

PES - Probabilità e Statistica

Elia Ronchetti

@ulerich

Fabio Ferrario

@fefabo

2021/2022

Indice

1	Statistica Descrittiva	6
1.1	Descrivere i dati	6
1.2	Riassumere i dati	8
1.2.1	Media e Mediana	8
1.2.2	Percentili e quantili	9
1.2.3	Varianza e Deviazione	11
1.3	Coefficiente di Correlazione Lineare	12
2	Probabilità	14
2.1	Assiomi della Probabilità	14
2.2	Proprietà di base	15
2.3	Spazio di Probabilità Uniforme	17
2.4	Calcolo combinatorio	20
2.4.1	Disposizioni con ripetizione	20
2.4.2	Disposizioni semplici	22
2.4.3	Combinazioni	22
2.4.4	Permutazioni con Ripetizione	23
2.5	Probabilità Condizionata	23
2.5.1	Proprietà della Probabilità Condizionata	24
2.6	Indipendenza di eventi	27
3	Variabili aleatorie	29
3.1	Variabili Aleatorie Discrete	31
3.1.1	Densità Discreta	31
3.1.2	Valore Medio	32
3.1.3	Varianza e Deviazione Standard	34
3.1.4	Indipendenza di Variabili Aleatorie	35
3.1.5	Distribuzioni Notevoli Discrete	36
3.1.6	Bernoulli	37
3.1.7	Binomiale	38
3.1.8	Poisson	39

3.2	Variabili Aleatorie Assolutamente Continue	41
3.2.1	Variabile Uniforme Continua	43
3.2.2	Variabile Esponenziale	44
3.2.3	Valore Medio e Varianza	46
3.3	Funzione di Ripartizione	48
3.4	Variabili aleatorie Normali	50
3.4.1	Probabilità di Una Variabile Normale	50
3.4.2	Variabili Normali Centrate	51
4	Teoremi di convergenza	53
4.1	Verso la statistica	53
4.2	Statistica Inferenziale	54
4.3	Legge dei Grandi Numeri	54
4.4	Distribuzione di X	55
4.5	Teorema del Limite Centrale	56
4.5.1	TLC negli esercizi	56
4.6	Le Domande di Teoria	58
5	Stima di parametri	59
5.1	Statistica inferenziale	59
5.1.1	Modello Statistico Parametrico	59
5.2	Statistica Parametrica e Stimatori	61
5.3	Distribuzione delle Statistiche Campionarie	63
5.3.1	Distribuzione Chi Quadrato	63
5.3.2	Distribuzione T di student	64
5.4	Percentili	65
5.5	Stima per intervalli - Intervalli di confidenza	66
5.5.1	Estremi Inferiori e Superiori di Confidenza	67
6	Verifica di Ipotesi	68
6.1	Gli errori	69
6.1.1	Il livello di significatività del test	69
6.1.2	Il P-Value	69
6.1.3	Test Chi quadro di buon adattamento	70
6.2	Esame	70
6.2.1	Test sulla media con varianza Nota.	70

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

Statistica Descrittiva

Che cos'è la statistica? La statistica è l'arte di imparare dai dati. La statistica si divide in tre rami: **Statistica Descrittiva**, Probabilità e Statistica inferenziale. La statistica descrittiva è il ramo della statistica che ci permette di **Descrivere i dati**.

1.1 Descrivere i dati

Se misuriamo una variabile in un campione otteniamo un insieme di dati:

$$x_1, x_2, \dots, x_N \text{ con } N \text{ Numero di dati}$$

Se questo insieme contiene un *numero ridotto di valori distinti*, per descrivere questi dati in maniera chiara e immediata è utile riassumerli in una **tabella delle frequenze**:

Valori	Frequenza Assoluta F_i	Frequenza Relativa P_i
--------	--------------------------	--------------------------

Notiamo che abbiamo due tipi di frequenza:

- Frequenza Assoluta F_i : Numero di volte in cui compare i nell'insieme di dati.
- Frequenza Relativa P_i : Frazione di volte in cui compare i nell'insieme di dati ($P_i = F_i/N$)

Il dato che compare con frequenza più alta è detto **Moda**.

Tipi di dati I dati possono essere di due tipi:

- Qualitativi, ovvero "categorie".
- Quantitativi, ovvero numerici.

In questo corso useremo i dati **quantitativi**.

