

# PES - Probabilità e Statistica

Elia Ronchetti

@ulerich

Fabio Ferrario

@fefabo

2021/2022

# Indice

<b>1</b>	<b>Analisi Descrittiva</b>	<b>6</b>
1.1	Descrivere i dati . . . . .	6
1.1.1	Rappresentazione dei dati . . . . .	6
1.1.2	Dati Bivariati . . . . .	7
1.2	Riassumere i dati . . . . .	7
1.2.1	Indici di posizione . . . . .	7
1.3	Coefficiente di correlazione lineare . . . . .	8
1.3.1	Correlazioni significative . . . . .	8
1.4	Percentili e quantili . . . . .	8
<b>2</b>	<b>Probabilità</b>	<b>10</b>
2.1	Introduzione . . . . .	10
2.2	Proprietà di base . . . . .	10
2.3	Calcolo combinatorio . . . . .	11
2.3.1	Disposizioni con ripetizione . . . . .	12
2.3.2	Disposizioni semplici . . . . .	13
2.3.3	Combinazioni . . . . .	13
2.4	Probabilità Condizionata . . . . .	14
2.4.1	Regola del prodotto . . . . .	14
2.4.2	Formula di Disintegrazione . . . . .	15
2.4.3	Formula delle probabilità totali . . . . .	15
2.4.4	Formula di Bayes . . . . .	15
2.5	Indipendenza di eventi . . . . .	15
2.5.1	Eventi indipendenti != Eventi disgiunti! . . . . .	16
<b>3</b>	<b>Variabili aleatorie</b>	<b>17</b>
3.1	Notazione . . . . .	18
3.2	Variabili aleatorie discrete . . . . .	18
3.2.1	Proprietà . . . . .	19
3.2.2	Valore medio di $X$ . . . . .	19
3.2.3	Proprietà del valore medio . . . . .	20

3.3	Varianza e Deviazione standard con valore medio . . . . .	21
3.3.1	Proprietà della varianza . . . . .	21
3.3.2	Dipendenza e indipendenza variabili aleatorie . . . . .	22
3.4	Distribuzioni notevoli discrete . . . . .	22
3.5	Classificazione distribuzioni discrete più importanti . . . . .	23
3.6	Variabili aleatorie continue . . . . .	26
3.6.1	Variabile uniforme continua . . . . .	28
3.6.2	Valori assunti da una V.A. assolutamente continua . . .	29
3.7	Valore medio e Varianza di V.A. Assolutamente Continue . . .	29
3.8	V.A. Esponenziale . . . . .	30
3.9	Funzione di Ripartizione . . . . .	30
3.10	Variabili aleatorie Normali . . . . .	32
3.11	Legge dei grandi numeri . . . . .	34
<b>4</b>	<b>Teoremi di convergenza</b>	<b>35</b>
4.1	Distribuzione di X . . . . .	35
4.2	Teorema del limite centrale . . . . .	36
<b>5</b>	<b>Stima di parametri</b>	<b>37</b>
5.1	Statistica inferenziale . . . . .	37
5.2	Statistica parametrica e Stimatori . . . . .	38
5.3	Errore standard . . . . .	40
5.4	Chi quadrato . . . . .	40
5.5	Distribuzione t di student . . . . .	41
5.6	Parte pratica . . . . .	42
5.7	Stima per intervalli - Intervalli di confidenza . . . . .	43
<b>6</b>	<b>Verifica di Ipotesi</b>	<b>45</b>
6.1	Possibili errori durante il calcolo della regione critica . . . . .	45
6.1.1	Test Chi quadro di buon adattamento . . . . .	47

# Introduzione

Il corso di probabilità e statistica per l'informatica è diviso in 2 parti

1. Statistica Descrittiva - Descrivere e riassumere i dati
  - 1.1 Probabilità - Descrivere matematicamente i fenomeni casuali
2. Statistica inferenziale - Trarre conclusioni dai dati

## Programma Esteso

1. **Statistica Descrittiva**
  - Introduzione all'analisi dei Dati
  - Statistiche Campionarie (media, mediana, quantili, varianza, correlazione)
  - Rappresentazioni grafiche
2. **Spazi di Probabilità**
  - Fenomeni Aleatori, Spazi di probabilità ed eventi
  - Proprietà di base delle probabilità
  - Probabilità condizionata
  - Elementi di calcolo Combinatorio
  - Indipendenza di Eventi
3. **Variabili Aleatorie**
  - Variabili aleatorie discrete
  - Valore medio, momenti, varianza e covarianza
  - Variabili aleatorie assolutamente continue
  - Distribuzioni notevoli discrete e assolutamente continue

- Variabili aleatorie normali

#### 4. Teoremi di Convergenza

- Convergenza di variabili aleatorie e distribuzioni (cenni)
- Legge dei grandi numeri
- Teorema limite centrale

#### 5. Stima di Parametri

- Campioni e Statistiche
- Stimatori (media e varianza campionarie)
- Intervalli di confidenza

#### 6. Verifica di ipotesi

- Test per la verifica di un'ipotesi, errori di I e II specie
- Test parametrici per media e varianza
- Test non parametrici di buon adattamento ed indipendenza

#### 7. Regressione Lineare

- Introduzione alla Regressione
- Inferenza statistica sui parametri
- analisi dei residui

## Esame

L'esame è costituito da una prova scritta e da una eventuale prova orale e riceve un voto in trentesimi.

La prova scritta è costituita da due parti:

- **Parte 1 - Teoria** 8 Domande a risposta multipla - Punteggio 10/30
- **Parte 2 - Pratica** 4 Esercizi a risposta aperta - Punteggio 20/30

La prova orale è facoltativa (su richiesta dello studente e/o docente) e può contribuire sia in maniera positiva che in maniera negativa al voto finale.

**Progetto** è possibile fare un progetto con il software "R", da consegnare prima dell'esame, può fornire un massimo di 2 punti.

# Capitolo 1

## Analisi Descrittiva

### 1.1 Descrivere i dati

Per descrivere una raccolta dati in maniera chiara e immediata è utile utilizzare una **tabella delle frequenze** all'interno della quale sono contenuti:

- Valori
- Frequenze Assolute - Numero di volte in cui compare "i" nell'insieme di dati
- Frequenze Relative - Frazione di volte in cui compare i nell'insieme di dati
- Percentuali - (Frequenza relativa x 100)

Il dato che compare con frequenza più alta è detto **moda**.  
I dati possono essere

- Qualitativi
- Quantitativi

Noi useremo i dati **quantitativi**

#### 1.1.1 Rappresentazione dei dati

Per rappresentare le frequenze (assolute o relative) risulta efficace e immediato l'utilizzo di un grafico a barre detto istogramma, esso rappresenta in graficamente la tabella, chiaramente da esso è possibile risalire alla tabella stessa. Capita di avere degli insiemi di dati che assumono un valore elevato

di valori distinti, per questo conviene suddividerli in classi e determinare la frequenza di ciascuna classe. In questo modo c'è una perdita d'informazioni (sui valori specifici), ma così facendo possiamo calcolare le frequenze delle classi e avere un'idea migliore della distribuzione dei dati.

### 1.1.2 Dati Bivariati

Quando per ciascun individuo vengono misurate due variabili ci troviamo un insieme di  $N$  dati a coppie detti **dati bivariati**. Anche in questo caso è possibile calcolare le frequenze, in questo caso detto **frequenze congiunte**.

è possibile, inoltre, misurare la correlazione tra le due variabili attraverso per esempio un diagramma di dispersione (detto anche scatterplot).

**Correlazione non significa causalità!** Non è detto che l'aumento di una variabile causi la diminuzione dell'altra o viceversa, potrebbe esserci una causa comune.

## 1.2 Riassumere i dati

Dopo aver rappresentato i dati vogliamo ora riassumerli mediante quantità numeriche, dette **Statistiche Campionarie**, al fine di sintetizzare le proprietà salienti dei dati.

### 1.2.1 Indici di posizione

Per definire il centro dell'insieme dei dati definiamo la

**Media Campionaria**  $\frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{N}$

Per misurare il valore in posizione centrale (considerando l'insieme di dati ordinato), utilizziamo la

**Mediana**

- Se  $N$  dispari  $\rightarrow X_{\frac{N+1}{2}}$
- Se  $N$  pari  $\rightarrow m = \frac{X_{\frac{N}{2}} + X_{\frac{N}{2}+1}}{2}$

La mediana è insensibile alle code, se per esempio quindi aumento anche di molto il valore dell'ultima cifra lasciando invariate le altre la mediana non cambierà (a differenza della media).

