1. Sannsynlighet

La $A, B, A_1, A_2, \ldots, B_1, B_2, \ldots$ være begivenheter, dvs. delmengder av et utfallsrom S.

a) Aksiomene:

$$P(S) = 1$$

$$P(A) \ge 0$$

$$P(A_1 \cup A_2) = P(A_1) + P(A_2) \text{ hvis } A_1 \cap A_2 = \emptyset$$

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i) \text{ hvis } A_i \cap A_j = \emptyset \text{ for } i \ne j$$

- b) $P(A^c) = 1 P(A)$
- c) $P(\emptyset) = 0$
- d) $A \subset B \Rightarrow P(A) \leq P(B)$
- e) Addisjonsetningen:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

f) Betinget sannsynlighet:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$
 hvis $P(B) > 0$

g) Total sannsynlighet:

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A|B_i)P(B_i)$$
 hvis $\bigcup_{i=1}^{n} B_i = \mathbf{S}$ og $B_i \cap B_j = \emptyset$ for $i \neq j$

h) Bayes' setning:

$$P(B_j|A) = \frac{P(A|B_j)P(B_j)}{\sum_{i=1}^{n} P(A|B_i)P(B_i)}$$
 under samme betingelser som i g)

i) A og B er uavhengige begivenheter hvis $P(A \cap B) = P(A)P(B)$

j) A_1, \ldots, A_n er uavhengige begivenheter dersom

$$P(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_m}) = P(A_{i_1})P(A_{i_2}) \cdots P(A_{i_m})$$

for alle delmengder av indekser i_1, i_2, \dots, i_m

2. Kombinatorikk

- a) To operasjoner som kan gjøres på henholdsvis n og m måter kan kombineres på $n \cdot m$ måter.
- b) Antall ordnete utvalg med tilbakelegging av r elementer fra en mengde med n elementer er n^r
- c) Antall ordnete utvalg uten tilbakelegging av r elementer fra en mengde med n elementer er $n(n-1)\cdots(n-r+1)$
- d) Antall måter nelementer kan ordnes i rekkefølge på (permuteres) er $n!=1\cdot 2\cdot 3\cdots (n-1)\cdot n$
- e) Antall ikke-ordete utvalg av r elementer fra en mengde med n elementer er

$$\binom{n}{r} = \frac{n(n-1)\cdots(n-r+1)}{r!} = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

3. Sannsynlighetsfordelinger

- a) For en stokastisk variabel X (diskret eller kontinuerlig) er den kumulative fordelingsfunksjonen $F(x) = P(X \le x)$
- b) For en diskret stokastisk variabel X som kan anta verdiene x_1, x_2, x_3, \ldots har vi

$$p(x_j) = P(X = x_j)$$
$$F(x) = \sum_{x_j \le x} p(x_j)$$

Betingelsene for at $p(x_i)$ skal være en punktsannsynlighet er

$$p(x_j) \ge 0$$
 for alle j
$$\sum_{i} p(x_j) = 1$$

c) For en kontinuerlig stokastisk variabel X har vi

$$P(a < X < b) = \int_{a}^{b} f(x)dx$$
$$F(x) = \int_{-\infty}^{x} f(u)du$$
$$f(x) = F'(x)$$

Betingelsene for at f(x) skal være en sannsynlighetstetthet er

$$f(x) \ge 0$$
$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$$

- d) For to stokastiske variabler X og Y (diskrete eller kontinuerlige) er den simultane kumulative fordelingsfunksjonen $F(x,y)=P(X\leq x,Y\leq y)$
- e) For diskrete stokastiske variabler X og Y som kan anta henholdsvis verdiene x_1, x_2, \ldots og y_1, y_2, \ldots har vi

$$p(x_i, y_j) = P(X = x_i, Y = y_j)$$
$$F(x, y) = \sum_{x_i \le x} \sum_{y_j \le y} p(x_i, y_j)$$

Betingelsene for at $p(x_i, y_j)$ skal være en simultan punktsannsynlighet er analoge til betingelsene i b)

f) For kontinuerlige stokastiske variabler X og Y har vi

$$P((X,Y) \in A) = \int \int_{A} f(u,v) dv du$$
$$F(x,y) = \int_{-\infty}^{x} \int_{-\infty}^{y} f(u,v) dv du$$
$$f(x,y) = \frac{\partial^{2} F(x,y)}{\partial x \partial y}$$

