



**Università
degli Studi
di Palermo**



Richiami di Teoria della Probabilità

CORSO DI BIG DATA
a.a. 2021/2022

Prof. Roberto Pirrone

Sommario

- Probabilità di variabili discrete
- Probabilità marginale, condizionale e congiunta di variabili discrete
- Variabili continue
- Densità di probabilità e distribuzione di probabilità
- Probabilità marginale, condizionale e congiunta di variabili continue
- Indipendenza statistica e condizionale
- Media varianza e covarianza
- Regola di Bayes
- Principali distribuzioni di probabilità
- Cenni di teoria dell'informazione

Probabilità di variabili discrete

- Una variabile casuale discreta X assume valori casuali appartenenti ad un insieme discreto $\mathcal{X} = \{x_i, i = 1, 2, \dots\}$
- Se, su N osservazioni di X , registriamo che c_i volte $X=x_i$:

$$p(X = x_i) = \frac{c_i}{N}$$

$$\forall x_i, 0 \leq p(X = x_i) \leq 1$$

$$\sum_{x_i} p(X = x_i) = 1$$

Probabilità di variabili discrete

- La legge che esprime la probabilità $P(x) = p(X = x)$, $x \in \mathcal{X}$ per una certa variabile casuale discreta X , si chiama *distribuzione discreta di probabilità*
- Formalmente la distribuzione discreta di probabilità è realizzata da una *funzione massa* (Probability Mass Function) che esprime il fatto che una certa probabilità è *concentrata* su ogni elemento di \mathcal{X} .

Probabilità marginale

- Sia n_{ij} il numero di osservazioni di un'altra variabile $Y=y_j$ quando $X=x_i$

$$c_i = \sum_j n_{ij}$$

$$p(X = x_i) = \sum_j p(X = x_i, Y = y_j)$$

Regola della somma

Probabilità condizionale e congiunta

- La probabilità che $Y=y_j$ posto che $X=x_i$ $p(Y = y_j | X = x_i) = \frac{n_{ij}}{c_i}$
- Calcoliamo la probabilità congiunta che $Y=y_j$ e $X=x_i$

$$p(X = x_i, Y = y_j) = \frac{n_{ij}}{N} = \frac{n_{ij}}{c_i} * \frac{c_i}{N} =$$
$$p(Y = y_j | X = x_i) * p(X = x_i)$$

Regola del prodotto

Variabili continue

- Se x è una variabile continua in \mathbb{R} , le sommatorie divengono integrali
- La probabilità che $x \in [a, b]$ è:

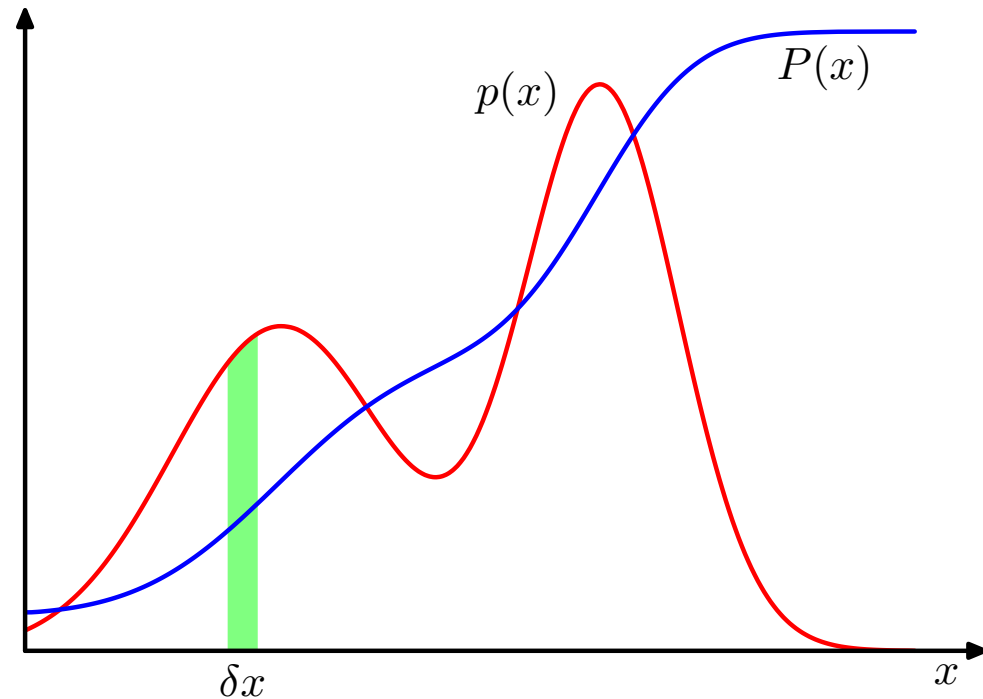
$$p(x \in [a, b]) = \int_a^b p(x) dx$$

Densità di probabilità e distribuzione di probabilità

$$p(x) \geq 0$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} p(x) dx = 1$$