Rappresentare i dati

Per rappresentare i dati attraverso le frequenze risulta efficace e immediato l'utilizzo di un **istogramma**, ovvero un grafico a barre che rappresenta la tabella, da cui chiaramente è possibile risalire alla tabella stessa.

Raggruppamento dei Dati Capita spesso di avere degli insiemi di dati che assumono un numero elevato di **valori distinti**, in questi casi può essere conveniente suddividerli in classi e determinare la frequenza di ciascuna classe.

In questo modo c'è una perdita d'informazioni (sui valori specifici), ma spesso non è un problema e così facendo possiamo calcolare le frequenze delle classi e avere un'idea migliore della distribuzione dei dati.

Dati Bivariati

Quando per ciascun individuo vengono misurate due variabili ci troviamo un insieme di N dati a coppie detti **dati bivariati**.

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$$

Queste coppie di dati sono *inseparabili*.

Anche in questo caso è possibile calcolare le frequenze, sia assolute che relative, dette **frequenze congiunte**.

Correlazione Se facciamo un *Diagramma di dispersione* (o scatterplot), possiamo evidenziare se c'è una correlazione tra i dati osservandone la tendenza.

Osservazione:

CORRELATION \neq CAUSATION

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 Media e Mediana

Media Campionaria

La Media Campionaria \bar{x} è una metrica utile per caratterizzare l'insieme di dati:

DEFINIZIONE

La Media Campionaria dei dati x_i contenuti in un insieme di N valori è:

$$\bar{x} := \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}$$

Media da una tabella Se ho una tabella delle frequenze è intuitivamente facile fare una media campionaria partendo da essa:

Valori	Freq
z_1	f_1
z_2	f_2
\vdots	\vdots
z_N	f_N

$$\implies \bar{x} := \frac{\sum_{i=1}^N z_i \cdot f_i}{\sum_{i=1}^N f_i}$$

Trasformazioni Lineari Affini dei dati Quando faccio una trasformazione lineare, per esempio nei cambi di unità di misura, anche la media è lineare:

$$(y_i := ax_i + b)_{i=1, \dots, N} \text{ con } a, b \in \mathbb{R}$$

$$\bar{y} = a\bar{x} + b$$

Mediana Campionaria

La Mediana é il valore centrale dell'insieme ordinato.

DEFINIZIONE

Dato un insieme **Ordinato** di N dati, la Mediana m é cosí definita:

- se N dispari: $m := x_{(\frac{N+1}{2})}$
- se N pari $m := \frac{x_{(\frac{N}{2})} + x_{(\frac{N}{2}+1)}}{2}$

Ovvero se abbiamo un numero dispari di elementi, la mediana é il valore $(\frac{N+1}{2})$ esimo della lista (ovvero il valore centrale), se invece abbiamo un numero pari di elementi, la mediana è la media dei due valori centrali $(\frac{N}{2}$ e $\frac{N}{2} + 1)$.

Osservazione: 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).

Indici di Centralità Media e Mediana rappresentano "Indici di Centralità", ovvero descrivono il 'centro' dell'insieme di dati.

Moda

La moda é un indice meno importante per la rappresentazione di un insieme e indica il dato con la frequenza assoluta Maggiore.

1.2.2 Percentili e quantili

Per analizzare la distribuzione dei dati è utile usare una generalizzazione della mediana chiamato **Percentile Campionario**.

DEFINIZIONE

Il K-Esimo Percentile Campionario di un insieme di dati é il valore t per cui:

- almeno il $k\%$ dei dati è $\leq t$

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

In pratica, il k -esimo percentile indica che il $k\%$ dei dati sarà a sinistra dell'indice, il restante a destra.

Quantili

Esistono dei casi importanti (in quanto più utilizzati) di percentili detti **Quantili**, questi casi più importanti sono per $k = 25, 50$ e 75 .

Definiamo $k = 100p$, quindi $p = \frac{k}{100} \in [0, 1]$. I tre Quantili importanti sono:

- Primo Quartile $p = \frac{1}{4} : k = 100p = 25$ -esimo percentile (q_1)
- Secondo Quartile $p = \frac{1}{2} : k = 100p = 50$ -esimo percentile (q_2)
Equivalente alla mediana m .
- Terzo Quartile $p = \frac{3}{4} : k = 100p = 75$ -esimo percentile (q_3)

Questi Quartili partizionano i dati in tre parti, dandomi una idea della distribuzione dei dati.

