

2) $\hat{\sigma}_{\text{емп}}^2$:

$$\frac{\partial \ln [L(a, \hat{\sigma}^2, \vec{x})]}{\partial \sigma} \Big|_{\hat{\sigma} = \hat{\sigma}_{\text{емп}}^2} = 0$$

$$-\frac{n}{\sigma} - \frac{1}{2}(-2) \frac{1}{\sigma^3} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \Big|_{\hat{\sigma} = \hat{\sigma}_{\text{емп}}^2} = 0$$

$$n = \frac{1}{\hat{\sigma}_{\text{емп}}^2} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2$$

$$\hat{\sigma}_{\text{емп}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \quad - \text{эмпирическое}$$

14.03.24. Задача 6.

2) $X \sim B(n, \theta)$, θ - неизвестный параметр.
(вероятность успеха)

усл. $\vec{x} = (x_1, \dots, x_m)$, $X_k \sim X$, $k = \overline{1, m}$

$\hat{\theta}$ - эмп.

1) подставить $L(\vec{x}, \theta)$

2) $\arg \max_{\theta} L(\vec{x}, \theta) = \hat{\theta}$

Решение:

$$1) L(\vec{x}, \theta) = \prod_{i=1}^m C_m^{x_i} \theta^{x_i} (1-\theta)^{n-x_i}$$

$$\ln L(\vec{x}, \theta) = \sum_{i=1}^m x_i \cdot \ln(\theta) + \left(\sum_{i=1}^m (n-x_i) \right) \cdot \ln(1-\theta)$$

$$2) \frac{\partial \ln(L(\vec{x}, \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\hat{\theta}} = \frac{1}{\theta} \left(\sum_{i=1}^m x_i \right) - \frac{1}{1-\theta} \left(\sum_{i=1}^m (n-x_i) \right) = 0$$

$$\sum_{i=1}^m (n-x_i) \cdot \hat{\theta} = \sum_{i=1}^m x_i - \hat{\theta} \sum_{i=1}^m x_i$$

$$nm \hat{\theta} = \sum_{i=1}^m x_i \Rightarrow \hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{nm}$$

ответ ↑

3) Несмещенность:

$$M[\hat{\theta}] = M\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i / \mu\right] = \frac{\sum_{i=1}^n M[X_i]}{nm} = \frac{m \cdot n \cdot \theta}{mn} = \theta$$

→ оценка несмещенная.

4) Состоятельность:

$$\hat{\theta}(X) \xrightarrow{P} \theta$$

необходимо θ -сб:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{| \hat{\theta} - \theta | \geq \varepsilon\} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0$$

$$\text{или } P\left\{ \left| \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i - \theta \right| \geq \varepsilon \right\} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0$$

Д-во: ~~$\lim_{m \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right) = \{ \text{т.т. сб.} \} = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1}{n}$~~

$$X \sim B(n, \theta)$$

→ $DX = n\theta(1-\theta)$, т.е. DX_i опр. в сов.т.

$$MX = n\theta$$

→ по т.т. Чебышева:

$$(\forall \varepsilon > 0) \quad P\left\{ \left| \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_k - \frac{MX}{m} \right| \geq \varepsilon \right\} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0$$

$$P\left\{ \left| \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_k - \theta n \right| \geq \varepsilon \right\} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0$$

$$\Rightarrow \boxed{\forall \varepsilon > 0} \quad P\left\{ \left| \frac{1}{mn} \sum_{k=1}^m X_k - \theta \right| \geq \varepsilon/n \right\} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0 \quad / \text{чт.}$$

12

$$f_X(x) = \begin{cases} e^{a-x}, & x \geq a \\ 0, & x < a \end{cases}$$

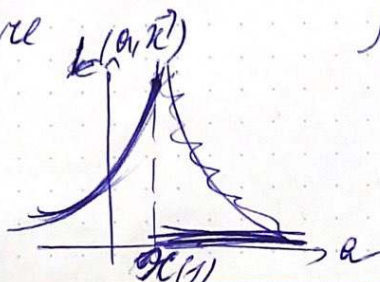
, a - неизвестный пар.р.

