#### Assiomi

#### Assiomi di kolmogorov:

- 1. Non negatività: P(A) > 0
- 2. Normalizzazione:  $P(\Omega) = 1$
- 3. Additività: se ho 2 eventi disgiunti Ae  $B\colon (P(A\cap B)=0).$  Allora  $P(A\cup B)=P(A)+P(B)$

#### 1.1 Teorema delle probabilità totali:

Ho n eventi disgiunti:  $A_1, A_2, A_3...$ 

$$P(\bigcup_{i=1}^{n} A_i) = \sum_{i=1}^{n} P(A_i)$$

Se  $P(A \cap B) \neq 0$  allora  $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$  $P(A \cap B)$  (e varie combinazioni se ci sono più di 2 eventi analizzati)

#### 1.2 Leggi di probabilità uniformi

Legge uniforme discreta

 $P(A) = \frac{\#\text{casi favorevoli ad}A}{\#\text{casi totali}} = \frac{|A|}{|\Omega|}$ 

Legge uniforme continua

 $P(A) = \frac{\operatorname{area}(A)}{\operatorname{area}(\Omega)} \ \forall A \subseteq \Omega$ 

#### 2 Probabilità condizionate

Definizione di probabilità condizionata:  $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ 

Altra definizione di intersezione:  $P(A \cap B) =$  $P(B) \cdot P(A|B) = P(A) \cdot P(B|A)$ 

Regola moltiplicativa:  $P(A \cap B \cap C) = P(A) \cdot P(B|A) \cdot P(C|A \cap B)$ 

#### 2.1 Teorema delle probabilità totali

Se ho  $A_1, A_2, A_3$  disgiunti che formano una partizione di  $\Omega$ :

 $P(B) = P(A_1) \cdot P(B|A_1) + P(A_2) \cdot P(B|A_2) +$  $P(A_3) \cdot P(B|A_3)$ 

# 2.2 Regola di Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A))}{P(B)}$$

Indipendenza

Se  $A \perp B$  allora P(B|A) = P(B), P(A|B) = P(A)Due eventi si dicono indipendenti se:  $P(A \cap B) =$  $P(A) \cdot P(B)$ 

#### Calcolo combinatorio

#### 3.1 Permutazioni

In quanti modi posso ordinare questi n elementi distinti?

casi tot = n(n-1)(n-2)... = n!

#### 3.2 Combinazioni

Calcolare il numero di sottoinsiemi con k elementi, partendo da un insieme con n elementi distinti. 0 < k < n

#sequenze ordinate di k elementi =  $\frac{n!}{(n-k)!k!}$  $C_{n,k} = \binom{n}{k}$ 

# Probabilità binomiale

Date n prove indipendenti, probabilità di successo della singola prova P(successo) = p, la prob. di avere k successi su n prove è:  $p^k \cdot (1-p)^{n-k} \cdot \binom{n}{k}$ 

## 3.3 Coefficiente multinomiale (partizioni)

Ho uno spazio di probabilità uniforme ed eseguo n prove indipendenti (es. estrazioni con reinserimento), voglio calcolare quante sequenze con  $k_i$  estrazioni di tipo i ci sono.

#totale di scelte =  $\frac{n!}{k_1!k_2!k_3!k_4!} = \binom{n}{k_1,k_2,k_3,k_4}$ 

#### Variabili aleatorie discrete

#### 4.1 Valore atteso

$$E[X] = \sum_{x \in \mathbb{R}} x \cdot p_x(x)$$

Moltiplico sommo il prodotto di ogni realizzazione con il suo peso ovvero la sua probabilità. Legge dello statistico inconsapevole

Data v.a. Y = g(X), Y è una v.a. E[Y] = E[g(x)]

Nel caso lineare:

 $E[\alpha X + \beta] = \alpha E[X] + \beta$ 

Valore atteso condizionato

 $E[X|B] = \sum_{x \in \mathbb{R}} x \cdot p_{X|B}(x)$ Legge dell'aspettativa totale

Con  $A_1, A_2, ..., A_n$  partizioni di  $\Omega$   $E[X] = \sum_{i_1}^n P(A_1) \cdot E[X|A_i]$ 

#### 4.2 Varianza

$$Var[X] = E[(X - E[X])^{2}] = E[X^{2}] - E[X]^{2}$$

La varianza è il momento di ordine 2.

