

# 信号检测与估计

## 第四章作业



学号： S18124011

姓名： 王景博

老师： 刘志文

中国航天科工集团第二研究院研究生院

1. 设观测矢量  $\underline{x} = a\underline{s} + \underline{n}$ ，其中  $a$  为未知参量，噪声矢量  $\underline{n} \sim N(0, \underline{I})$ ， $\underline{s}$  为已知矢量，假定  $a$  与  $\underline{n}$  相互独立，如果  $a$  在  $[1, 5]$  上均匀分布，即

$$p(a) = \frac{1}{4}, a \in [1, 5]$$

试求未知参量  $a$  的最大后验概率估计( $\hat{a}_{mp}$ )和最小均方误差估计( $\hat{a}_{ms}$ )，及其均值与均方误差，并与克拉美-罗下限的值加以比较(如果有可能的话)。

解：由题意可知，观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量维数。

由 Bayes 公式可得：

$$P[a | (\underline{x} \leq \underline{X} \leq \underline{x} + d\underline{x})] = \frac{P[(\underline{x} \leq \underline{X} \leq \underline{x} + d\underline{x}) | a] P(a)}{P(\underline{x} \leq \underline{X} \leq \underline{x} + d\underline{x})}$$

对于观测矢量  $\underline{x}$  的微小变化  $d\underline{x}$ ，有：

$$P(\underline{x} < \underline{X} < \underline{x} + d\underline{x} | a) = p(\underline{x} | a) d\underline{x}$$

$$P(\underline{x} < \underline{X} < \underline{x} + d\underline{x}) = p(\underline{x}) d\underline{x}$$

$$P[a | (\underline{x} \leq \underline{X} \leq \underline{x} + d\underline{x})] = P(a | \underline{x})$$

从而得：

$$P(a | \underline{x}) = \frac{p(\underline{x} | a) P(a)}{p(\underline{x})}$$

因此有：

$$P(a \leq A \leq a + da | \underline{x}) = \frac{p(\underline{x} | a \leq A \leq a + da) P(a \leq A \leq a + da)}{p(\underline{x})}$$

对于未知参量  $a$  的微小变化  $da$ ，有：

$$p(\underline{x}|a \leq A \leq a+da)=p(\underline{x}|a)$$

$$P(a \leq A \leq a+da)=p(a)da$$

$$P(a \leq A \leq a+da|\underline{x})=p(a|\underline{x})da$$

从而得:

$$p(a|\underline{x})=\frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})}$$

因此, 未知参量  $a$  的最大后验概率估计为:

$$\hat{a}_{map}=\arg \max _a p(a|\underline{x})=\arg \max _a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})}$$

由于  $p(\underline{x})$  并没有提供任何待估计参数  $a$  的任何信息, 故上式可变为:

$$\hat{a}_{map}=\arg \max _a p(\underline{x}|a)p(a)$$

$$\text{又因为 } p(\underline{x}|a)=\frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}}}\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T(\underline{x}-a\underline{s})\right], \quad p(a)=\frac{1}{4} \quad a \in [1,5], \quad \text{因}$$

此:

$$p(\underline{x}|a)p(a)=\begin{cases} \frac{1}{4(2\pi)^{\frac{N}{2}}}\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T(\underline{x}-a\underline{s})\right], & a \in [1,5] \\ 0 & , \text{ else} \end{cases}$$

当  $a \in [1,5]$  时,  $p(\underline{x}|a)p(a)$  是以  $\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}$  为对称轴的钟型曲线, 可得下图:

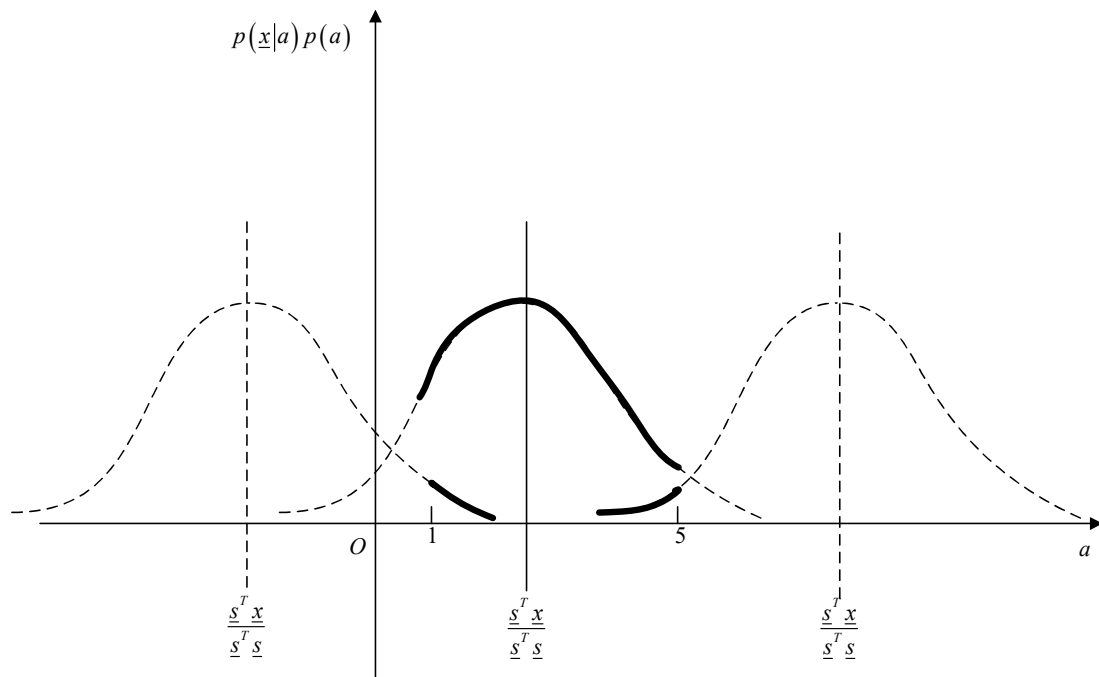


图 1.  $p(\underline{x}|a)p(a)$  取值图

其中虚线表示  $p(\underline{x}|a)p(a)$  的值没法取到，其真实值为 0。故未知参量  $a$  的最大后验估计  $\hat{a}_{map}$  为：

