doi:10.11887/j.cn.201905012 http://journal.nudt.edu.cn

考虑仿真可信度的舰炮虚拟校射*

程 晗[1],陈维义[1],刘国强[1],钱 富[2]
(1. 海军工程大学 兵器工程学院,湖北 武汉 430033;
2. 海军驻齐齐哈尔地区军事代表室,黑龙江 齐齐哈尔 161000)

摘 要:为利用仿真模型在有限校射样本的条件下对校射补偿量进行合理估计,对考虑仿真可信度的舰炮虚拟校射方法进行了研究。对自适应加权贝叶斯估计方法进行了研究,一方面对仿真先验可信度的计算方法进行了分析,另一方面对考虑先验可信度的自适应加权贝叶斯估计算法进行了研究。在此基础上,结合舰炮虚拟校射的原理和需求,建立了舰炮虚拟校射诸元误差自适应加权贝叶斯估计模型。仿真验证表明:自适应加权贝叶斯估计方法能够利用试验数据对仿真模型的可信度进行有效验证并进一步实现对目标分布的有效估计;所设计的校射方法能够综合利用仿真模型和校射样本的优势,实现对诸元误差的合理估计,达到有效提高校射精度的目的。

关键词:舰炮武器系统;贝叶斯估计;仿真可信度;虚拟校射方法
中图分类号:TP391;TP391.9 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2019)05-079-08

Virtual proof shooting for naval gun considering reliability of simulation

CHENG Han[1], *CHEN Weiyi*[1], *LIU Guoqiang*[1], *QIAN Fu*[2]
(1. College of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;
2. Military Representative Office of Navy in Qiqihar, Qiqihar 161000, China)

Abstract: To estimate the compensation value reasonably with simulation model under the situation of limited data of proof shooting, the virtual proof shooting method for naval gun considering the reliability of simulation was studied. The adapted weighted Bayesian estimation considering the reliability of simulation was studied. On the one hand, the method for calculating reliability of simulation was analyzed; on the other hand, the adapted weighted Bayesian estimation algorithm considering reliability of simulation was studied. On the basis, considering the principle and requirement of virtual proof shooting, the model for estimating error of firing parameters based on the adapted weighted Bayesian estimation considering reliability of simulation was built. The results from simulation shows that: the adapted weighted Bayesian estimation considering reliability of simulation can verify the reliability of the simulation model efficiently with the test data, thus estimating the target distribution efficiently; the proof shooting method can use the advantages of simulation model and shooting specimen, and realize the reasonably estimation for error of firing parameters, and then, achieve the goal of effectively improving the accuracy of proof shooting.

Keywords: naval gun system; Bayesian estimation; simulation reliability; virtual proof shooting method

现代战争形势对舰炮武器的射击精度提出了更高的要求,需要操作人员在尽量短的时间内确保舰炮武器具备较高的射击精度,这就需要舰炮在校射过程中使用尽量少的时间达到有效消除系统误差的目的[1-3]。

随着计算机技术和传感器技术的不断进步,现代舰炮武器系统能够在校射的过程中对一系列的数据进行记录和分析,实现对舰炮武器系统误差分布特征进行估计的目的[4-6]。然而一般情况下,由于受到射击条件、校射时间等因素的限制,现场校射获得的数据量不足以描述舰炮武器系统在各种复杂条件下诸元误差的分布特征,这就需要借助计算机仿真的手段对各种射击过程进行模拟,解决数据量不足的问题[7]。贝叶斯估计作为一种基于经验分布特征的估计理论,对于解决小样本条件下的估计问题能够发挥重要的作用[8-10]。合理利用仿真模型作为贝叶斯估计中先验信息的来源,即可实现在少量校射样本的条件下对诸元误差的合理估计。然而在贝叶斯估计理论的实际应用中发现,传统的贝叶斯估计理论

* **收稿日期**:2018-06-04
基金项目:国家自然科学基金资助项目(71801220)
作者简介:程晗(1990—),男,湖北武汉人,讲师,博士,E-mail:xinmes001cn@sina.com

对先验信息的依赖性较强，当先验信息不能有效描述目标分布的特征时，估计值的准确度很难得到有效保证[11-12]。因此，利用仿真数据作为先验信息对目标参数的分布特征进行估计时，还需要对仿真模型的可信度进行评估，以确保所得到的仿真数据确实能够描述实际射击过程中的射击精度分布情况[13]。本文首先对贝叶斯估计理论中先验分布的可信度进行分析，并对考虑仿真先验可信度的自适应加权贝叶斯估计方法进行研究；然后，通过对虚拟校射的原理和需求进行分析，并对基于自适应加权贝叶斯算法的舰炮虚拟校射诸元误差估价方法进行研究，旨在利用少量实际校射数据达到对校射补偿量进行合理估计的目的。

1 考虑先验可信度的自适应加权贝叶斯估计

1.1 基于 P 值的先验样本相容度计算

现行的先验样本相容度检验方法主要包含两类[14-17]：第一类是非参数检验法，包括斯米尔诺夫检验法和秩和检验法；第二类是参数检验法，包括 F 检验法和 t 检验法。无论是参数检验法还是非参数检验法，在对先验可信度进行计算时都会通过计算 P 值来判断抽样样本与先验分布之间的相容程度。P 值是假设检验中的重要参数，是原假设能被拒绝的最小的显著性水平，在统计学中，P 值虽然没有具体意义，但是能体现统计结果对原假设的支持程度[18-20]。本文采用计算 P 值的方式来确定先验样本相容度。