Il Boxplot Il boxplot, o grafico 'scatola e baffi' è la rappresentazione grafica dei quantili. In questo grafico è anche possibile eliminare gli estremi *Outliers*.

N.B. Esistono diverse definizioni di quantile, R per esempio ne utilizza una diversa di default.

Calcolo del k-esimo percentile

Avendo N dati, per calcolare il k -esimo percentile t con $p = \frac{k}{100}$:

1. Ordino l'insieme di dati $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$
2. Calcolo t :
 - Se $N \cdot p$ non è intero $\implies t = x_i$, con $i = \lceil N \cdot p \rceil$
(t è il dato la cui posizione i è l'intero successivo a $N \cdot p$)
 - Se $N \cdot p$ è intero $\implies t = \frac{x_{(N \cdot p)} + x_{(N \cdot p + 1)}}{2}$
(t è la media aritmetica fra il dato in posizione $N \cdot p$ e il successivo)

1.2.3 Indici di Dispersione: Varianza e Deviazione

Ora vogliamo descrivere la dispersione dei dati di un insieme (ovvero l'ampiezza dei dati).

Fissiamo un insieme di dati e la sua media \bar{x} . Consideriamo gli "scarti" $(x_i - \bar{x})$ rispetto alla media. Se sommiamo tutti gli scarti otterremo 0, perché gli scarti positivi e negativi si compensano.

Quindi, se vogliamo considerare la dispersione non uso solo gli scarti ma il loro **Quadrato** $(x_i - \bar{x})^2$, ottenendo così solo valori positivi. Se faccio una sorta di media di questi valori ottengo la **Varianza Campionaria**

DEFINIZIONE

Si definisce **Varianza Campionaria** la 'media' del quadrato degli scarti rispetto alla media:

$$\text{Varianza Campionaria: } S^2 = \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

Come mai faccio la 'media' con $N - 1$? lo scopriremo più avanti.

Una *Forma Alternativa* della varianza che è più facile da calcolare é:

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \cdot \left(\sum_{i=1}^N x_i^2 - N \cdot \bar{x}^2 \right)$$

Deviazione Standard La varianza campionaria quindi mi rappresenta una media degli scarti elevati al quadrato, di conseguenza se i dati hanno una unità di misura la varianza S^2 avrà la stessa unità ma al quadrato.

Per avere una statistica omogenea ai dati utilizzo la **Deviazione Standard**:

DEFINIZIONE

Si definisce **Deviazione Standard** la radice quadrata della varianza campionaria:

$$\text{Deviazione Standard: } S = \sqrt{S^2} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

Essa rappresenta la dispersione dei dati rispetto a \bar{x} , ovvero la 'larghezza' della distribuzione.

Osservazione: Sia La varianza che la deviazione standard sono sempre maggiori o uguali a zero $S^2 \geq 0, S \geq 0$. Inoltre, $S^2 = S = 0$ sse tutti i dati sono uguali, quindi ogni $x_i = \bar{x}$

Utilità Esiste una disuguaglianza, detta di Chebyshev, da cui segue il Teorema:

Dato un $c > 0$, l'intervallo intorno ad \bar{x} di ampiezza proporzionale ad S :

$$(\bar{x} - c \cdot S, \bar{x} + c \cdot S)$$

Contiene una frazione $\alpha \geq 1 - \frac{1}{c^2}$ di dati.

esempio: Almeno il 75% dei dati sono contenuti nell'intervallo $(\bar{x} - 2 \cdot S, \bar{x} + 2 \cdot S)$ con $c = 2$.

Trasformazioni lineari affini e Varianza/Deviazione Se abbiamo una trasformazione lineare affine ($y_i = a \cdot x_i + b$) sappiamo che la Media é lineare, però:

- la Varianza NON é lineare : $S_y^2 = a^2 \cdot S_x^2$
- la Deviazione Standard NON é lineare : $S_y = |a| \cdot S_x$

Notiamo che b non appare in varianza e deviazione perché "trasla" la dispersione ma non la modifica.

Scarto Interquartile La deviazione standard va a misurare la dispersione dei dati in base alla *media*, Definiamo quindi ora una dispersione per la **Mediana** come lo scarto Interquartile:

$$\text{Scarto Interquartile: } \Delta = q_3 - q_1$$

Notiamo che l'intervallo $[q_1, q_3]$ contiene almeno il 50% dei dati.