$$\hat{a}_{map} = \begin{cases} 1, & \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} < 1 \\ \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}, & 1 \leq \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} \leq 5 \\ 5, & \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} > 5 \end{cases}$$

由于  $\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}|a \sim N\left(a, \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}\right)$ ，可令： $\mu = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}$ ， $\sigma^2 = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}$ ，故有：

$$p(\mu|a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(\mu-a)^2}{2\sigma^2}\right]$$

因此有：

$$\begin{aligned} p(\mu) &= \int_a p(\mu|a)p(a)da = \frac{1}{4} \int_1^5 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(\mu-a)^2}{2\sigma^2}\right] da = \frac{1}{4} \int_{\frac{1-\mu}{\sigma}}^{\frac{5-\mu}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right) dy \\ &= \frac{1}{4} \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

其中  $\Phi(x)$  为标准正态分布的 cdf。

所以有：

$$P(\mu < 1) = \int_{-\infty}^1 p(\mu) d\mu = \frac{1}{4} \int_{-\infty}^1 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu$$

$$P(1 \leq \mu \leq 5) = \int_1^5 p(\mu) d\mu = \frac{1}{4} \int_1^5 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu$$

$$P(\mu > 5) = \frac{1}{4} \int_5^{+\infty} \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu = \frac{1}{4} \int_{-\infty}^1 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu$$

$$\text{可令： } \frac{1}{4} \int_5^{+\infty} \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu = \frac{1}{4} \int_{-\infty}^1 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu = c,$$

则  $\frac{1}{4} \int_1^5 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu = 1 - 2c$ ，故未知参量  $a$  的最大后验估计的

均值与均方误差为：

$$E(\hat{a}_{map}) = c + E(\mu)(1 - 2c) + 5c = 6c + E(a)(1 - 2c) = 3 = E(a)$$

$$\begin{aligned} E\left[\left(\hat{a}_{map} - a\right)\left(\hat{a}_{map} - a\right)^T\right] &= E\left[\left(\hat{a}_{map} - a\right)^2\right] = E\left[(1-a)^2 c + (\mu - a)^2 (1 - 2c) + (5-a)^2 c\right] \\ &= \frac{32}{3} c + \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}} (1 - 2c) = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}} + \left(\frac{32}{3} - 2 \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}\right) c \\ &= \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}} + \frac{1}{2} \left(\frac{16}{3} - \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}\right) \int_{-\infty}^1 \left[ \Phi\left(\frac{5-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{1-\mu}{\sigma}\right) \right] d\mu \end{aligned}$$

最小均方误差估计本质上属于一种加权最小二乘估计，加权系数为对应的概率，也称作后验均值估计，所以有：

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_1^5 a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})} da \\
&= \int_1^5 a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{\int_1^5 p(\underline{x}|a)p(a)da} da = \int_1^5 a \frac{\frac{1}{4(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T(\underline{x}-a\underline{s})\right]}{\int_1^5 \frac{1}{4(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T(\underline{x}-a\underline{s})\right] da} da \\
&= \int_1^5 \frac{a \exp\left[-\frac{1}{2}\left(a^2 \underline{s}^T \underline{s} - 2a \underline{s}^T \underline{x} + \frac{\underline{s}^T \underline{x} \underline{x}^T \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s}}\right)\right]}{\int_1^5 \exp\left[-\frac{1}{2}\left(a^2 \underline{s}^T \underline{s} - 2a \underline{s}^T \underline{x} + \frac{\underline{s}^T \underline{x} \underline{x}^T \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s}}\right)\right] da} da
\end{aligned}$$

可利用  $\mu = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}$ ,  $\sigma^2 = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}$ , 故有:

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_1^5 \frac{a \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(a-\mu)^2\right]}{\int_1^5 \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(a-\mu)^2\right] da} da \\
&= \int_1^5 \frac{a \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(a-\mu)^2\right]}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_1^5 \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(a-\mu)^2\right] da} da
\end{aligned}$$

可令:  $m = \frac{1-\mu}{\sigma}$ ,  $n = \frac{5-\mu}{\sigma}$  故可得:

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_m^n \frac{(\sigma y + \mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_m^n \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right) dy} dy \\
&= \mu + \sigma \int_m^n \frac{y \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)}{\Phi(n) - \Phi(m)} dy = \mu - \sigma \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[ \exp\left(-\frac{n^2}{2}\right) - \exp\left(-\frac{m^2}{2}\right) \right]}{\Phi(n) - \Phi(m)}
\end{aligned}$$