Betingelsene for at f(x, y) skal være en simultan sannsynlighetstetthet er analoge til betingelsene i c)

g) Marginale punktsannsynligheter:

$$p_X(x_i) = \sum_{i} p(x_i, y_j)$$
 (for X)

$$p_Y(y_j) = \sum_i p(x_i, y_j)$$
 (for Y)

h) Marginale sannsynlighetstettheter:

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$$
 (for X)

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx$$
 (for Y)

i) Uavhengighet:

De stokastiske variablene X og Y er uavhengige dersom

$$p(x_i, y_j) = p_X(x_i)p_Y(y_j)$$
 (diskret)
 $f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$ (kontinuerlig)

j) Betingete punktsannsynligheter:

$$p_{X|Y}(x_i|y_j) = \frac{p(x_i, y_j)}{p_Y(y_j)}$$
 (for X gitt $Y = y_j$)

$$p_{Y|X}(y_j|x_i) = \frac{p(x_i, y_j)}{p_X(x_i)}$$
 (for Y gitt $X = x_i$)

Det forutsettes at $p_Y(y_j) > 0$ og $p_X(x_i) > 0$, henholdsvis. De betingete punktsannsynlighetene kan behandles som vanlige punktsannsynligheter. k) Betingete sannsynlighetstettheter:

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x,y)}{f_Y(y)}$$
 (for X gitt $Y = y$)

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x,y)}{f_X(x)}$$
 (for Y gitt $X = x$)

Det forutsettes at $f_Y(y) > 0$ og $f_X(x) > 0$, henholdsvis. De betingete sannsynlighetstetthetene kan behandles som vanlige synlighetstettheter.

4. Forventning

a) Forventningsverdien til en stokastisk variabel X er definert ved

$$E(X) = \sum_{j} x_{j} p(x_{j})$$
 (diskret)
$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$
 (kontinuerlig)

b) For en reell funksjon g(X) av en stokastisk variabel X er

$$E[g(X)] = \sum_{j} g(x_{j})p(x_{j})$$
 (diskret)
$$E[g(X)] = \int_{-\infty}^{\infty} g(x)f(x)dx$$
 (kontinuerlig)

- c) E(a+bX) = a+bE(X)
- d) For en reell funksjon g(X,Y) av to stokastiske variabler X og Y er

$$E[g(X,Y)] = \sum_{i} \sum_{j} g(x_{i}, y_{j}) f(x_{i}, y_{j})$$
 (diskret)
$$E[g(X,Y)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x,y) f(x,y) dy dx$$
 (kontinuerlig)

- e) Hvis X og Y er uavhengige er $\mathrm{E}\big[g(X)h(Y)\big] = \mathrm{E}\big[g(X)\big] \cdot \mathrm{E}\big[h(Y)\big]$
- f) Hvis X og Y er uavhengige er $E(XY) = E(X) \cdot E(Y)$

g)
$$E\left(a + \sum_{i=1}^{n} b_i X_i\right) = a + \sum_{i=1}^{n} b_i E(X_i)$$

h) Betinget forventning:

$$E(Y|X = x_i) = \sum_{j} y_j p_{Y|X}(y_j|x_i)$$
 (diskret)

$$E(Y|X = x) = \int_{-\infty}^{\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$$
 (kontinuerlig)

5. Varians og standardavvik

a) Variansen og standardavviket til en stokastisk variabel X er definert ved

$$Var(X) = E[(X - \mu)^{2}]$$
$$sd(X) = \sqrt{Var(X)}$$

- b) $Var(X) = E(X^2) (E(X))^2$
- c) $Var(a + bX) = b^2 Var(X)$
- d) Hvis X_1, \ldots, X_n er uavhengige har vi

$$\operatorname{Var}\left(a + \sum_{i=1}^{n} b_i X_i\right) = \sum_{i=1}^{n} b_i^2 \operatorname{Var}(X_i)$$

e)
$$\operatorname{Var}\left(a + \sum_{i=1}^{n} b_i X_i\right) = \sum_{i=1}^{n} b_i^2 \operatorname{Var}(X_i) + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j \neq i} b_i b_j \operatorname{Cov}(X_i, X_j)$$