$$p(x \leq z) = \int_{-\infty}^z p(x) dx$$



Distribuzione cumulativa di probabilità

Densità di probabilità e distribuzione di probabilità

- La legge che esprime la probabilità $P(x) = p(x = x)$, $x \in \mathbb{R}$ per una certa variabile casuale continua x , si chiama *distribuzione di probabilità* di cui la funzione densità di probabilità è la realizzazione

N.B. $x \rightarrow$ la variabile, $x \rightarrow$ il singolo valore che essa può assumere

Probabilità marginale e condizionale di variabili continue

$$p(x) = \int p(x, y) dy$$

$$P(y = y | x = x) = \frac{P(y = y, x = x)}{P(x = x)}$$

$$P(x^{(1)}, \dots, x^{(n)}) = P(x^{(1)}) \prod_{i=2}^n P(x^{(i)} | x^{(1)}, \dots, x^{(i-1)})$$

Indipendenza statistica e condizionale

- Indipendenza statistica

$$\forall x \in \mathbf{x}, y \in \mathbf{y}, p(\mathbf{x} = x, \mathbf{y} = y) = p(\mathbf{x} = x)p(\mathbf{y} = y)$$

- Indipendenza condizionale

$$\begin{aligned} \forall x \in \mathbf{x}, y \in \mathbf{y}, z \in \mathbf{z}, p(\mathbf{x} = x, \mathbf{y} = y | \mathbf{z} = z) \\ = p(\mathbf{x} = x | \mathbf{z} = z)p(\mathbf{y} = y | \mathbf{z} = z) \end{aligned}$$

Media varianza e covarianza

- La media o valore atteso, è un operatore lineare

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim P}[f(x)] = \sum_x P(x) f(x)$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p}[f(x)] = \int p(x) f(x) dx$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x}}[\alpha f(x) + \beta g(x)] = \alpha \mathbb{E}_{\mathbf{x}}[f(x)] + \beta \mathbb{E}_{\mathbf{x}}[g(x)]$$

Media varianza e covarianza

- La varianza è il valore atteso della differenza tra $f(x)$ ed il quadrato del suo valore atteso

$$\begin{aligned}\text{Var}(f(x)) &= \mathbb{E} [(f(x) - \mathbb{E}[f(x)])^2] = \\ &\quad \mathbb{E} [f(x)^2] - \mathbb{E} [f(x)]^2\end{aligned}$$

Media varianza e covarianza

- La covarianza esprime quanto due variabili siano legate linearmente l'una all'altra

$$\begin{aligned}\text{Cov}(f(x), g(y)) &= \mathbb{E}[(f(x) - \mathbb{E}[f(x)])(g(y) - \mathbb{E}[g(y)])] = \\ &\mathbb{E}[f(x)g(y)] - \mathbb{E}[f(x)]\mathbb{E}[g(y)]\end{aligned}$$

Media varianza e covarianza

- Matrice di covarianza tra due vettori $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$

$$\begin{aligned}\text{Cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \mathbb{E} \left(\{ \mathbf{x} - \mathbb{E}[\mathbf{x}] \} \{ \mathbf{y}^T - \mathbb{E}[\mathbf{y}^T] \} \right) \\ &= \mathbb{E} [\mathbf{x} \mathbf{y}^T] - \mathbb{E}[\mathbf{x}] \mathbb{E} [\mathbf{y}^T]\end{aligned}$$