未知参量  $a$  的最小均方误差估计的均值与均方误差为:

$$E(\hat{a}_{ms}) = E\left\{ \mu - \sigma \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[ \exp\left(-\frac{n^2}{2}\right) - \exp\left(-\frac{m^2}{2}\right) \right]}{\Phi(n) - \Phi(m)} \right\} = 3 = E(a)$$

$$E\left[(\hat{a}_{ms} - a)(\hat{a}_{ms} - a)^T\right] = E\left\{\mu - a - \sigma \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[ \exp\left(-\frac{n^2}{2}\right) - \exp\left(-\frac{m^2}{2}\right) \right]}{\Phi(n) - \Phi(m)}\right\}^2 = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}$$

此题观测矢量  $\underline{x}$  与随机参量  $a$  的联合 pdf 并不连续，故克拉美-罗下限(CRB)并不存在。

2. 如果  $a$  的分布变为

$$p(a) = \frac{1}{3}\delta(a-1) + \frac{1}{3}\delta(a-2) + \frac{1}{3}\delta(a-3)$$

其它条件同习题 1，试求未知参量  $a$  的最大后验概率估计( $\hat{a}_{map}$ )和最小均方误差估计( $\hat{a}_{ms}$ )，及其均值与均方误差，并与克拉美-罗下限的值加以比较(如果有可能的话)。

解：由题意可知，观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s})\right]$$

其中  $N$  为观测矢量维数。

未知参量  $a$  的最大后验概率估计为：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(a|\underline{x}) = \arg \max_a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})}$$

由于  $p(\underline{x})$  并没有提供任何待估计参数  $a$  的任何信息，故上式可变为：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(\underline{x}|a)p(a)$$

又因为

$$\begin{aligned}
p(\underline{x}|a)p(a) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T(\underline{x}-a\underline{s})\right] \left[\frac{1}{3}\delta(a-1)+\frac{1}{3}\delta(a-2)+\frac{1}{3}\delta(a-3)\right] \\
&= \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] \delta(a-1) + \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] \delta(a-2) \\
&\quad + \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right] \delta(a-3)
\end{aligned}$$

根据冲激函数的取样性质可知， $p(\underline{x}|a)p(a)$  只在  $a=1$ ， $a=2$ ， $a=3$  时存在非零值。所以有：

$$p(\underline{x}|a)p(a) = \begin{cases} \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] \delta(a-1) , & a=1 \\ \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] \delta(a-2) , & a=2 \\ \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right] \delta(a-3) , & a=3 \\ 0 & , \text{ else} \end{cases}$$

由于  $p(\underline{x}|a)p(a)$  取值存在冲激函数，所以不能直接比大小，可以认为  $p(\underline{x}|a)p(a)$  在  $a$  的微小变化  $da$  上的概率近似  $p(\underline{x}|a)p(a)$  的大小，这也符合最大后验估计的定义。将  $p(\underline{x}|a)p(a)$  在  $a=1$  的微小变化  $da$  上的概率  $\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right]$ 、 $p(\underline{x}|a)p(a)$  在  $a=2$  的微小变化  $da$  上的概率  $\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right]$  与  $p(\underline{x}|a)p(a)$  在  $a=3$  的微小变化  $da$  上的概率  $\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right]$  相互作差，可得其相对大小的门限，故有：



$$\hat{a}_{map} = \begin{cases} 1 & , \quad \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} < \frac{3}{2} \\ 2 & , \quad \frac{3}{2} \leq \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} \leq \frac{5}{2} \\ 3 & , \quad \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} > \frac{5}{2} \end{cases}$$

由于  $\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}} | a \sim N\left(a, \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}\right)$ , 可令:  $\mu = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}$ ,  $\sigma^2 = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s}}$ , 故有:

$$p(\mu | a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(\mu - a)^2}{2\sigma^2}\right]$$

因此有:

$$p(\mu) = \int_a p(\mu | a) p(a) da = \frac{1}{3\sqrt{2\pi}\sigma} \left\{ \exp\left[-\frac{(\mu-1)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-2)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-3)^2}{2\sigma^2}\right] \right\}$$

所以有:

$$\begin{aligned} P\left(\mu < \frac{3}{2}\right) &= \int_{-\infty}^{\frac{3}{2}} p(\mu) d\mu = \frac{1}{3\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\frac{3}{2}} \left\{ \exp\left[-\frac{(\mu-1)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-2)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-3)^2}{2\sigma^2}\right] \right\} d\mu \\ &= \frac{1}{3} \left[ 2 - \Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P\left(\frac{3}{2} \leq \mu \leq \frac{5}{2}\right) &= \int_{\frac{3}{2}}^{\frac{5}{2}} p(\mu) d\mu = \frac{1}{3\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\frac{3}{2}}^{\frac{5}{2}} \left\{ \exp\left[-\frac{(\mu-1)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-2)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-3)^2}{2\sigma^2}\right] \right\} d\mu \\ &= \frac{1}{3} \left[ 2\Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right) - 1 \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P\left(\mu > \frac{5}{2}\right) &= \int_{\frac{5}{2}}^{+\infty} p(\mu) d\mu = \frac{1}{3\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\frac{5}{2}}^{+\infty} \left\{ \exp\left[-\frac{(\mu-1)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-2)^2}{2\sigma^2}\right] + \exp\left[-\frac{(\mu-3)^2}{2\sigma^2}\right] \right\} d\mu \\ &= \frac{1}{3} \left[ 2 - \Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right) \right] \end{aligned}$$

其中  $\Phi(x)$  为标准正态分布的 cdf。

可令:  $\frac{1}{3} \left[ 2 - \Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right) \right] = c$ , 则  $\frac{1}{3} \left[ 2\Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right) - 1 \right] = 1 - 2c$ , 故未知参量  $a$  的