假设目标参数 θ 的先验分布为 $\pi(\theta)$，期望为 μ，$\pi(\theta)$ 的分布函数为 $F_{\pi(\theta)}(\theta)$，进行抽样后，所获得的 θ 的观察值为 $\hat{\theta}$，此时 P 值满足：

$$P_{\pi(\theta)}(\hat{\theta}) = F_{\pi(\theta)}(\mu - |\mu - \hat{\theta}|) + 1 - F_{\pi(\theta)}(\mu + |\mu - \hat{\theta}|) \tag{1}$$

根据 P 值的性质，先验分布越可信，则 μ 和 $\hat{\theta}$ 越接近，此时的 $P_{\pi(\theta)}(\hat{\theta})$ 越大；反之，若先验信息越不可信，则 μ 和 $\hat{\theta}$ 之间的差距越大，$P_{\pi(\theta)}(\hat{\theta})$ 越小。

1.2 自适应加权贝叶斯估计

在通过计算得到先验可信度 p 之后，一种简单有效的方式是根据 p 对不同假设下的后验估计结果进行加权融合，计算得到所需的结果。文献[21]提出如下的加权融合方法。

假设对参数 θ 进行估计，有先验分布 $\pi(\theta)$，定义原假设 H_0 和备择假设 H_1：

H_0：先验信息可信。

H_1：先验信息不可信。

对于假设 H_1，取该假设下的先验分布为无信息先验 $\pi'(\theta)$。在获得抽样样本 x 后，取上述两种假设下的融合后验分布为：

$$\pi_{\mathrm{p}}(\theta|\boldsymbol{x}) = \lambda_{\pi(\theta)}\pi(\theta|\boldsymbol{x}) + \lambda'_{\pi(\theta)}\pi'(\theta|\boldsymbol{x}) \tag{2}$$

式中，$\lambda_{\pi(\theta)}$ 和 $\lambda'_{\pi(\theta)}$ 分别为假设 H_0 和假设 H_1 下 $\pi(\theta)$ 和 $\pi'(\theta)$ 的后验权重。

对于后验权重的计算，文献[21]利用仿真可信度和边缘分布函数进行求取：

$$\begin{cases} \lambda_{\pi(\theta)} = \dfrac{pm(\boldsymbol{x})}{pm(\boldsymbol{x}) + (1-p)m'(\boldsymbol{x})} \\ \lambda'_{\pi(\theta)} = \dfrac{(1-p)m'(\boldsymbol{x})}{pm(\boldsymbol{x}) + (1-p)m'(\boldsymbol{x})} \end{cases} \tag{3}$$

其中：$m(\boldsymbol{x})$ 为假设 H_0 下的抽样样本边缘密度函数；$m'(\boldsymbol{x})$ 为假设 H_1 下的抽样样本边缘密度函数。若根据假设 H_0 计算得到的后验分布 $\pi(\theta|\boldsymbol{x})$ 的均值和方差分别为 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\sigma}^2$，根据假设 H_1 计算得到的后验分布 $\pi'(\theta|\boldsymbol{x})$ 的均值和方差分别为 $\hat{\theta}'$ 和 $\hat{\sigma}'^2$，根据式(2)，有：

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{\mathrm{p}} = \lambda_{\pi(\theta)}\hat{\theta} + \lambda_{\pi'(\theta)}\hat{\theta}' \\ \hat{\sigma}^2_{\mathrm{p}} = \lambda_{\pi(\theta)}\hat{\sigma}^2 + \lambda_{\pi'(\theta)}\hat{\sigma}'^2 \end{cases} \tag{4}$$

其中，$\hat{\theta}_{\mathrm{p}}$ 和 $\hat{\sigma}^2_{\mathrm{p}}$ 分别为融合后验分布 $\pi_{\mathrm{p}}(\theta|\boldsymbol{x})$ 的均值和方差。

利用上述方法能够实现根据先验分布的可信度 p 计算不同假设下的后验权重，从而实现对后验分布的加权融合估计。但是在实际的应用中发现，当抽样样本数量很少时，即使采用的先验分布可信度很高，原假设 H_0 的后验权重仍然很小，导致小样本条件下的后验估计结果与无信息贝叶斯估计的结果十分接近，失去了贝叶斯估计算法的原有优势。文献[21]提出的加权贝叶斯估计算法效果随抽样次数的变化情况如图 1 所示。

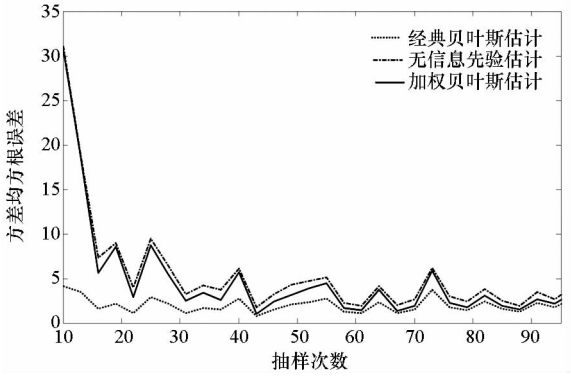


图 1 加权贝叶斯估计效果

Fig. 1 Effect of weighted Bayesian estimation

为了解决这一问题，需要对式(3)进行分析。式(3)中，$m(\boldsymbol{x})$ 和 $m'(\boldsymbol{x})$ 的表达式如下。

$$\begin{cases} m(\boldsymbol{x}) = \int_{\Theta} P(\boldsymbol{x}|\theta)\pi(\theta)\mathrm{d}\theta \\ m'(\boldsymbol{x}) = \int_{\Theta} P'(\boldsymbol{x}|\theta)\pi'(\theta)\mathrm{d}\theta \end{cases} \tag{5}$$

