

# 统计信号处理HW4

袁宜桢

March 15, 2023

## 1 4.1

套用线性模型公式

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}\boldsymbol{\theta} + \mathbf{w}$$

则

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} \sim N((\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{x}, \sigma^2 (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1})$$

其中，在我们这道题中

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}^T \mathbf{H} = \begin{bmatrix} N & 0 \\ 0 & N \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & 0 \\ 0 & \frac{1}{N} \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \cdots & \frac{1}{N} \\ -\frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \cdots & \frac{1}{N} \end{bmatrix}$$

$$\therefore \hat{\boldsymbol{\theta}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \cdots & \frac{1}{N} \\ -\frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \cdots & \frac{1}{N} \end{bmatrix} \mathbf{x}$$

$$Cov(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \begin{bmatrix} \frac{\sigma^2}{N} & 0 \\ 0 & \frac{\sigma^2}{N} \end{bmatrix}$$

## 2 4.14

刚开始没看明白这个题目，去看了下答案，但是即使现在我还是觉得挺离谱的，就是正常不应该是衰落的概率是 $\epsilon$ ，然后我们不知道它什么时候衰落，然后我们算期望啊什么的，虽然这样会更难，但是更intuitive？然后题目突然来一个要么不衰落，衰落就在M轮...？

看明白它的意思，我就可以自己写了

$$\hat{A} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{x}$$

### 2.1 不衰落

$$\mathbf{H} = [1, 1, 1, \dots, 1, 1]^T$$

$$\hat{A} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n]$$

### 2.2 衰落

$$\mathbf{H} = [1, 1, 1, \dots, 1, 0, \dots, 0]^T$$

，其中M个1，N-M个0，这里其实就相当于后面的数据被抹除了，就计算了前M个，intuitively，这也合理

$$\hat{A} = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} x[n]$$

### 2.3 方差

$$C_{\hat{\theta}} = \sigma^2 E_H[(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}] = \sigma^2 (\epsilon * \frac{1}{M} + (1 - \epsilon) * \frac{1}{N})$$

而没有衰落的方差是 $\sigma^2 * \frac{1}{N} = \sigma^2 (\epsilon * \frac{1}{N} + (1 - \epsilon) \frac{1}{N})$  因为N大于M，所以有衰落的方差更大，这个其实很好理解，如果epsilon是1，它铁定衰落，那么个数少了，方差变大，而如果epsilon不是1，不衰减的时候一样，衰减的时候变烂，那么总的还是变烂

### 3 6.4

无论在那种情况下， $x$ 的均值都和 $\mu$ 相同，所以 $\mathbf{s} = [1, 1, \dots, 1]^T$ ，而 $C$ 是对角矩阵，则

$$E[\hat{\theta}] = \frac{\mathbf{s}^T \mathbf{C}^{-1} E(x)}{\mathbf{s}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}} = E[x]$$

在高斯分布的情况下，加的是高斯噪音，但是在拉普拉斯的情况下加的并不是高斯噪音（PPT4-25），所以高斯的BLUE是MVU，且是有效估计量，而另一个不是

### 4 6.9

在本题中，如果没有额外说明，则 $\sum$ 均指代 $\sum_{n=0}^{N-1}$

$$\mathbf{H} = [\cos(0), \cos(2\pi f_1), \cos(4\pi f_1), \dots, \cos(2\pi f_1 n)]^T$$

$$\text{Cov}(\hat{\theta}) = \sigma^2 \mathbf{I}$$

$$\mathbf{H}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{H} = \frac{1}{\sigma^2} \sum \cos^2(2\pi f_1 n)$$

$$\mathbf{H}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{x} = \frac{1}{\sigma^2} \sum \cos(2\pi f_1 n) x[n]$$

$$\therefore \hat{\theta} = \frac{\sum \cos(2\pi f_1 n) x[n]}{\sum \cos^2(2\pi f_1 n)}$$

$$\mathbf{C}_{\hat{\theta}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{H})^{-1} = \frac{\sigma^2}{\sum \cos^2(2\pi f_1 n)}$$

只有当 $f_1$ 等于整数时，上述方差才会等于CRLB界，所以最好 $f_1$ 取0. 我也觉得，那我也好算很多，搞半天不还是最简单的最有效

### 5 6.14

$$p(w[n]) = (1 - \epsilon)N(0, \sigma_B^2) + \epsilon N(0, \sigma_I^2)$$

$$\therefore \text{Var}(p(w[n])) = (1 - \epsilon)\sigma_B^2 + \epsilon\sigma_I^2$$