最大后验估计的均值与均方误差为：

$$\begin{aligned} E(\hat{a}_{map}) &= c + 2(1-2c) + 3c = 2 = E(a) \\ E\left[(\hat{a}_{map} - a)(\hat{a}_{map} - a)^T\right] &= E\left[(\hat{a}_{map} - a)^2\right] = E\left[(1-a)^2 c + (2-a)^2 (1-2c) + (3-a)^2 c\right] \\ &= 2c + \frac{2}{3} = \frac{2}{3} \left[2 - \Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right)\right] + \frac{2}{3} = \frac{2}{3} \left[3 - \Phi\left(\frac{3}{2\sigma}\right)\right] \end{aligned}$$

最小均方误差估计本质上属于一种加权最小二乘估计，加权系数为对应的概率，也称作后验均值估计，所以有：

$$\begin{aligned} \hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_a a p(a|\underline{x}) da = \int_a a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})} da \\ &= \int_a a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{\int_a p(\underline{x}|a)p(a) da} da \\ &= \frac{\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \left\{ \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] + 2\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] + 3\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right] \right\}}{\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \left\{ \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] + \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] + \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right] \right\}} \\ &= \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] + 2\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] + 3\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right]}{\exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-\underline{s})^T(\underline{x}-\underline{s})\right] + \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-2\underline{s})^T(\underline{x}-2\underline{s})\right] + \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-3\underline{s})^T(\underline{x}-3\underline{s})\right]} \\ &= \frac{1 + 2\exp\left(\underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s}\right) + 3\exp\left(2\underline{s}^T \underline{x} - 4\underline{s}^T \underline{s}\right)}{1 + \exp\left(\underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s}\right) + \exp\left(2\underline{s}^T \underline{x} - 4\underline{s}^T \underline{s}\right)} \end{aligned}$$

未知参量  $a$  的最小均方误差估计的均值与均方误差为：

$$\begin{aligned}
E(\hat{a}_{ms}) &= E \left[ \frac{1 + 2 \exp \left( \underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + 3 \exp \left( 2 \underline{s}^T \underline{x} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right)}{1 + \exp \left( \underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + \exp \left( 2 \underline{s}^T \underline{x} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right)} \right] \\
&= \frac{1 + 2 \exp \left[ E(a) \underline{s}^T \underline{s} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right] + 3 \exp \left[ 2 E(a) \underline{s}^T \underline{s} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right]}{1 + \exp \left[ E(a) \underline{s}^T \underline{s} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right] + \exp \left[ 2 E(a) \underline{s}^T \underline{s} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right]} \\
&= \frac{1 + 2 \exp \left( \frac{1}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + 3}{2 + \exp \left( \frac{1}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right)} = 2 = E(a) \\
E \left[ (\hat{a}_{ms} - a)(\hat{a}_{ms} - a)^T \right] &= E \left\{ \left[ \frac{1 - a + (2 - a) \exp \left( \underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + (3 - a) \exp \left( 2 \underline{s}^T \underline{x} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right)}{1 + \exp \left( \underline{s}^T \underline{x} - \frac{3}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + \exp \left( 2 \underline{s}^T \underline{x} - 4 \underline{s}^T \underline{s} \right)} \right]^2 \right\} \\
&= \frac{\frac{8}{3} + \frac{8}{3} \exp \left( \frac{1}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + \frac{2}{3} \exp \left( \underline{s}^T \underline{s} \right)}{4 + 4 \exp \left( \frac{1}{2} \underline{s}^T \underline{s} \right) + \exp \left( \underline{s}^T \underline{s} \right)} = \frac{2}{3}
\end{aligned}$$

此题观测矢量  $\underline{x}$  与随机参量  $a$  的联合 pdf 并不连续，故克拉美-罗下限(CRB)并不存在。

3. 如果  $a$  是均值为 3，方差为 9 的高斯随机变量，即  $a \sim N(3, 9)$ ，其它条件同习题 1，试求未知参量  $a$  的线性最小均方误差估计( $\hat{a}_{lms}$ )，最大后验概率估计( $\hat{a}_{mp}$ )和最小均方误差估计( $\hat{a}_{ms}$ )，及其均值与均方误差，并与克拉美-罗下限的值加以比较(如果有可能的话)。

解：由题意可得，未知参量  $a$  的 pdf 为：

$$p(a) = \frac{1}{3\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(a-3)^2}{18} \right]$$

观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量维数。

依此可求得：

$$E(a) = 3$$

$$E(\underline{x}) = E(a)\underline{s} = 3\underline{s}$$

$$\text{Cov}(a, \underline{x}) = \text{Cov}(a, a\underline{s} + \underline{n}) = \text{Cov}(a, a\underline{s}) = \text{Var}(a)\underline{s}^T = 9\underline{s}^T$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\underline{x}) &= E \left\{ [\underline{x} - E(\underline{x})][\underline{x} - E(\underline{x})]^T \right\} = E \left\{ [\underline{x} - E(a)\underline{s}][\underline{x} - E(a)\underline{s}]^T \right\} \\ &= \text{Var}(a)\underline{s}\underline{s}^T + \underline{I} = 9\underline{s}\underline{s}^T + \underline{I} \end{aligned}$$

根据线性最小均方误差估计  $\hat{a}_{lms} = E(a) + \text{Cov}(a, \underline{x}) \text{Var}^{-1}(\underline{x}) [\underline{x} - E(\underline{x})]$

