

Besprok / алгоритм?

Лемма 6

Граница краяра -  $\theta_0$  ( $\theta_0$  - краяр  $\theta$ )

"Симметричные хороших оценок ке бибара"

Красир. нэгжээг :  $\theta$  - кийв-ийн нэр-р [кэцэг]

$\hat{\theta}$  - сүрьеяа кийвэшкого  $\theta$

Их обж. макс. правд. нэгжээг

$E(\hat{\theta}) = m(\theta)$  и. барыг  $\neq \theta$

Челс : кээвэе кийвэх я граница гэв  $Vce(\hat{\theta})$ ?

$$MSE(\hat{\theta}) = \underbrace{(E(\hat{\theta}) - \theta)^2}_{\text{шалжигж}} + \underbrace{Vce(\hat{\theta})}_{\text{гүнспэсэл}}$$

Простой гаралт:  $Cov(X, Y) \in [-1; 1]$

?

$Cov(X, Y) \longleftrightarrow \cos(\vec{a}, \vec{b})$

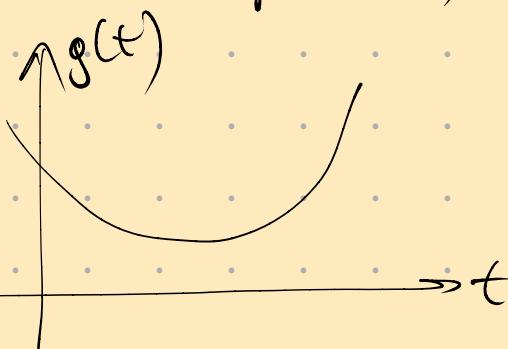
Формул-ко

$$g(t) = Vce(X+tY) = Vce(X) + t^2 Vce(Y) + 2t Cov(X, Y)$$

①  $g(t)$  - кийв. нэг  $t$  (нагадсан)

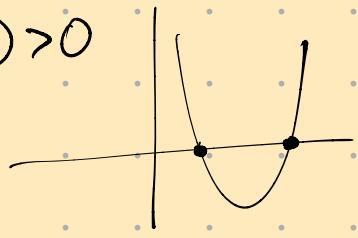
②  $g(t) \geq 0$

③  $Vce(Y) \geq 0$   
Бэхжүү блэгэх

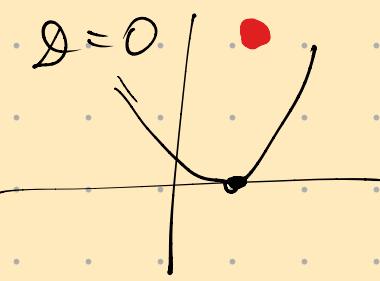


$$Vce(S) = E((S-E(S))^2)$$

$D > 0$



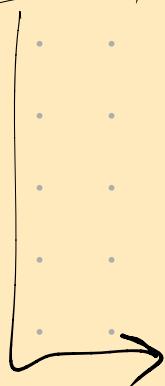
$D = 0$



$D < 0$



$D \leq 0$



$$g(t) = t^2 \cdot \text{Var}(Y) + t \cdot 2 \cdot \text{Cov}(X, Y) + \text{Var}(X)$$

$$D = "B^2 - 4ac" = 4 \text{Cov}^2(X, Y) - 4 \text{Var}(X) \cdot \text{Var}(Y)$$

$$\text{Cov}^2(X, Y) \leq \text{Var}(X) \cdot \text{Var}(Y)$$

$$\frac{\text{Cov}^2(X, Y)}{\text{Var} X \cdot \text{Var} Y} \leq 1$$

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var} X \cdot \text{Var} Y}} \in [-1; 1]$$

$\hat{\theta}$  - оценка (!)  $\hat{\theta}(y_1, y_2, \dots, y_n)$

$f(y_1, y_2, \dots, y_n | \theta) \leftarrow$  общ. ф-ция вероятн.  
/с сп-ством  
аналогичн.,  
также  $\Sigma$  беско.

$$l(\theta) = \ln L = \ln f(y_1, \dots, y_n | \theta)$$

- мк-функция  
некоего параметра.

$$\text{Cov}^2(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta}) \leq 1$$

оценка,  
нестанд.

