

Föreläsning 8

Flerdimensionella Fördelningar (begr. oss till 2-dim)

Ex. Kasta två tärningar, låt antalet prickar betecknas av Σ & Σ . Då är (Σ, Σ) en 2-dim s.v.

Diskreta fall:

Def: Två-dim sammansättning-funktion

$$\begin{aligned} p_{\Sigma\Sigma}(j, h) &= P(\{\Sigma=j\} \cap \{\Sigma=h\}) = \\ &= P(\Sigma=j \text{ och } \Sigma=h) \end{aligned}$$

Uppfyller $\sum_{j,h} p_{\Sigma\Sigma}(j, h) = 1$

Ex. Vi har en urna med 3 svarta och 2 vita bollar. Ta slumpmässigt upp 2 bollar & låt Σ vara antal svarta & Σ antal vita. Bestäm siffran $p_{\Sigma\Sigma}(j, h)$

		$p_{\Sigma\Sigma}$		
		0	1	2
svart Σ, j	vit Σ, h	0	1	2
		0	0	$\frac{2}{5} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{10}$
1	0	$\frac{2}{5} \cdot \frac{3}{4} + \frac{3}{5} \cdot \frac{2}{4} = \frac{3}{5}$	0	
2	$\frac{3}{5} \cdot \frac{2}{4} = \frac{3}{10}$	0	0	

Om vi vill beräkna $P(A)$ för en händelse A så summerar vi över alla $(j,k) \in A$

$$P(A) = \sum_{(j,k) \in A} p_{\underline{\underline{X}}}(j,k)$$

• Vill vi komma åt sannolikhetsfunktionen för en av de två variablerna använder vi:

Def Marginal Sannolikhetsfunktion

$$\boxed{P_{\underline{X}}(j) = P(\underline{X} = j) = \sum_k p_{\underline{\underline{X}}}(j,k)}$$

$$P_{\underline{Y}}(k) = P(\underline{Y} = k) = \sum_j p_{\underline{\underline{X}}}(j,k)}$$

Kontinuerliga faller:

• Kont. 2-dim s.v. $(\underline{X}, \underline{Y})$ har simultan tätighetsfunktion $f_{\underline{\underline{X}}}(x,y)$ som uppfyller

$$f_{\underline{\underline{X}}}(x,y) \geq 0 \text{ överalt}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{\underline{\underline{X}}}(x,y) dx dy = 1$$

$$P(A) = \iint_{(x,y) \in A} f_{\underline{\underline{X}}}(x,y) dx dy$$

p.s.s. som för diskreta s.v. kan vi från en simultan tätthetsfunktion f_{Σ} få marginalfördelningar f_x & f_y :

$$\begin{cases} f_x(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\Sigma}(x,y) dy \\ f_y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\Sigma}(x,y) dx \end{cases}$$

Beroende och oberoende osv

Def 2-dim fördelningsfunktion:

$$F_{\Sigma}(x,y) = P(\{\Sigma \leq x\} \cap \{\Sigma \leq y\}) = \left| \begin{array}{l} \sum_{j \leq x} \sum_{k \leq y} P_{\Sigma}(j,k) \\ \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f_{\Sigma}(s,t) ds dt \end{array} \right.$$

Def. 2-dim marginal fördelningsfunktion:

$$F_x(x) = P(\Sigma \leq x) = \left| \begin{array}{l} \sum_{j \leq x} P_{\Sigma}(j) \\ \int_{-\infty}^x f_{\Sigma}(t) dt \end{array} \right. \begin{array}{l} \text{marginal s.t-fm} \\ \text{och tätthet} \end{array}$$

Oberoende s.v.

Oberoende händelser: om $\{\Sigma \leq x\}$ och $\{\Sigma \leq y\}$ är s.o

$$P(\{\Sigma \leq x\} \cap \{\Sigma \leq y\}) = P(\Sigma \leq x) \cdot P(\Sigma \leq y)$$

$$F_{\Sigma}(x,y) = F_x(x) \cdot F_y(y)$$

→ Def. Om för alla x, y gäller

$$(F_{X\bar{Y}}(x,y) = F_X(x)F_{\bar{Y}}(y))$$

Så är X & \bar{Y} oberoende

i kont. fallet: dvs värde map $x \& y \Rightarrow F_{X\bar{Y}}(x,y) = F_X(x)F_{\bar{Y}}(y)$
 distrik. fallet: $p_{X\bar{Y}}(j,k) = p_X(j)p_{\bar{Y}}(k)$.

Ex. (X, \bar{Y}) har sannolikhetsfördelningen $p_{X\bar{Y}}$ en.

$$p_{X\bar{Y}}(0,0) = \frac{1}{20}; p_{X\bar{Y}}(0,1) = \frac{3}{20}, p_{X\bar{Y}}(1,0) = \frac{1}{5}, p_{X\bar{Y}}(1,1) = \frac{3}{5}$$

är X & \bar{Y} oberoende?

