

# Rachunek prawdopodobo- bieństwa i statystyka

Wykład 8

# Nierówność Chebyshev'a

Niech  $x_1, x_2, \dots, x_n$  będą niezależnymi i pochodzącymi z tego samego rozkładu (o wartości oczekiwanej  $\mu$  i dyspersji  $\sigma$ ) zmiennymi losowymi.

Wartość średnia:  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \Rightarrow \mathcal{E}[\bar{x}] = \mathcal{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{E}[x_i] = \frac{1}{n} n \mathcal{E}[x] = \mathcal{E}[x] \equiv \mu$

Math  
Player

$$\mathcal{V}[\bar{x}] = \mathcal{V}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \mathcal{V}[x_i] = \frac{1}{n^2} n \mathcal{V}[x] \equiv \frac{\sigma^2}{n}$$

**Twierdzenie:** (Nierówność Chebyshev'a). Dla dowolnej zmiennej losowej  $x$

i dowolnej liczby  $\varepsilon > 0$  zachodzi: 
$$P(|x - E[x]| \geq \varepsilon) \leq \frac{1}{\varepsilon^2} \mathcal{V}[x]$$

**Dowód:** 
$$\mathcal{V}[x] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx \geq$$

$$\geq \int_{|x-\mu| \geq \varepsilon} (x - \mu)^2 f(x) dx \geq \int_{|x-\mu| \geq \varepsilon} \varepsilon^2 f(x) dx = \varepsilon^2 P(|x - \mu| \geq \varepsilon)$$

**Uwaga:** „Większość p-twa dla dowolnej zmiennej losowej skoncentrowana jest wokół wartości oczekiwanej w zakresie kilku dyspersji”:

$$P(|x - \mu| < k\sigma) = 1 - P(|x - \mu| \geq k\sigma) \geq 1 - \frac{\mathcal{V}[x]}{k^2 \sigma^2} = 1 - \frac{1}{k^2}$$

# Prawo wielkich liczb

**Przykład:** Zastosowanie nierówności Chebyshev'a do rozkładu wykładniczego z parametrem  $\lambda = 1$ .

$$P(|x - \mu| < k\sigma) = P(|x - 1| < k) = P(1 - k < x < 1 + k) = P(x < 1 + k) = 1 - e^{-k-1}$$

$k$	1	2	3	4
Chebyshev	0	0.750	0.889	0.938
$P( x-m  < k)$	0.865	0.950	0.982	0.993

Zastosujmy nierówność Chebyshev'a do wartości średniej:

$$P(|\bar{x} - \mu| \geq \varepsilon) \leq \frac{1}{\varepsilon^2} \mathcal{V}[\bar{x}] = \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

Math  
Player

**Twierdzenie:** (Prawo wielkich liczb). Dla dwu dowolnych liczb  $\delta$  i  $\varepsilon$  istnieje taka liczba naturalna  $N$ , że dla wszystkich liczb naturalnych  $n > N$  zachodzi:

$$P(|\bar{x}_n - \mu| > \varepsilon) < \delta \quad \Leftrightarrow \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{x}_n - \mu| > \varepsilon) = 0$$