## 1.3 Coefficiente di correlazione lineare

Posso misurare il grado di correlazione tra una coppia di dati attraverso il coefficiente di correlazione lineare.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1)S_x S_y} \quad (1.1)$$

Si può mostrare che:

$$-1 \leq r \leq 1 \quad (1.2)$$

In generale  $r > 0$  indica una correlazione positiva  
 $r < 0$  indica una correlazione negativa

### 1.3.1 Correlazioni significative

$|r| > 0.7$  Correlazione significativa  
 $|r| < 0.3$  Correlazione debole

## 1.4 Percentili e quantili

Per analizzare la distribuzione dei dati è utile fissare un numero  $k$  che rappresenta la posizione all'interno dell'insieme: questo valore percentuale è detto **k-esimo Percentile Campionario**, valore  $t$  per cui

- almeno il  $k\%$  dei dati è  $\leq t$
- almeno il  $(100 - k)\%$  dei dati è  $\geq t$

I casi più importanti sono per  $k = 25, 50, 75$

Risulta pratico scrivere  $k = 100p$  dove  $p = \frac{k}{100} \in [0, 1]$ , dove i casi importanti sono per:

- $p = \frac{1}{4} : k = 100p = 25$ -esimo percentile = primo quartile  $q_1$
- $p = \frac{1}{2} : k = 100p = 50$ -esimo percentile = secondo quartile  $q_2 =$  mediana  $m$
- $p = \frac{3}{4} : k = 100p = 75$ -esimo percentile = terzo quartile  $q_3$

Per calcolare il  $k$ -esimo percentile  $t$  è necessario:

1. Ordinare l'insieme di dati  $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$



2. Se  $N_p$  non è intera  $t = x_i$  è il dato la cui posizione  $i$  è l'intero successivo a  $N_p$
3. Se  $N_p$  è intera  $t = \frac{x_{(Np)}x_{(Np+1)}}{2}$  è la media aritmetica fra il dato in posizione  $N$  e il successivo

**Nota per R** Esistono diverse definizioni di quantile, R per esempio ne utilizza una diversa di default.

É possibile utilizzare i **Boxplot** per la rappresentazione dei quantili

# Capitolo 2

## Probabilità

Il calcolo delle probabilità è la teoria matematica che permette di descrivere e studiare **esperimenti aleatori**

**Esperimento aleatorio**  $\rightarrow$  Fenomeno il cui esito non è prevedibile con certezza a priori

### 2.1 Introduzione

La descrizione matematica si articola in tre passi

1. Spazio campionario (o spazio degli esiti)  $\rightarrow$  Insieme  $\Omega$  che contiene tutti i possibili esiti dell'esperimento  
es. Tiro un dado a sei facce  $\Omega = 1, 2, 3, 4, 5, 6$
2. Eventi  $\rightarrow$  sono i sottinsiemi dello spazio campionario  $A \subseteq \Omega$   
es. Tiro un dado a sei facce: esce un numero pari  $A = 2, 4, 6$
3. Probabilità  $\rightarrow$  Regola che assegna, in modo coerente, a ogni evento  $A \subseteq \Omega$  un "grado di fiducia"  $P(A)$ , tra 0 e 1, che attribuiamo al verificarsi di A O funzione  $P : P(\Omega) \rightarrow [0, 1]$  che soddisfa opportune proprietà

### 2.2 Proprietà di base

1.  $P(\Omega) = 1$
2. Se A e B sono eventi disgiunti, cioè  $A \cap B \neq \emptyset$ , allora  
 $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$

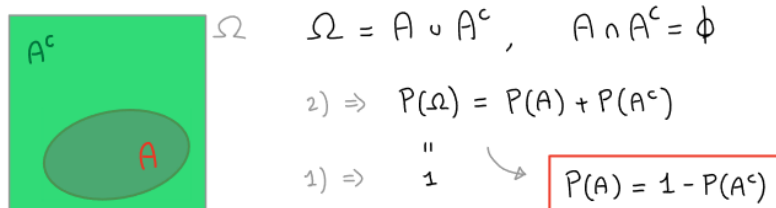
**La coppia  $(\Omega, P)$  è detta Spazio di Probabilità .**

Fissiamo uno spazio di probabilità  $(\Omega, P)$ . Da queste proprietà si deducono molte altre proprietà

- $P(\emptyset) = 0$
- **Regola del complementare**  $\rightarrow P(A^c) = 1 - P(A)$   
Vale per ogni  $A$
- **Regola della addizione di probabilità**  $\rightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$   
Vale per ogni  $A, B$  (anche  $A \cap B \neq \emptyset$ )
- **Monotonia:** se  $A \subseteq B$  allora  $P(A) \leq P(B)$

**Analogia** c'è un analogia tra probabilità e area

Analogia: probabilità e area. Regola del complementare:



## 2.3 Calcolo combinatorio

Consideriamo uno spazio di probabilità uniforme  $(\Omega, P)$

- $P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{\text{Casi favorevoli}}{\text{Casi Possibili}}$  per ogni  $A \subseteq \Omega$
- $P(w) = \frac{1}{\Omega} = \frac{1}{n}$  per ogni  $w \in \Omega$

Questo è il modello appropriato per descrivere esperimenti aleatori i cui esiti siano tutti equiprobabili. Quando scegliamo casualmente una persona/oggetto in un insieme finito senza ulteriori specifiche, si sottintende che la scelta è effettuata in modo uniforme. Affinchè la probabilità uniforme sia ben definita, lo spazio campionario  $\Omega$  deve essere finito (se così non fosse la probabilità uniforme su  $\Omega$  non esiste)

In uno spazio di probabilità uniforme calcolare una probabilità significa contare gli elementi di un insieme

$$P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|} \quad (2.1)$$

Dato che contare non è banale per insiemi grandi sono nate tecniche di conteggio, esse formano il **Calcolo Combinatorio**

**Principio Fondamentale** Consideriamo un esperimento costituito da due parti:

1.  $n$  esiti possibili
2.  $m$  esiti possibili

L'esperimento totale può avere  $n * m$  esiti possibili.

**Esempio** Il lancio dei dadi. Se lancio 2 dadi a sei facce ho  $\Omega$  esiti possibili

$$|\Omega| = 6 * 6 = 36 \quad (2.2)$$

### 2.3.1 Disposizioni con ripetizione

Sequenze ordinate di  $k$  elementi (anche ripetuti) scelti tra  $n$  possibili. Numero totale è:

$$n * n \dots n = n^k \quad (2.3)$$

**Esempio** Estrazione casuale di 3 persone, calcolare la probabilità che siano tutte nate in primavera. In questo caso lo spazio campionario sono i compleanni delle tre persone quindi

$$\Omega = (x_1, x_2, x_3) : x_1, x_2, x_3 \text{ in Calendario} \quad (2.4)$$

Questa è una disposizione con ripetizione di 3 elementi estratti dal calendario

$$|\Omega| = 365 * 365 * 365 = 365^3 \quad (2.5)$$

Probabilità uniforme  $P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$

In questo caso tutti i nati in primavera vengono considerati nati  $A =$  tutti nati in primavera  $= [20 \text{ marzo}, 21 \text{ giugno})$  e in totale sono 92 giorni.

Si tratta anche qua di una disposizione ripetuta di 3 elementi.

$$|A| = 92 * 92 * 92 = 92^3 \quad (2.6)$$

Per calcolare la probabilità è sufficiente dividere  $A$  per  $\Omega$

$$P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{92^3}{365^3} = 0,016 = 1,6\% \quad (2.7)$$

Se avessi estratto  $k$  persone sarebbe stato sufficiente sostituire l'esponente con  $k$ .

### 2.3.2 Disposizioni semplici

Sequenze ordinate di  $k$  elementi distinti scelti tra  $n$  possibili (con  $k \leq n$ )  
**senza ripetizione**

$$n * (n - 1) * (n - 2) \dots (n - k + 1) = \frac{n!}{(n - k)!} \quad (2.8)$$

È preferibile utilizzare la prima formula su R dato che il fattoriale scala molto male, su carta spesso si semplifica, ma su Computer si calcolerebbe tutto il fattoriale e spesso richiede molto tempo.

Se  $k = n$  si parla di **Permutazioni** di  $n$  oggetti. In numero sono:

$$n! = n * (n - 1) * (n - 2) \dots 2 * 1 \quad (2.9)$$

**Esempio** . Quanti sono i possibili ordini di arrivo di 3 squadre? Si tratta di una permutazione di 3 elementi.

**Esempio Paradosso dei compleanni**

### 2.3.3 Combinazioni

In molti casi non siamo interessati all'ordine. Per esempio, se dobbiamo scegliere un comitato di 2 persone non ci interessa l'ordine dei candidati. Si parla in questo caso di combinazioni, esse si possono ottenere dalle disposizioni semplici "dimenticando" l'ordine degli elementi.

$$\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n - k)!} \quad (2.10)$$

Insiemi = collezioni (non ordinate) di  $k$  elementi distinti scelti tra  $n$  possibili (con  $k \leq n$ ).

**Esempio** . Mano di carte a Poker, un giocatore riceve 5 carte estratte da un mazzo che ne contiene 52. Il numero di possibili mani è

$$\binom{52}{5} = \frac{52!}{5!47!} \quad (2.11)$$

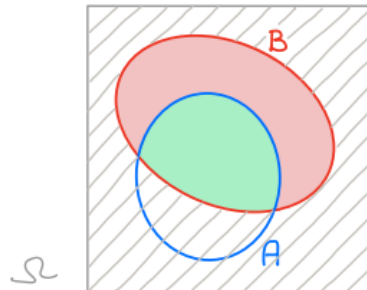
## 2.4 Probabilità Condizionata

Consideriamo un esperimento aleatorio, che descriviamo con uno spazio di probabilità  $(\Omega, P)$ . Consideriamo un evento  $A \subseteq \Omega$ , che ha una probabilità  $P(A)$ . Supponiamo di ricevere l'informazione che un altro evento  $B$  si è verificato. Come è ragionevole aggiornare la probabilità di  $A$  per tenere conto di questa informazione aggiuntiva?