可得：

$$\hat{a}_{lms} = 3 + 9\underline{s}^T (9\underline{s}\underline{s}^T + \underline{I})^{-1} (\underline{x} - 3\underline{s}) = \frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}$$

未知参量  $a$  的最大后验概率估计为：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(a|\underline{x}) = \arg \max_a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})}$$

由于  $p(\underline{x})$  并没有提供任何待估计参数  $a$  的任何信息，故上式可变为：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(\underline{x}|a)p(a)$$

取对数，可得：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a \ln [p(\underline{x}|a)p(a)]$$

$$\text{由于 } p(\underline{x}|a)p(a) = \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N+1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{(a-3)^2}{18} \right], \quad \text{令}$$

$$\left. \frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)p(a)}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{map}} = 0, \text{ 可得:}$$

$$\left[ \underline{s}^T (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{a-3}{9} \right] \Big|_{\hat{a}_{map}} = 0$$

$$\text{所以 } \hat{a}_{map} = \frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}。$$

最小均方误差估计本质上属于一种加权最小二乘估计，加权系数为对应的概率，也称作后验均值估计，所以有：

$$\begin{aligned} \hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} a p(a|\underline{x}) da = \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})} da \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(\underline{x}|a)p(a) da} da \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{\frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N+1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{(a-3)^2}{18} \right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{3(2\pi)^{\frac{N+1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{(a-3)^2}{18} \right] da} da \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \left( \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9} \right) a^2 - 2 \left( \underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3} \right) a \right] \right\}}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \left( \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9} \right) a^2 - 2 \left( \underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3} \right) a \right] \right\} da} da \end{aligned}$$

可令：

$$\mu_{a|\underline{x}} = \frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}$$

$$\sigma_{a|\underline{x}}^2 = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}$$

故有：

$$\begin{aligned}\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right]da} da \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{a|\underline{x}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right] da = \mu_{a|\underline{x}} = \frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\end{aligned}$$

未知参量  $a$  的线性最小均方误差估计  $\hat{a}_{lms}$  的均值与均方误差为：

$$\begin{aligned}E(\hat{a}_{lms}) &= E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right) = 3 = E(a) \\ E\left[(\hat{a}_{map} - a)(\hat{a}_{map} - a)^T\right] &= E\left[\frac{\left(\underline{s}^T \underline{n} - \frac{a-3}{9}\right)^2}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right] = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\end{aligned}$$

未知参量  $a$  的最大后验估计的均值与均方误差为：

$$\begin{aligned}E(\hat{a}_{map}) &= E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right) = \frac{E(a)\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}} = 3 = E(a) \\ E\left[(\hat{a}_{map} - a)(\hat{a}_{map} - a)^T\right] &= E\left[\frac{\left(\underline{s}^T \underline{n} - \frac{a-3}{9}\right)^2}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right] = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\end{aligned}$$

未知参量  $a$  的最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均值与均方误差为：

$$\begin{aligned}E(\hat{a}_{ms}) &= E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x} + \frac{1}{3}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right) = 3 = E(a) \\ E\left[(\hat{a}_{ms} - a)(\hat{a}_{ms} - a)^T\right] &= E\left[\left(\frac{\underline{s}^T \underline{n} - \frac{a-3}{9}}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\right)^2\right] = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}\end{aligned}$$

此题联合 pdf 满足正则条件  $E\left[\frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a} + \frac{\partial \ln p(a)}{\partial a}\right] = 0$ ，且对随机参量  $a$  的估计均为无偏估计，则克拉美-罗下限(对数联合 pdf 的二阶偏导的数学期望的负倒数)为：

$$CRB = \frac{1}{-E\left[\frac{\partial^2 \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a^2} + \frac{\partial^2 \ln p(a)}{\partial a^2}\right]} = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{9}}$$

随机参量  $a$  的线性最小均方误差估计  $\hat{a}_{lms}$ 、最大后验估计  $\hat{a}_{map}$  与最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均方误差达到 CRB，故  $\hat{a}_{lms}$ 、 $\hat{a}_{map}$  与  $\hat{a}_{ms}$  为  $a$  的有效估计。

4. 设观测矢量  $\underline{x} = a\underline{s} + \underline{n}$ ，其中  $a$  为未知参量，噪声矢量  $\underline{n} \sim N(0, \sigma_n^2 \underline{I})$ ， $\underline{s}$  为已知矢量，求：

(1) 未知参量  $a$  的最小二乘估计( $\hat{a}_{ls}$ )和最大似然估计( $\hat{a}_{ml}$ )。

(2) 如果还知道  $a$  是均值为  $m$ ，方差为  $\sigma^2$  的高斯随机变量，即  $a \sim N(m, \sigma^2)$ ，试求未知参量  $a$  的最大后验概率估计( $\hat{a}_{map}$ )和最小均方误差估计( $\hat{a}_{ms}$ )。

(3) 分别给出上述不同估计量的均值与均方误差，并与克拉美-罗下限的值加以比较(如果有可能的话)。

解：(1) 最小二乘估计法，又称最小平方法，是一种数学优化技术。它通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配。利用最小二乘估计法可以简便地求得未知的数据，并使得这些求得的数据与实际数据之间误差的平方和为最小。则未知参数  $a$  的最小二乘估计为：

$$\hat{a}_{ls} = \arg \min_a J(a)$$

其中  $J(a) = (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s})$  为误差平方和函数。因此有：

$$\frac{\partial J(a)}{\partial a} \Big|_{\hat{a}_{LS}} = \frac{\partial (a^2 \underline{s}^T \underline{s} - 2a \underline{s}^T \underline{x} + \underline{x}^T \underline{x})}{\partial a} \Big|_{\hat{a}_{LS}} = (2a \underline{s}^T \underline{s} - 2 \underline{s}^T \underline{x}) \Big|_{\hat{a}_{LS}} = 0$$

$$\text{故 } \hat{a}_{LS} = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}。$$