$(x_1, \dots, x_n) \rightarrow \hat{a}$ - МП-оценку.

Решение:

$$1) \quad L(a, \vec{x}) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n e^{a-x_i}, & (\forall i) (x_i \geq a) \\ 0 \text{ иначе} \end{cases} =$$

$$= \begin{cases} \prod_{i=1}^n e^{a-x_i}, & x_{(1)} \geq a \\ 0 \text{ иначе} \end{cases}$$



$$\prod_{i=1}^n e^{a-x_i} \rightarrow \max, \quad x_{(1)} \geq a$$

$$\hat{a} = x_{(1)}$$

2) Метод моментов

(основан на сопоставлении моментов)

$$\begin{cases} \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \\ S_0^k = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^k \end{cases}$$

$$M[S_0^2] \neq DX$$

$$M\left[\frac{n}{n-1} S_0^2\right] = DX$$

$$\begin{cases} \bar{x} = \dots \\ S_0^k = \dots \end{cases} \quad \begin{matrix} \nwarrow \\ \nearrow \end{matrix} \quad \begin{cases} M[X] = \varphi_1(\vec{\beta}_m) \\ M[X - M[X]]^m = \varphi_m(\vec{\beta}_m) \end{cases}$$

Метод моментов:

$$\begin{cases} \vec{x} = \varphi_1(\vec{\beta}_m) \\ S_0^m(\vec{x}) = \varphi_m(\vec{\beta}_m) \end{cases}$$

$$S_0^3(\vec{x}) = \frac{n^2}{(n-1)(n-2)} S_0^3$$

17

Распр-е Пуассона.

Оценить λ методом моментов

Решение:

$$P\{X=k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

$$MX = \lambda$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$$

Применим метод моментов к следующему рав. бу:

$$MX \big|_{\lambda=\hat{\lambda}} = \bar{X}$$

$$\Rightarrow \hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$$

ответ ↑

18

Нормальное распределение.

Оценить a, σ^2 методом моментов $(\hat{a}, \hat{\sigma}^2)$

Решение:

$$X \sim N(a, \sigma^2)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$$

$$S^2(\vec{X}) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^2 \quad - \text{выборочное значение}$$

Теоретические моменты:

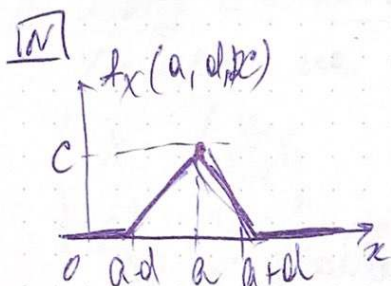
$$\begin{cases} MX = a \\ DX = \sigma^2 \end{cases}$$

Составим систему

$$\begin{cases} MX \big|_{a=\hat{a}} = \bar{X} \\ DX \big|_{a=\hat{a}, \sigma=\hat{\sigma}} = \frac{1}{n-1} S^2(\vec{X}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \hat{a} = \bar{x} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2 \end{cases}$$

Оклей!



задан численно.
 Дана realization $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$
 Найти $\hat{a}, \hat{\sigma}$ методом моментов.

Решение

Метод моментов

$$\begin{cases} M_1 = \frac{a-d + a + a+d}{3} = a \\ M_2 = M[(X - M_1)^2] = \frac{(a-d-a)^2 + (a-a)^2 + (a+d-a)^2}{3} = \frac{2d^2}{3} \end{cases}$$

Метод моментов

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$$

$$M_1 = \frac{1}{a-d}$$

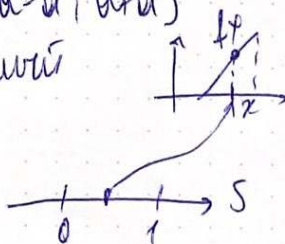
$$M_2 = \int_{a-d}^{a+d} x^2 dx = \frac{x^3}{3} \Big|_{a-d}^{a+d} = \frac{(a+d)^3 - (a-d)^3}{3}$$

$$\begin{aligned} M_2 &= \frac{(a+d)^3 - (a-d)^3}{3} = \frac{(a+d)(a+d)(a+d) - (a-d)(a-d)(a-d)}{3} \\ &= \frac{(a+d)(a^2 + 2ad + d^2) - (a-d)(a^2 - 2ad + d^2)}{3} \\ &= \frac{(a+d)(a^2 + 2ad + d^2) - (a-d)(a^2 - 2ad + d^2)}{3} \end{aligned}$$