La soluzione è data dalla probabilità Condizionata.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (2.12)$$

La precedente formula denota la probabilità condizionata di  $A$  dato  $B$  (o sapendo  $B$ ). Sto quindi calcolando la probabilità di  $A$ .



$$P(A) = \frac{\text{blue circle}}{\text{gray square}}$$

Idea: se  $B$  si è verificato, possiamo restringerci da  $\Omega$  a  $B$ :

$$P(A|B) = \frac{\text{green circle}}{\text{red circle}}$$

Quando si verifica un evento lo spazio di probabilità si riduce (vedere esempio sui dadi)

### 2.4.1 Regola del prodotto

$$P(A \cap B) = P(A) * P(B|A) \quad (2.13)$$

### 2.4.2 Formula di Disintegrazione

$$P(A) = P(A \cap B) + P(A \cap B^c) \quad (2.14)$$

### 2.4.3 Formula delle probabilità totali

$$P(A) = P(A|B)P(B) + P(A|B^c)P(B^c) \quad (2.15)$$

Inoltre  $P(*|B)$  è una probabilità, in particolare:

$$P(A^c|B) = 1 - P(A|B) \quad (2.16)$$

### 2.4.4 Formula di Bayes

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \quad (2.17)$$

**Esempio** . Per vedere la parte pratica andare a vedere l'esempio sui tamponi per rilevare la presenza di un virus. Super interessante e utile.  
Il file è **Appunti Lezione 3 - In fondo al PDF**

## 2.5 Indipendenza di eventi

Può capitare che, per un evento A, l'informazione che un altro evento B si è verificato non ne cambi la probabilità.

$$P(A|B) = P(A) \quad (2.18)$$

che equivale

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \quad (2.19)$$

In questo caso gli eventi A e B si dicono **Indipendenti**

**Esempi** Lancio di due dadi, i risultati sono eventi indipendenti  
Urna contenente 5 palline rosse e 3 palline verdi. Pesca in successione due palline, senza reimmissione. La probabilità che la prima pallina sia rossa e che la seconda sia rossa sono **dipendenti!**

### 2.5.1 Eventi indipendenti != Eventi disgiunti!

Siano  $A, B \subseteq \Omega$  eventi in uno spazio di probabilità  $(\Omega, P)$ .

•  $A$  e  $B$  disgiunti:  $A \cap B = \emptyset \Rightarrow P(A \cap B) = 0$

•  $A$  e  $B$  indipendenti:  $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$

Quindi due eventi indipendenti non possono essere disgiunti, tranne nel caso "banale" in cui uno dei due abbia probabilità nulla.

**Esempio** Una famiglia ha due figli/e descritti da  $\Omega = \{MM, FF, FM, FF\}$  e  $P = \text{Probabilità uniforme} = \frac{1}{4}$ . Consideriamo gli eventi:

- $A := \text{"il primo genito è maschio"} = \{MM, FF\}$
- $B := \text{"il secondo genito è maschio"} = \{MM, FM\}$
- $C := \text{"la primogenita è femmina"} = \{FM, FF\}$

In questo caso  $A$  e  $B$  sono **indipendenti**, ma **NON disgiunti**;  
 $A$  e  $C$  sono **disgiunti**, ma **NON indipendenti**.

**Estensioni** Tre eventi  $A, B, C$  si dicono indipendenti se valgono

$$\begin{aligned} P(A \cap B \cap C) &= P(A)P(B)P(C) \\ P(A \cap B) &= P(A)P(B) \\ P(B \cap C) &= P(B)P(C) \\ P(A \cap C) &= P(A)P(C) \end{aligned}$$



# Capitolo 3

## Variabili aleatorie

Variabile aleatoria (detta anche casuale o stocastica), è una variabile che può assumere valori diversi in dipendenza da qualche fenomeno aleatorio. Il termine "aleatorio" deriva dal latino *alea* (gioco di dadi), ed esprime il concetto di rischio calcolato.

*"alea iacta est"* - "il dado è tratto"

Consideriamo un esperimento aleatorio, descritto da uno spazio di probabilità  $(\Omega, P)$ . Spesso non siamo interessati a tutti i dettagli dell'esito dell'esperimento, ma solo a una quantità (tipicamente numerica) determinata dall'esito dell'esperimento. Una tale quantità è detta **Variabile aleatoria**. Possiamo considerare la variabile aleatoria come:

- Intero: Quantità che dipende dal "caso"
- Funzione matematica: Funzione definita sullo spazio campionario:  $X : \Omega \rightarrow R$

Ricodiamo che un evento è:

- Affermazione sull'esito dell'esperimento aleatorio
- Sottoinsieme dello spazio campionario:  $A \subset \Omega$

Se  $X$  è una variabile aleatoria, e se  $x$  è un suo possibile valore, allora:

- o  $X$  assume il valore  $x$
- oppure  $w \in \Omega : X(w) = x$

Ogni variabile aleatoria  $X$  determina molti eventi!

**Attenzione** : non confondere variabili aleatorie ed eventi

Le variabili aleatorie rappresentano esiti esprimibili numericamente di esperimenti ancora da effettuare! Dove per esperimento si intende qualsiasi fenomeno o situazione con sviluppi imprevedibili a priori. Essendo imprevedibile a priori il valore assunto da una variabile aleatoria, tutto ciò che si può fare è esprimere delle valutazioni di tipo probabilistico sui valori che essa assumerà. Per questa ragione ad ogni variabile aleatoria  $X$  è associata una funzione che esprime in modo chiaro tali valutazioni.

Se la variabile è discreta si parlerà di **Densità discreta**.

Se la variabile è continua si parlerà di **Funzione di ripartizione**.

### 3.1 Notazione

Con  $X_i$  indichiamo la Variabile Aleatoria  $X_i : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$   
con  $x_i$  indichiamo l'osservazione relativa alla V.A  $X$

### 3.2 Variabili aleatorie discrete

Una variabile aleatoria  $X$  (reale) si dice **discreta** se i valori che può assumere sono un insieme finito:

$$X(\Omega) = x_1, x_2, \dots, x_n \subseteq R \quad (3.1)$$

Oppure un insieme infinito numerabile

$$X(\Omega) = x_1, x_2, \dots = x_i \in N \subseteq R \quad (3.2)$$

Ad ogni variabile aleatoria discreta  $X$  possiamo associare

$$\text{Densità discreta } P_x(x_i) = P(X = x_i)$$

Definita anche come distribuzione di probabilità, è una funzione che assegna ad ogni valore possibile di  $X$  la probabilità dell'evento elementare ( $X = x$ )

### 3.2.1 Proprietà

Proprietà:

- $p_X$  è una funzione da  $\mathbb{R}$  in  $[0,1]$
- $p_X(x) = P(X=x) = 0$  se  $x$  non è uno dei valori  $x_i$  assunti da  $X$
- $p_X(x_i) \geq 0 \quad \forall i$  •  $\sum_{i \geq 1} p_X(x_i) = 1$   $\left\{ \begin{array}{l} \text{PERCHÉ GLI EVENTI } \{X=x_i\} \\ \text{PER } i \geq 1 \text{ SONO DISGIUNTI} \\ \text{(PARTIZIONE DI } \Omega \text{)} \end{array} \right.$

Perché la densità discreta  $p_X$ ?  $\rightsquigarrow P(X \in B) = \sum_{x_i \in B} \underbrace{p_X(x_i)}_{P(X=x_i)}$   
 $\forall B \subseteq \mathbb{R}$

Concettualmente una v.a. (variabile aleatoria)  $X$  è rappresentata matematicamente da una funzione definita sullo spazio campionario  $\Omega$  di un esperimento aleatorio.

$$X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

Allo stesso tempo possiamo pensare a  $X$  come a un numero che dipende dal caso. Se siamo interessati a una v.a. discreta  $X$ , spesso non è necessario scrivere lo spazio campionario  $\Omega$  ed esprimere  $X$  come funzione, ci basta conoscere la densità discreta.

### 3.2.2 Valore medio di $X$

Sia  $X$  una variabile aleatoria discreta (reale) che assume una quantità finita di valori  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Si definisce

$$E[X] := \sum_{i=1}^n x_i (p_X)^{x_i} = \sum_{i=1}^n x_i P(X = x_i) \quad (3.3)$$

**Valore Medio** è la somma dei valori assunti da  $X$  "pesati" con le rispettive probabilità.

**Esempio figli** In poche parole se ripetiamo tante volte l'esperimento e ne calcoliamo la media otteniamo il valore medio, per esempio il valore medio della v.a. " $X$  = numero di figli maschi" su una coppia con 2 figli è 1, perchè mediamente una coppia con 2 figli ha almeno 1 figlio maschio.

**Esempio dado** Sia "X = risultato del lancio di un dado regolare a 6 facce".  $E[X] = 3.5$ .

Non è un valore assunto dalla v.a. dato che i numeri sul dado sono solo interi. Si può notare dall'esempio precedente che il valore medio  $E[X]$  non è necessariamente uno dei valori  $x_i$  assunti da X! A maggior ragione,  $E[X]$  non è un valore tipico di X, nè un valore che necessariamente ci aspettiamo di osservare.

Ma allora qual è l'interpretazione del valore medio  $E[X]$ ? A cosa serve?

Di seguito è riportata l'interpretazione frequentista di E che spiega a livello pratica cosa rappresenta.

### Interpretazione frequentista di $E[X]$

Supponendo di ripetere l'esperimento aleatorio un numero elevato di volte  $N \gg 1$  e indicando con  $X_1, X_2, \dots, X_n$  le variabili aleatorie che rappresentano X nelle ripetizioni dell'esperimento si ha con grande probabilità che:

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{N} \simeq E[X] \quad (3.4)$$

### 3.2.3 Proprietà del valore medio

Per ogni variabile aleatoria (reale) X

$$\begin{aligned} E[X + c] &= E[X] + c \\ E[cX] &= cE[X] \end{aligned}$$

Questo vale per ogni costante  $c \in R$

Se X e Y sono due variabili aleatorie che dipendono entrambe dallo stesso esperimento aleatorio, allora:

$$E[X + Y] = E[X] + E[Y]$$

Si dice che il valore medio è un operatore lineare.