最大似然估计是利用已知的观测结果，反推最大概率导致这样的观测结果的参数值，则未知参数  $a$  的最大似然估计为：

$$\hat{a}_{ml} = \arg \max_a p(\underline{x}|a)$$

令  $\underline{R} = \sigma_n^2 \underline{I}$ ，由题意可知，观测矢量  $\underline{x}$  在未知参量  $a$  的条件下的条件 pdf 为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a \underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a \underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量  $\underline{x}$  的维数。取对数可得对数条件 pdf 为：

$$\ln p(\underline{x}|a) = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\underline{R}| - \frac{1}{2} (\underline{x} - a \underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a \underline{s})$$

因此有：

$$\frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a} \Big|_{\hat{a}_{ml}} = \left[ \underline{s}^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a \underline{s}) \right] \Big|_{\hat{a}_{ml}} = 0$$

$$\text{故 } \hat{a}_{ml} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}} = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}。$$

(2) 由题意可知，未知参量  $a$  的 pdf 为：

$$p(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[ -\frac{(a-m)^2}{2\sigma^2} \right]$$

令  $\underline{R} = \sigma_n^2 \underline{I}$ ，观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a \underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a \underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量  $\underline{x}$  的维数。则未知参量  $a$  的最大后验概率估计为：



$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(a|\underline{x}) = \arg \max_a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})}$$

由于  $p(\underline{x})$  并没有提供任何待估计参数  $a$  的任何信息，故上式可变为：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a p(\underline{x}|a)p(a)$$

取对数，可得：

$$\hat{a}_{map} = \arg \max_a \ln [p(\underline{x}|a)p(a)]$$

$$\text{由于 } p(\underline{x}|a)p(a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N+1}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}} \sigma} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{(a-m)^2}{2\sigma^2} \right],$$

$$\text{令 } \frac{\partial \ln [p(\underline{x}|a)p(a)]}{\partial a} \Big|_{\hat{a}_{map}} = 0, \text{ 可得:}$$

$$\left[ \underline{s}^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s}) - \frac{a-m}{\sigma^2} \right] \Big|_{\hat{a}_{map}} = 0$$

$$\text{所以 } \hat{a}_{map} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = \frac{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}。$$

最小均方误差估计本质上属于一种加权最小二乘估计，加权系数为对应的概率，也称作后验均值估计，所以有：

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(\underline{x}|a)p(a) da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{\frac{1}{(2\pi)^{\frac{N+1}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}} \sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T \underline{R}^{-1}(\underline{x}-a\underline{s}) - \frac{(a-m)^2}{2\sigma^2}\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N+1}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}} \sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T \underline{R}^{-1}(\underline{x}-a\underline{s}) - \frac{(a-m)^2}{2\sigma^2}\right] da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}\right)a^2 - 2\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}\right)a\right]\right\}}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}\right)a^2 - 2\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}\right)a\right]\right\} da} da
\end{aligned}$$

可令：

$$\begin{aligned}
\mu_{a|\underline{x}} &= \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} \\
\sigma_{a|\underline{x}}^2 &= \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}
\end{aligned}$$

故有：

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right] da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{a|\underline{x}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right] da = \mu_{a|\underline{x}} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = \frac{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}
\end{aligned}$$

(3)未知参量  $a$  的最小二乘估计  $\hat{a}_{LS}$  的均值与均方误差为：

$$E(\hat{a}_{LS}) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}\right) = a$$

$$E\left[(\hat{a}_{LS} - a)(\hat{a}_{LS} - a)^T\right] = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{n} \underline{n}^T \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s} \underline{s}^T \underline{s}}\right) = \frac{\underline{s}^T \underline{R} \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s} \underline{s}^T \underline{s}} = \frac{\sigma_n^2}{\underline{s}^T \underline{s}}$$

未知参量  $a$  的最大似然估计  $\hat{a}_{ml}$  的均值与均方误差为:

$$E(\hat{a}_{ml}) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}\right) = a$$

$$E\left[(\hat{a}_{ms} - a)(\hat{a}_{ms} - a)^T\right] = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{n} \underline{n}^T \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s} \underline{s}^T \underline{s}}\right) = \frac{\underline{s}^T \underline{R} \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s}} = \frac{\sigma_n^2}{\underline{s}^T \underline{s}}$$

未知参量  $a$  的最大后验估计  $\hat{a}_{map}$  的均值与均方误差为:

$$E(\hat{a}_{map}) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right) = \frac{E(a) \underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = m = E(a)$$

$$E\left[(\hat{a}_{map} - a)(\hat{a}_{map} - a)^T\right] = E\left[\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{n} - \frac{a - m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right)^2\right] = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}$$

未知参量  $a$  的最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均值与均方误差为:

$$E(\hat{a}_{ms}) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right) = m = E(a)$$

$$\begin{aligned} E\left[(\hat{a}_{ms} - a)(\hat{a}_{ms} - a)^T\right] &= E\left[\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{n} - \frac{a - m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right)^2\right] \\ &= \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} \end{aligned}$$