其中:$P(\boldsymbol{x}|\theta)$为先验分布 $\pi(\theta)$中获得抽样样本 $\boldsymbol{x}$ 的概率,Θ 为 $\pi(\theta)$中参数 θ 的取值范围;$P'(\boldsymbol{x}|\theta)$为先验分布 $\pi'(\theta)$中获得抽样样本 $\boldsymbol{x}$ 的概率,Θ'为 $\pi'(\theta)$中参数 θ 的取值范围。根据边缘密度函数的性质,$m(\boldsymbol{x})$和 $m'(\boldsymbol{x})$分别反映了抽样样本 $\boldsymbol{x}$ 对先验分布 $\pi(\theta)$和 $\pi'(\theta)$的接受程度[22]。当样本 $\boldsymbol{x}$ 的抽样数量很少时,由于受到随机因素的影响,抽样样本对无信息先验分布 $\pi'(\theta)$的接受程度将远大于对先验分布 $\pi(\theta)$的接受程度,因此小样本条件下假设 H_1 的后验权重要远大于假设 H_0 的后验权重,使得融合加权后验估计的结果与假设 H_1 下的后验估计十分接近,失去了贝叶斯估计在小样本条件下的优势。

对式(3)进行改进,选取合适的参数 r,令两种假设下的权重满足:

$$\begin{cases} \lambda_{\pi(\theta)} = \dfrac{p}{p+r} \\ \lambda'_{\pi(\theta)} = \dfrac{r}{p+r} \end{cases} \tag{6}$$

假设抽样样本为 $\boldsymbol{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$,为了充分利用先验信息的优势,当 n 很小时,需要 r 的取值不能太大,并保证原假设 H_0 的后验权重足够大;当 n 足够大时,需要 r 的取值尽量大,并保证备择假设 H_1 的权重足够大,避免由于先验信息不准确带来的估计偏差。因此可以取抽样数 n 的函数 $r(n)$,令其满足:

$$\begin{cases} r(n)=1, n\to+\infty \\ r(n)=0, n=0 \end{cases} \tag{7}$$

根据 $r(n)$的性质,它反映的是当样本数量为 n 时,抽样样本对目标分布的描述程度,同样可以理解为,当抽样数量为 n 时,抽样样本能够描述目标分布的概率。若将抽样过程视作无记忆的泊松过程(前一次的抽样过程对后一次的抽样不产生影响),则可将 $r(n)$随抽样数 n 的分布视为指数分布:

$$r(n) = \int_0^n \frac{1}{n_{\mathrm{A}}}\exp\left(-\frac{n}{n_{\mathrm{A}}}\right)\mathrm{d}n = 1-\exp\left(-\frac{n}{n_{\mathrm{A}}}\right) \tag{8}$$

其中,n_{A} 是令事件"抽样样本能够描述目标分布"发生的平均最小抽样数,在同一目标分布中进行抽样时,可以视 n_{A} 为定值。对于 n_{A} 的取值,可以在已知的目标分布中进行抽样,利用假设检验的方式在给定显著性水平的情况下检验抽样样本能否对目标分布进行有效描述,利用蒙特卡洛法即可确定 n_{A} 的值。

将式(8)代入式(6),即可自适应地根据抽样样本的数量改变两种假设的后验权重,以确保后验估计的精度。

2　虚拟校射诸元误差的自适应贝叶斯估计模型

由于受到实际射击条件的限制,仅利用实际的校射数据很难对诸元误差的分布特征进行有效的估计,因此需要利用仿真信息或靶场试验信息作为先验信息,结合实际的校射数据对诸元误差的分布特征进行贝叶斯估计。相比靶场试验数据,仿真信息更具有数据量优势,而且可以根据实际射击条件改变仿真环境,但是在数据来源的可信度方面却比不上靶场试验数据。因此,可以利用靶场试验数据对仿真先验的可信度进行检验,之后利用仿真先验和实际的校射数据对诸元误差的分布特征进行估计。其主要流程如图 2 所示。

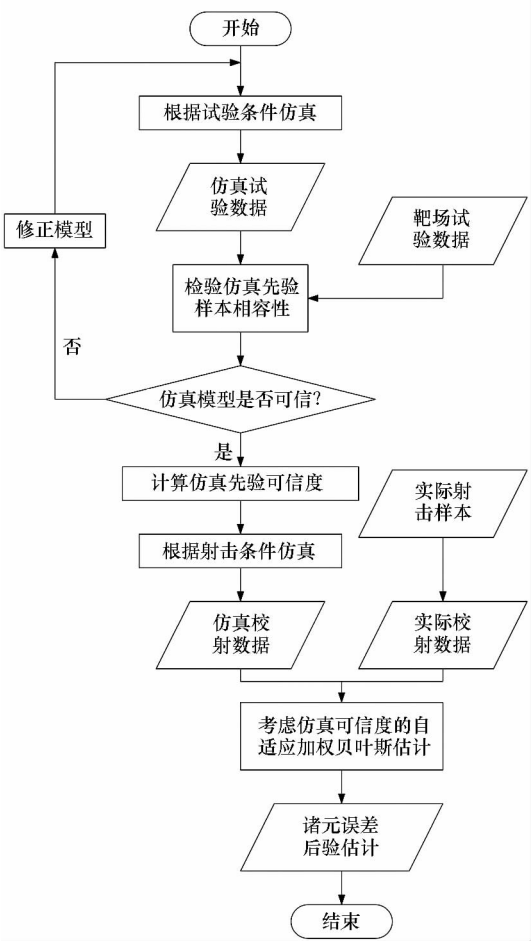


图 2　虚拟校射补偿量的自适应加权贝叶斯估计流程

Fig. 2　Process of adapted weighted Bayesian estimation for compensation value of proof shooting