Мет. моментов: $c = \frac{1}{d}$

Уравнение на σ от $[a-d, a+d]$

Параметр S - блуждающий
 $S \in [0, 1]$



$$\begin{cases} x = (a-d)(1-S) + a \cdot S - \text{параметризован } x \\ f(x) = 0 \cdot (1-S) + \frac{1}{d} \cdot S \end{cases}$$

$$x - (a - d) = 0 \quad \text{или} \quad x - (a + d)$$

$$S = \frac{x - (a - d)}{d}$$

$$f_x = \frac{x - (a - d)}{d^2}$$

$$f_x(a, d, x) = \begin{cases} 0, & x \notin [a-d, a+d] \\ \frac{x - (a - d)}{d^2}, & x \in [a-d, a+d] \end{cases}$$

21.03.24. **Семинар 7.**

В методе макс. правдоподобия где вычислять мы хотим
тогда, будто заранее знаем?

$$\begin{cases} \hat{a} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \end{cases}$$

! Проблема: данные ошибки - отдельные - оценка $\hat{\sigma}^2$
исходит из известности a , оценка \hat{a}
исходит из известности σ^2
как решить задачу, не исходя из известности?

необходимо совместно решать систему.

$L(a, \sigma^2, \vec{x})$ - функция 2-х аргументов (a, σ^2)

$$L(a, \sigma^2, \vec{x}) = (-n \ln \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln L}{\partial a} = -\frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - a) \cdot (-1) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^n (x_k - a) \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} - \frac{-2}{2\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \end{cases}$$

→ Необходимые условия экстремума $\frac{\partial \ln L}{\partial a} = 0, \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma} = 0$

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \dots \\ \hat{\sigma}^2 &= \dots \end{aligned}$$

Далее необходимо проверить дост. условия

Условие локального максимума.

(удовл. при $f(x, y)$)

$$f(x, y) = f(x_0, y_0) + \frac{1}{1!} [f'_x(x_0, y_0) \Delta x + f'_y(x_0, y_0) \Delta y] + \\ + \frac{1}{2!} [f''_{xx}(x_0, y_0) \Delta x^2 + 2f''_{xy}(x_0, y_0) \Delta x \Delta y + f''_{yy}(x_0, y_0) \Delta y^2] + \\ + O(\Delta x^2 + \Delta y^2)$$

$$\Delta x = x - x_0$$

$$\Delta y = y - y_0$$

Если будет доказано, что в какой-то ^{окрестности} точки (x_0, y_0) будет выполнено

$$f(x, y) - f(x_0, y_0) < 0, \quad (*)$$

то $f(x_0, y_0) = \max$, (x_0, y_0) — ^{доставляет} локальный макс f

$$(*) \Rightarrow \inf f(x, y) < \inf f(x_0, y_0)$$

Для $\forall \Delta x, \Delta y \neq 0$

$$f''_{xx}(x_0, y_0) \Delta x^2 + 2f''_{xy}(x_0, y_0) \Delta x \Delta y + f''_{yy}(x_0, y_0) \Delta y^2 < 0$$

Смысл хотим, чтобы поверхность была выпуклая вверх.

т.е. $\begin{bmatrix} \Delta x & \Delta y \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} f''_{xx}(x_0, y_0) & f''_{xy}(x_0, y_0) \\ f''_{xy}(x_0, y_0) & f''_{yy}(x_0, y_0) \end{bmatrix}}_{\text{матрица } D} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} =$ матрица D должна быть отрицательно ~~определенной~~

Мы проверим условие, при кот. матрица D — стр. отр.

\Rightarrow Чтобы решить задачу нам нужно проверить для f экстремума (\hat{x}, \hat{y}) , является ли еще точкой максимума для $\ln L$.

Точнее необходимо проверить состав. матрицу 2×2 проанализировать (частных) (ее стр. определенность).