1.3 Coefficiente di Correlazione Lineare

Se abbiamo dei dati bivariati possiamo, attraverso la deviazione standard, quantificarne la **Correlazione**. Posso misurare il grado e la 'direzione' di correlazione di una coppia di dati attraverso il coefficiente di correlazione lineare.

$$\text{Coefficiente di Correlazione Lineare: } r = \frac{\sum_{k=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1) \cdot S_x \cdot S_y}$$

Si può mostrare che: $-1 \leq r \leq 1$

Dal coefficiente r si possono ottenere il tipo di correlazione:

- $r > 0$ indica una **Correlazione Positiva**
- $r < 0$ indica una **Correlazione Negativa**

E anche il grado di correlazione:

- $|r| > 0.7$ indica una **Correlazione Significativa**
- $|r| < 0.3$ indica una **Correlazione Debole**

Si nota che questi valori sono arbitrari, vanno solo a indicare che più r si avvicina a ± 1 e più la correlazione é forte.

Capitolo 2

Probabilità

Il calcolo delle probabilità è una teoria della matematica che permette di descrivere e studiare Fenomeni Aleatori.

Un **Fenomeno Aleatorio** (o casuale) é un fenomeno il cui esito *non è prevedibile con certezza* a priori.

2.1 Assiomi della Probabilità

La probabilità si basa sullo studio di **Esperimenti Aleatori**, ovvero esperimenti il cui risultato non è prevedibile con certezza. Per poter studiare gli esperimenti aleatori bisogna poterli descrivere matematicamente. La loro descrizione matematica si articola in tre passi:

1. **Spazio campionario** (o spazio degli esiti)
→ Insieme Ω che contiene tutti i possibili esiti dell'esperimento
es. Tiro un dado a sei facce $\Omega = 1, 2, 3, 4, 5, 6$
2. **Eventi**
→ I sottoinsiemi dello spazio campionario $A \subseteq \Omega$ che riassumono affermazioni sull'esito dell'esperimento aleatorio.
es. Tiro un dado a sei facce: esce un numero pari $A = 2, 4, 6$
3. **Probabilità**
→ 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.

Matematicamente la **Probabilità** é una funzione $P : \rho(\Omega) \rightarrow [0, 1]$ che soddisfa opportune proprietà. In questo caso $\rho(\Omega)$ sono tutti i sottoinsiemi di Ω .

Operazioni insiemistiche e Logiche

Nella definizione degli eventi, che sono concetti logici tradotti in concetti insiemistici, ci sono dei parallelismi tra le operazioni logiche e quelle insiemistiche:

- Unione $A \cup B \longleftrightarrow$ Si verifica A o B o entrambi.
- Intersezione $A \cap B \longleftrightarrow$ Si verificano A e B .
- Complementare $A^c \longleftrightarrow$ Non si verifica A .

Ci sono poi anche due interessanti proprietà dei complementari:

- $(A^c)^c = A$ (doppia negazione)
- Leggi di Demorgan: $(A \cup B)^c = A^c \cap B^c$ e $(A \cap B)^c = A^c \cup B^c$

Interpretazioni di $P(A)$

Che cosa significa grado di fiducia? cos'è $P(A)$?

Esistono due diverse interpretazioni sul grado di fiducia, entrambe equamente valide:

Interpretazione Soggettivista In questa interpretazione $P(A)$ è il prezzo equo di una scommessa che paga 1 se si verifica A e 0 altrimenti.

Interpretazione Frequentista In questa interpretazione invece $P(A)$ è la frazione asintotica di volte in cui si verifica A ripetendo l'esperimento.

Quale scelgo? Entrambe queste interpretazioni sono valide, quindi si può scegliere quella che si vuole. Tutte e due queste interpretazioni però devono soddisfare le due Proprietà di Base.

2.2 Proprietà di base

Ogni interpretazione probabilistica deve rispettare queste due proprietà fondamentali:

1. $P(\Omega) = 1$, ovvero la probabilità dello spazio campionario deve essere 1 (massima).