$\hat{\theta}$  - оценка.

$$\text{Var}(\frac{\partial l}{\partial \theta}) = I_F$$

$$\text{Var}(\hat{\theta}_{NL}) \cdot \text{Var}(\frac{\partial l}{\partial \theta}) \rightarrow 1$$

$$\text{Var}(\hat{\theta}_{NL}) \cdot I_F \rightarrow 1$$

$$\frac{\text{cov}^2(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta})}{\text{Var}(\hat{\theta}) \cdot \text{Var}(\frac{\partial l}{\partial \theta})} \leq 1$$

$$\frac{\text{Var}(\hat{\theta})}{\text{Var}(\frac{\partial l}{\partial \theta})} \geq \frac{\text{cov}^2(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta})}{\text{Var}(\frac{\partial l}{\partial \theta})} = \frac{\text{cov}^2(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta})}{I_F}$$

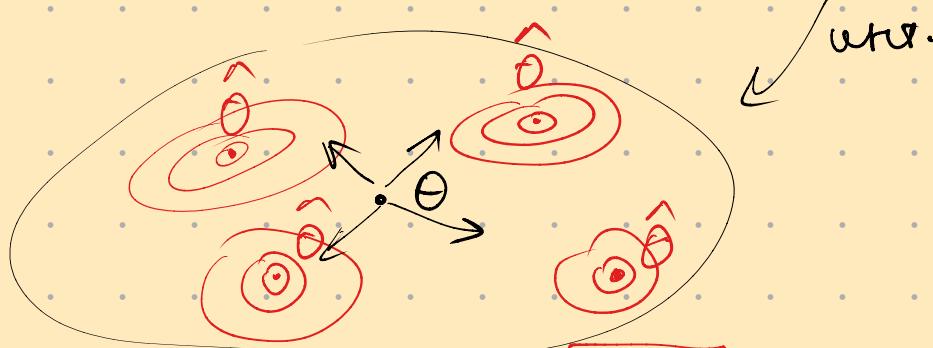
(исада!)

Графика Крамера - Рао

$$\text{cov}(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta}) = E\left(\hat{\theta} \frac{\partial l}{\partial \theta}\right) - E(\hat{\theta}) \cdot E\left(\frac{\partial l}{\partial \theta}\right) =$$

$\uparrow$   
 $m(\theta)$

$E\left(\frac{\partial l}{\partial \theta}\right) = 0.$



$$= E\left(\hat{\theta} \frac{\partial l}{\partial \theta}\right) = \iiint_{y_1, \dots, y_n} \hat{\theta} \cdot \frac{\partial l}{\partial \theta} \cdot f(y_1, \dots, y_n) \cdot dy_1 \dots dy_n$$

метод.

$$\frac{\partial l}{\partial \theta} = \frac{\partial \ln f}{\partial \theta} = \frac{1}{f} \cdot \frac{\partial f}{\partial \theta}$$

$$\text{cov}(\hat{\theta}, \frac{\partial l}{\partial \theta}) = \int_{\mathbb{R}^n} \hat{\theta} \cdot \frac{1}{f} \cdot \frac{\partial f}{\partial \theta} \cdot f(dy) =$$

dy, dy<sub>2</sub>, ..., dy<sub>n</sub>

f - зависит от  $y_1, y_2, \dots, y_n, \underline{\theta}$

$\hat{\theta}$  - зависит только от  $y_1, \dots, y_n$

!  $\hat{\theta}$  не зависит от  $\theta$   
/или оружима/

$$= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{d}{d\theta} (\hat{\theta} \cdot f) dy = \frac{d}{d\theta} \int_{\mathbb{R}^n} \hat{\theta} \cdot f dy = \frac{d}{d\theta} E(\hat{\theta})$$

yakoq. meny. - cm

$$= \frac{dm(\theta)}{d\theta}$$

$$\text{cov}(\hat{\theta}, \frac{\partial}{\partial \theta})$$

$$m(\theta) = E(\hat{\theta})$$

### Teorema kramera - Rao.

$$\text{Var}(\hat{\theta}) \geq \frac{(m'(\theta))^2}{I_F}$$

В задаче предполагается, что  $\hat{\theta}$  - это оценка для  $\theta$ ,  $E(\hat{\theta}) = \theta$

$$m'(\theta) = \theta' = 1$$

$$\text{To: } \text{Var}(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{I_F} \quad \text{II}$$

если оценка

$$\text{Var}(\hat{\theta}_{ML}) \cdot I_F \rightarrow 1$$

если оценка не линейна.