Критерий Гильберта положительно определ. матрицы \mathcal{D} .
 \mathcal{D} - полож. определенная \Leftrightarrow все главные миноры > 0 .
 \mathcal{D} - отрицательно определенная \Leftrightarrow все нечетные миноры < 0 ,
 четные > 0 .

$$\frac{\partial^2 \ln L}{\partial a \partial a} = - \frac{2}{\sigma^2} \sum_{k=1}^n (x_k - a)$$

$$\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \sigma^2} = \frac{n}{\sigma^2} - \frac{3}{\sigma^4} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2$$

$$\mathcal{D} = \begin{bmatrix} -\frac{n}{\sigma^2} & -\frac{2}{\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a) \\ -\frac{2}{\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a) & \frac{n}{\sigma^2} - \frac{3}{\sigma^4} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathcal{D}_{11} < 0.$$

Осталось проверить, что $|\mathcal{D}| > 0$.

$$|\mathcal{D}| = \begin{vmatrix} -\frac{n}{\sigma^2} & -\frac{2}{\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a) \\ -\frac{2}{\sigma^3} \sum_{k=1}^n (x_k - a) & \frac{n}{\sigma^2} - \frac{3}{\sigma^4} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \end{vmatrix}$$

$$|\mathcal{D}| = -\frac{n}{\sigma^2} \cdot \left(\frac{n}{\sigma^2} - \frac{3}{\sigma^4} \sum_{k=1}^n (x_k - a)^2 \right) - \frac{4}{\sigma^6} \left(\sum_{k=1}^n (x_k - a) \right)^2 \Big|_{a=\hat{a}^1, \sigma=\hat{\sigma}^2}$$

$$= -\frac{n^2}{\sigma^6} \left[\hat{\sigma}^2 - \frac{3}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \hat{a}^1)^2 \right] - \frac{4}{\sigma^6} \left(\sum_{k=1}^n (x_k - \hat{a}^1) \right)^2 =$$

$$= \frac{n^2}{\sigma^6} 2\hat{\sigma}^2 - 0 > 0.$$

Итак:

Пусть \vec{X} дано распределение, зависящее от параметра β
 и \vec{X} - статистика $\vec{b}(\vec{X})$ - исчисляемая для β .

Тогда

$$\mathcal{D}(\vec{b}(\vec{X})) = \frac{1}{J(\beta)},$$

где $J(\beta) = N \left[\left(\frac{\partial \ln L(\beta, \vec{x})}{\partial \beta} \right)^2 \right]$ - кол-во информации по Фишера

2) статистика $\beta(\vec{x})$ удов.

$$\beta(\beta(\vec{x})) = \frac{1}{J(\beta)}, \text{ если она существует,}$$

удов. равенству

$$\pm J(\beta) \cdot [\beta(\vec{x}) - \beta] = \frac{\partial \ln L(\beta, \vec{x})}{\partial \beta}$$

М)

$$X \sim B(1, p)$$

$$\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$$

1) Плотность $J(p)$

2) Если можно, получить $\hat{p}(\vec{x})$

Решение:

$$1) \ln L(p, \vec{x}) = \prod_{k=1}^n p^{x_k} (1-p)^{1-x_k} = p^{\sum_{k=1}^n x_k} \cdot (1-p)^{n - \sum_{k=1}^n x_k}$$

$$p \cdot \sum_{k=1}^n x_k = 0 \Rightarrow 1-p$$

$$p \cdot \sum_{k=1}^n x_k = 1 \Rightarrow p$$

$$\begin{aligned} 2) \ln L(p, \vec{x}) &= \ln(p) \cdot \sum_{k=1}^n x_k + \ln(1-p) \cdot (n - \sum_{k=1}^n x_k) = \\ &= n \ln(1-p) + (\ln p - \ln(1-p)) \sum_{k=1}^n x_k \end{aligned}$$

$$3) \frac{\partial \ln L(p, \vec{x})}{\partial p} = -\frac{n}{1-p} + \left[\frac{1}{p} + \frac{1}{1-p} \right] \sum_{k=1}^n x_k = -\frac{n}{1-p} + \frac{1}{p(1-p)} \sum_{k=1}^n x_k$$

$$4) \left(\frac{\partial \ln L(p, \vec{x})}{\partial p} \right)^2 = \frac{n^2}{(1-p)^2} + \frac{2n}{p(1-p)^2} \sum_{k=1}^n x_k + \frac{1}{p^2(1-p)^2} \left[\sum_{k=1}^n x_k \right]^2$$

28.03.24.