Math  
Player

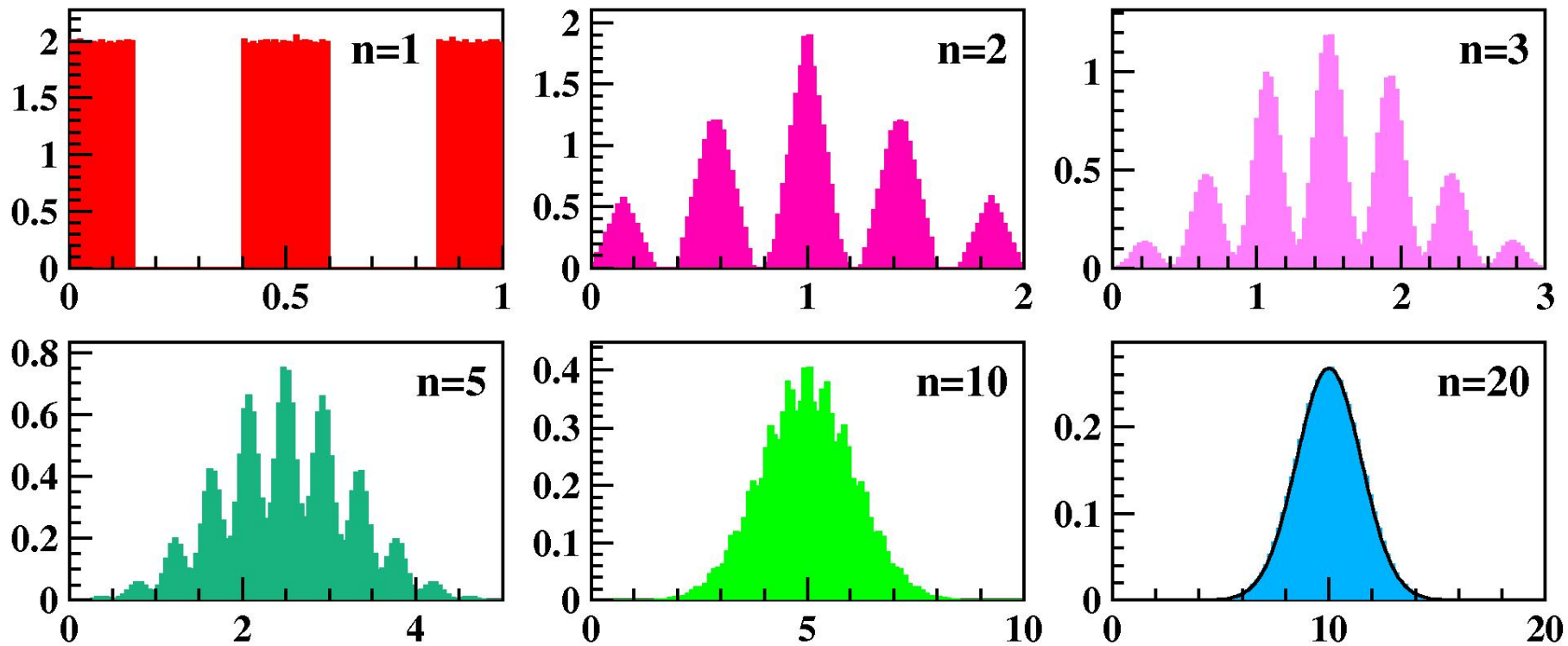
# Centralne twierdzenie graniczne

Jeśli dany jest ciąg niezależnych zmiennych losowych  $x_1, x_2, \dots, x_n$  pochodzących z dowolnego rozkładu, o skończonych wartości oczekiwanej  $\mu$  i dyspersji  $\sigma$ ,

to rozkład gęstości zmiennej losowej  $z_n = \frac{\bar{x}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}$  gdzie  $\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$

Math  
Player

dąży do standaryzowanego rozkładu Gaussa.



# Suma zmiennych poissonowskich

Przykład: Rozważmy sumę dwóch niezależnych zmiennych losowych  $k$  oraz  $j$  obie z rozkładu Poissona o tym samym parametrze  $\mu$ .

Łączny rozkład p-twa zmiennych  $k$  oraz  $j$  ma postać:

$$P_{k,j}(\mu) = \mathcal{P}_k(\mu) \mathcal{P}_j(\mu) = \frac{\mu^k}{k!} e^{-\mu} \frac{\mu^j}{j!} e^{-\mu} = \frac{\mu^k \mu^j}{k! j!} e^{-2\mu}$$

Rozkład zmiennej losowej  $m = k+j$  otrzymujemy z powyższego łącznego rozkładu sumując po wszystkich parach  $(k, j)$  takich których suma jest stała i równa  $m$ :

$$P_m = \sum_{k+j=m} P_{k,j}(\mu) = e^{-2\mu} \sum_{k=0}^m \frac{\mu^k \mu^{m-k}}{k!(m-k)!} = \frac{1}{m!} e^{-2\mu} \sum_{k=0}^m \binom{m}{k} \mu^k \mu^{m-k} = \frac{(2\mu)^m}{m!} e^{-2\mu}$$