当  $a$  为非随机参量时, 此题对数似然函数满足正则条件

$$E\left[\frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a}\right] = 0, \text{ 且对非随机参量 } a \text{ 的估计均为无偏估计, 则克拉美}$$

-罗下限(对数似然函数的二阶偏导的数学期望的负倒数)为:

$$CRB = \frac{1}{-E \left[ \frac{\partial^2 \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a^2} \right]} = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}} = \frac{\sigma_n^2}{\underline{s}^T \underline{s}}$$

非随机参量  $a$  的最小二乘估计  $\hat{a}_{LS}$  与最大似然估计  $\hat{a}_{ml}$  的均方误差达到 CRB, 故  $\hat{a}_{LS}$  与  $\hat{a}_{ml}$  为  $a$  的有效估计。

当  $a$  为随机参量时, 此题联合 pdf 满足正则条件  $E \left[ \frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a} + \frac{\partial \ln p(a)}{\partial a} \right] = 0$ , 且对随机参量  $a$  的估计均为无偏估计, 则克拉美-罗下限(对数联合 pdf 的二阶偏导的数学期望的负倒数)为:

$$CRB = \frac{1}{-E \left[ \frac{\partial^2 \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a^2} + \frac{\partial^2 \ln p(a)}{\partial a^2} \right]} = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_n^2} \underline{s}^T \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}$$

随机参量  $a$  的最大后验估计  $\hat{a}_{map}$  与最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均方误差达到 CRB, 故  $\hat{a}_{map}$  与  $\hat{a}_{ms}$  为  $a$  的有效估计。

5. 设观测矢量  $\underline{x} = a\underline{s} + \underline{n}$ , 其中  $a$  为未知参量, 噪声矢量  $\underline{n} \sim N(0, \underline{R})$ ,  $\underline{s}$  为已知矢量, 求:

(1) 未知参量  $a$  的最小二乘估计( $\hat{a}_{LS}$ ), 最优加权矩阵相应的加权最小二乘估计( $\hat{a}_{MLS}$ )和最大似然估计( $\hat{a}_{ml}$ )。

(2) 如果还知道  $a$  是均值为  $m$ , 方差为  $\sigma^2$  的高斯随机变量, 即  $a \sim N(m, \sigma^2)$ , 试求未知参量  $a$  的最小均方误差估计( $\hat{a}_{ms}$ )。

(3) 分别给出上述不同估计量的均值与均方误差, 并与克拉美-罗下限的值加以比较(如果有可能的话)。

解: (1) 最小二乘估计法, 又称最小平方法, 是一种数学优化技术。它通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配。利用最小二乘估计法可以简便地求得未知的数据, 并使得这些求得的数据与实际数

据之间误差的平方和为最小，则未知参数  $a$  的最小二乘估计为：

$$\hat{a}_{LS} = \arg \min_a J(a)$$

其中  $J(a) = (\underline{x} - a\underline{s})^T (\underline{x} - a\underline{s})$  为误差平方和函数。因此有：

$$\left. \frac{\partial J(a)}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{LS}} = \left. \frac{\partial (a^2 \underline{s}^T \underline{s} - 2a \underline{s}^T \underline{x} + \underline{x}^T \underline{x})}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{LS}} = (2a \underline{s}^T \underline{s} - 2 \underline{s}^T \underline{x}) \Big|_{\hat{a}_{LS}} = 0$$

$$\text{故 } \hat{a}_{LS} = \frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}。$$

最小二乘估计将误差矢量中的各分量同等看待，认为各分量对观测矢量的影响相同，但事实上，误差分量越大，对观测矢量的影响越大。加权最小二乘估计对于误差越大的分量赋予更小权重，对于误差较小的分量赋予更大的权重，然后采用普通最小二乘法估计其参数的一种数学优化技术。假设  $\underline{W}$  为加权矩阵(是一正定阵)，则未知参数  $a$  的加权最小二乘估计为：

$$\hat{a}_{WLS} = \arg \min_a J(a)$$

其中  $J(a) = (\underline{x} - a\underline{s})^T \underline{W} (\underline{x} - a\underline{s})$  为加权误差平方和函数。因此有：

$$\left. \frac{\partial J(a)}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{WLS}} = \left. \frac{\partial (a^2 \underline{s}^T \underline{W} \underline{s} - 2a \underline{s}^T \underline{W} \underline{x} + \underline{x}^T \underline{W} \underline{x})}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{WLS}} = (2a \underline{s}^T \underline{W} \underline{s} - 2 \underline{s}^T \underline{W} \underline{x}) \Big|_{\hat{a}_{WLS}} = 0$$

$$\text{故 } \hat{a}_{WLS} = \frac{\underline{s}^T \underline{W} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{W} \underline{s}}。$$

根据最小均方误差准则，利用矩阵柯西施瓦兹不等式可得，当加权矩阵  $\underline{W} = \underline{R}^{-1}$  时，为最优加权最小二乘估计，此时有：

$$\hat{a}_{WLS} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}$$

最大似然估计是利用已知的观测结果，反推最大概率导致这样的观测结果的参数值，则未知参数  $a$  的最大似然估计为：

$$\hat{a}_{ml} = \arg \max_a p(\underline{x}|a)$$

由题意可知，观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量  $\underline{x}$  的维数。取对数可得对数似然函数为：

$$\ln p(\underline{x}|a) = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\underline{R}| - \frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s})$$

因此有：

$$\left. \frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a} \right|_{\hat{a}_{ml}} = \left[ \underline{s}^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s}) \right] \Big|_{\hat{a}_{ml}} = 0$$

$$\text{故 } \hat{a}_{ml} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}。$$

