

Föreläsning 5, Matematisk statistik 7.5hp för E

Linjärkombinationer

Stas Volkov

Summa av två oberoende, $Z = X + Y$

$$p_Z(k) = \sum_{i+j=k} p_X(i) \cdot p_Y(j) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} p_X(i) \cdot p_Y(k-i)$$
$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) \cdot f_Y(z-x) dx$$

Maximum/Minimum av fler oberoende

$$Z = \max(X_1, \dots, X_n) \quad F_Z(z) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(z)$$

$$Z = \min(X_1, \dots, X_n) \quad F_Z(z) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - F_{X_i}(z)]$$

Väntevärde

Väntevärdet anger **tyngdpunkten** för fördelningen

$$E(X) = \begin{cases} \sum_k k \cdot p_X(k) & \text{diskret} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_X(x) dx & \text{kontinuerlig} \end{cases}$$

Varians

Variansen anger hur utspridd X är kring sitt väntevärde.

$$V(X) = E\left\{ [X - E(X)]^2 \right\} = E(X^2) - E(X)^2 \geq 0$$

Standardavvikelse, $D(X)$, σ , σ_X

$$D(X) = \sqrt{V(X)}$$

Betingat väntevärde

Det **betingade väntevärdet** för X givet att $Y = y$ blir (inget nytt)

$$E(X | Y = y) = \begin{cases} \sum_k k \cdot p_{X|Y=y}(k) & \text{diskret} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f_{X|Y=y}(x) dx & \text{kontinuerlig} \end{cases}$$

Lagen om total förväntan

$$E(E(X | Y)) = E(X), \quad \text{dvs}$$

$$E(X) = \begin{cases} \sum_k E(X | Y = k) \cdot p_Y(k) \\ \int_{-\infty}^{\infty} E(X | Y = y) \cdot f_Y(y) dy \end{cases}$$

Ex (forts): Om $f_{X,Y}(x,y) = e^{-y}$, $0 \leq x \leq y$

Vi hade tidigare att

$$f_{X|Y=y}(x) = \frac{1}{y}, \quad 0 \leq x \leq y \quad \text{dvs } X | Y = y \in R(0, 1)$$

$$f_{Y|X=x}(y) = e^{-(y-x)}, \quad y \geq x \quad \text{dvs } Y | X = x \in "x + \text{Exp}(1)"$$

$$f_X(x) = e^{-x}, \quad x \geq 0 \quad \text{dvs } X \in \text{Exp}(1)$$

$$f_Y(y) = ye^{-y}, \quad y \geq 0 \quad \text{dvs } X \in \Gamma(2, 1)$$

- ▶ Vad blir $E(X | Y = y)$ och $E(Y | X = x)$?
- ▶ Vad blir $E(X)$ och $E(Y)$?

Beroendemått

Kovarians

Kovarians, $C(X, Y)$

$$C(X, Y) = E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\} = E(XY) - E(X) \cdot E(Y)$$

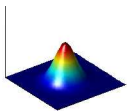
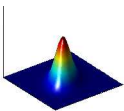
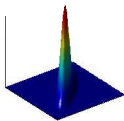
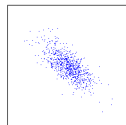
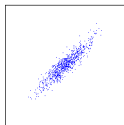
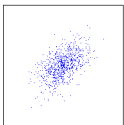
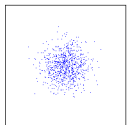
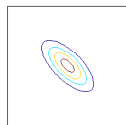
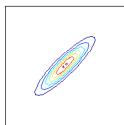
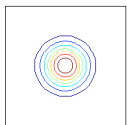
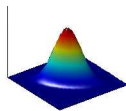
- ▶ Kovariansen anger hur mycket linjärt beroende som finns mellan X och Y .
- ▶ Ur definitionen fås $C(X, X) = V(X)$
- ▶ X och Y oberoende $\Rightarrow C(X, Y) = 0$ dvs X och Y är **okorrelerade**.
- ▶ Men obs! $C(X, Y) = 0 \not\Rightarrow X$ och Y oberoende