对各类诸元误差的估计过程具有相似性，因此下面仅以射击俯仰角误差 $\Delta\varphi$ 为例进行分析。

假设 $\Delta\varphi$ 服从正态分布 $\mathrm{N}(\theta,\sigma^2)$，通过随机抽样的方式获得试验样本 $\boldsymbol{D}=(D_1,D_2,\cdots,D_{N_D})$，记样本的均值为 $\bar{D}$，方差为 S_D^2。根据试验条件进行仿真获得仿真样本 $\boldsymbol{Z}=(Z_1,Z_2,\cdots,Z_{N_Z})$，记样本均值为 μ，样本方差为 τ^2。在仿真样本数量足够大的情况下，可以根据仿真样本数据得到参数 θ 和 σ^2 的先验分布：

$$\begin{cases}\pi(\theta)\sim\mathrm{N}\left(\mu,\dfrac{\tau^2}{N_D}\right)\\ \pi(\sigma^2)\sim\mathrm{IGa}(\alpha_0,\beta_0)\end{cases}\tag{9}$$

其中：

$$\begin{cases}\alpha_0=\dfrac{N_D-1}{2}\\ \beta_0=\dfrac{N_D}{2}\tau^2\end{cases}\tag{10}$$

根据正态分布和倒伽马分布的性质，先验分布的期望分别为 $E(\pi(\theta))=\mu$，$E(\pi(\sigma^2))=\dfrac{\beta_0}{\alpha_0-1}$。在已知先验分布 $\pi(\theta)$ 和 $\pi(\sigma^2)$ 的情况下，可以得到相应的分布函数 $F_{\pi(\theta)}$ 和 $F_{\pi(\sigma^2)}$，根据式(1)，可以得到仿真先验与试验样本之间的相容度：

$$\begin{cases}P_{\pi(\theta)}(\bar{D})=\displaystyle\int_{\mu-|\mu-\bar{D}|}^{\mu+|\mu-\bar{D}|}\frac{N_D}{\tau^2\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{N_D(\theta-\mu)^2}{2\tau^2}\right]\mathrm{d}\theta\\ P_{\pi(\sigma^2)}(S_D^2)=\displaystyle\int_{\frac{\beta_0}{\alpha_0-1}-\left|\frac{\beta_0}{\alpha_0-1}-S_D^2\right|}^{\frac{\beta_0}{\alpha_0-1}+\left|\frac{\beta_0}{\alpha_0-1}-S_D^2\right|}\frac{\alpha_0^{\beta_0}}{\Gamma(\beta_0)}\left(\frac{1}{\sigma^2}\right)\exp\left(\frac{-\alpha_0}{\sigma^2}\right)\mathrm{d}\sigma^2\end{cases}\tag{11}$$

上述计算过程得到了仿真先验与试验样本之间的相容度，在计算仿真先验可信度时，还需要考虑到试验样本的可信度 r_D，对于 r_D，一般受两方面因素的影响：试验样本的容量；试验样本是否与目标参数属同一分布。令 r_D 满足：

$$r_D=r(N_D)r_c\tag{12}$$

其中，$r(N_D)$ 是根据式(8)计算得到的试验样本数量的函数，r_c 可以利用试验数据和对应条件下记录的实际射击数据进行相容性分析近似求取。

根据式(11)和式(12)，即可得到仿真先验的可信度为：

$$\begin{cases}p_{\pi(\theta)}=P_{\pi(\theta)}(\bar{D})r_D\\ p_{\pi(\sigma^2)}=P_{\pi(\sigma^2)}(S_D^2)r_D\end{cases}\tag{13}$$

假设在实际校射中，获得实际样本 $\boldsymbol{y}=(y_1,y_2,\cdots,y_{n_y})$，记样本均值为 $\bar{y}$，样本方差为 S_y^2；根据实际射击条件仿真得到仿真样本 $\boldsymbol{Y}=(Y_1,Y_2,\cdots,Y_{N_Y})$，根据仿真样本可以得到仿真先验 $\mathrm{N}-\mathrm{IGa}(\mu_1,\alpha_1,\beta_1)$。

对于原假设 H_0，该假设下后验分布 $\mathrm{N}-\mathrm{IGa}(\mu_2,\alpha_2,\beta_2)$ 特征参数以及目标参数 θ 和 σ^2 的后验估计 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 为：

$$\begin{cases}\mu_2=\dfrac{N_Y\mu_1+n_y\bar{y}}{N_Y+n_y}\\ \alpha_2=\alpha_1+\dfrac{n_y}{2}\\ \beta_2=\beta_1+\dfrac{n_y}{2}S_y^2+\dfrac{N_Yn_y(\bar{y}-\mu_1)^2}{2(N_Y+n_y)}\\ \hat{\theta}=\mu_2\\ \hat{\sigma}^2=\dfrac{\beta_2}{\alpha_2-1}\end{cases}\tag{14}$$

对于备择假设 H_1，该假设下后验分布 $\mathrm{N}-\mathrm{IGa}(\mu_2',\alpha_2',\beta_2')$ 特征参数以及目标参数 θ 和 σ^2 的后验估计 $\hat{\theta}'$ 和 σ'^2 为：

$$\begin{cases}\mu_2'=\bar{y}\\ \alpha_2'=\dfrac{n_y-1}{2}\\ \beta_2'=\dfrac{n_y}{2}S_y^2\\ \hat{\theta}'=\mu_2'\\ \hat{\sigma}'^2=\dfrac{\beta_2'}{\alpha_2'-1}\end{cases}\tag{15}$$