Beräknar $p_X(j)$ & $p_{\bar{Y}}(k)$:

$$p_X(0) = p_{X\bar{Y}}(0,0) + p_{X\bar{Y}}(0,1) = \frac{4}{20}$$

$$p_X(1) = p_{X\bar{Y}}(1,0) + p_{X\bar{Y}}(1,1) = \frac{16}{20}$$

$$p_{\bar{Y}}(0) = p_{X\bar{Y}}(0,0) + p_{X\bar{Y}}(1,0) = \frac{5}{20}$$

$$p_{\bar{Y}}(1) = p_{X\bar{Y}}(0,1) + p_{X\bar{Y}}(1,1) = \frac{15}{20}$$

Vill kolla om $p_{X\bar{Y}}(j,k) = p_X(j)p_{\bar{Y}}(k)$ är satt

$$p_{X\bar{Y}}(0,0) = \frac{1}{20}; p_X(0)p_{\bar{Y}}(0) = \frac{4}{20} \cdot \frac{5}{20} = \frac{1}{20} \text{ OK?}$$

$$p_{X\bar{Y}}(0,1) = \frac{3}{20}; p_X(0) \cdot p_{\bar{Y}}(1) = \frac{4}{20} \cdot \frac{15}{20} = \frac{3}{20} \text{ OK?}$$

$$p_{X\bar{Y}}(1,0) = \frac{1}{5}; p_X(1) \cdot p_{\bar{Y}}(0) = \frac{16}{20} \cdot \frac{5}{20} = \frac{1}{5} \text{ OK?}$$

$$p_{X\bar{Y}}(1,1) = \frac{12}{20}; p_X(1) \cdot p_{\bar{Y}}(1) = \frac{16}{20} \cdot \frac{15}{20} = \frac{12}{20} \text{ OK?}$$

$$\Rightarrow p_{X\bar{Y}} = p_X p_{\bar{Y}}$$

⇒ X & \bar{Y} oberoende?

Kovarians

mått på (linjärt) beroende mellan två s.v.

$$\text{Def. } C(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = E[XY] - \mu_X \mu_Y$$

Om X & Y är oberoende så är

$$\begin{aligned} C(X, Y) &= E[XY] - \mu_X \mu_Y = E[X]E[Y] - \mu_X \mu_Y \\ &= \mu_X \mu_Y - \mu_X \mu_Y = 0 \end{aligned}$$

om $C(X, Y) = 0$ så är X & Y okorrelade; behöver dock inte vara oberoende

Korrelationskoefficienten $\rho(X, Y) = \frac{C(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$ är en

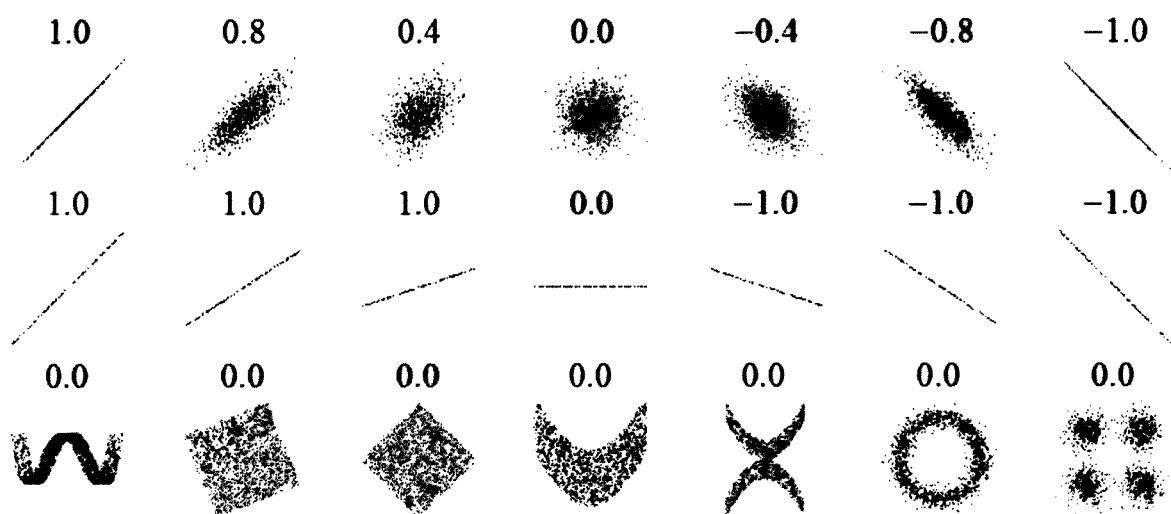
skalad variant s.a. $-1 \leq \rho \leq 1$.

SLIDE

Kovarians och korrelationskoefficient

mäter bara LINJÄRA beroenden

Värden på korrelationskoefficient



Obs 1: Notera att om vi läter $\Sigma = \Xi$ så får vi

$$\begin{aligned} C(\Xi, \Xi) &= E[(\Xi - \mu_\Xi)(\Xi - \mu_\Xi)] = E[(\Xi - \mu_\Xi)^2] = \\ &= V(\Xi). \end{aligned}$$

Obs 2: Om vi beräknar varians av summa:

$$\begin{aligned} V(\Xi + \Sigma) &= E[(\Xi + \Sigma - \mu_\Xi - \mu_\Sigma)^2] = \\ &= E[(\Xi - \mu_\Xi + (\Sigma - \mu_\Sigma))^2] = E[(\Xi - \mu_\Xi)^2 + (\Sigma - \mu_\Sigma)^2 + \\ &\quad + 2(\Xi - \mu_\Xi)(\Sigma - \mu_\Sigma)] = \\ &= V(\Xi) + V(\Sigma) + 2 \underbrace{E[(\Xi - \mu_\Xi)(\Sigma - \mu_\Sigma)]}_{C(\Xi, \Sigma)} = \\ &= V(\Xi) + V(\Sigma) + 2 C(\Xi, \Sigma) \end{aligned}$$

Så additionsregeln för varians gäller för okorrelade variabler (måste inte vara oberoende)