Zmienna losowa  $m$  będąca sumą  $n$  niezależnych zmiennych losowych z rozkładu Poissona, będzie więc miała rozkład:

$$P_m(n\mu) = \frac{(n\mu)^m}{m!} e^{-n\mu}$$

# Zachowanie graniczne r. Poissona

$$\mathcal{P}_k(\mu) = \frac{\mu^k}{k!} e^{-\mu} \cong \frac{\mu^k}{\sqrt{2\pi k} k^{k+\frac{1}{2}} e^{-k}} e^{-\mu} = \frac{\mu^{k+\frac{1}{2}} e^{k-\mu}}{\sqrt{2\pi\mu} k^{k+\frac{1}{2}}} = \frac{e^{k-\mu}}{\sqrt{2\pi\mu}} \left(\frac{k}{\mu}\right)^{-k-\frac{1}{2}} = \boxed{k \equiv \mu + x}$$

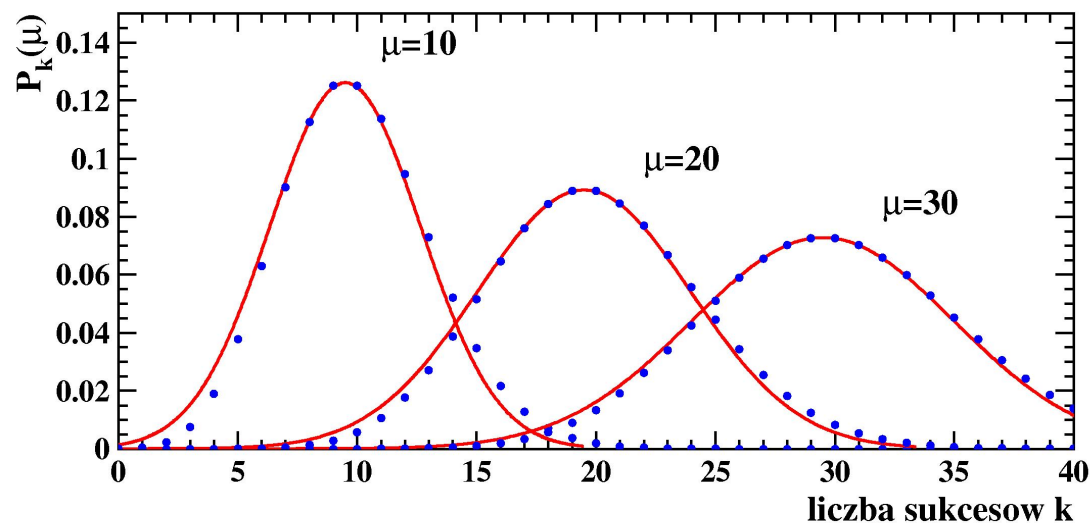
$$= \frac{e^x}{\sqrt{2\pi\mu}} \left(\frac{\mu+x}{\mu}\right)^{-\mu-x-\frac{1}{2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\mu}} \exp\left(x - \left(\mu+x+\frac{1}{2}\right) \ln\left(1+\frac{x}{\mu}\right)\right) \cong \boxed{\ln(1+z) \cong z - \frac{1}{2}z^2}$$

$$\cong \frac{1}{\sqrt{2\pi\mu}} \exp\left(x - \left(\mu+x+\frac{1}{2}\right) \left(\frac{x}{\mu} - \frac{1}{2}\left(\frac{x}{\mu}\right)^2\right)\right) \cong \boxed{\mu(\mu-1) \cong \left(\mu - \frac{1}{2}\right)^2}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{\mu}} \exp\left(-\frac{x^2+x}{2\mu}\right) =$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(k - (\mu - 0.5))^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\boxed{\sigma = \sqrt{\mu}}$$



# Zachowanie graniczne r. dwumianowego

Przykład: P-two, że w czasie T przestanie świecić jedna żarówka jest równe  $p = 0.1$ . Jakie jest p-two, że w czasie T spośród  $n = 100$  żarówek przestanie świecić od 7 do 19 przy założeniu, że żarówki przepalają się niezależnie?