Proprietà varianza

 $Var[X] \ge 0$   $\forall$  v.a. X  $Var[\alpha X + \beta] = \alpha^2 \cdot Var[X]$ Scarto quadratico medio

 $\sigma = \sqrt{Var[X]}$ 

#### 5 V.a. discrete multiple

#### 5.1 Legge di probabilità congiunta

Ho 2 v.a.  $X \in Y$ ,  $P(X = x \cap Y = y) = p_{X,Y}(x, y)$ 

Per trovare la legge marginale di X:  $p_x(x) =$ 

 $\sum_{y} p_{X,Y}(x,y)$  $_{
m di}$ probabilità condizionata Legge

 $p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{X,Y}(x,y)}{\sum_{t} p_{X,Y}(t,y)} = \frac{p_{X,Y}(x,y)}{p_{Y}(y)}$ Regola moltiplicativa

 $p_{X,Y}(x,y) = p_{X|Y}(x|y) \cdot p_Y(y) = p_{Y|X}(y|x) \cdot$  $p_X(x)$ 

# 5.2 Variabili aleatorie indipendenti

Due v.a. X e Y sono dette indipendenti  $(X \perp Y)$  $\iff p_{X,Y}(x,y) = p_X(x) \cdot p_Y(y)$ 

# 5.3 Valore atteso per v.a. multiple

Statistica congiunta di X e Y.

 $\begin{array}{l} E[g(X,Y)] = \sum_x \sum_y g(x,y) \cdot p_{X,Y}(x,y) \\ \text{Caso lineare: } E[\alpha X + \beta Y + \gamma] = \alpha E[X] + \beta E[Y] + \gamma \\ \text{Se } X \perp Y \text{ allora } E[X \cdot Y] = E[X] \cdot E[Y] \end{array}$ 

#### 5.4 Varianza per v.a. multiple

Var[X + Y] = Var[X] + Var[Y] + 2(E[XY] -

E[X]E[Y]) Se  $X \perp Y$  allora Var[X + Y] = Var[X] + Var[Y]

#### Variabili aleatorie continue

Valore atteso e varianza

 $E[X] = \int_{\mathbb{R}} x \cdot f_x(x) dx$  Legge dello statistico inconsapevole: E[g(X)] =

 $\int_{\mathbb{R}} g(x) \cdot f_x(x) dx$ 

 $Var[X] = E[X^2] - E[X]^2$ 

# 6.1 Funzione cumulativa di proba-

 $P(X \le x) = F_x(x) = \int_{-\infty}^x f_x(t)dt$ Proprietà

- $0 \le F_x(x) \le 1$
- $F_x$  è una funzione non decrescente  $\forall x \in \mathbb{R}$
- $\frac{d}{dx}F_x(x) = f_x(x)$ ,  $F_x$  è la funzione integrale di  $f_x$

#### 7 V.a. continue multiple

Densità di probabilità congiunta

 $P((X,Y) \in S) = \iint_{(x,y)\in S} f_{X,Y}(x,y) dxdy$  $f_{X,Y}$  è la densità di probabilità congiunta.

Valore atteso

 $E[g(X,Y)] = \iint_{\mathbb{R}} g(x,y) \cdot f_{X,Y}(x,y) dxdy$ Con g funzione deterministica nota.

Legge di probabilità marginale

 $f_x(x) = \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x,y) dy$ Densità marginale di X.

Indipendenza tra due v.a. continue  $X \in Y$  sono dette indipendenti  $\iff f_{X,Y}(x,y) = f_X(x) \cdot f_Y(y) \quad \forall (x,y) \in \mathbb{R}^2$ 

Densità di probabilità condizionata

Densita di probabilita condizionata 
$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f_{X|Y}(x,y)}{f_{X}(x)} = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{\int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(x,t)dt}$$

#### Regola di bayes e funzioni di v.a.

### Regola di bayes nel continuo

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{Y|X}(y|x) \cdot f_X(y)}{f_{Y}(y)}$$

 $f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{Y|X}(y|x) \cdot f_X(x)}{f_Y(y)}$  Per le v.a. discrete basta cambiare la funzione continua con la probabilità.

# Calcolo della funzione di una v.a.

Ho X v.a. con legge nota  $f_x$  e Y = g(X) con gdeterministica e nota, voglio trovare  $f_y$ .

Approccio tramite la cumulata

1- Calcolo la cumulata di Y.

 $F_Y(y) = P(Y \le y)$ 2. Calcolo  $f_Y$  $f_Y(y) = \frac{d}{dy} F_Y(y)$ 

Trasformazioni lineari di v.a.