суммар δ

$$X \sim \text{Exp}(\lambda)$$

1) $J(\lambda) - ?$

2) $\hat{\lambda}$ - априор.?

$$f_X = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

Решение:

1) $L(\lambda, \vec{x}) = \prod_{k=1}^n f_X(\lambda, x_k)$

$$L(\lambda, \vec{x}) = \prod_{k=1}^n \lambda e^{-\lambda x_k} = \lambda^n \cdot e^{-\lambda \sum_{k=1}^n x_k}$$

$$\frac{\partial L(\lambda, \vec{x})}{\partial \lambda} = n \lambda e^{-\lambda \sum_{k=1}^n x_k} = \lambda^n \cdot \sum_{k=1}^n x_k \cdot e^{-\lambda \sum_{k=1}^n x_k}$$

$$\ln L(\lambda, \vec{x}) = n \cdot \ln \lambda - \lambda \sum_{k=1}^n x_k$$

2: Если J и $\hat{\lambda}$ - априор. оценка для λ , то воспользуемся соотношением

$$J(\hat{\lambda})[\hat{\lambda} - \lambda] = \frac{\partial \ln L(\lambda, \vec{x})}{\partial \lambda}$$

$$\frac{\partial \ln L(\lambda, \vec{x})}{\partial \lambda} = \frac{n}{\lambda} - \lambda \sum_{k=1}^n x_k$$

$$\left(\frac{\partial \ln L(\lambda, \vec{x})}{\partial \lambda} \right)^2 = \frac{n^2}{\lambda^2} - 2\lambda \sum_{k=1}^n x_k + \lambda^2 \sum_{k=1}^n x_k^2$$

[N]

$$X \sim \text{Exp}(1/\theta)$$

1) $J(\theta) - ?$

2) $\hat{\theta}$ - априор.?

Решение:

1) $L(\frac{1}{\theta}, \vec{x}) = \prod_{k=1}^n f_X(\frac{1}{\theta}, x_k) = \prod_{k=1}^n \frac{1}{\theta} e^{-\frac{1}{\theta} x_k} = \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{1}{\theta} \sum_{k=1}^n x_k}$

$$J(\theta) = M \left[\left(\frac{\partial \ln L(\lambda, \vec{x})}{\partial \lambda} \right)^2 \right] = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot \left(\frac{n}{\lambda^2} - 2\lambda \sum_{k=1}^n x_k + \lambda^2 \sum_{k=1}^n x_k^2 \right) f_X(x) dx$$

$$1) L(\theta, \vec{x}) = \prod_{k=1}^n \frac{1}{\theta} e^{-\frac{1}{\theta} \cdot x_k} = \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{1}{\theta} \sum_{k=1}^n x_k}$$

$$2) \ln L(\theta, \vec{x}) = \sum_{k=1}^n \ln \frac{1}{\theta} - \frac{1}{\theta} \sum_{k=1}^n x_k = n \ln \theta - \frac{1}{\theta} \sum_{k=1}^n x_k$$

$$3) \frac{\partial \ln L(\theta, \vec{x})}{\partial \theta} = -\frac{n}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{k=1}^n x_k = \frac{1}{\theta^2} \sum_{k=1}^n (x_k - \theta)$$

$$A = \left(\frac{\partial \ln L(\theta, \vec{x})}{\partial \theta} \right)^2 = \frac{1}{\theta^4} \left[\sum_{k=1}^n (x_k - \theta) \right]^2$$

