虑了决策损失，又考虑了试验费用消耗，因此最佳决策方案的选取是在“平衡”这两种损失的基础上进行的。这对新一代武器试验大纲的确定具有现实意义。

从上面的分析可以看出，最佳试验次数及决策的确定都与验前分布及损失函数的选取有关。如何选取损失函数才符合实际情况，有待于进一步研究。决策损失的定义要考虑杀伤概率，试验损失要考虑生产费用，试验费用等。另外，还考虑弹的可靠性及不同弹的射程的折算。对上述两种损失还须折合成同一量纲后才能运算。

表 2

M	C_1	C_2	C_3	C_4	α_0	β_0	P_{H_0}	P_{H_1}	α	β	N	$f(N)$
3	0.013	0.012	0.01		4.6	5.0	0.943	0.0569	0.0069	0.0464	0	22.129
3	0.013	0.012	0.01		3.0	3.0	0.849	0.151	0.0014	0.0387	3	34.678
3	0.013	0.012	0.01		6.0	3.5	0.619	0.381	0.0105	0.125	3	24.358
3	0.1	0.1	0.009		4.6	5.0	0.943	0.0569	0.0056	0.0486	1	26.577
3	0.1	0.1	0.009		3.0	3.0	0.849	0.151	0.0014	0.0387	3	34.678
3	0.1	0.1	0.009		6.0	3.5	0.619	0.381	0.0105	0.125	3	24.358
4	0.013	0.012	0.01	0.01	4.6	5.0	0.943	0.0569	0.0069	0.0464	0	22.129
4	0.013	0.012	0.01	0.01	3.0	3.0	0.849	0.151	0.0014	0.0387	3	34.678
4	0.013	0.012	0.01	0.01	6.0	3.5	0.619	0.381	0.00834	0.0921	4	30.048
4	0.01	0.1	0.009	0.009	4.6	5.0	0.943	0.0569	0.0056	0.0486	1	26.577
4	0.01	0.1	0.009	0.009	3.0	3.0	0.849	0.151	0.0014	0.0387	3	34.678
4	0.01	0.1	0.009	0.009	6.0	3.5	0.619	0.381	0.00834	0.0921	4	30.048

参 考 文 献

1 张金槐，唐雪梅. Bayes 方法. 长沙：国防科技大学出版社出版，1989

2 James O Berger. Statistical Decision Theory: Foundations, Concepts and Methods. Springer－Verlag New York, 1980

3 Mayer, Ann Statistic. 1977, (5): 955～968

4 M W Woodroofe. Daniel Willard, Nozer Singpar Walla, AD－A192136

Dicision－Making Method for Accuracy Assesment

Tang Xuemei

(Department of Automatic Control, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract

The author of this paper comprehensively utilizes the sequential analytics and Bayesian approaches in accuraey assessment and test project design of the strategic missile , then presents a sequential Bayesian decision method. Both the decision loss and testing cost are considered in the loss function of sequential Bayesian decision. Therefore, by taking account of the assessment approach and test approach, the author gives the optimal assessment approach and test project.

Key words sequential Bayes decision, strategic missile accuracy assessment, test design