### Критерии:

1. Теорема крамера - Rao не гарантирует, что оценка получена с наименьшим разбросом.

2. Необходимо проверить:

$$\Leftrightarrow \text{cov}(\hat{\theta}, \frac{\partial}{\partial \theta}) = \pm 1$$

$$\hat{\theta} \text{ линейно выражимся через } \frac{\partial}{\partial \theta}$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(\hat{\theta}) = \frac{(m'(\theta))^2}{I_F}$$

можно проверить

усп

$y_1, y_2, \dots, y_n \sim \text{Рэб}$  Poiss (rate =  $\lambda$ )  
 $\lambda$ -крайн. напр.

$$\hat{\lambda} = \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n}$$

a)  $\hat{\lambda}$  - нелинейная?

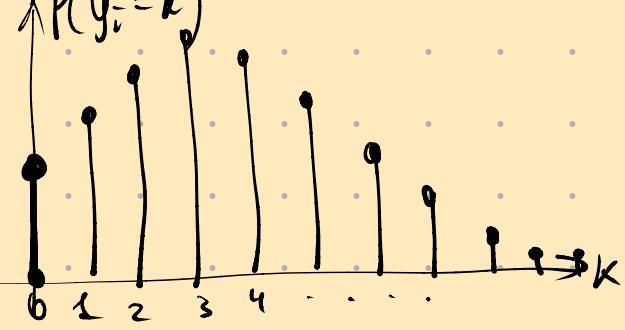
б) где разброс в  $\hat{\lambda}$  уравнен крайн. - Рао?

Рем  $y_i \sim \text{Рэб}(\lambda)$

$$E(y_i) = \lambda \quad \parallel$$

$$\text{Var}(y_i) = \lambda$$

$$P(y_i = k) = \exp(-\lambda) \cdot \frac{\lambda^k}{k!}$$



$$\begin{aligned}
 \text{а)} \quad E(\hat{\lambda}) &= E\left(\frac{y_1 + \dots + y_n}{n}\right) = \\
 &= \frac{E(y_1) + E(y_2) + \dots + E(y_n)}{n} = \frac{\lambda + \dots + \lambda}{n} = \\
 &= \lambda
 \end{aligned}$$

$\hat{\lambda}$  - нелинейная

крайн. разброс крайн. - Рао:  $\text{Var}(\hat{\lambda}) \geq \frac{1}{I_f}$ .

б) нужно проверить:

$\text{Var}(\hat{\lambda})?$

$$I_f = \text{Var}\left(\frac{\partial \ell}{\partial \lambda}\right) = -E\left(\frac{\partial^2 \ell}{\partial \lambda^2}\right)$$

проверяет кер-бо.

в) нужно проверить: правда ли, что  $\hat{\lambda}$  максимум зависит от  $\frac{\partial \ell}{\partial \lambda}?$

проверка:  $y_i^R$  - CB  $y_i$  - макс по крит. Рао

en

$$L(y_1, \dots, y_n | \lambda) = P(y_1^R = y_1, y_2^R = y_2, \dots, y_n^R = y_n | \lambda) =$$

$$= P(y_1^R = y_1 | \lambda) \cdot P(y_2^R = y_2 | \lambda) \cdot \dots \cdot P(y_n^R = y_n | \lambda) =$$

неприм  
сторон.

$$= \exp(-\lambda) \cdot \frac{\lambda^{y_1}}{y_1!} \cdot \exp(-\lambda) \cdot \frac{\lambda^{y_2}}{y_2!} \cdot \dots \cdot \exp(-\lambda) \cdot \frac{\lambda^{y_n}}{y_n!}$$

$$\ell(\lambda) = \ln L = -\lambda + y_1 \cdot \ln \lambda - \ln(y_1!) \\ -\lambda + y_2 \cdot \ln \lambda - \ln(y_2!) \\ -\lambda + y_n \cdot \ln \lambda - \ln(y_n!)$$

$$\frac{\partial \ell}{\partial \lambda} = -1 + \frac{y_1}{\lambda} - 1 + \frac{y_2}{\lambda} - 1 + \frac{y_3}{\lambda} \dots - 1 + \frac{y_n}{\lambda}$$

$$= -n + \frac{\sum y_i}{\lambda} \quad \text{CB}$$

$$\frac{\partial^2 \ell}{\partial \lambda^2} = -\frac{\sum y_i}{\lambda^2}$$

$$\frac{1}{\lambda} = \frac{\sum y_i}{n} \quad \text{CB.}$$

нечёт.