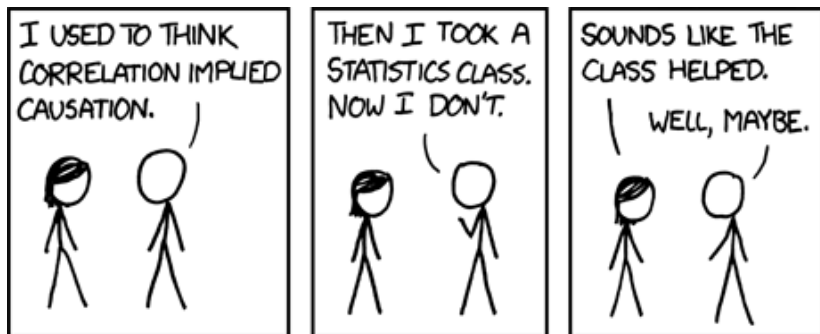
Korrelationskoefficient, $\rho, \rho_{X,Y}$

$$\rho_{X,Y} = \frac{C(X, Y)}{D(X)D(Y)}$$

- ▶ $-1 \leq \rho_{X,Y} \leq 1$ (p.g.a. Cauchy–Schwarz olikhet)

Korrelation

 $\rho = 0$  $\rho = 0.5$  $\rho = 0.9$  $\rho = -0.7$ 



Ex.: Civilingenjörer som tar doktorsexamen korrelerar med konsumtionen av mozzarellaost – åtminstone i USA. ($\rho = 0.96$)

Ex.: USA råolja import från Norge korrelerar med antalet bilförare dödade i kollision med tåg ($\rho = 0.95$)

Linjärkombination

- ▶ $E(aX + b) = aE(X) + b$
- ▶ $V(aX + b) = a^2V(X)$
- ▶ $D(aX + b) = |a|D(X)$

Allmänt

- ▶ $E\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n a_i E(X_i)$
- ▶ $V\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n a_i^2 V(X_i) + 2 \underbrace{\sum_{i < j} a_i a_j C(X_i, X_j)}_{=0 \text{ om okorrelerade}}$

Kovariansen är bilinjär

dvs linjär i båda argumenten (jfr polynommultiplikation)

$$C\left(\sum_j a_j X_j, \sum_k b_k Y_k\right) = \sum_j \sum_k a_j b_k C(X_j, Y_k)$$

Exempel:

1. Beräkna $E(X_1 + 2X_2)$ och $E(3Y_1 - 4Y_2)$
2. Beräkna $V(X_1 + 2X_2)$ och $V(3Y_1 - 4Y_2)$
3. Beräkna $C(X_1 + 2X_2, 3Y_1 - 4Y_2)$

Specialfall av oberoende och likafördelade s.v.

Låt $E(X_j) = \mu$, $V(X_j) = \sigma^2$

Summa: $Y = \sum_{i=1}^n X_i$

$$\blacktriangleright E(Y) = E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i) = \sum_{i=1}^n \mu = n\mu$$

$$\blacktriangleright V(Y) = V\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n 1^2 V(X_i) = \sum_{i=1}^n \sigma^2 = n\sigma^2$$

Medelvärde: $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$

$$\blacktriangleright E(\bar{X}_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} \cdot n\mu = \mu$$

$$\blacktriangleright V(\bar{X}_n) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n V(X_i) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \frac{1}{n^2} \cdot n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}$$

Exempel: Brädor

Kapa brädor med oberoende längder X_j . $E(X_j) = 1 \text{ m}$ och $V(X_j) = 0.1 \text{ m}^2$. Bestäm $E(Y)$ och $V(Y)$ om Y ges av:

- Sammanlagda längden av **10** stycken.
- Sammanlagda längden av en bräda och dess nio kloner (tag en bräda, kapa nio till exakt lika långa).

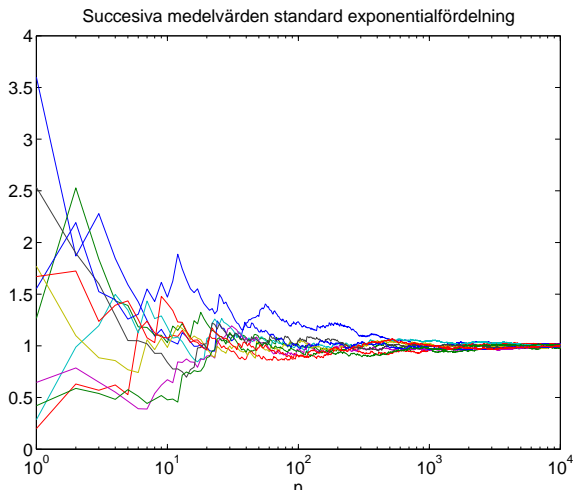
dvs....

$$\text{a) } Y = X_1 + X_2 + \cdots + X_{10}$$

$$\text{b) } \tilde{Y} = \underbrace{X_1 + X_1 + \cdots + X_1}_{10 \text{ stycken}}$$

Tio oberoende realiseringar för successiva medelvärden av standard exponential fördelning

Vi har här $E(X) = 1$.