Xè una v.a. con legge  $f_X$  nota e Y = aX + b con

costanti note.  $f_Y(y) = f_x(\frac{y-b}{a} \cdot \frac{1}{|a|})$ , se a = 0 allora Y = b

Trasformazione monotona di v.a.

Y = g(X) con g deterministica nota e strettamente monotona.

$$\begin{split} &f_Y(y) = \frac{f_X(x)}{|dx|} = \frac{f_X(g^{-1}(y))}{|dx|(g^{-1}(y))|} \\ &\text{Con } y = g(x) \text{ e } x = g^{-1}(y) \\ &\text{Nota: se } a \text{ non } b \text{ starts} \end{split}$$

Nota: se g non è strettamente monotona (ad es.  $g(x)=x^2$ ) la  $f_Y(y)$  sarà: "formula diretta con g decrescente" + "formula diretta con g crescente".

# 9 Statistiche congiunte

Legge della somma di v.a.

Date X e Y due v.a. discrete e  $X \perp Y$  e W = X + Y

 $P_W(w) = P(W = w) = P(X + Y = w) = \sum_x p_X(x) \cdot p_Y(w - x), \quad y = w - x$  La legge della somma di due v.a. **indipendenti** è

la convoluzione delle leggi di probabilità. Calcolo della somma di convoluzione con il metodo grafico

- Sovrapporre graficamente le 2 leggi di prob - "Ribaltare" una delle 2 leggi (ad es.  $P_Y$ )

Traslare di w posizioni la legge che ho ribaltato (traslazione a destra se w > 0)

Moltiplicare le prob. e sommare

Caso v.a. continue

W = X + Y,  $X \perp Y$ ,  $X \in Y$  sono v.a. continue.

 $f_W(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \cdot f_Y(w - x) dx$ 

Integrale di convoluzione

Somma di due gaussiane indipendenti  $W = X + Y, \quad X \sim N(\mu_x, \sigma_x^2), \quad Y \sim N(\mu_y, \sigma_y^2), \quad X \perp Y$ 

La forma di W è sempre gaussiana.  $E[W] = E[X+Y] = E[X] + E[Y] = \mu_x + \mu_y$   $Var[W] = Var[X+Y] = Var[X] + Var[Y] = \sigma_x^2 + \sigma_y^2$ 

 $f_W(w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}} \cdot e^{\frac{w^2}{2(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}}$ (questa se  $\mu = 0$ )

# 9.1 Covarianza

Cov[X, Y] = E[XY] - E[X]E[Y]

- Cov[X, X] = Var[X]- Se E[X] = 0o E[Y] = 0 allora Cov[X, Y] =E[XY]

- Se  $X \perp Y$  allora Cov[X, Y] = 0

Se  $Cov[X, Y] = 0 \Rightarrow X \perp Y$ Coefficiente di correlazione lineare Versione adimensionale della covarianza.  $\rho[X,Y] = \frac{Cov[X,Y]}{\sigma_x\sigma_y} = E\big[\frac{(X-E[X])}{\sigma_x}\cdot\frac{(Y-E[Y])}{\sigma_y}\big]$  Proprietà: Proprietà:  $\begin{array}{l} -0 \leq |\rho[X,Y]| \leq 1 \\ \text{In particolare se } |\rho[X,Y]| = 1 \text{ allora } Y = aX + b \\ -X \perp Y \implies \rho[X,Y] = 0 \end{array}$ 

#### Valore atteso e varianza condizionati

Legge delle aspettazioni iterate E[Y] = E[E[Y|X]]Legge della variazione totale Var[x] = E[Var[X|Y]] + Var[E[X|Y]]

#### Successioni variabili aleatorie

#### 11.1 Disuguaglianza di Markov

Se 
$$X>0$$
 allora  $E[X]\geq a\cdot P(X\geq a)$   $\forall a\geq 0$  
$$P(X\geq a)\leq \frac{E[X]}{a}$$

#### 11.2 Disuguaglianza di chebyshev

$$\begin{split} Var[X] \geq a \cdot P((X - E[X])^2 \geq a) & \forall a \geq 0 \\ \text{Con } k = a^2, & P(|X - E[X]| \geq k) \leq \frac{Var[X]}{k^2} \end{split}$$

#### Convergenza in probabilità

Data una successione di v.a.  $\{A_n\}$  e un numero a, Si dice che  $\{A_n\}$  converge ad a se:  $\lim_{n\to\infty} P(|A_n - a| \ge \epsilon) = 0$ 