将实际样本容量 n_y 代入式(8)算得 $r(n_y)$ 后，根据仿真先验可信度公式可以算得 H_0 和 H_1 假设对应的后验权重分别为：

$$\begin{cases}\lambda_{\pi(\theta)}=\dfrac{p_{\pi(\theta)}}{p_{\pi(\theta)}+r(n_y)}\\ \lambda_{\pi(\sigma^2)}=\dfrac{p_{\pi(\sigma^2)}}{p_{\pi(\sigma^2)}+r(n_y)}\end{cases}\tag{16}$$

$$\begin{cases}\lambda_{\pi(\theta)}=\dfrac{r(n_y)}{p_{\pi(\theta)}+r(n_y)}\\ \lambda'_{\pi(\sigma^2)}=\dfrac{r(n_y)}{p_{\pi(\sigma^2)}+r(n_y)}\end{cases}\tag{17}$$

将计算所得的 $\lambda_{(\pi\theta)}$、$\lambda'_{(\pi\theta)}$、$\hat{\theta}$、$\hat{\theta}'$、$\hat{\sigma}^2$、$\hat{\sigma}'^2$ 分别代入式(4)进行加权融合即可得到参数 θ 和 σ^2 的后验估计 $\hat{\theta}_{\mathrm{p}}$ 和 $\hat{\sigma}_{\mathrm{P}}^2$。

3 仿真验证

3.1 自适应加权贝叶斯估计算法有效性验证

为了验证本文所设计的估计算法的可行性，采用靶场射击数据对其进行验证。

某次 300 m 立靶密集度试验中的偏差数据如表 1 所示。

表 1　300 m 立靶密集度记录表

Tab. 1　Record data of 300 m vertical target shooting

组次	射角/(°)	气温/℃	序号	偏差数据	
				Y/m	Z/m
1	高低: 1 方位: 9.08	14	1	0.07	−0.05
			2	−0.2	0.27
			3	−0.56	0.16
			4	−0.83	0
			5	−0.32	0.43
			6	−0.08	0.51
			7	−0.18	0.04
2	高低: 1.05 方位: 9.03	16	1	0.04	0.13
			2	−0.13	−0.14
			3	−0.31	−0.24
			4	−0.87	−0.16
			5	−0.03	0.15
			6	−0.03	0.39
			7	−0.11	−0.39
3	高低: 1.04 方位: 9.02	16	1	−0.18	0
			2	−0.46	0.24
			3	−0.46	0.33
			4	−0.4	0.42
			5	−0.69	−0.29
			6	−0.5	−0.14
			7	0.31	0.02

根据表中所记录的数据,该次 300 m 立靶射击偏差的均值和方差分别为:$\bar{z}=0.080\ 0$ m,$S_z^2=0.065\ 3$;$\bar{y}=-0.281\ 9$ m,$S_y^2=0.092\ 1$。将舰炮武器系统参数和靶场试验环境参数代入仿真多次运行,记录 50 组仿真数据,所得方位偏差均值为 $\mu_Z=0.081\ 2$ m,方差为 $\tau_Z^2=0.058\ 9$;俯仰偏差均值为 $\mu_Y=-0.292\ 0$ m,方差为 $\tau_Y^2=0.092\ 1$。通过相容性分析,仿真分布特征与记录数据之间的相容性指标为:$r_{\pi(\mu_Z)}(\bar{z})=0.972\ 4$,$r_{\pi(\tau_Z^2)}(S_z^2)=0.835\ 3$,$r_{\pi(\mu_Y)}(\bar{y})=0.812\ 7$,$r_{\pi(\tau_Y^2)}(S_y^2)=0.844\ 1$。仿真模型所得的数据与记录数据之间具有较高的相容性。

同时,舰炮武器在某次 1000 m 立靶密集度试验中的偏差数据如表 2 所示。

根据表中所记录的数据,该次 1000 m 立靶射击偏差量的均值和方差分别为:$\bar{z}=-0.463\ 8$ m,$S_z^2=0.407\ 5$;$\bar{y}=0.006\ 8$ m,$S_y^2=1.484\ 5$。为了检验自适应加权贝叶斯估计算法的可行性,将 300 m立靶射击数据作为试验样本,利用所设计的方法对 1000 m 立靶射击密集度指标进行估计,为了简化计算,直接采取射击偏差量的方差作为衡量射击密集度的指标。

表 2　1000 m 立靶密集度记录表

Tab. 2　Record data of 1000 m vertical target shooting

组次	射角/(°)	气温/℃	序号	偏差数据	
				Y/m	Z/m
1	高低: 1 方位: 9.08	14	1	−1.476	1.006
			2	−1.374	−1.381
			3	0.374	−0.842
			4	−1.538	−0.732
			5	1.384	−0.538
			6	1.031	−0.431
			7	−1.192	−0.375
2	高低: 1.05 方位: 9.03	16	1	−0.821	−0.753
			2	−0.421	−0.931
			3	−1.172	0.842
			4	1.293	−0.231
			5	0.845	−0.325
			6	1.921	−0.832
			7	−0.447	−0.732
3	高低: 1.04 方位: 9.02	16	1	1.429	−0.732
			2	1.007	−1.384
			3	−1.306	0.432
			4	0.507	−0.727
			5	−1.108	−1.079
			6	1.877	0.121
			7	−0.671	−0.116

结合通常情况下立靶密集度数据的选取原则,取 $n_A=20$,同时,考虑 300 m 立靶密集度射击与 1000 m 立靶密集度射击之间具有较高的相似性,取 $r_c=0.7$。作为对比,分别采用三种方案结合表 2 数据对射击密集度指标进行估计:

方案 1:采用经典贝叶斯估计。

方案 2:采用无信息先验贝叶斯估计。

方案 3:采用自适应加权贝叶斯估计。

在根据上述三种方案得到偏差量方差的后验估计后,记录各估计值与实际射击偏差量方差之间差值的绝对值,多次运行仿真计算各方案下射击偏差量后验方差的均方根误差,并分析其随抽样数的变化情况。

三种方案下俯仰偏差量和方位偏差量后验方差的均方根误差随抽样数量的分布如图 3 和图 4 所示。

通过图 3 和图 4 中三种方案下的估计误差随抽样数量的分布情况可以发现,根据仿真模型获得的先验信息具有较高的准确度,能够精准地描述目标分布,因此采用方案 1 和方案 3 都具有较

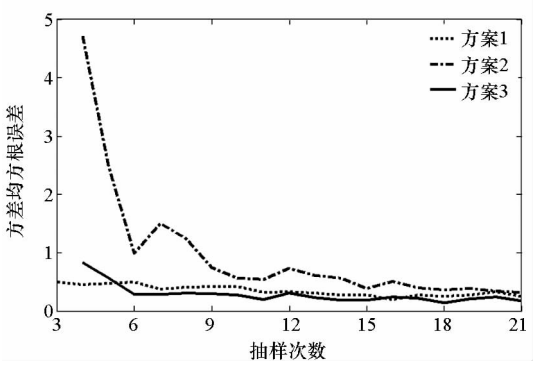


图3 俯仰后验方差均方根误差

Fig. 3 Root-mean-square error of pitching posteriori variance

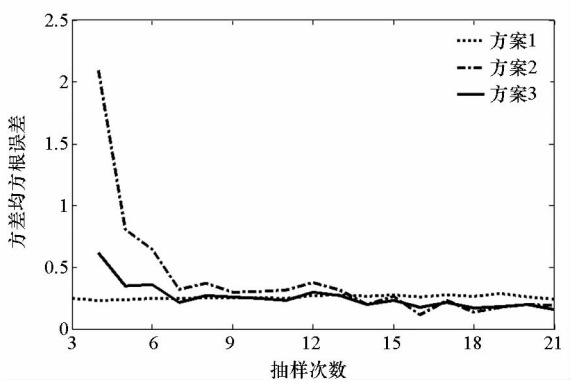


图4 方位后验方差均方根误差

Fig. 4 Root-mean-square error of azimuthal posteriori variance

高的估计精度,而由于受到样本容量的限制,不采用仿真先验的方案2在样本数量达到一定规模时才具有一定水平的估计精度;图4中抽样数据大于一定数值时,方案2的估计效果要明显优于方案1的估计效果,这是由于仿真先验仍存在一定的误差,但是即便如此,方案3仍具有较高的估计效果,这说明本文设计的估计方法既能利用仿真先验信息的数据量优势,又能有效避免由于先验信息不准确而带来的估计误差。

为了进一步确定自适应加权贝叶斯估计的有效性,设计对比试验对仿真先验失真时的估计效果进行验证。

假设所建立的仿真模型存在较大的偏差,进行相容性分析后,得到仿真分布特征与记录数据之间的相容性指标为:$r_{\pi(\tau_Z^2)}(S_z^2)=0.261\ 0$,$r_{\pi(\tau_Y^2)}(S_y^2)=0.296\ 2$。重复前面的仿真验证过程,所得先验信息失效的情况下偏差量后验方差的均方根误差随抽样数量分布的变化如图5和图6所示。

通过图5和图6中三种方案下的估计误差随

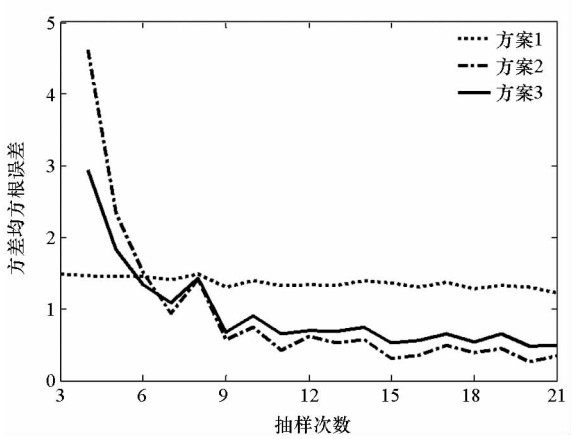


图5 俯仰后验方差均方根误差

Fig. 5 Root-mean-square error of pitching posteriori variance

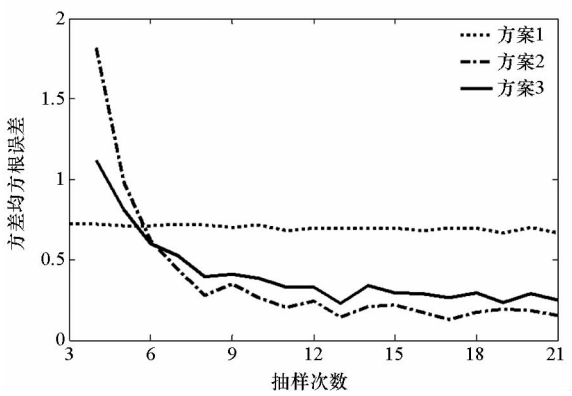


图6 方位后验方差均方根误差

Fig. 6 Root-mean-square error of azimuthal posteriori variance

抽样数量的分布情况可以发现,根据仿真模型获得的先验信息的准确度有限,当抽样数据达到一定规模时,方案2的估计效果明显优于方案1;而相比另外两种方案,无论抽样数据的规模如何,方案3仍旧能够保持相对较高的估计精度。