**Altre importanti proprietà** Se  $X = c$  (costante) allora  $E[X] = E[c] = c$

Un'altra proprietà importante: Se  $X \geq 0$  allora  $E[X] \geq 0$

### Formula di trasferimento

$$E[f(x)] = \sum_{i=1}^n f(x_i) p_x^{x_i} = \sum_{i=1}^n f(x_i) P(X = x_i) \quad (3.5)$$

### 3.3. VARIANZA E DEVIAZIONE STANDARD CON VALORE MEDIO 21

Valida per ogni funzione  $f : R \rightarrow R$ . In particolare

$$E[X^2] = \sum_{i=1}^n x_i^2 p_X^{x_i} = \sum_{i=1}^n x_i^2 P(X = x_i) \quad (3.6)$$

**Nota per gli esercizi** Queste proprietà servono nel caso in cui ci venga richiesto di calcolare una nuova media  $Y$  in funzione di  $X$ , in questo modo applicando le proprietà non sarà necessario ricalcolare il tutto, ma partendo da  $Y$  e applicando le proprietà di possiamo ricondurre a  $X$  e avere già il risultato.

## 3.3 Varianza e Deviazione standard con valore medio

**Varianza**  $VAR[X] := E[(X - u)^2] \geq 0$  con  $u := E[X]$

**Deviazione Standard**  $SD[X] := \sqrt{VAR[X]}$

**Formula alternativa**  $VAR[X] = E[X^2] - E[X]^2$

La deviazione standard ha la stessa "unità di misura" di  $X$  e fornisce una misura della larghezza (o dispersione) dei valori  $x_i$  assunti da  $X$  rispetto al valore medio  $E[X]$ . Valore medio  $E[X]$  e varianza  $VAR[X]$  sono due numeri reali che riassumono le caratteristiche salienti di una v.a.  $X$  (meglio della sua densità discreta). Sono importanti anche perchè talvolta possono essere calcolati senza conoscere in dettaglio la densità descritta  $p_x$ , ma sfruttando le proprietà di valore medio e varianza.

### 3.3.1 Proprietà della varianza

Per ogni variabile aleatoria (reale)  $X$

- $VAR[X + c] = VAR[X]$
- $VAR[cX] = c^2 VAR[X]$

Per ogni costante reale  $c \in R$

**Osservazione** Diverse dalle proprietà del valore medio!

Varianza =  $(SD)^2 \simeq (\text{larghezza della distribuzione})^2$

Inoltre  $X = c \Leftrightarrow VAR[X] = 0$

**Note per gli esercizi** Stesso discorso della media, le proprietà sono super utili nel caso ci viene richiesto di calcolare una varianza  $Y$  in funzione di  $X$  e già calcolata in precedenza.

### 3.3.2 Dipendenza e indipendenza variabili aleatorie

Siano  $X$  e  $Y$  due variabili aleatorie, che dipendono entrambe dallo stesso esperimento aleatorio. Quanto valre  $VAR[X + Y] = ?$  **dipende da come solo legate  $X$  e  $Y$ !**

**Definizione indipendenza** Due v.a. discrete  $X$  e  $Y$  si dicono indipendenti se gli eventi  $X = x$  e  $Y = y$  sono indipendenti, ossia:

$$P(X = x, Y = y) = P(X = x)P(Y = y)$$

Per ogni scelta di  $x$  e  $y$ .

Intuitivamente conoscere il valore assunto da  $X$  non modifica la probabilità dei valori di  $Y$  e viceversa.

Molto spesso l'indipendenza è assunta in partenza.

**Teorema** Se  $X$  e  $Y$  sono v.a. indipendenti, allora:

$$VAR[X + Y] = VAR[X] + VAR[Y]$$

## 3.4 Distribuzioni notevoli discrete

Consideriamo una variabile aleatoria  $X$ , definita nello spazio di probabilità  $(\Omega, P)$  di un certo esperimento aleatorio:

$$X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

Possiamo calcolare la probabilità  $P(X \in A)$  per ogni  $A \subseteq \mathbb{R}$  (ad esempio per ogni intervallo  $A = (a, b)$ ). L'insieme di tali probabilità definisce la distribuzione (di probabilità) della v.a.  $X$ . Per v.a. discrete, la distribuzione di  $X$  è determinata dalla discreta  $p_x$ :

$$P(X \in A) = \sum_{x_i \in A} P(X = x_i) = \sum_{x_i \in A} p_X(x_i)$$

Per tale ragione con abuso di notazione, per una v.a. discreta si può chiamare **distribuzione** la **densità discreta**.

## 3.5 Classificazione distribuzioni discrete più importanti

### Bernoulli

Si chiama Bernoulli una v.a.  $X$  che può **assumere soltanto i valori 0 e 1** cioè

$$X(\Omega) = \{0, 1\}$$

Dato che la somma di tutti i valori che può assumere è 1 si ottiene

$$p_x(x) = P(X = x) = \begin{cases} p & \text{se } x = 1 \\ 1 - p & \text{se } x = 0 \end{cases} \quad \text{cioè} \quad \begin{cases} P(X = 1) = p \\ P(X = 0) = 1 - p \end{cases}$$

Quindi  $X$  è Bernoulli  $\Leftrightarrow$  la sua densità discreta è di questa forma, per un  $p \in [0, 1]$ .

Scriveremo  $X \sim \text{Be}(p)$ .

**Valore Medio**  $E[X] = p$

**Varianza**  $\text{Var}[X] = E[X^2] - E[X]^2 = p - p^2 = p(1 - p)$

### Binomiale

Consideriamo un esperimento aleatorio costituito da "prove ripetute e indipendenti", dove ciascuna prova può avere due soli esiti "successo" = 1, "insuccesso" = 0, con una probabilità di successo  $p \in [0, 1]$  fissata.

### Esempi

- Lancio ripetutamente una moneta o un dado
- Guardo se i figli/e di una coppia sono M o F
- estraggo persona da una popolazione molto ampia (successo = elettore del candidato A)

Siano

- $n \in \mathbb{N}$  numero totale di prove
- $p \in [0, 1]$  probabilità di successo in ciascuna prova

Consideriamo quindi la v.a.  $X$ := numero di successo che si verificano nelle  $n$  prove.

La distribuzione di  $X$  è detta binomiale di parametri  $n$  e  $p$  e indicata con  $X \sim \text{Bin}(n, p)$

**Osservazione** Per  $n=1$  ritroviamo Bernoulli:  $\text{Bin}(1, p) = \text{Be}(p)$   
La distribuzione di  $X$  per costruzione è

$$X(\Omega) = \{0, 1, 2, \dots, n\}$$

Inoltre la densità discreta è data da:

$$p_x(k) = P(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \text{ per } k = 0, 1, \dots, n$$

Dove:

- $\binom{n}{k} \rightarrow$  scelte di quali prove hanno successo  $\rightarrow$  combinazioni
- $p^k \rightarrow$  probabilità di  $k$  successi fissati
- $(1-p)^{n-k} \rightarrow$  probabilità di  $(n-k)$  insuccessi fissati

In definitiva, **una v.a.  $X$  è binomiale** di parametri  $n$  e  $p$ ,  $X \sim \text{Bin}(n, p)$ , se ha questa densità discreta.

Se  $X \sim \text{Bin}(n, p)$

**Valore Medio**  $E[X_i] = np$

**Varianza**  $\text{Var}[X_i] = np(1-p)$

## Poisson

Una v.a.  **$X$  si dice Poisson di parametro  $\lambda \in (0, \infty)$** , e si scrive  $X \sim \text{Pois}(\lambda)$ , se  $X(\Omega) = \mathbb{N}_0 = 0, 1, 2, \dots$ :

$$p_X(k) = P(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} \text{ per } k = 0, 1, 2, \dots$$

Si può ottenere una v.a. di Poisson  $X \sim \text{Pois}(\lambda)$  come opportuno limite di una v.a. binomiale  $Y \sim \text{Bin}(n, p)$  quando

$$n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0 \text{ con } np = \lambda \text{ cioè } p = \frac{\lambda}{n}$$



**Valore Medio e Varianza** Se  $X \sim \text{Pois}(\lambda)$

- $E[X] = \lambda$
- $\text{Var}[X] = \lambda$

**Poisson in pratica ed Esempi** Le v.a. di Poisson sono approssimazioni per v.a. che contano il "numero di successi" quando si considera una grande quantità di prova la cui probabilità di successo è "piccola".

Qui di seguito alcuni esempi:

- Numero di accessi a una pagina web in un'ora
- Numero di nascite in un ospedale in una giornata
- Numero di cliente in un ufficio postale in una mattinata

## Geometrica

Una v.a. **X si dice geometrica di parametro**  $p \in (0, 1]$  e si scrive  $X \sim \text{Geo } p$ , se  $X(\Omega) = \mathbb{N} = 1, 2, 3, \dots$ :

$$p_x(k) = P(X = k) = p(1 - p)^{k-1} \text{ per } k = 1, 2, 3, \dots$$

Si può ottenere una v.a.  $\text{Geo}(p)$  a partire da una successione infinita di prove ripetute e indipendenti, con probabilità di successo  $p$ , e considerando la v.a.

$T :=$  istante del primo successo

Dove l'istante è il numero della prova.

Ad esempio, indicando con  $X_i \sim \text{Be}(p)$  per  $i = 1, 2, 3, \dots$  la v.a. che vale 1 se la  $i$ -esima prova ha successo, si ha

$$P(T = 1) = P(X_1 = 1) = p$$

$$P(T = 2) = P(X_1 = 0, X_2 = 1) = P(X_1 = 0)P(X_2 = 1) = (1 - p)p$$

e in generale

$$P(T = k) = P(X_1 = 0, \dots, X_{k-1} = 0, X_k = 1) = (1 - p)^{k-1}p$$

**Valore Medio e Varianza** se  $X \sim \text{Geo}(p)$

- $E[X] = \frac{1}{p}$
- $\text{Var}[X] = \frac{1-p}{p^2}$

**Note per gli esercizi** Quando ho un esercizio che riguarda l'estrazione di un elemento  $n$  volte, tramite una serie di prove ripetute e indipendenti, con probabilità di successo  $p$ , come lancio di dadi o estrazioni di una pallina colorata con reimmissione allora si tratta di una v.a. con distribuzione geometrica.