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

Da queste proprietà si deriva la Definizione dell'approccio moderno alla probabilità, definito da Kolmogorov nel 1933:

DEFINIZIONE

Sia Ω un insieme (spazio campionario). Si dice **Probabilità** qualsiasi funzione $P : \rho(\Omega) \rightarrow [0, 1]$ che soddisfa:

1. $P(\Omega) = 1$
2. Se $A \cap B = \emptyset \implies P(A \cup B) = P(A) + P(B)$.

La coppia (Ω, P) è detta **Spazio di Probabilità**

Osservazione: Se Ω è più che numerabile (ad esempio \mathbb{R} o $[0, \infty]$) Una probabilità può essere definita solo per una classe $\mathcal{A} \subseteq \rho(\Omega)$ di elementi.

Proprietà di Base Fissiamo uno spazio di probabilità (Ω, P) e consideriamo le proprietà 1 e 2 della definizione. Da queste proprietà si deducono le seguenti altre proprietà.

Fissiamo la proposizione $P(\emptyset) = 0$:

- **Regola del complementare**

$$P(A^c) = 1 - P(A) \quad \forall A$$

- **Regola della addizione di probabilità**

$$\rightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B) \quad \forall A, B$$

Vale anche $A \cap B \neq \emptyset$

- **Monotonia**

$$\text{Se } A \subseteq B \text{ allora } P(A) \leq P(B)$$

Analogia c'è un'analogia tra probabilità e area

Analogia: **probabilità e area**. Regola del complementare:



Ω

$$\Omega = A \cup A^c, \quad A \cap A^c = \emptyset$$

$$2) \Rightarrow P(\Omega) = P(A) + P(A^c)$$

$$1) \Rightarrow \quad \quad \quad "$$

$$1$$

$$P(A) = 1 - P(A^c)$$

Insiemi disgiunti Multipli Dalla seconda proprietà (Se $A \cap B = \emptyset \Rightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B)$) segue che:

Se A_1, A_2, \dots, A_k sono insiemi disgiunti, per cui $A_m \cap A_n = \emptyset, m \neq n$, allora varrà che:

$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k) = P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_k)$$

Per sviluppare la **Teoria Matematica** però è richiesto qualcosa in più.

2.3 Spazio di Probabilità Uniforme

Introduciamo ora il concetto di Spazio di Probabilità uniforme:

DEFINIZIONE

Indichiamo con $|A|$ la Cardinalità, ovvero il numero di elementi, dell'insieme A .

La **Probabilità Uniforme** su un insieme finito Ω è:

$$P(A) := \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{\text{Casi Favorevoli}}{\text{Casi Possibili}} \text{ per ogni } A \subseteq \Omega$$

In particolare, per un singolo elemento varrà:

$$P(w) = \frac{1}{\Omega} = \frac{1}{n} \text{ per ogni } w \in \Omega$$

La probabilità uniforme è l'unica che mi dà **la stessa probabilità per ogni elemento**.

N.B. La P.Uniforme non è l'unico tipo di probabilità esistente

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 Ω deve essere finito (se così non fosse la probabilità uniforme su Ω non esiste)

Esempio: Almeno Uno - Qual'è la probabilità di ottenere almeno un 6 lanciando 2 dadi regolari a sei facce?

Impostazione del Problema

- $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} \times \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} = \{(x, y) : 1 \leq x, y \leq 6, x, y \in \mathbb{N}\}$
- P è una probabilità uniforme su $\Omega \rightarrow P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$.
- $A = \text{"Esce almeno un 6"} = \{w = (x, y) \in \Omega : x = 6 \vee y = 6\}$.

Rappresentazione Grafica

$$\Omega = \{ (1,1), (1,2), (1,3), (1,4), (1,5), (1,6), \\ (2,1), (2,2), (2,3), (2,4), (2,5), (2,6), \\ (3,1), (3,2), (3,3), (3,4), (3,5), (3,6), \\ (4,1), (4,2), (4,3), (4,4), (4,5), (4,6), \\ (5,1), (5,2), (5,3), (5,4), (5,5), (5,6), \\ (6,1), (6,2), (6,3), (6,4), (6,5), (6,6) \}$$

↓

$$|\Omega| = 6 \times 6 = 36$$

Soluzioni Contando gli elementi abbiamo due possibili soluzioni:

$$1. |A| = 11 \implies P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{11}{36}$$

2. $A^c =$ "Non esce neanche un 6" $= \{1, 2, 3, 4, 5\} \times \{1, 2, 3, 4, 5\}$. $|A^c| = 5 \times 5 = 25$.
 $P(A^c) = \frac{|A^c|}{|\Omega|} = \frac{25}{36} \implies P(A) = 1 - P(A^c) = \frac{11}{36}$

2.4 Calcolo combinatorio

Consideriamo uno spazio di Probabilità Uniforme, in cui $P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$. In questo tipo di spazio calcolare una probabilità significa **contare gli elementi di un insieme**.