3.2 校射效果仿真验证

假设利用所设计的方法对舰炮的诸元误差进行估计,并根据估计结果计算校射修正量。

首先调整仿真模型,对靶场试验过程进行模拟,利用靶场的数据对仿真模型的可信度进行检验。通过反复修正仿真模型,使得仿真先验-样本相容度数据分别为:$r_{\pi(\mu_X)}(\bar{x})=0.940\ 4$,$r_{\pi(\mu_Y)}(\bar{y})=0.804\ 0$,$r_{\pi(\mu_Z)}(\bar{z})=0.981\ 5$,$r_{\pi(\tau_X^2)}(S_x^2)=0.844\ 9$,$r_{\pi(\tau_Y^2)}(S_y^2)=0.903\ 6$,$r_{\pi(\tau_Z^2)}(S_z^2)=0.829\ 0$。

接下来,对诸元误差进行估计。根据校射原则,随机选取目标来袭区域的多个虚拟点执行多次虚拟校射,记录数据并计算诸元误差。同时,利

用仿真模型多次模拟舰炮对来袭区域范围内的射击过程,求取仿真环境下诸元误差的分布特征,处理后得到仿真先验。为了验证本文所设计方法的校射效果,同样采取前面所设计的三种方案对诸元误差进行估计。

与此同时,为了进一步明确不同方案下校射效果受校射次数的影响,记录不同校射次数下通过各个方案求得的诸元误差的后验估计,并计算相应的校射修正量。

假设目标在某一时刻自某一方位来袭,进入射击域后利用舰炮武器对其执行射击任务。在给定目标运动规律和理论击发时间的基础上,分别将各组补偿量带入系统对射击诸元进行校射。为了研究校射补偿的效果,每组补偿量下运行 20 组射击,取这 20 组偏差数据分别计算各个方向上偏差量的均值和方差,利用这些参数计算给定命中范围下的理论射击命中率[23]:

$$P = \iiint_{(x,y,z)\in Q} \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-\bar{x})^2}{\sigma_x^2}+\frac{(y-\bar{y})^2}{\sigma_y^2}+\frac{(z-\bar{z})^2}{\sigma_z^2}\right]\right\}\mathrm{d}x\mathrm{d}y\mathrm{d}z}{(\sqrt{2\pi}^2)\sigma_x\sigma_y\sigma_z} \tag{18}$$

其中,Q 为给定的命中范围,$\bar{x}$、$\bar{y}$、$\bar{z}$ 分别为射击偏差在三个方向上的分布均值,σ_x、σ_y、σ_z 分别为射击偏差在三个方向上的分布方差。为了便于计算,给定命中范围,即半径为 7 m 的圆球,所得各个校射方案下射击命中率随校射次数的分布曲线如图 7 所示。

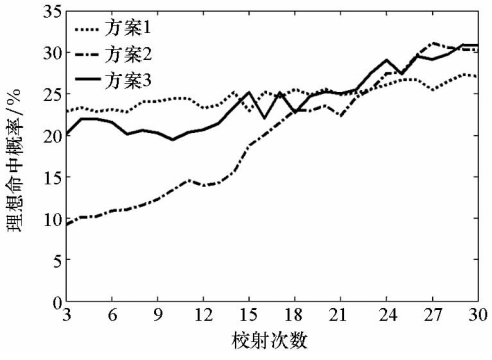


图 7　校射效果对比

Fig. 7　Comparison of proof shooting under different projects

根据图 7 分布趋势可以发现:

1)当校射次数很少时,所得的校射数据不足以描述诸元误差的分布特征,因此采取方案 2 的校射补偿效果并不理想,而此时采取方案 1 的校射补偿效果具有明显优势,说明仿真模型具有较高的可信度;

2)当校射次数很高时,采取方案 2 的校射补偿效果明显提高,而采取方案 1 的补偿效果增长缓慢,逐渐被另外两种方案所超越,说明当校射数据足以描述诸元误差的分布特征时,仿真模型不能完全描述实际过程的劣势就逐渐凸显了;

3)相比方案 1 和方案 2,采取方案 3 的校射补偿效果始终保持在相对较高的水平,说明本文所设计的校射方法既能在校射数据量较少时合理利用仿真模型的数据优势,又能在校射数据量足够时充分利用实际数据,确保校射效果。

4　结论

本文对考虑仿真先验可信度的贝叶斯估计方法进行了研究。重点分析了仿真模型可信度的计算方法,并在此基础上对考虑仿真可信度的自适应加权贝叶斯估计方法进行了研究。所设计的估计方法一方面能有效避免仿真可信度计算中容易出现的样本淹没问题;另一方面也能合理利用仿真可信度对后验权重进行计算。结合舰炮武器虚拟校射的原理和需求,对虚拟校射诸元误差的自适应加权贝叶斯估计方法进行了研究,实现了对校射补偿量的合理估计。最后利用实际靶场数据和仿真试验对本文设计方法进行了验证,试验结果表明,本文设计的估计方法能合理利用仿真模型的数据量优势和实际校射数据的可信度优势,综合利用试验数据、仿真模型在有限校射数据的条件下对诸元误差进行合理估计,达到有效提高校射精度的目的。

参考文献(References)

[1]　张璟. 新型舰炮武器系统的自动检测系统[J]. 火力与指挥控制, 2005, 30(2): 78 – 80.
ZHANG Jing. Automatic detection system in new naval gun weapon system [J]. Fire Control and Command Control, 2005, 30(2): 78 – 80. (in Chinese)

[2]　Huang Y, Wang D H, Wang J T, et al. The study on the optimal filtering length for closed-loop spotting of closed-in anti-missile naval gun weapon system [C]//Proceedings of International Conference on Computer Application & System Modeling, 2010: 701 – 703.