- Covarianza tra gli elementi di \mathbf{x}

$$\text{Cov}(\mathbf{x}) = \text{Cov}(\mathbf{x}, \mathbf{x})$$

$$\text{Cov}(\mathbf{x})_{i,j} = \text{Cov}(x_i, x_j)$$

$$\text{Cov}(x_i, x_i) = \text{Var}(x_i)$$

Teorema di Bayes

- Dalla definizione di probabilità condizionale, ci rendiamo conto che è possibile esprimere la probabilità congiunta $P(x,y)$ di due variabili correlate sia a partire da $P(x|y)$ sia a partire da $P(y|x)$

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)}$$

Teorema di Bayes

- Assumiamo di avere un dataset \mathcal{D} dal quale vogliamo apprendere un modello descritto da un vettore di parametri \mathbf{w}
- Avremo appreso il miglior modello quando avremo massimizzato la «probabilità a posteriori» o *posterior* (ciò che possiamo stimare *dopo* aver osservato i dati) $P(\mathbf{w}|\mathcal{D})$

Teorema di Bayes

- Il teorema di Bayes correla il *posterior* con la conoscenza a priori o *prior* $P(\mathbf{w})$ sul nostro modello e con la verosimiglianza o *likelihood* del nostro modello espresso dalla probabilità di predire effettivamente \mathcal{D} dati i parametri del modello \mathbf{w} e cioè $P(\mathcal{D}|\mathbf{w})$

$$P(\mathbf{w}|\mathcal{D}) = \frac{P(\mathcal{D}|\mathbf{w})P(\mathbf{w})}{P(\mathcal{D})}$$

posterior \propto likelihood \times prior

Teorema di Bayes

- La conoscenza a priori di $P(\mathcal{D})$ non è necessaria perché può essere marginalizzata ed espressa in termini del numeratore:

$$P(\mathcal{D}) = \int p(\mathcal{D}|\mathbf{w})p(\mathbf{w})d\mathbf{w}$$

- In genere è da ritenersi una costante perché è l'evidenza del data set a prescindere dalla scelta dei parametri

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione di Bernoulli (variabili binarie)

$$P(x = 1) = \phi$$

$$P(x = 0) = 1 - \phi$$

$$P(x = x) = \phi^x (1 - \phi)^{1-x}$$

$$\mathbb{E}_x[x] = \phi$$

$$\text{Var}_x(x) = \phi(1 - \phi)$$

$$\text{Bin}(m|N, \phi) =$$

$$\binom{N}{m} \phi^m (1 - \phi)^{N-m}$$

m : numero di osservazioni di $x=1$ su
 N tentativi

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione Multinoulli (distribuzione categorica) \mathbf{x} è una variabile che può assumere uno tra K stati diversi

$$\mathbf{x} = (0_1, 0_2, \dots, 1_k, \dots, 0_K)^T$$

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}) = \prod_{k=1}^K \mu_k^{x_k}$$

$$\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_K)^T, \quad \mu_k = p(x_k = 1)$$

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione multinomiale (generalizza la binomiale)
 - date N osservazioni descrive la probabilità di osservare m_k volte lo stato $x_k=1$ da una distribuzione Multinoulli con media $\boldsymbol{\mu}$

$$\text{Mult} (m_1, m_2, \dots, m_K | \boldsymbol{\mu}, N) = \binom{N}{m_1 m_2 \dots m_K} \prod_{k=1}^K \mu_k^{m_k}$$

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione esponenziale e distribuzione di Laplace
 - Si utilizzano quando si vuole concentrare la probabilità rispettivamente vicino a 0 ovvero ad un valore dato

$$p(x; \lambda) = \lambda \mathbf{1}_{x \geq 0} \exp(-\lambda x)$$

$$\text{Laplace}(x; \mu, \gamma) = \frac{1}{2\gamma} \exp\left(-\frac{|x - \mu|}{\gamma}\right)$$