6. Kovarians og korrelasjon

a) La X og Y være stokastiske variabler med $\mu_X = \mathrm{E}(X), \ \sigma_X^2 = \mathrm{Var}(X), \ \mu_Y = \mathrm{E}(Y)$ og $\sigma_Y^2 = \mathrm{Var}(Y)$. Da er kovariansen og korrelasjonen til X og Y definert ved

$$Cov(X,Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

$$\rho = Corr(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

b) Cov(X, X) = Var(X)

c)
$$Cov(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

d) X, Y uavhengige $\Rightarrow \text{Cov}(X, Y) = 0$

e) $Cov\left(a + \sum_{i=1}^{n} b_{i}X_{i}, c + \sum_{j=1}^{m} d_{j}Y_{j}\right) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} b_{i}d_{j}Cov(X_{i}, Y_{j})$

f) $-1 \le \operatorname{Corr}(X,Y) \le 1$ og $\operatorname{Corr}(X,Y) = \pm 1$ hvis og bare hvis det finnes to tall a,b slik at Y = a + bX (bortsett, eventuelt, på et område med sannsynlighet 0)

8. Noen diskrete sannsynlighetsfordelinger

a) Binomisk fordeling:

Punktsannsynlighet: $P(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$ k = 0, 1, ..., n

Forventning: E(X) = np

Varians: Var(X) = np(1-p)

Tilnærmelse 1: $Z = \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} \quad \text{er tilnærmet standard normalfordelt}$ når np og n(1-p) begge er tilstrekkelig store (minst 10)

Tilnærmelse 2: X er tilnærmet Poisson fordelt med parameter $\lambda = np$ når n er stor og p er liten

Addisjonsregel: $X \sim \text{binomisk } (n, p), Y \sim \text{binomisk } (m, p)$

og X,Y uavhengige $\Rightarrow X+Y \sim$ binomisk (n+m,p)

b) Geometrisk fordeling:

Punktsannsynlighet: $P(X = k) = (1 - p)^{k-1}p$ k = 1, 2, ...

Forventning: E(X) = 1/p

Varians: $Var(x) = (1-p)/p^2$

Addisjonsregel: Summen av r uavhengige geometriske

fordelte variabler er negativt binomisk fordelt

d) Hypergeometrisk fordeling:

Punktsannsynlighet: $P(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{n-r}{m-k}}{\binom{n}{m}}$

Forventning: $E(X) = m \cdot \frac{r}{n}$

Varians: $\operatorname{Var}(X) = m \frac{r}{n} (1 - \frac{r}{n}) \frac{n-m}{n-1}$

Tilnærmelse: X er tilnærmet binomisk $(m, \frac{r}{n})$ når m er mye mindre enn n

e) Poisson fordelingen:

Punktsannsynlighet: $P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$ k = 0, 1, ...

Forventning: $E(X) = \lambda$

Varians: $Var(X) = \lambda$

Tilnærmelse: $Z = \frac{X - \lambda}{\sqrt{\lambda}}$ er tilnærmet standard normalfordelt

når λ er tilstrekkelig stor (minst 10)

 $X \sim \text{Poisson } (\lambda_1), \quad Y \sim \text{Poisson } (\lambda_2)$ Addisjonsregel: og X, Y uavhengige \Rightarrow X + Y \sim Poisson ($\lambda_1 + \lambda_2$)

9. Noen kontinuerlige sannsynlighetsfordelinger

a) Normalfordelingen:

Tetthet:
$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2}$$
 $-\infty < x < \infty$

Forventning: $E(X) = \mu$

Varians: $Var(X) = \sigma^2$

Transformasjon: $X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow a + bX \sim N(a + b\mu, b^2\sigma^2)$

 $X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$

 $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2), \quad Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2), \quad X, Y \text{ uavhengige}$ $\Rightarrow X + Y \sim N(\mu_X + \mu_Y, \sigma_X^2 + \sigma_Y^2)$ Addisjonsregel:

b) Eksponentialfordelingen:

Tetthet: $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ x > 0

Forventning: $E(X) = 1/\lambda$

Varians: $Var(X) = 1/\lambda^2$

c) Gammafordelingen:

 $f(x) = \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(\alpha)} x^{\alpha - 1} e^{-x/\beta}$ x > 0Tetthet:

Gammafunksjonen: $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty u^{\alpha-1} e^{-u} du$

 $\Gamma(\alpha + 1) = \alpha \Gamma(\alpha)$

 $\Gamma(n) = (n-1)!$ når ner et helt tall

 $\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}, \quad \Gamma(1) = 1$

Forventning: $E(X) = \alpha \beta$

9

Varians: $Var(X) = \alpha \beta^2$

d) Kji-kvadratfordelingen:

Tetthet: $f(v) = \frac{1}{2^{n/2}\Gamma(n/2)}v^{(n/2)-1}e^{-v/2}$ v > 0n er antall frihetsgrader

For ventning: E(V) = nVarians: Var(V) = 2n

e) Students t-fordeling:

Tetthet: $f(t) = \frac{\Gamma[(n+1)/2]}{\sqrt{n\pi}\Gamma(n/2)} (1 + \frac{t^2}{n})^{-(n+1)/2}$ $-\infty < t < \infty$ n er antall frihetsgrader

Forventning: E(T) = 0 $(n \ge 2)$

Varians: Var(T) = n/(n-2) $(n \ge 3)$

Resultat: $Z \sim N(0,1), \quad U \sim \chi_n^2, \quad Z, U \text{ uavhengige} \Rightarrow Z/\sqrt{U/n} \sim t_n$

10. Ett normalfordelt utvalg

Hvis X_1, X_2, \dots, X_n er uavhengige og $N(\mu, \sigma^2)$ -fordelte så har vi at:

a)
$$\overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$$
 og $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_i - \overline{X})^2$ er uavhengige

b)
$$\overline{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$

d)
$$\frac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$$

Binomisk

$$\hat{p} = \frac{X}{n}$$

Konfidensintervall og testing

Konfidensintervall

$$\left[\hat{p}-z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}},\hat{p}+z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}}\right]$$

Testing

$$H_0: p = p_0 \qquad H_1: \begin{array}{c} p < p_0 \\ p \neq p_0 \\ p > p_0 \end{array} \qquad Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1 - p_0)}{n}}} \qquad \text{Forkast} \quad Z \leq -z_{\alpha} \\ Z \leq -z_{\frac{\alpha}{2}}, Z \geq z_{\frac{\alpha}{2}} \end{array}$$

I tosidig situasjon: kan bruke konfidensintervall i stedet. Husk definisjon og bruk av p-verdi her og ellers

 $E(X_i) = \mu \quad Var(X_i) = \sigma^2$

 $\hat{\mu} = \overline{X}$

Konfidensintervall

 σ kjent $\left[\overline{X} - z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \overline{X} + z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right]$

Målemodell X_1, \ldots, X_n uavhengige og normalfordelte

 $\left[\overline{X} - t_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}}, \overline{X} + t_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}}\right]$

Testing

 σ kjent

 σ ukjent

(n-1) frihetsgrader

 $H_0: \mu = \mu_0 \qquad H_1: \begin{array}{ccc} \mu < \mu_0 & Z = \overline{X} - \mu_0 \\ \mu > \mu_0 & Z = \overline{X} - \mu_0 \\ \mu > \mu_0 & Z = \overline{X} - \mu_0 \\ \overline{\sqrt[\sigma]{n}} & \text{Forkast} & Z \leq -z_{\frac{\alpha}{2}}, Z \geq z_{\frac{\alpha}{2}} \\ Z \geq z_{\alpha} & Z \geq z_{\alpha} \end{array}$

 σ ukjent

$$\iota_0$$

$$H_1: \mu < \mu_0$$

$$H_2: \mu \neq \mu_0$$

$$H_0: \mu = \mu_0 \qquad H_1: \begin{array}{ccc} \mu < \mu_0 & & t \leq -t_\alpha \\ \mu \neq \mu_0 & & t = \frac{\overline{X} - \mu_0}{\frac{s}{\sqrt{n}}} & \text{Forkast} & t \leq -t_\frac{\alpha}{2}, t \geq t_\frac{\alpha}{2} \\ t \geq t_\alpha & & t \geq t_\alpha \end{array}$$