Obliczenia bezpośrednio z rozkładu dwumianowego są czasochłonne:

$$P(7 \leq k \leq 19) = \sum_{k=7}^{19} \mathcal{B}_k(n=100, p=0.1) = \sum_{k=7}^{19} \binom{100}{k} (0.1)^k (1-0.1)^{100-k} = 0.8809$$

Korzystając z tw. de Moivre'a – Laplace'a mamy:

$$\mathcal{B}_k(n, p) \cong \frac{1}{\sqrt{2\pi npq}} \exp\left(-\frac{(k - np)^2}{2npq}\right)$$

$$P(7 \leq k \leq 19) = P\left(\frac{7 - 0.5 - np}{\sqrt{npq}} < \frac{k - np}{\sqrt{npq}} < \frac{19 + 0.5 - np}{\sqrt{npq}}\right) =$$
$$= P\left(\frac{7 - 0.5 - 10}{\sqrt{9}} < z < \frac{19 + 0.5 - 10}{\sqrt{9}}\right) = P(-1.17 < z < 3.17) =$$

Math  
Player

$$= \Phi(3.17) - \Phi(-1.17) = \Phi(3.17) + \Phi(1.17) - 1 = 0.9992 + 0.8790 - 1 = 0.8782$$

Bez „0.5” otrzymalibyśmy:  $P(7 \leq k \leq 19) = P(-1 \leq z \leq 3) = \Phi(3) - \Phi(-1) \cong 0.8400$

# Estymacja - podstawowe pojęcia

Celem pomiarów jest znalezienie rozkładu p-twa leżącego u podstaw badanej cechy (bądź przynajmniej jego najważniejszych parametrów).

**Populacja** – zbiór wszystkich przedstawicieli posiadających badaną cechę.

**Próbka losowa** – reprezentatywna próbka całej populacji, tzn. taka, która odzwierciedla wszystkie cechy i związki w niej występujące.

**Próbka obciążona** – próbka w której brakuje pewnych klas przypadków, (np. ze względu na skończone rozmiary detektora, skończony czas pomiaru, itd.)

Mówimy, że próbka jest **prosta**, jeśli wszystkie występujące w niej zmienne losowe są niezależne (schemat losowania niezależnego).

W przeciwnym wypadku próbkę nazywamy **złożoną**.

**Statystyka** – dowolna funkcja  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  próby losowej  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

Niech rozkład badanej cechy  $X$  populacji zależy od nieznanego parametru  $\theta$ , który będziemy szacowali na podstawie  $n$  elementowej próby prostej  $x_1, x_2, \dots, x_n$  pobranej z tej populacji.



# Estymator i estymata

**Estymatorem parametru  $\theta$**  nazywamy każdą statystykę  $\hat{\theta}_n(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$ , której wartości przyjmujemy jako oceny tego parametru.

**Estymata (oszacowanie, ocena) parametru  $\theta$**  to wartość estymatora  $\hat{\theta}_n$  jaką przyjmuje on dla konkretnej próbki losowej.

Estymator, którego wartość oczekiwana jest równa wielkości estymowanej,  $\mathcal{E}[\hat{\theta}_n] = \theta$ , nazywamy **estymatorem nieobciążonym**.

Jeśli istnieje  $\mathcal{E}[\hat{\theta}_n]$ , lecz  $\mathcal{E}[\hat{\theta}_n] \neq \theta$ , to  $\hat{\theta}_n$  nazywamy **estymatorem obciążonym** parametru  $\theta$ , natomiast różnicę  $B_n(\theta) = \mathcal{E}[\hat{\theta}_n] - \theta$  - **obciążeniem estymatora**.

Estymator nazywamy **asymptotycznie nieobciążonym** jeśli zachodzi:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} B_n(\theta) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathcal{E}[\hat{\theta}_n] - \theta = 0$$

Estymator nazywamy **zgodnym**, jeśli wariancja tego estymatora dąży do zera dla liczebności próby dążącej do nieskończoności.

**Przykład:** Estymatorem nieobciążonym wartości

oczekiwanej jest średnia arytmetyczna:  $\langle \bar{\mathbf{x}} \rangle = \left\langle \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \right\rangle = \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \right\rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle \mathbf{x}_i \rangle = \frac{1}{n} n \langle \mathbf{x} \rangle = \langle \mathbf{x} \rangle = \mu$