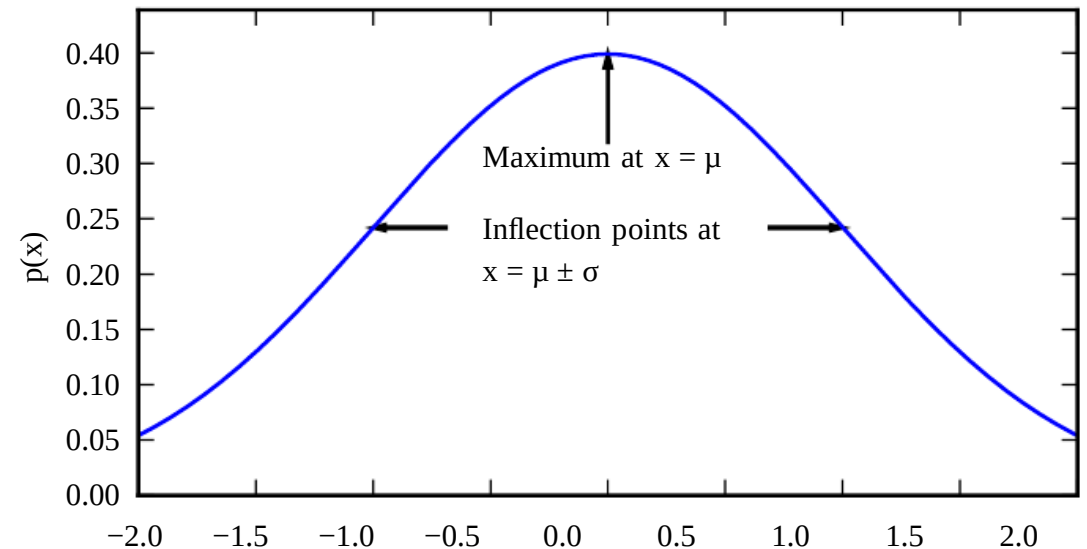
Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione empirica
 - Rappresenta la distribuzione di una variabile continua che è descritta solamente da un insieme di probabilità concentrate in alcuni punti del dominio

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \delta(x - x^{(i)})$$

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione gaussiana
o «Normale»

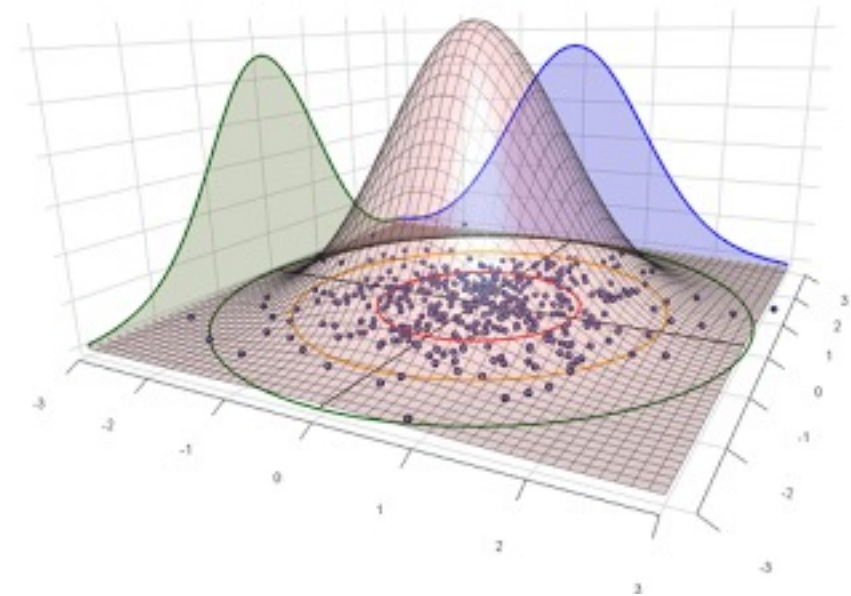


$$\mathcal{N}(x; \mu, \sigma^2) = \sqrt{\frac{1}{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$$

Principali distribuzioni di probabilità

- Distribuzione gaussiana
o «Normale» multivariata

$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$

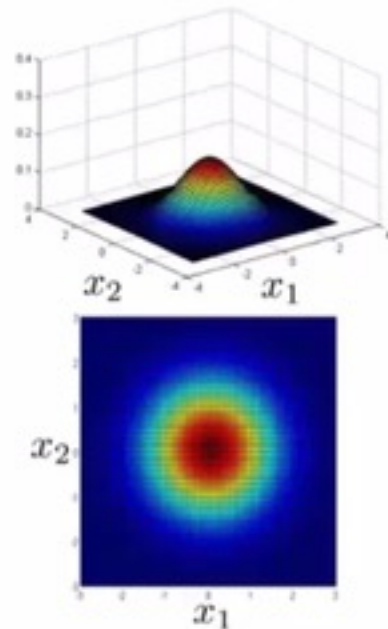


$$\mathcal{N}(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \sqrt{\frac{1}{(2\pi)^n \det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