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

DEFINIZIONE

Principio Fondamentale: Consideriamo un esperimento costituito da due parti:

1. Prima parte con n esiti possibili $\{a_1, \dots, a_n\}$.
2. Seconda parte con m esiti possibili $\{b_1, \dots, b_m\}$.

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

$$\Omega = \{(a_i, b_j) : 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m\} \implies |\Omega| = n \cdot m$$

Abbiamo visto l'esempio del lancio di due dadi a sei facce, in cui:

$$\Omega = \{(x, y) : x, y \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}\} \implies |\Omega| = 6 \cdot 6 = 36$$

Se lanciassi tre dadi $|\Omega| = 6 \cdot 6 \cdot 6 = 216$ esiti possibili e così via.

2.4.1 Disposizioni con ripetizione

Le disposizioni con ripetizione possono essere definite come segue:

DEFINIZIONE

Disposizioni con Ripetizione: Sequenze ordinate di k elementi (anche ripetuti) scelti tra n possibili. Il numero totale è:

$$n * n \dots n = n^k \tag{2.1}$$

Più formalmente, si definisce *disposizione con ripetizione di classe k* ogni sequenza ordinata di k elementi, anche ripetuti, estratti tra n elementi distinti.

Esempio: Estraggo casualmente 3 persone: Qual'è la probabilità che siano tutte nate in primavera? In questo caso lo **Spazio Campionario** sono i compleanni delle tre persone, quindi:

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

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

$$|\Omega| = 365 * 365 * 365 = 365^3$$

Abbiamo una **Probabilità Uniforme**: $P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$

Troviamo $|A|$: Consideriamo tutte le persone nate tra il 20 marzo e il 21 giugno:

$$A = \text{"tutti nati in primavera"} = [20 \text{ marzo}, 21 \text{ giugno}) \rightarrow 92 \text{ giorni}$$

Si tratta anche qua di una disposizione con ripetizione di 3 elementi.

$$|A| = 92 * 92 * 92 = 92^3 (= 778.688)$$

Per calcolare la probabilità è sufficiente dividere A per Ω

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

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

Osservazione: Esperimenti molto diversi, come lanciare 3 dadi o estrarre 3 persone e osservarne i compleanni, ammettono la **Stessa descrizione matematica**:

$$\Omega = \{(x_1, x_2, x_3) : x_1, x_2, x_3 \in E\}$$

$$\Omega = \{\text{Disposizione con Ripetizione di tre elementi estratti da } E\}$$

Con $E = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ oppure $E = \text{Calendario}$, in ogni caso avremo sempre che $|\Omega| = |E|^3$.

2.4.2 Disposizioni semplici

Ora chiediamoci: Quanti sono gli esiti del lancio di due dadi i cui numeri ottenuti sono **distinti**?

Quante coppie (x, y) con $x \neq y$, se $x, y \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$?

DEFINIZIONE

Disposizioni Semplici^a: Sequenze ordinate di k elementi distinti scelti tra n possibili (con $k \leq n$). Sono in numero:

$$n * (n - 1) * (n - 2) \dots (n - k + 1) = \frac{n!}{(n - k)!} \quad (2.2)$$

^aSemplici si intende "Senza Ripetizione"

Un caso speciale è se $k = n$: in questo caso si parla di **Permutazioni** di n oggetti. Sono in numero:

$$n! = n * (n - 1) * (n - 2) \dots 2 * 1 \quad (2.3)$$

Esempio: Quanti sono i possibili ordini di arrivo di 3 squadre, a , b e c ?

Si tratta di una **permutazione** di 3 elementi:

$$abc, acb, bac, bca, cab, cba$$

E sono esattamente $3! = 3 \cdot 2 \cdot 1$

2.4.3 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.

DEFINIZIONE

Si definiscono combinazioni di classe k di n elementi distinti tutti i raggruppamenti che si possono formare a partire dagli n elementi, in modo che:

- Ogni raggruppamento contenga esattamente k elementi.