# Estymator wariancji

Sprawdźmy czy estymatorem wariancji jest wielkość:  $S_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

$$\begin{aligned} \langle S_x^2 \rangle &= \left\langle \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right\rangle = \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu) - (\bar{x} - \mu))^2 \right\rangle = \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n ((x_i - \mu)^2 - 2(x_i - \mu)(\bar{x} - \mu) + (\bar{x} - \mu)^2) \right\rangle = \\ &= \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 - 2(\bar{x} - \mu) \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) + n(\bar{x} - \mu)^2 \right\rangle = \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 - 2n(\bar{x} - \mu)(\bar{x} - \mu) + n(\bar{x} - \mu)^2 \right\rangle = \\ &= \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 - n(\bar{x} - \mu)^2 \right\rangle = \frac{1}{n} \left\langle \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right\rangle - \langle (\bar{x} - \mu)^2 \rangle = \langle (x - \mu)^2 \rangle - \langle (\bar{x} - \mu)^2 \rangle = \mathcal{V}[x] - \mathcal{V}[\bar{x}] \end{aligned}$$

Wariancja wartości średniej:

$$\begin{aligned} \mathcal{V}[\bar{x}] &= \langle (\bar{x} - \mu)^2 \rangle = \left\langle \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \mu \right)^2 \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left\langle \left( \sum_{i=1}^n x_i - n\mu \right)^2 \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left\langle \left( \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) \right)^2 \right\rangle = \\ &= \frac{1}{n^2} \left\langle \sum_{i,j=1}^n (x_i - \mu)(x_j - \mu) \right\rangle = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n \langle (x_i - \mu)(x_j - \mu) \rangle = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \langle (x_i - \mu)^2 \rangle + \frac{1}{n^2} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^n \underbrace{\langle x_i - \mu \rangle}_{=0} \underbrace{\langle x_j - \mu \rangle}_{=0} = \\ &= \frac{1}{n^2} n \mathcal{V}[x] = \frac{1}{n} \mathcal{V}[x] \end{aligned}$$

Nieobciążony estymator wariancji:  $s_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$        $\langle s_x^2 \rangle = \mathcal{V}[x]$

# Błąd błędu

Wariancja estymatora błędu pojedynczego pomiaru dana jest przez:

$$\mathcal{V}[s_x^2] = \langle s_x^4 \rangle - \langle s_x^2 \rangle^2 = \frac{1}{n} \langle (\mathbf{x} - \mu)^4 \rangle - \frac{n-3}{n(n-1)} \mathcal{V}^2[\mathbf{x}]$$

Estymatorem wielkości  $\mathcal{V}[s_x^2]$  jest kwadrat błędu kwadratu błędu:

$$s_{s_x^2}^2 = \frac{n}{(n-2)(n-3)} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 - \frac{n^2-3}{n^2} s_x^4 \right) \cong \frac{1}{(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left( (x_i - \bar{x})^2 - s_x^2 \right)^2$$

Gdy próbę pobieramy z rozkładu normalnego wówczas mamy:

$$\mathcal{D}[s_x^2] = \sqrt{\frac{3}{n} \sigma^4 - \frac{n-3}{n(n-1)} \sigma^4} = \sqrt{\frac{2}{n-1}} \sigma^2$$

$$\langle (x - \mu)^{2k} \rangle = \frac{(2k)!}{2^k k!} \sigma^{2k}$$

Potraktujmy wielkość  $s_x^2$  jako kwadrat błędu ( $u = v^2 \Rightarrow s_u \cong 2\langle v \rangle s_v$ ):

$$\mathcal{D}[s_x^2] \cong 2\sigma_x \mathcal{D}[s_x]$$

W przypadku rozkładu normalnego dostajemy:

$$\mathcal{D}[s_x] \cong \frac{\mathcal{D}[s_x^2]}{2\sigma_x} = \frac{1}{2\sigma_x} \sqrt{\frac{2}{n-1}} \sigma_x^2 = \frac{1}{\sqrt{2(n-1)}} \sigma_x$$

# Błąd błędu - uwagi praktyczne

Podobnie dla średniej arytmetycznej mamy:

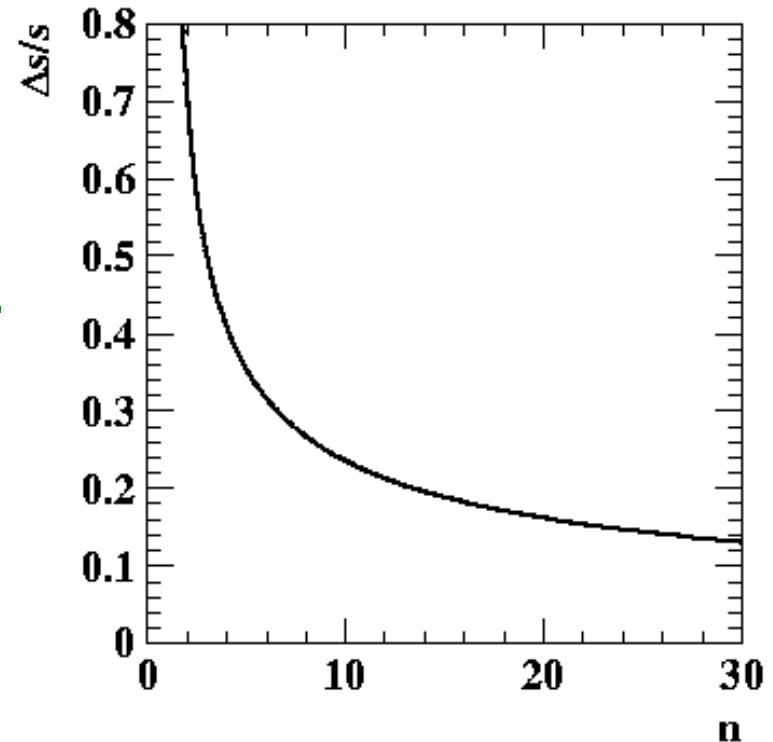
$$\frac{\Delta s}{s} \equiv \frac{\mathcal{D}[s_{\bar{x}}]}{s_{\bar{x}}} \approx \frac{\mathcal{D}[s_{\bar{x}}]}{\sigma_{\bar{x}}} = \frac{1}{\sqrt{2(n-1)}}$$

Przykład: Dokładność zapisu wyniku pomiaru.

$$\bar{x} = 9.87654321 \quad s_{\bar{x}} = 1.23456789$$

Dla  $n=5$  mamy  $\Delta\sigma/\sigma \approx 35\%$  czyli  $\Delta\sigma \approx 0.4$   
dlatego wynik zapisujemy w postaci  $10 \pm 1$

Dla  $n=50$  mamy  $\Delta\sigma/\sigma \approx 10\%$  czyli  $\Delta\sigma \approx 0.1$   
dlatego wynik zapisujemy w postaci  $9.8 \pm 1.2$



Interpretacja zapisu „wynik ± błąd”:

- wartość zmierzona estymuje wartość oczekiwaną,
- błąd jest statystyczny, a jego kwadrat estymuje wariancję,
- rozkład p-twa wielkości mierzonej jest symetryczny.

# Estymator kowariancji i wsp. korelacji

Nieobciążony estymator kowariancji to  $\mathbf{R} \equiv \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})$

$$\begin{aligned}\langle \mathbf{R} \rangle &= \frac{1}{n-1} \left\langle \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}) \right\rangle = \frac{1}{n-1} \left\langle \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mu_x - (\bar{\mathbf{x}} - \mu_x))(\mathbf{y}_i - \mu_y - (\bar{\mathbf{y}} - \mu_y)) \right\rangle = \\ &= \frac{1}{n-1} \left\langle \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mu_x)(\mathbf{y}_i - \mu_y) - (\bar{\mathbf{y}} - \mu_y) \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mu_x) - (\bar{\mathbf{x}} - \mu_x) \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \mu_y) + \sum_{i=1}^n (\bar{\mathbf{x}} - \mu_x)(\bar{\mathbf{y}} - \mu_y) \right\rangle = \\ &= \frac{1}{n-1} \left( \sum_{i=1}^n \langle (\mathbf{x}_i - \mu_x)(\mathbf{y}_i - \mu_y) \rangle - n \langle (\bar{\mathbf{x}} - \mu_x)(\bar{\mathbf{y}} - \mu_y) \rangle \right) = \\ &= \frac{1}{n-1} \left( n \langle (\mathbf{x} - \mu_x)(\mathbf{y} - \mu_y) \rangle - \frac{1}{n} \sum_{i,j=1}^n \langle (\mathbf{x}_i - \mu_x)(\mathbf{y}_j - \mu_y) \rangle \right) = \\ &= \frac{1}{n-1} \left( n \text{cov}[\mathbf{x}, \mathbf{y}] - \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n \langle (\mathbf{x}_i - \mu_x)(\mathbf{y}_i - \mu_y) \rangle + \sum_{i \neq j=1}^n \langle (\mathbf{x}_i - \mu_x)(\mathbf{y}_j - \mu_y) \rangle \right) \right) = \\ &= \frac{n \text{cov}[\mathbf{x}, \mathbf{y}] - \text{cov}[\mathbf{x}, \mathbf{y}]}{n-1} = \text{cov}[\mathbf{x}, \mathbf{y}]\end{aligned}$$