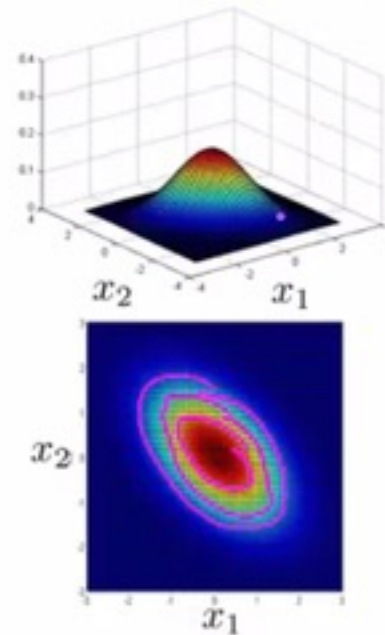
Principali distribuzioni di probabilità

Multivariate Gaussian (Normal) examples

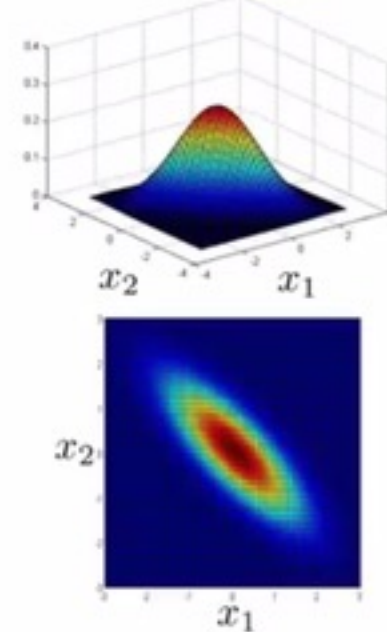
$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -0.5 \\ -0.5 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & -0.8 \\ -0.8 & 1 \end{bmatrix}$$



Andrew N

Mixture di distribuzioni

- Rappresentazione di una distribuzione di probabilità complessa e non nota attraverso un insieme di più *distribuzioni componenti*

$$P(\mathbf{x}) = \sum_i P(c = i) P(\mathbf{x} | c = i)$$

- $P(c)$ è la distribuzione multinoulli di appartenenza all' i -esima distribuzione componente
- c : *variabile latente* \rightarrow una variabile randomica correlata al processo e non direttamente osservabile
- Mistura di gaussiane: *approssimatore universale* di distribuzioni

Cenni di teoria dell'informazione

- Intuitivamente il contenuto informativo di un evento raro è maggiore del contenuto informativo di un evento altamente probabile
- Due eventi indipendenti hanno informazione che si somma

$$I(x = x) = -\log P(x)$$

- $\log_2 \rightarrow \textit{bit}$ $\log_e \rightarrow \textit{nat}$

Cenni di teoria dell'informazione

- Entropia di Shannon
 - Misura l'informazione per un'intera distribuzione come valore atteso su di essa

$$H(\mathbf{x}) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim P} [I(x)] = -\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim P} [\log P(x)] \triangleq H(P)$$

Cenni di teoria dell'informazione

- Divergenza di Kullback-Leibler
 - Quanto due distribuzioni $P(x)$ e $Q(x)$ sono dissimili → *non è una distanza!*

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \mathbb{E}_{x \sim P} \left[\log \frac{P(x)}{Q(x)} \right] = \\ \mathbb{E}_{x \sim P} [\log P(x) - \log Q(x)]$$

$$D_{KL}(P \parallel Q) \neq D_{KL}(Q \parallel P)$$

Cenni di teoria dell'informazione

- Cross-entropia
 - Misura l'entropia mutua di P e Q
 - Ha un significato analogo alla D_{KL}

$$H(P, Q) = H(P) + D_{KL}(P \parallel Q) = -\mathbb{E}_{x \sim P} [\log Q(x)]$$

Cenni di teoria dell'informazione

- Mutua Informazione

- Date due variabili aleatorie X e Y in qualche modo correlate, aventi distribuzioni rispettivamente P_X e P_Y , la MI misura l'ammontare di informazione che ottengo su una variabile se osservo l'altra
- Si definisce come la D_{KL} tra la distribuzione congiunta ed il prodotto delle due distribuzioni nel senso dell'indipendenza statistica

$$MI(X, Y) = D_{KL}(P_{X,Y} \parallel P_X \otimes P_Y)$$