### 3.6 Variabili aleatorie continue

Esperimento aleatorio  $\rightarrow$  spazio di probabilità  $(\Omega, P)$

Variabile aleatoria  $\rightarrow$  funzione  $X : \Omega \rightarrow R$

Fin'ora abbiamo studiato v.a. discrete, che assumono un insieme finito oppure infinito numerabile di valori  $X(\Omega) = x_1, x_2, \dots$ , dove la distribuzione  $X$  è determinata dalla densità discreta:

$$P_x^{x_i} = P(X = x_i)$$

$$P(X \in A) = \sum_{x_i \in A} P_x^{x_i} \quad (3.7)$$

Consideriamo ora una classe "complementare" di v.a., dette **assolutamente continue** che assumono un insieme infinito più che numerabile di valore, come ad es. un intervallo di  $R$ :  $[0, 1]$   $[0, +\infty)$   $(-\infty, +\infty)$

Una v.a. è **assolutamente continua** se la sua distribuzione è determinata da una funzione  $f_x(x)$ , a valori positivi, detta densità della v.a.  $X$ , nel modo seguente:

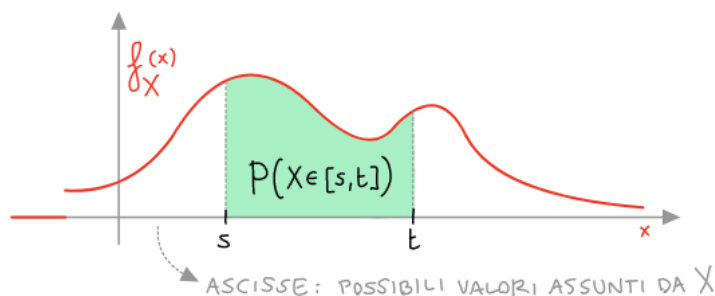
$$P(X \in A) = \int_A f_x(x) dx$$

In particolare:

$$P(X \in [s, t]) = \int_s^t f_x(x) dx$$

con  $-\infty \leq s \leq t \leq +\infty$

Area sotto il grafico di  $f_x$  tra i punti  $s$  e  $t$



In altre parole una variabile aleatoria continua può assumere qualunque valore in un certo intervallo. Esempi di variabile aleatoria continua possono essere il tempo impiegato a portare a termine un esperimento scientifico o il peso di un individuo.

Ogni v.a.  $X$  ha una curva associata. Questa curva, nota come funzione di densità di probabilità, può essere usata per ottenere le probabilità associate a una v.a.

Visto che  **$X$  assume sempre un valore, otteniamo che l'area totale sottesa dalla curva deve essere uguale a 1.**

Inoltre visto che l'area sotto il grafico di una funzione di densità di probabilità tra i punti  $a$  e  $b$  non varia se gli estremi sono inclusi o esclusi otteniamo che:

$$P\{a \leq X \leq b\} = P\{a < X < b\}$$

Questo significa che la probabilità che una variabile aleatoria continua rientri in un intervallo non cambia se includiamo o no gli estremi.

La curva di densità di probabilità di una v.a.  $X$  non scende mai sotto all'asse  $x$  ha la proprietà che l'area delimitata da essa e dall'asse  $x$  è sempre uguale a 1.

La curva determina le probabilità di  $X$  in questo modo l'area sottesa dalla curva tra i punti  $a$  e  $b$  è uguale alla probabilità che  $X$  assuma un valore compreso tra  $a$  e  $b$ .

### Analogie tra v.a ass. continua e discreta

Ci sono analogie formali tra le 2:

- $X$  ass. continua  $P(X \in [s, t]) = \int_s^t f_x(x) dx$  **Integrale**
- $X$  discreta  $P(X \in [s, t]) = \sum_{x_i \in [s, t]} p_x(x_i)$  **Somma**

Ma anche importanti differenze!

Se  $X$  è assolutamente continua:

$$\forall x \in R : P(X = x) = 0$$

$$P(X \in [s, t]) = P(X \in (s, t))$$

In particolare:  $f_x(x)$  **NON** è  $P(X = x)$ , tranne dove  $f_x(x) = 0$

**Proprietà** La densità di una v.a. assolutamente continua  $X$  è una funzione  $f_x : R \rightarrow R$  (integrabile) tale che:

- $f_x(x) \geq 0 \forall x \in R$
- $\int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) dx = 1$  Area totale sotto il grafico di  $f_x$

**Osservazione**  $1 = P(X \in (-\infty, +\infty)) \neq \sum_{x \in (+\infty, -\infty)} P(X = x) = 0$   
 Dato che  $X \in (+\infty, -\infty)$  è più che numerabile!

### 3.6.1 Variabile uniforme continua

Fissiamo un intervallo limitato  $[a, b]$  ( $-\infty < a < b < +\infty$ ).

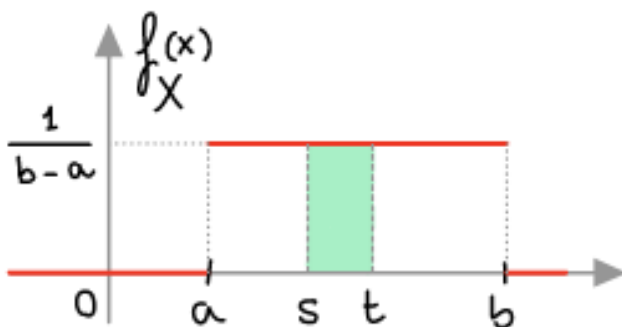
Una v.a.  $X$  si dice uniforme continua in  $[a, b]$  e si scrive  $X \sim U(a, b)$  se  $X$  è ass. cont con densità

$$f_x = \begin{cases} c & \text{se } x \in [a, b] \\ 0 & \text{se } x \notin [a, b] \end{cases}$$

con  $c = \frac{1}{b-a}$

Dato un intervallo  $[s, t] \subseteq [a, b]$

$$P(X \in [s, t]) = \int_s^t f_x(x) dx = \frac{1}{b-a} \int_s^t 1 dx = \frac{t-s}{b-a} = \frac{\text{Lungh. di } [s, t]}{\text{Lungh. di } [a, b]}$$



**Osservazione** Si può mostrare che a partire da una v.a.  $U(0,1)$  è possibile generare una v.a. con distribuzione arbitraria!

**Valori assunti da una V.A assolutamente continua**

$$X(\Omega) = \{x \in \mathbb{R} : f_x(x) > 0\}$$

**NB**  $f_x(x)$  NON è  $P(X = x)$ , la densità di una V.A. Continua non è la densità discreta e soprattutto NON è la probabilità di assumere il valore  $x$ .

### 3.6.2 Valori assunti da una V.A. assolutamente continua

La densità di una V.A. assolutamente continua  $X$  è una funzione  $f_x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  (integrabile) tale che:

$$f_x(x) \geq 0 \quad \forall x \in \mathbb{R}$$

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

Le v.a. assolutamente continue sono necessariamente definite su uno spazio campionario  $\Omega$  infinito più che numerabile.

$$X(\Omega) = \{x \in \mathbb{R} : f_x(x) > 0\}$$

## 3.7 Valore medio e Varianza di V.A. Assolutamente Continue

Le definizioni di  $E[X]$  e  $\text{Var}[X]$  per  $X$  ass. continua ricalcano quelle date per v.a. discrete.

$$E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_x(x) dx$$

### Varianza

$$E[X^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f_x(x) dx$$

Si definisce  $SD[X] := \sqrt{\text{Var}[X]}$

**Tutte le proprietà valide nelle v.a. discrete continuano a valere** In particolare:

$$E[X + c] = E[X] + c \quad E[cX] = cE[X] \quad E[X + Y] = E[X] + E[Y]$$

$$\text{Var}[X + c] = \text{Var}[X] \quad \text{Var}[cX] = c^2 \text{Var}[X]$$

Se  $X$  e  $Y$  sono indipendenti

### 3.8 V.A. Esponenziale

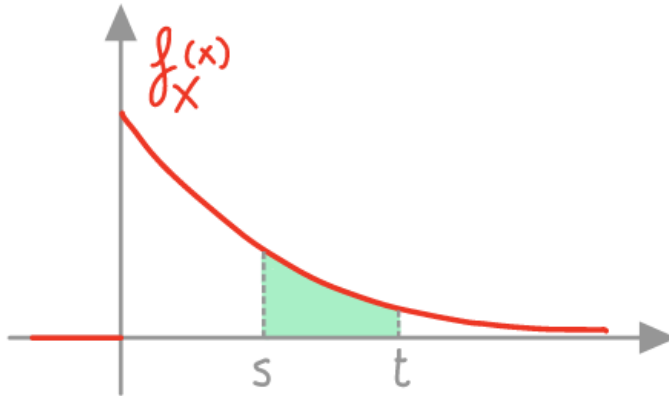
Misuro il tempo di emissione  $X$  di una particella radioattiva da un atomo, con "tempo medio di emissione"  $\tau$ . Sia  $\lambda = \frac{1}{\tau}$ . Descriviamo  $X$  con una v.a. assolutamente continua:

$$f_X(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

Una v.a.  $X$  con tale densità è detta Esponenziale di parametro  $\lambda \in (0, \infty)$  e si scrive  $X \sim \text{Exp}(\lambda)$ .

Per ogni intervallo  $[s, t] \subseteq [0, \infty]$ :

$$\begin{aligned} P(X \in [s, t]) &= \int_s^t f_X(x) dx = \int_s^t \lambda e^{-\lambda x} dx = [-e^{-\lambda x}]_s^t = \\ &= e^{-\lambda s} - e^{-\lambda t} \end{aligned}$$



### 3.9 Funzione di Ripartizione

Le funzioni di ripartizione ci permettono di capire di che tipo di variabile aleatoria stiamo parlando.

$$F_X(x) = P(X \leq x)$$

A livello probabilistico è la probabilità che  $X$  sia minore o uguale a  $x$ .