Uso markov(o chebyshev nello stesso modo) per provare la convergenza in probabilità Esempio com markov.

$$\lim_{n\to\infty} P(|A_n - a| \ge \epsilon) \le \lim_{n\to\infty} \frac{E[X_n]}{a}$$

Se  $\lim_{n\to\infty} E[X_n] \,=\, 0$  allora per forza converge

#### 11.4 Media campionaria e legge dei grandi numeri

Date  $X_1, X_2, ..., X_n$  v.a. i.i.d. Media campionaria:  $M_n = \frac{X_1 + X_2 + ... + X_n}{n}$ è una v.a. Dato che le varie v.a. sono i.i.d.  $E[M_n] = E[X_1] = E[X]$   $Var[M_n] = \frac{Var[X_1]}{n}$ che con  $n \to \infty$  $Var[M_n] \to 0$ 

Legge (debole) dei grandi numeri  $M_n \longrightarrow^P E[M_n] = E[X]$ 

# Variabili aleatorie note

#### 12.1 V.a. uniforme continua

 $X \sim \mathbb{U}[a, b]$ 

$$f_x(x) \sim \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$E[X]=\frac{a+b}{2},\,Var[X]=\frac{(b-a)^2}{12},\,\sigma_x=\frac{b-a}{\sqrt{12}}$$

# 12.2 V.a. gaussiana

$$\begin{split} X \sim Norm[E[x], Var[X]] &= Norm[\mu, \sigma^2] \\ F_x(x) &= P(X \leq x) = \Phi(\frac{x - \mu}{\sigma}) \\ f_X(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x - \mu}{\sigma})^2} \end{split}$$

Combinazioni lineari di gaussiane

Se  $X_1, X_2, ... X_n$  sono n v.a. gaussiane tra loro indipendenti con ciascuna valore attes<br/>o $\mu_i$ e varianza  $\sigma_i^2$ allora la v.a.<br/>  $Y=\alpha_1X_1+\alpha_2X_2+\ldots+\alpha_nX_n$ è una gaussiana con valore atteso  $\mu=\alpha_1\mu_1+\alpha_2\mu_2+\ldots+\alpha_n\mu_n$  e varianza  $\sigma^2=\alpha_1\sigma_1+\alpha_2\sigma_2+\ldots+\alpha_n\sigma_n$ 

### 12.3 V.A. esponenziale

$$\begin{split} X \sim Exp[\lambda], & \lambda > 0 \\ f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x} & \forall x > 0 \\ F_X(x) = 1 - e^{-\lambda x} & \forall x > 0 \\ E[X] = \frac{1}{\lambda}, & Var[X] = \frac{1}{\lambda^2} \end{split}$$

#### 12.4 Variabile aleatoria geometrica

La v.a. geometrica risponde al problema: facendo esperimenti ripetuti, qual'è la probabilità di ottenere il primo successo alla k-esima prova.

$$X \sim \begin{cases} \left(1-p\right)^{k-1} & \quad k=1,2,3,\dots \\ 0 & \quad \text{altrimenti} \end{cases}$$

 $X\sim Geom(p)$  Dove p è la probabilità di successo nella singola prova.  $E[X]=\frac{1}{p}, Var[X]=\frac{1-p}{p^2}$ 

 $\begin{array}{l} \textbf{Legge di perdita di memoria} \\ p_{x-t|X>t}(k) = p_x(k) \implies E[X-t|X>t] = E[X] \\ \text{(Vale solo per v.a. } Geom \in Exp) \end{array}$ 

#### 12.5 Variabile aleatoria binomiale

La v.a. binomiale risponde al problema: facendo esperimenti ripetuti qual'è la probabilità di ottenere esattamente k successi?.

$$X \sim \left\{ \binom{n}{k} \cdot p^k \cdot (1-p)^{n-k} \qquad k = 1, 2, 3, \dots \\ 0 \qquad \text{altrimenti} \right.$$

 $X \sim Bin(n, p)$  Dove p è la probabilità di successo nella singola prova ed n è il numero di prove. E[X] = np, Var[X] = np(1-p)  $Var[X] < \frac{n}{4}$ 

#### 12.6 Variabile aleatoria Bernoulliana

La v.a. bernoulliana è una distribuzione di probabilità su due soli valori: 0 e 1

$$X \sim \begin{cases} p & 1 \\ 1-p & 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

 $X \sim Bern(p)$  Dove p è la probabilità di successo.  $E[X] = p, \, Var[X] = p(1-p)$