Asymptotycznie nieobciążony estymator współczynnika korelacji:

$$\mathbf{r} = \frac{\mathbf{R}}{\mathbf{S}_x \mathbf{S}_y}$$

# Estymatory - rozkład dwumianowy

Estymator parametru  $p$ :  $\langle \hat{p} \rangle = \left\langle \frac{k}{n} \right\rangle = \frac{1}{n} \langle k \rangle = \frac{1}{n} np = p$

Wariancja estymatora parametru  $p$ :

$$\mathcal{V}[\hat{p}] = \langle \hat{p}^2 \rangle - \langle \hat{p} \rangle^2 = \left\langle \left( \frac{k}{n} \right)^2 \right\rangle - p^2 = \frac{1}{n^2} \langle k^2 \rangle - p^2 = \frac{1}{n^2} np((n-1)p+1) - p^2 = \frac{1}{n} p(1-p)$$

Estymator wariancji estymatora parametru  $p$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{n} \langle \hat{p} \rangle - \frac{1}{n} \langle \hat{p}^2 \rangle &= \frac{1}{n} p - \frac{1}{n} \frac{1}{n^2} np((n-1)p+1) = \frac{1}{n} p - \frac{1}{n^2} (np^2 - p^2 + p) = \\ &= \frac{1}{n} p - \frac{1}{n} p^2 + \frac{1}{n^2} p^2 - \frac{1}{n^2} p = \frac{1}{n} p(1-p) - \frac{1}{n^2} p(1-p) = \frac{n-1}{n^2} p(1-p) \end{aligned}$$

Nieobciążonym estymatorem wariancji jest:  $\hat{\mathcal{V}}[\hat{p}] \equiv s_{\hat{p}}^2 = \frac{1}{n-1} \hat{p}(1-\hat{p})$

Estymator wariancji zmiennej losowej  $k$ :

$$\langle n \hat{p}(1-\hat{p}) \rangle = n \left\langle \frac{k}{n} \left( 1 - \frac{k}{n} \right) \right\rangle = \langle k \rangle - \frac{1}{n} \langle k^2 \rangle = np - \frac{1}{n} np((n-1)p+1) = (n-1)pq$$

Nieobciążonym estymatorem wariancji jest:  $\hat{\mathcal{V}}[k] \equiv s_k^2 = \frac{n}{n-1} n \hat{p}(1-\hat{p})$

# Estymatory - rozkład wykładniczy

Estymator parametru  $\tau$ : 
$$\langle \hat{\tau} \rangle = \langle \bar{t} \rangle = \left\langle \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right\rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle t_i \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tau = \tau$$

Wariancja estymatora parametru  $\tau$ :

$$\mathcal{V}[\hat{\tau}] = \mathcal{V}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i\right] = \frac{1}{n^2} \mathcal{V}\left[\sum_{i=1}^n t_i\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \mathcal{V}[t_i] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \tau^2 = \frac{1}{n} \tau^2$$

Estymator wariancji estymatora parametru  $\tau$ :

$$\begin{aligned} \langle \hat{\tau}^2 \rangle &= \left\langle \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right)^2 \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left\langle \sum_{i=1}^n t_i^2 + \sum_{i \neq j=1}^n t_i t_j \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left( \sum_{i=1}^n \langle t_i^2 \rangle + \sum_{i \neq j=1}^n \langle t_i \rangle \langle t_j \rangle \right) = \\ &= \frac{1}{n^2} (n 2\tau^2 + n(n-1)\tau^2) = \frac{n+1}{n} \tau^2 \end{aligned}$$

Nieobciążonym estymatorem wariancji jest: 
$$\hat{\mathcal{V}}[\hat{\tau}] \equiv s_{\hat{\tau}}^2 = \frac{1}{n+1} \hat{\tau}^2$$