- $F_X$  è ben definita per ogni v.a.  $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ , sia che la v.a. sia discreta, ass. continua, o nè l'una nè l'altra.

- $F_x$  determina la distribuzione della v.a.
- $F_x$  è legata alla densità discreta/densità di  $X$

$$F_X(x) = \begin{cases} \sum_{x_i \in (-\infty, x]} p_X(x_i) & \text{se } X \text{ è discreta} \\ \int_{-\infty}^x f_x(t) dt & \text{se } X \text{ è assolut. continua} \end{cases}$$

La funzione di ripartizione è utile soprattutto per v.a. assolutamente continue, su cui ci concentreremo nel seguito. Mostriamo comunque un esempio per una v.a. discreta.

**Esempio Bernoulli** Sia  $X \sim \text{Be}(p)$  con  $p \in (0, 1)$ .

$$X(\Omega) = 0, 1 \quad p_x 0 = 1 - p, \quad p_x(1) = p$$

Allora  $F_x(x) = P(X \leq x)$  vale:

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < 0 \\ 1 - p & \text{se } 0 \leq x < 1 \\ 1 & \text{se } x \leq 1 \end{cases}$$

### Teorema di ripartizione di V.A. Discrete

- $X$  è v.a. discreta  $\Leftrightarrow F_x$  è costante a tratti.
- Valori assunti  $x_i \Leftrightarrow$  Punti di discontinuità di  $F_x$
- Densità discreta  $\Leftrightarrow$  Ampiezze dei salti

$$p_X(x_i) = F_X(x_i) - F_X(X_i^-)$$

$$F_X(x_i^-) = \lim_{t \rightarrow x_i^-} F_X(t)$$

### Funzione di ripartizione di V.A. Assolut. Continue

$X$  v.a. assolutamente continua  $\Leftrightarrow F_X$  è una funzione continua ed è derivabile a tratti.

$$\text{Densità} \quad f_X(x) = (F_X)'(x) \quad (3.8)$$

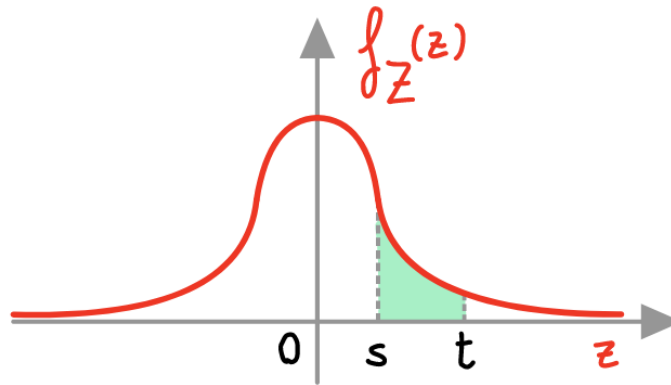
### 3.10 Variabili aleatorie Normali

L'ultima classe che vedremo e la più importante, è quella delle variabili aleatorie normali o Gaussiane.

Una v.a.  $Z$  si dice **Normale Standard** (si scrive  $Z \sim N(0, 1)$ ), se è assolutamente continua con densità:

$$f_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} \quad \forall z \in \mathbb{R}$$

$$\rightarrow Z(\Omega) = (-\infty, +\infty)$$



Come si può notare la forma "a campana" è simmetrica rispetto all'origine.

$$\text{"STANDARD"} = \begin{cases} E[Z] = 0 \\ \text{Var}[Z] = 1 \end{cases} \quad (3.9)$$

Dato un intervallo  $[s, t] \subseteq \mathbb{R}$

$$P(Z \in [s, t]) = \int_s^t f_Z(z) dz \quad (\text{come per ogni v.a. assolutamente continua})$$

Purtroppo questo integrale non si può calcolare esattamente (la densità  $f_Z(z)$  non ammette primitiva esplicita).

Introduciamo la funzione di ripartizione di  $Z$ , indicata  $\Phi$ .

$$\Phi(z) = F_Z(z) = P(Z \leq z) = \int_{-\infty}^z f_Z(t) dt$$

Anche questa funzione non si può calcolare esattamente, ma i valori di  $\Phi(z)$  per  $z \geq 0$  sono riportati in una tavola.

I valori di  $\Phi(z)$  per  $z < 0$  si ricavano con la formula

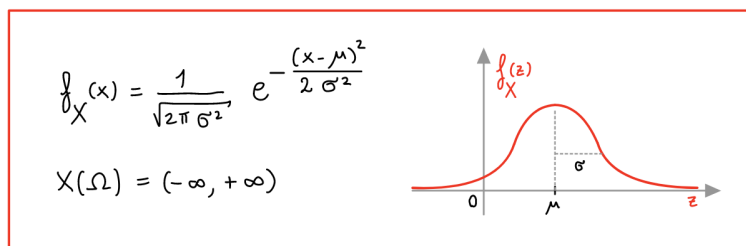
$$\Phi(z) = 1 - \Phi(-z)$$



Grazie alla tavola, è come se conoscessimo  $\Phi(z) = F_Z(z)$ . Possiamo allora calcolare la probabilità degli intervalli:

$$P(Z \in [s, t]) = F_Z(t) - F_Z(s) = \Phi(t) - \Phi(s)$$

Siano ora  $\mu \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma \in (0, \infty)$ . Una v.a.  $X$  si dice **Normale con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$** , si scrive  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , se  $X$  è assolutamente continua con



La densità di  $f_X$  di  $X$  si ottiene dalla densità di  $f_Z$  di  $Z \sim N(0, 1)$  mediante una traslazione e un riscalamento:

$f_X$  : grafico "a campana" centrata in  $\mu$ , "ampiezza"  $\sigma$

Ci si può sempre ricondurre a una v.a. Normale Standard  $Z$ :

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

**Viceversa**

$$Z \sim N(0, 1) \rightarrow X = \sigma Z + \mu \sim N(\mu, \sigma^2)$$

Si deduce, in particolare che  $\mu$  e  $\sigma^2$  sono media e varianza:

$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \rightarrow E[X] = \mu \quad \text{Var}[X] = \sigma^2$$

Il fatto che ci si può ricondurre a una v.a. normale standard è un caso particolare della seguente proprietà:

**Teorema** Se  $X$  è normale  $\rightarrow Y = aX + b$  è normale  $\forall a \neq 0, b \in \mathbb{R}$   
 $X \sim N(\mu, \sigma^2) \rightarrow Y \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$

- $E[Y] = aE[X] + b$
- $\text{Var}[Y] = a^2\text{Var}[X]$

**Teorema**  $X$  e  $Y$  normali indipendenti  $\rightarrow X + Y$  è normale.

$$X \sim N(\mu_x, \sigma_x^2), Y \sim N(\mu_y, \sigma_y^2) \text{ indep.} \rightarrow X + Y \sim N(\mu_x + \mu_y, \sigma_x^2 + \sigma_y^2)$$

## **Vettori Aleatori - Non presenti agli esami**

Completare - vedi commento nel codice

### **3.11 Legge dei grandi numeri**

Completare - vedi commento nel codice

# Capitolo 4

## Teoremi di convergenza

Siano  $X_1, X_2 \dots$  successione di Variabili aleatorie indipendenti identicamente distribuite (V.A I.I.D.).

Discrete  $\rightarrow p_x(x) = p(x)$

Absolutamente continue  $\rightarrow f_{x_i}(x) = f(x)$

Per osservare  $X_1, X_2$  devo raccogliere dei dati, il problema è che  $p(x), f(x)$  non sono completamente note.

**Statistica inferenziale** Dalle osservazioni posso fare delle deduzioni (Inferenze) sulla distribuzione comune di  $X_1, X_2$  ossia su  $p(x)$  e  $f(x)$ .

Non posso osservare tutte le V.A per questo ne scelgo casualmente  $n$ .

$X_1, \dots, X_n$  Campione aleatorio di ampiezza  $n$ . Lavoreremo con variabili aleatorie che siano funzioni del campione aleatorio, cioè del tipo  $g(x_1, \dots, x : n)$

**Statistica campionaria** Dato un campione aleatorio  $X_1, \dots, X_n$  una statistica campionaria è una qualunque funzione del campione:

$$g(X_1, \dots, X_n) \quad (g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R})$$

**Esempio di statistica campionaria** Media campionaria

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

### 4.1 Distribuzione di $\bar{X}$

$$\mathbb{P}(a < \bar{X}_n \leq b) = \mathbb{P}\left(\frac{a - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} < \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq \frac{b - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right)$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(\bar{X}_n) &= \frac{\sigma^2}{n} \\ \frac{\sigma}{\sqrt{n}} &= \sqrt{\text{Var}}\end{aligned}$$

## 4.2 Teorema del limite centrale

Siano  $X_1, \dots, X_n$  v.a i.i.d. (Variabili aleatorie indipendenti identicamente distribuite)  $E(i) = \mu$  e  $\text{Var}X_i = \sigma^2$  (con media e varianza finite).

$$\mathbb{P}\left(\frac{X_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq t\right) \rightarrow \Phi(t) \quad n \rightarrow +\infty$$

Dove  $\Phi$  è la funzione di ripartizione di una V.A  $Z \sim N(0, 1)$

$$\Phi(t) = \mathbb{P}(Z \leq t)$$

**Condizione per usare l'approssimazione normale** Abbiamo definito che solo con  $n \geq 30$  si può usare l'approx per semplicità, in realtà non è semplice dare un criterio univoco dato che dipende dall'asimmetria del campione di partenza.