[3]　王建民, 刘静, 程晓敏, 等. 光电火控系统大闭环校射技术研究[J]. 火力与指挥控制, 2014(z1): 89 – 90, 94.
WANG Jianmin, LIU Jing, CHENG Xiaomin, et al. Research on large-scale closed loop fire correction of electro-optic fire control system [J]. Fire Control & Command Control, 2014(z1): 89 – 90, 94. (in Chinese)

[4]　Sun X W, Tian F, Liang D Q, et al. Conceptual model of information naval gun weapon system using weapon system engineering method[J]. Advanced Materials Research, 2014, 981: 754 – 757.

[5]　Wu W, Wang C A, Deng J H, et al. Combined the correction method improving the firing accuracy of rockets [C]//

Proceedings of 3rd International Conference on System & Information, 2017: 7 – 12.

[6] 李元生, 陈礼国. 舰炮弹道拟合对岸校射方法研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2016, 37(4): 25 – 28, 34.
LI Yuansheng, CHEN Liguo. Study on naval gun trajectory fitting firing correction method against shore targets [J]. Journal of Gun Launch & Control, 2016, 37(4): 25 – 28, 34. (in Chinese)

[7] Kim S, Lim W, Kim H, et al. Robust target cascading for improving firing accuracy of combat vehicle [J]. Journal of Mechanical Science & Technology, 2016, 30(12): 5577 – 5586.

[8] Hua H L, Liao Z Q, Song J. Vibration reduction and firing accuracy improvement by natural frequency optimization of a machine gun system [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, 29(9): 3635 – 3643.

[9] Yang J C, Liu Y, Meng Q G, et al. Objective evaluation criteria for stereo camera shooting quality under different shooting parameters and shooting distances [J]. IEEE Sensor Journal, 2015, 15(8): 4508 – 4521.

[10] 徐廷学, 李志强, 顾钧元, 等. 基于多状态贝叶斯网络的导弹质量状态评估[J]. 兵工学报, 2018, 39(2): 391 – 398.
XU Tingxue, LI Zhiqiang, GU Junyuan, et al. Missile condition assessment based on multi-state Bayesian network[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(2): 391 – 398. (in Chinese)

[11] Söken H E, Sakai S I. Real-time attitude-independent magnetometer bias estimation for spinning spacecraft [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 2018, 41(1): 276 – 279.

[12] Mastran D V, Singpurwalla N D. A Bayesian estimation of the reliability of coherent structures [J]. Operations Research, 1978, 26(4): 663 – 672.

[13] Garay A M, Lachos V H, Bolfarine H. Bayesian estimation and case influence diagnostics for the zero-inflated negative binomial regression model [J]. Journal of Applies Statistics, 2015, 42(6): 1148 – 1165.

[14] Kruschke J K. Bayesian estimation supersedes the t test [J]. Journal of Experimental Psychology General, 2013, 142(2): 573 – 603.

[15] Grilli L, Metelli S, Rampichini C. Bayesian estimation with integrated nested Laplace approximation for binary logit mixed models [J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2015, 85(13): 2718 – 2726.

[16] Yang W, Fu Y W, Li X. Multiple-model Bayesian filtering with random finite set observation [J]. Journal of System Engineering and Electronics, 2012, 23(3): 364 – 371.

[17] 钱华明, 葛磊, 黄蔚, 等. 基于贝叶斯估计噪声相关下的CFK设计[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(11): 2214 – 2218.
QIAN Huaming, GE Lei, HUANG Wei, et al. Design of CKF with correlative noise based on Bayesian estimation [J]. System Engineering and Electronics, 2012, 34(11): 2214 – 2218. (in Chinese)

[18] 刘琦, 李旭, 张安扬. 命中精度 Bayes 推断中基于 P 值的验前可信度建模[J]. 航空动力学报, 2017, 32(1): 75 – 81.
LIU Qi, LI Xu, ZHANG Anyang. Modeling for prior distribution's reliability based on P value in Bayes inference of hit accuracy analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(1): 75 – 81. (in Chinese)

[19] 杨棣, 王元美, 李军刚. 贝叶斯频率估计中频率的先验分布对有色噪声作用的影响[J]. 物理学报, 2018, 67(6): 060301.
YANG Di, WANG Yuanmei, LI Jungang. Influence of parameter prior information on effect of colored noise in Bayesian frequency estimation [J]. Acta Physica Sinica, 2018, 67(6): 060301. (in Chinese)

[20] Kubo N, Tokura H, Pullen S. Mixed GPS-BeiDou RTK with inter-systems bias estimation aided by CSAC [J]. GPS Solutions, 2018, 22: 5.

[21] 黄寒砚, 段晓君, 王正明. 考虑先验信息可信度的后验加权 Bayes 估计[J]. 航空学报, 2008, 29(5): 1245 – 1251.
HUANG Hanyan, DUAN Xiaojun, WANG Zhengming. A novel posterior weighted Bayes estimation method considering the credibility of the prior information[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(5): 1245 – 1251. (in Chinese)

[22] Qu B Z, Wang N, Song J, et al. Assessment method of the test firing accuracy [C]//Proceedings of International Conference on Electromechanical Control Technology and Transportation, 2015.

[23] 赵勇, 刘建新, 牛青坡. 先验信息可信度在成败型试验中的应用[J]. 电子设计工程, 2014, 22(5): 49 – 51.
ZHAO Yong, LIU Jianxin, NIU Qingpo. Application of credibility of prior information in binomial distribution test[J]. Electronic Design Engineering, 2014, 22(5): 49 – 51. (in Chinese)