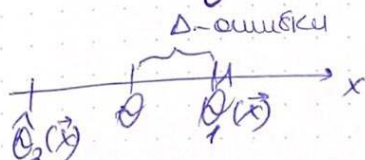
$$\begin{aligned} E[A] &= \frac{1}{\theta^4} \left(n \sum_{k=1}^n (x_k - \theta)^2 + \sum_{k=1}^n \sum_{k \neq l} (x_k - \theta)(x_l - \theta) \right) = \\ &= \frac{1}{\theta^4} \cdot \sum_{k=1}^n n (x_k - \theta)^2 = \frac{1}{\theta^4} n \theta^2 = n/\theta^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{II)} \quad \frac{h}{\theta^2} \cdot [\hat{\theta} - \theta] &= \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \theta) \Rightarrow n \hat{\theta} - n\theta = -\theta n + \sum_{i=1}^n x_i \\ &\Rightarrow \hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \end{aligned}$$

Доверительные оценки

$\hat{\theta}(\vec{x})$ - оценка

$$X \sim \text{Exp}\left(\frac{1}{\theta}\right)$$



① Баттес:

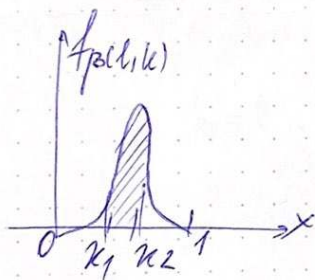
p - ?

n - раз \Rightarrow реализуемостью (успехов)

$$P\{p \in (x_1, x_2) | A_m\} = \frac{\int_{x_1}^{x_2} x^m (1-x)^{n-m} dx}{B(m+1, n-m+1)}$$

$A_m = \{ \text{произошло } m \text{ успехов} \}$ - не случайное

$$\text{где } B(l, k) \triangleq \int_0^1 x^{l-1} (1-x)^{k-1} dx$$



Пусть α - уровень доверия (надежность оценки)

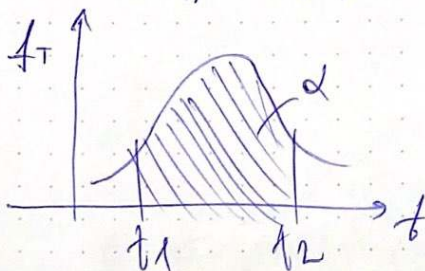
т.е. \Leftrightarrow вероятность того, что p попадет в интервал (x_1, x_2)

② Центральная статистика (распр. кот. не зависит от (париск) неизв. пар-ра)

Опр. Пусть дано распр. с м. св-ти X , которое зависит от неизв. параметра θ .

Тогда статистику $T(\vec{x})$ назовем центральной, если ее распределение не зависит от θ .

$$P\{t_1 < T(\vec{x}) < t_2\} = \alpha \quad \text{— надежность}$$



④ $X \sim N(a, \sigma^2)$

σ^2 - изв.

построить дов. инт.

где α - уровень доверия

Решение.

$$\hat{a}(\vec{X}) = \bar{X}$$

как получить центр?

$T(\vec{X})$ - центр. стат. -?

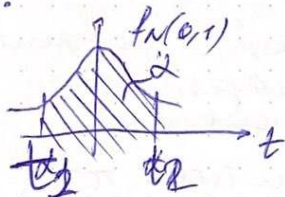
$$\hat{a}(\vec{X}) \sim N(a, \sigma^2/n)$$

$$\{ M[\hat{a}(\vec{X})] = a$$

$$D[\hat{a}(\vec{X})] = D\left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n D X_k = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$T(\vec{X}) = \frac{\hat{a} - a}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$$

α :



Опр. Квантильный уровень τ изв. число (где функ. распр. X) t_τ .

$$F_X(t_\tau) = \tau$$

(изв. с. б.)

$$t_1 = \frac{t_{1-\alpha}}{2} = - \frac{t_{1+\alpha}}{2}$$

$$t_2 = \frac{t_{1+\alpha}}{2}$$

$$\alpha = P\left\{ -\frac{t_{1+\alpha}}{2} < T(\vec{X}) < \frac{t_{1+\alpha}}{2} \right\}$$

$$\alpha = P\left\{ -\frac{t_{1+\alpha}}{2} < \frac{\bar{X} - a}{\sigma/\sqrt{n}} < \frac{t_{1+\alpha}}{2} \right\} =$$