**Nota per i campioni discreti** Quando ho un campione discreto è sempre necessario applicare la correzione di continuità

## Note per esercizi

- Riconosci la distribuzione notevole
- Ricava media e Var
- Scrivi la formula che ti serve (es P che una va sia  $\leq$  di n)
- Effettua la correzione di continuità se si tratta di una VA discreta
- Verifica se  $n \geq 30$ , questo per verificare se si può applicare il TLC (teorema del limite centrale)
- Sottrai media e dividi per  $\sqrt{\text{Var}}$
- Se hai  $>$  come segno, anziché  $\mathbb{P}$  dovrai trovare  $1 - \mathbb{P}$  e invertire il segno in  $<$
- Se trovi un valore  $z$  negativo all'interno di  $\Phi(z)$  dovrai calcolare  $1 - \Phi(-z)$ , quindi rendere positivo  $z$ , calcolare il suo  $\Phi$  e sottrarlo a 1

# Capitolo 5

## Stima di parametri

In questo capitolo vedremo come usare i dati campionari per stimare una media, una varianza o una proporzione della popolazione. Verranno discusse le stime puntuali che sono stime a valore singolo del parametro. Verrà considerato poi l'errore standard di queste stime. Inoltre considereremo gli intervalli di confidenza, che contengono il parametro con un certo livello di confidenza.

### 5.1 Statistica inferenziale

La **statistica inferenziale** ha lo scopo di definire in modo non ambiguo e quantitativo la plausibilità di un'inferenza.

La plausibilità di un'inferenza dipende dal modo con cui è stato selezionato il campione di  $n$  individui della popolazione. La corretta metodologia di campionamento è la **scelta casuale**.

Per la casualità del campionamento utilizzo il calcolo delle probabilità.

Quando parleremo di popolazione tratteremo sempre  $N$  molto grandi rispetto alla numerosità del campione.

**Popolazione** V.A. i.i.d. con la stessa distribuzione  $\leftrightarrow$  legge  $F$ .

Consideriamo il caso in cui  $F$  è nota a meno di qualche parametro incongito.

**Modello statistico parametrico** Famiglia di leggi note a meno di uno o più parametri.

- Caso discreto:  $p(x; \Theta)$  Densità discreta  $p(x; \Theta) : \mathbb{P}_{\Theta}(X = x)$
- Caso continuo: densità  $f(x; \Theta)$

**Attenzione** Non confondere le V.A. con le osservazioni

- $X_1, \dots, X_n$  sono le v.a.
- $x_1, \dots, x_n$  sono le osservazioni

**Esempi di modelli statistici** Esempi di modelli statistici sono:

- Modello di Bernoulli
- Modello esponenziale
- Modello normale

Dato  $(X_1, \dots, X_n)$  campione casuale, si definisce **Statistica** una funzione del campione, ossia una v.a.  $T$  della forma

$$T = f(X_1, \dots, X_n)$$

**Esempi di statistiche**

- $\bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$  Media campionaria (v.a.)
- $S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$  Varianza campionaria (v.a.)

## 5.2 Statistica parametrica e Stimatori

Il primo obiettivo della statistica inferenziale è fornire una stima dei parametri incogniti.

**Stimatori** Uno **Stimatore** è una statistica il cui valore dipende dal particolare campione che è stato estratto. Il valore dello stimatore, **la Stima**, viene usato per predire il valore di un parametro della popolazione. particolari statistiche che servono a stimare i parametri incogniti.

**Stimatori Puntuali** Sono valori singoli che speriamo siano prossimi ai parametri stimati.

**Stimatori intervallari** Meglio noti come **Intervalli di confidenza**, in questo caso non rappresentano un singolo valore, ma un intervallo in cui ci aspettiamo che il parametro rientri. Ci occupiamo anche di determinare quanta confidenza associare a un dato intervallo, cioè quanto possiamo essere sicuri che il parametro si trovi in questo intervallo.

**Definizione Stimatore Corretto** Uno **Stimatore**  $T$  si dice **Non Distorto o Corretto** se:

$$\mathbb{E}_\Theta T : \mathbb{E}_\Theta(g(X_1, \dots, X_n)) = \Theta$$

Dove  $E_\Theta$  è il valore medio rispetto alla probabilità di  $P_\Theta$ .

**In parole povere** Uno stimatore il cui valore atteso è uguale al parametro che si vuole stimare si dice **corretto** per quel parametro.

$\bar{X}_n$  è lo stimatore non distorto di

- $p$  in un modello di Bernoulli
- $\lambda$  in un modello di Poisson
- $\frac{1}{\lambda}$  in un modello esponenziale
- $\mu$  in un modello normale

**Osservazione** La proprietà di essere non distorto NON è stabile per trasformazioni, ad esempio nel modello esponenziale  $X_n$  è stimatore non distorto di  $\frac{1}{\lambda}$ , ma si ha che  $\frac{1}{(\bar{X})_n}$  NON è uno stimatore non distorto di  $\lambda$ .

**Stimatore consistente** Uno stimatore non distorto di  $\Theta$  si dice **Consistente** se, quando  $n \rightarrow +\infty$

$$\text{Var}_\Theta(T) \rightarrow 0$$

Quando abbiamo un campione casuale estratto da una popolazione con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$  finite si ha sempre che  $\bar{X}_n$  è **uno stimatore consistente di  $\mu$** :

$$\text{Var}_\sigma(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0 \quad n \rightarrow +\infty$$

Stimatore di  $\Theta = g(X_1, \dots, X_n) \rightarrow \text{V.A.}$

Stima di  $\Theta : f(x_1, \dots, X_n) \rightarrow \text{Numero.}$

Stima di  $\mu$  per un campione casuale  $X_1, \dots, X_n$  di cui osserviamo  $x_1, \dots, x_n$ .

$$\hat{\mu} = \bar{x}_n = \frac{x_1 + \dots + x_n}{n}$$

### 5.3 Errore standard

Supponiamo di considerare un campione casuale con media  $\mu$  incognita e varianza  $\sigma$  nota:

$$\text{Var} \bar{X}_n = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$\text{SD}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad \text{deviazione standard SD}$$

Se si pensa  $\bar{X}_n$  come stimatore di  $\mu$ ,  $\text{SD}(\bar{X}_n)$  prende il nome Di **errore standard**, esso rappresenta l'errore commesso stimando  $\mu$  con  $\bar{X}_n$ .

Ora consideriamo un modello statistico con **varianza incognita**.

In statistica descrittiva: siano  $n$  osservazioni  $(x_1, \dots, x_n)$ ;

$$s_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x}_n)^2$$

É sensato introdurre in un modello statistico con varianza  $\sigma^2$  incognita lo stimatore

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X}_n)^2$$

Se nel modello statistico con varianza  $\sigma^2$  incognita **la media è nota**, si ha che lo stimatore:

$$\bar{S}_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_u - \mu)^2$$

è uno stimatore corretto di  $\sigma^2$ .

### 5.4 Chi quadrato

#### Distribuzione delle statistiche campionarie

**Campione normale**  $X_1, \dots, X_n$  campione casuale  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

$$\bar{X}_n \sim \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

Standardizzando otteniamo

$$\frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim \mathcal{N}(0, 1)$$



Per caratterizzare la legge di  $S_n^2$  e di  $\bar{S}_n^2$  dobbiamo introdurre una nuova distribuzione continua

$$\chi^2(n)$$

Si dice legge **chi quadrato con n gradi di libertà** la legge di una v.a.

$$Y = \sum_{i=1}^n Z_i^2, \quad z_1, \dots, z_n \text{ i.i.d. } \mathcal{N}(0, 1)$$

Dove Y è una v.a.  $\geq 0$  con densità  $f_r(t) = c_n t^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{t}{2}}$  per  $t > 0$

Si ha  $\mathbb{E}(Y) = n$  e  $\text{Var}(Y) = 2n$

Per  $n = 2$  è la legge  $\exp(\frac{1}{2})$

Per n grande vale l'approssimazione della legge  $\chi^2(n)$  con una  $\mathcal{N}(n, 2n)$

**Proposizione** Sia  $(X_1, \dots, X_n)$  campione casuale estratto da una popolazione  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

1.  $\sum_{i=1}^n (\frac{X_i - \mu}{\sigma})^2 \sim \chi^2(n)$
2.  $\sum_{i=1}^n (\frac{X_i - \bar{X}_n}{\sigma})^2 \sim \chi^2(n-1)$
3. se  $S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$   
 $(n-1) \frac{S_n^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$
4.  $S_n^2$  e  $\bar{X}_n$  sono indipendenti

Riassumendo  $\chi^2$  ci serve per la distribuzione della legge delle varianze campionarie

## 5.5 Distribuzione t di student

**Definizione Wikipedia** Nella teoria delle probabilità la distribuzione di Student, o t di Student, è una distribuzione di probabilità continua che governa il rapporto tra due variabili aleatorie, la prima con distribuzione normale e la seconda, al quadrato, segue una distribuzione chi quadrato.

Questa distribuzione interviene nella stima della media di una popolazione che segue la distribuzione normale, e viene utilizzata negli omonimi test t di Student per la significatività e per ogni intervallo di confidenza della differenza tra due medie.

**Definizione matematica** Si dice legge di **t di student con n gradi di libertà** la legge di una v.a.

$$T = \frac{z}{\sqrt{\frac{Y}{n}}}$$

$$z \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$$Y \sim \chi^2(n)$$

Z e Y sono indipendenti.

$$\mathbb{E}(T) = 0 \quad \text{Var}[T] = 1$$

T è una v.a. continua con densità

$$f_T(t) = c_n \left(1 + \frac{t^2}{n}\right)^{-\frac{(n+1)}{2}}$$

$c_n$  è una costante che fa risultare l'integrale della  $f = 1$ .