одн-ко не получилось доказ.

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \cdot \left( \frac{\partial \ell}{\partial \lambda} \right) + \lambda \quad \text{и. доказ. } \lambda.$$

$$\hat{\lambda} = \alpha \cdot \frac{\partial \ell}{\partial \lambda} + \beta$$

нечёт.

C.B.

$\hat{\lambda}$  получается граничный критерия - Rao 1

нагл. критецтво:

$$\text{Var}(\hat{\lambda}) = \text{Var}\left(\frac{y_1 + \dots + y_n}{n}\right) = \frac{1}{n^2} n \cdot \text{Var}(y_i) =$$

$$= \frac{n}{n^2} \cdot \lambda = \frac{\lambda}{n}$$

$\text{IF} \rightarrow \text{Var}\left(\frac{\partial \ell}{\partial \lambda}\right)$

$$-\mathbb{E}\left(\frac{\partial^2 \ell}{\partial \lambda^2}\right) = -\mathbb{E}\left(-\frac{\sum y_i}{\lambda^2}\right) = \frac{1}{\lambda^2} \mathbb{E}(\sum y_i) =$$

$$= \frac{1}{\lambda^2} \cdot n \cdot \lambda = \frac{n}{\lambda}$$

$$\frac{\partial^2 \ell}{\partial \lambda^2} = -\frac{\sum y_i}{\lambda^2}$$

$$\text{Var}(\hat{\lambda}) \geq \frac{1}{\text{IF}}$$

$$\frac{\lambda}{n} = \text{Var}(\hat{\lambda}) = \frac{1}{\text{IF}} = \frac{1}{n/\lambda}$$

(sufficient statistic)

достаточная статистика.

максимум  
нагл. ог

$y_1, \dots, y_n$

0-нагл. нап-ре



Челб:  
сохраняет  
не бсто  
беспорядку,  
а только  
переместитку (?)  
шага в нее.  
составной  
из нескольких

Одн.  $T(y_1, \dots, y_n)$  наз-ся достаточной  
[ $T(y_1, \dots, y_n)$  и есть такой мин. бесто]

нап-ре  $\Theta$ , если

одн. якок  
наспр  $(y_1, y_2, \dots, y_n | T)$  не зависят от  $\Theta$ .

Неплох [Нейман - Пирер] о право разделят.

Формулировка 1 функция  $T(y_1, \dots, y_n)$  является дост-ой  
статистикой, и если  $\Theta$  на сохраняется сепу  $T$ .

Формулировка 2 Руковод  $T(y_1, \dots, y_n)$  является дост-ой  
статистикой, если и только если  
 $f(y_1, \dots, y_n | \theta) = a(y_1, \dots, y_n) \cdot b(\theta, T(y_1, \dots, y_n))$

Пример.

$$y_1, \dots, y_n \sim \text{Poisson}(\lambda)$$

$$f(y_1, \dots, y_n | \theta) = \exp(-\lambda n) \cdot \lambda^{y_1 + \dots + y_n} \cdot y_1! y_2! \cdots y_n! =$$

$$\frac{1}{y_1! y_2! y_3! \cdots y_n!} \cdot \alpha(y_1, \dots, y_n)$$

$$\exp(-\lambda n) \cdot \lambda^{y_1 + y_2 + \dots + y_n}$$

$$f(\theta, \tau)$$

$$\tau(y_1, \dots, y_n) = y_1 + \dots + y_n - \text{goes over zero}$$

$$\ell = \ln \alpha(y_1, \dots, y_n) - \lambda n + \tau(y_1, \dots, y_n) \cdot \ln \lambda$$

$$\max_{\lambda}$$

$$\hat{\lambda}_{ML} = \text{quickest of } T(y_1, \dots, y_n)$$