(2)由题意可知，未知参量  $a$  的 pdf 为：

$$p(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[ -\frac{(a-m)^2}{2\sigma^2} \right]$$

观测矢量  $\underline{x}$  的似然函数为：

$$p(\underline{x}|a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\underline{x} - a\underline{s})^T \underline{R}^{-1} (\underline{x} - a\underline{s}) \right]$$

其中  $N$  为观测矢量  $\underline{x}$  的维数。

最小均方误差估计本质上属于一种加权最小二乘估计，加权系数为对应的概率，也称作后验均值估计，所以有：

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{p(\underline{x})} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{p(\underline{x}|a)p(a)}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(\underline{x}|a)p(a)da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{\frac{1}{(2\pi)^{\frac{N+1}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}} \sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T \underline{R}^{-1}(\underline{x}-a\underline{s}) - \frac{(a-m)^2}{2\sigma^2}\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N+1}{2}} |\underline{R}|^{\frac{1}{2}} \sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}(\underline{x}-a\underline{s})^T \underline{R}^{-1}(\underline{x}-a\underline{s}) - \frac{(a-m)^2}{2\sigma^2}\right] da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}\right)a^2 - 2\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}\right)a\right]\right\}}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}\right)a^2 - 2\left(\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}\right)a\right]\right\} da} da
\end{aligned}$$

可令：

$$\begin{aligned}
\mu_{a|\underline{x}} &= \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}} \\
\sigma_{a|\underline{x}}^2 &= \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}
\end{aligned}$$

故有：

$$\begin{aligned}
\hat{a}_{ms} &= E(a|\underline{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} ap(a|\underline{x})da = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right] da} da \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} a \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{a|\underline{x}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{a|\underline{x}}^2}(a - \mu_{a|\underline{x}})^2\right] da = \mu_{a|\underline{x}} = \frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}
\end{aligned}$$

(3)未知参量  $a$  的最小二乘估计  $\hat{a}_{LS}$  的均值与均方误差为：

$$E(\hat{a}_{LS}) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{s}}\right) = a$$

$$E\left[\left(\hat{a}_{LS} - a\right)\left(\hat{a}_{LS} - a\right)^T\right] = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{n} \underline{n}^T \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s} \underline{s}^T \underline{s}}\right) = \frac{\underline{s}^T \underline{R} \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{s} \underline{s}^T \underline{s}}$$

未知参量  $a$  的最优加权最小二乘估计  $\hat{a}_{WLS}$  的均值与均方误差为:

$$E\left(\hat{a}_{WLS}\right) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}\right) = a$$

$$E\left[\left(\hat{a}_{WLS} - a\right)\left(\hat{a}_{WLS} - a\right)^T\right] = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{n} \underline{n}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} \underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}\right) = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}$$

未知参量  $a$  的最大似然估计  $\hat{a}_{ml}$  的均值与均方误差为:

$$E\left(\hat{a}_{ml}\right) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}\right) = a$$

$$E\left[\left(\hat{a}_{ml} - a\right)\left(\hat{a}_{ml} - a\right)^T\right] = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{n} \underline{n}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} \underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}\right) = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}$$

未知参量  $a$  的最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均值与均方误差为:

$$E\left(\hat{a}_{ms}\right) = E\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{x} + \frac{m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right) = m = E(a)$$

$$E\left[\left(\hat{a}_{ms} - a\right)\left(\hat{a}_{ms} - a\right)^T\right] = E\left[\left(\frac{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{n} - \frac{a - m}{\sigma^2}}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}\right)^2\right]$$

$$= \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}$$

当  $a$  为非随机参量时, 此题对数似然函数满足正则条件

$$E\left[\frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a}\right] = 0, \text{ 且对非随机参量 } a \text{ 的估计均为无偏估计, 则克拉美}$$

-罗下限(对数似然函数的二阶偏导的数学期望的负倒数)为:

$$CRB = \frac{1}{-E\left[\frac{\partial^2 \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a^2}\right]} = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s}}$$



非随机参量  $a$  的最优加权最小二乘估计  $\hat{a}_{wls}$  与最大似然估计  $\hat{a}_{ml}$  的均方误差达到 CRB，故  $\hat{a}_{wls}$  与  $\hat{a}_{ml}$  为  $a$  的有效估计。非随机参量  $a$  的最小二乘估计  $\hat{a}_{ls}$  未达到 CRB，故  $\hat{a}_{ls}$  为  $a$  的无效估计。

当  $a$  为随机参量时，此题联合 pdf 满足正则条件  $E\left[\frac{\partial \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a} + \frac{\partial \ln p(a)}{\partial a}\right] = 0$ ，且对随机参量  $a$  的估计均为无偏估计，则克拉美-罗下限(对数联合 pdf 的二阶偏导的数学期望的负倒数)为：

$$CRB = \frac{1}{-E\left[\frac{\partial^2 \ln p(\underline{x}|a)}{\partial a^2} + \frac{\partial^2 \ln p(a)}{\partial a^2}\right]} = \frac{1}{\underline{s}^T \underline{R}^{-1} \underline{s} + \frac{1}{\sigma^2}}$$

随机参量  $a$  的最小均方误差估计  $\hat{a}_{ms}$  的均方误差达到 CRB，故  $\hat{a}_{ms}$  为  $a$  的有效估计。

## 参考文献

[1] 赵树杰, 赵建勋. 信号检测与估计理论[M]. 清华大学出版社, 2005.