**Proposizione** Sia  $X_1, \dots, X_n$  un campione casuale estratto da una popolazione  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ . Allora

$$\frac{\bar{X}_n - \mu}{\sqrt{\frac{s_n^2}{n}}} \sim t(n-1)$$

## 5.6 Parte pratica

Cosa dovremo saper calcolare di queste variabili aleatorie? I loro percentili.

X v.a.

$P(X \leq q_\alpha) = \alpha$  Fissato  $\alpha$ , trovare  $q_\alpha$ .

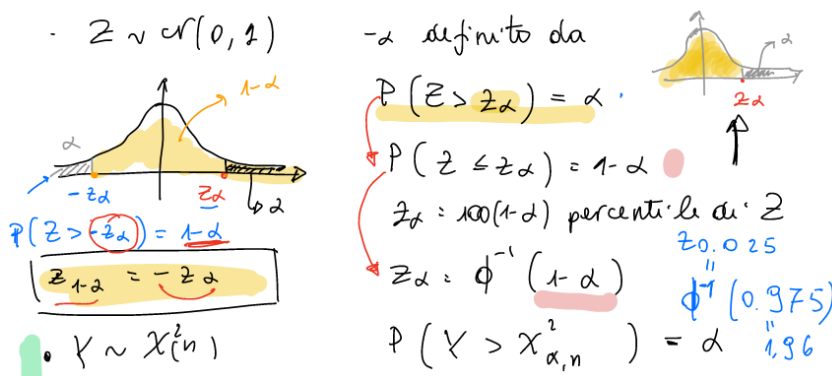
$q_\alpha = \alpha$  - esimo quantile o  $100\alpha$  - percentile di X.

- $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$        $z_\alpha$  t.c.  $\mathbb{P}(Z > z_\alpha) = \alpha$
- $T \sim t(n)$        $t_{\alpha,n}$  t.c.  $\mathbb{P}(T > t_{\alpha,n}) = \alpha$
- $Y \sim \chi^2 n$        $\chi_{\alpha,n}^2$  t.c.  $\mathbb{P}(Y > \chi_{\alpha,n}^2) = \alpha$
- $z_\alpha, t_{n,\alpha}, \chi_{m,\alpha}^2$        $100(1 - \alpha)$ percentili (di  $Z, T, Y$ )

$$Z \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad \alpha \text{ definito da}$$

$$\begin{aligned}
P(Z > z_\alpha) &= \alpha \\
P(Z \leq z_\alpha) &= 1 - \alpha \\
z_\alpha &= 100(1 - \alpha) \text{ percentili di } Z \\
z_\alpha &= \Phi^{-1}(1 - \alpha) \\
P(Y > \chi^2_{\alpha, n}) &= \alpha
\end{aligned}$$

La simmetria di T student è la stessa della normale.  
Mentre per la  $\chi^2$  non ci sono simmetrie.



## 5.7 Stima per intervalli - Intervalli di confidenza

Stima per intervalli della media - campione normale  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ , con  $\sigma^2$  nota.

La qualità della stima dipende da

- Livelli di confidenza: maggiore è il livello, più è affidabile è la stima
- Ampiezza dell'intervallo =  $2E$ : più è piccolo, più è precisa la stima

$$E = Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

E cresce se  $\alpha$  diminuisce (ossia se la confidenza aumenta) fissati  $n$  e  $\sigma$ . E diminuisce al crescere di  $n$  (come  $\frac{1}{\sqrt{n}}$ ).

### Estremi Inferiori e Superiori di Confidenza Per la media di una popolazione normale con varianza nota.

Per la media di una popolazione normale con varianza nota.

Determinare se la media di una popolazione è maggiore o minore di un certo

valore.

Useremo ancora  $\frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} = \sqrt{n} \frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$

Confidenza:  $100(1 - \alpha)\%$

$$\mathbb{P}\left(\frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} < z_\alpha\right) = 1 - \alpha$$

$$\mathbb{P}(\mu > \bar{X}_n - z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}) = -\alpha$$

Un estremo inferiore di confidenza al  $100(1 - \alpha)\%$  per la media di una popolazione normale con varianza nota è dato da

$$\bar{X}_n - z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

La sua realizzazione (dai dati campionari) è:

$$\bar{x}_n - z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

### **Intervalli di confidenza per la media di una popolazione normale con varianza incognita**

Completare ————— Possiamo dire:

- Confidenza maggiore  $\rightarrow$  E aumenta (a parità del campione), però la stima è più affidabile
- Estremo inferiore di confidenza al  $100(1 - \alpha)\%$
- Estremo superiore di confidenza al  $100(1 - \alpha)\%$

### **Intervalli di confidenza per la varianza di una popolazione normale**

# Capitolo 6

## Verifica di Ipotesi

**Ipotesi statistica** Un'ipotesi Statistica è un'affermazione sulla distribuzione della popolazione in esame.

Può essere espressa in termini di un parametro (**Test Parametrici**), oppure può riguardare la natura della distribuzione della popolazione o altre caratteristiche (**Test Non Parametrici**): es verificare se una popolazione ha distr. normale, verifica l'indipendenza.

Verificare un'ipotesi statistica significa verificare se è compatibile con i dati del campione.

Un'ipotesi statistica denotata con  $H_0$  è detta **Ipotesi Nulla**.

La negazione di  $H_0$  è denotata con  $H_1$  e viene definita **Ipotesi Alternativa**.

L'ipotesi nulla viene rifiutata se risulta incompatibile con i dati del campione, altrimenti NON viene rifiutata.

Lo scopo della **Verifica di Ipotesi** è trovare una regola che sulla base dei dati campionari permetta di rifiutare o meno. Per questo si utilizzerà un'opportuna statistica detta **Statistica del Test**. A seconda del suo valore assunto sui dati campionari si rifiuterà o meno.

Un test per la verifica dell'ipotesi nulla  $H_0$  contro l'ipotesi alternativa  $H_1$  consiste nel trovare una **regione C**, detta **Regione Critica o Regione di Rifiuto** tale che se  $(x_1, \dots, x_n) \in C$  si rifiuta  $H_0$ , quindi si accetta  $H_1$ , tale regione sarà calcolata utilizzando la statistica del test.

### 6.1 Possibili errori durante il calcolo della regione critica

Durante il calcolo della regione critica possiamo incorrere in due tipi di errore

- Errore di prima specie (o tipo): si rifiuta  $H_0$  e  $H_0$  è vera

- Errore di seconda specie (o tipo): si accetta  $H_0$  e  $H_0$  è falsa

La regione critica ideale dovrebbe rendere piccola la probabilità di commettere entrambi gli errori, ma questo in genere è impossibile: restringendo la regione critica diminuisce la prob. di commettere un errore di prima specie, ma non può aumentare la prob. di commettere un errore di seconda specie e viceversa.

Di solito si controlla la prob. di errore di prima specie.

$\alpha =$  **livello di significatività del test** Fissare  $\alpha$  piccolo ( $\alpha = 0.10, 0.05, 0.01$ ) e chiedere che la prob. di rifiutare  $H_0$  quando è vera sia  $\leq \alpha$ . Ossia un test per la verifica di  $H_0$  con regione critica  $C$  ha livello significatività  $\alpha$  se:

$$\mathbb{P}_H((x_1, \dots, x_n) \in C) \leq \alpha \quad (6.1)$$

Controllare errore di I specie  $\rightarrow$  asimmetria tra  $H_0$  e  $H_1$ .

Se  $(x_1, \dots, x_n) \in C$  ossia si rifiuta  $H_0$  i dati sperimentali sono in contraddizione significativa con  $H_0$ .

Se  $(x_1, \dots, x_n) \notin C$  i dati sperimentali non sono in contraddizione significativa con  $H_0$ . Non è detto che siano in contraddizione con  $H_1$ , ma solo che non escludono in modo significativo che  $H_0$  sia vera.

La conclusione forte è il rifiuto di  $H_0$ .

paragraph\*Implicazione Se si vuole dimostrare con dati sperimentali una certa ipotesi sulla distribuzione della popolazione, ossia di una variabile, si adotterà questa ipotesi come **Ipotesi Alternativa**.

paragraph\*Osservazione L'appartenenza di  $(x_1, \dots, x_n)$  alla regione critica dipende dalla scelta del livello di significatività di  $\alpha$ .

Esiste un  $\bar{\alpha}$  t.c.

- per  $\alpha > \bar{\alpha}$  si rifiuta  $H_0$
- per  $\alpha \leq \bar{\alpha}$  si accetta  $H_0$

$\bar{\alpha}$  viene detto **p-value** ( $\sigma$  p dei dati, *sigma* valore p del test).

Più piccolo è il p-value, più i dati sono in contraddizione con  $H_0$ .

**Definizione p-value** Minimo livello di significatività t.c. i dati consentono di rifiutare  $H_0$ .

paragraph\*Legame tra Test di Ipotesi e I.C. Nel test ipotesi bilatero: rifiuto  $H_0$  ( $\mu = \mu_0$ ) a livello  $\alpha$  se  $\bar{x}_n$  non appartiene all'intervallo di confidenza di livello  $100(1-\alpha)\%$  per  $\mu$ . C'è anche un legame tra estremi superiori e inferiori di confidenza e regione critiche dei test unilateri.

**Efficacia di un test**  $1 - \text{prob di errore di II tipo}$ .

## **Test Non Parametrici**

Non si fanno inferenze nei parametri ma nella distribuzione di una o più popolazioni.

### **6.1.1 Test Chi quadro di buon adattamento**

Test adattamento: verificare se una certa popolazione abbia o meno una certa distribuzione, ipotizzato sulla base di dati sperimentali (incluso verificare che una popolazione abbia distribuzione normale).