Stora talens lag

Om X_1, X_2, \dots, X_n är oberoende och likafördelade med $E(X_i) = \mu$ så gäller

$$P(|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon) \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$$

för alla $\varepsilon > 0$.

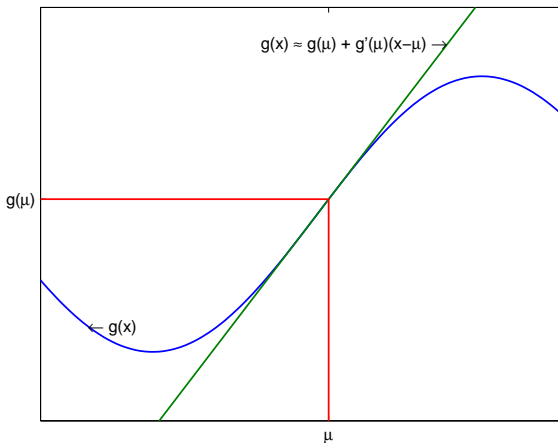
Det vill säga medelvärdet konvergerar *i sannolikhet* mot väntevärdet då n växer mot oändligheten! (STL i svag form)

Vi har till och med att:

$$P\left(\left\{\lim_{n \rightarrow \infty} \bar{X}_n \text{ existerar och är lika med } \mu\right\}\right) = 1$$

(STL i stark form)

Linjärisering av $g(x)$ kring punkten $\mu = E(X)$ (tangent)



Gauss approximationsformler i en variabel

$Y = g(X)$. Taylorutveckla funktionen g kring $\mu = E(X)$

$$g(X) \approx g(\mu) + (X - \mu) \cdot g'(\mu) \implies$$

- ▶ $E(Y) \approx g(E(X))$
- ▶ $V(Y) \approx (g'[E(X)])^2 \cdot V(X)$

Exempel

Låt $E(X) = \mu$ och $V(X) = \sigma^2$.

- Bestäm approximativt väntevärde och varians för $Y = g(X) = \pi X^2$.
- Bestäm väntevärdet för Y utan approximation.

Vi ser att approximationen av väntevärdet alltid är för liten men stämmer bra om σ är liten i förhållande till μ .

Gauss approximationsformler i n variabler

För en funktion av n variabler fås på samma sätt

$$Y = g(X_1, \dots, X_n)$$

$$E(Y) \approx g(E(X_1), \dots, E(X_n))$$

$$V(Y) \approx \sum_{i=1}^n c_i^2 V(X_i) + 2 \sum_{i < j} c_i c_j C(X_i, X_j)$$

där $c_j = \frac{\partial g(x_1, x_2, \dots, x_n)}{\partial x_j} \Big|_{x_1=E(X_1), \dots, x_n=E(X_n)}$

Gaussapproximation för två variabler

För en funktion av två variabler $g(X, Y)$ blir Gauss approximationsformler (med $E(X) = \mu_X, E(Y) = \mu_Y$)

$$E(g(X, Y)) \approx g(\mu_X, \mu_Y)$$

$$V(g(X, Y)) \approx [g'_X(\mu_X, \mu_Y)]^2 V(X) + [g'_Y(\mu_X, \mu_Y)]^2 V(Y) \\ + 2[g'_X(\mu_X, \mu_Y)][g'_Y(\mu_X, \mu_Y)] C(X, Y)$$

där sista termen är noll då X och Y är okorrelerade.

g'_X och g'_Y är partiell derivata map X resp. Y . Jämför detta med det generella uttrycket för en funktion av n variabler.

Exempel

Bestäm approximativa värden på variansen för $X \cdot Y$ och X/Y om X och Y är oberoende av varandra. Uttryck svaren i μ_X , μ_Y , $V(X)$ och $V(Y)$.

1. $g(X, Y) = X \cdot Y$.

$$g'_X(X, Y) = Y \text{ och } g'_Y(X, Y) = X.$$

$$\begin{aligned} V(X \cdot Y) &\approx [g'_X(\mu_X, \mu_Y)]^2 V(X) + [g'_Y(\mu_X, \mu_Y)]^2 V(Y) = \\ &= \mu_Y^2 V(X) + \mu_X^2 V(Y) \end{aligned}$$

2. Antag $Y > c > 0$ och $g(X, Y) = \frac{X}{Y}$.

$$g'_X(X, Y) = \frac{1}{Y} \text{ och } g'_Y(X, Y) = -\frac{X}{Y^2}.$$

$$V\left(\frac{X}{Y}\right) \approx \frac{1}{\mu_Y^2} V(X) + \frac{\mu_X^2}{\mu_Y^4} V(Y)$$