Estymator parametru  $\lambda$ :

$$\left\langle \frac{1}{t} \right\rangle = \left\| t = \sum_{i=1}^n t_i \right\| = \left\langle \frac{n}{t} \right\rangle = n\lambda \int_0^{\infty} \frac{1}{t} \frac{(\lambda t)^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\lambda t} dt = \|x = \lambda t\| = \frac{n}{n-1} \lambda \int_0^{\infty} \frac{x^{n-2}}{(n-2)!} e^{-x} dx = \frac{n}{n-1} \lambda$$

# Estymatory - rozkład wykładniczy

Nieobciążonym estymatorem parametru  $\lambda$  jest:  $\hat{\lambda} = \frac{n-1}{t} = \frac{n-1}{\sum_{i=1}^n t_i}$

Wariancja estymatora parametru  $\lambda$ :

$$\mathcal{E}[\hat{\lambda}^2] = \lambda(n-1)^2 \int_0^{\infty} \frac{1}{t^2} \frac{(\lambda t)^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\lambda t} dt = \lambda^2 \frac{n-1}{n-2}$$

$$\mathcal{V}[\hat{\lambda}] = \frac{n-1}{n-2} \lambda^2 - \lambda^2 = \frac{1}{n-2} \lambda^2$$

Nieobciążonym estymatorem wariancji jest:  $\hat{\mathcal{V}}[\hat{\lambda}] \equiv s_{\hat{\lambda}}^2 = \frac{1}{n-1} \hat{\lambda}^2$

**Uwaga:** Jeśli  $\hat{\varphi}$  jest estymatorem parametru  $\varphi$  rozkładu, a  $\theta = h(\varphi)$  jest funkcją tego estymatora to w ogólności  $\hat{\theta} \neq h(\hat{\varphi})$

Estymator wariancji zmiennej losowej  $t$  z rozkładu wykładniczego:

$$\begin{aligned} \langle \hat{t}^2 \rangle &= \langle \bar{t}^2 \rangle = \left\langle \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right)^2 \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left\langle \sum_{i=1}^n t_i^2 + \sum_{i \neq j=1}^n t_i t_j \right\rangle = \frac{1}{n^2} \left( \sum_{i=1}^n \langle t_i^2 \rangle + \sum_{i \neq j=1}^n \langle t_i \rangle \langle t_j \rangle \right) = \\ &= \frac{1}{n^2} (n2\tau^2 + n(n-1)\tau^2) = \frac{n+1}{n} \tau^2 \quad \Rightarrow \quad \hat{\mathcal{V}}[t] \equiv s_t^2 = \frac{1}{n+1} \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2 \end{aligned}$$



# Metoda momentów

Przykład: Rozważmy rozkład liniowy z nieznanym parametrem  $\theta$ :

$$f(x; \theta) = \frac{1}{2}(1 + \theta x) \quad -1 \leq x \leq 1, \quad -1 \leq \theta \leq 1$$

Wartość oczekiwana zmiennej  $x$ :

$$\mathcal{E}[x] = \int_{-1}^1 xf(x; \theta) dx = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 x(1 + \theta x) dx = \frac{1}{3} \theta$$

Estymator parametru  $\theta$ :

$$\bar{x} = \frac{1}{3} \hat{\theta} \quad \Rightarrow \quad \hat{\theta} = 3\bar{x}$$

Jego wariancja:

$$\mathcal{V}[\hat{\theta}] = 9\mathcal{V}[\bar{x}] = \frac{9}{n} \mathcal{V}[x] = \frac{1}{n} (3 - \theta^2)$$

Estymator parametru  $\theta$  na podstawie wariancji:

$$\mathcal{V}[x] = \mathcal{E}[x^2] - \mathcal{E}^2[x] = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 x^2 (1 + \theta x) dx - \frac{1}{9} \theta^2 = \frac{1}{3} - \frac{1}{9} \theta^2$$

$$s_x^2 = \frac{1}{3} - \frac{1}{9} \hat{\theta}^2 \quad \Rightarrow \quad \hat{\theta} = \sqrt{3 - 9s_x^2}$$

W ogólnym przypadku do znalezienia estymatorów dla  $n$  parametrów rozkładu potrzebujemy  $n$  momentów (najłatwiej wykorzystać najniższe).