- I vari raggruppamenti differiscano tra loro per almeno un elemento, ma **non per l'ordine**.

Il numero di combinazioni semplici si ottiene:

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

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

$$\binom{52}{5} = \frac{52!}{5!47!} \quad (2.4)$$

2.4.4 Permutazioni con Ripetizione

Si definisce permutazione con ripetizione una permutazione di elementi non tutti distinti tra loro.

Consideriamo n elementi, alcuni dei quali indistinguibili, e supponiamo che n_1 siano di un tipo, n_2 di un altro tipo e così via fino a n_k , con la condizione che sia $n_1 + n_2 + \dots + n_k = n$. Il numero di permutazioni con ripetizione degli n elementi così assegnati si indica con $P_n^{n_1, \dots, n_k}$ e si calcola:

$$P_n^{n_1, \dots, n_k} = \frac{n!}{n_1! \cdot \dots \cdot n_k!}$$

2.5 Probabilità Condizionata

Consideriamo un *esperimento aleatorio*, che descriviamo con uno spazio di probabilità (Ω, P) . e un *evento* $A \subseteq \Omega$, che ha una *probabilità* $P(A)$.

Supponiamo di ricevere l'informazione che un altro evento B si è verificato, ovvero l'esito ω dell'esperimento è in B .

Come è ragionevole **aggiornare la probabilità di A** per tenere conto di questa **informazione aggiuntiva**? La soluzione è data dal concetto di probabilità Condizionata.

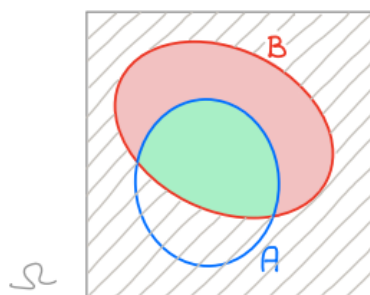
DEFINIZIONE

Probabilità Condizionata di A dato B :

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

Ovvero, la probabilità che l'evento A si verifichi **sapendo che l'evento B è verificato** si calcola tramite la Probabilità Condizionata.

Rappresentazione Grafica Rappresentando graficamente questo concetto abbiamo:



$$P(A) = \frac{\text{cerchio verde}}{\text{cerchio grigio}}$$

Idea: se B si è verificato, possiamo restringerci da Ω a B :

$$P(A|B) = \frac{\text{cerchio verde}}{\text{cerchio rosso}}$$

Ovvero quando si verifica un evento B posso ridurre lo spazio di probabilità su di esso.

2.5.1 Proprietà della Probabilità Condizionata

Elenchiamo ora alcune proprietà importanti della Probabilità Condizionata:

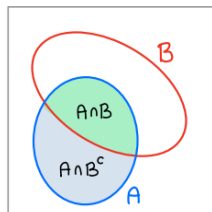
- La probabilità dell'intersezione di A e B è data da:

$$\text{Regola del prodotto: } P(A \cap B) = P(B) \cdot P(A|B)$$

$$\text{Infatti: } P(B) \cdot \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = P(A \cap B)$$

- La probabilità di A è data da:

Formula di Disintegrazione: $P(A) = P(A \cap B) + P(A \cap B^c)$



Segue dall'additività della probabilità:

(assioma 2)

$$A = (A \cap B) \cup (A \cap B^c)$$

(EVENTI DISGIUNTI)

- La probabilità totale, se $P(B) \neq 0$, $P(B) \neq 1$, è data da:

Formula delle probabilità totali:

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

- La probabilità $P(\cdot|B)$ è una probabilità, perchè soddisfa gli assiomi 1 e 2.

$P(\cdot|B)$ è una probabilità:

In particolare vale che: $P(A^c|B) = 1 - P(A|B)$

- Una proprietà fondamentale è la **Formula di Bayes**. Dati $P(A|B)$, $P(A)$, $P(B)$ la probabilità di $P(B|A)$ è:

$$\text{Formula di Bayes: } P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$$

Esempio: La classe 1^b è composta da 12 femmine e 4 maschi. la classe 1^c è composta da 10 femmine e 10 maschi.

Scelgo una classe *a caso*^a, quindi estraggo una persona *a caso* dalla classe scelta.

1. Qual'è la probabilità di scegliere la 1^B ed estrarre una femmina? ($P(A \cap B)$)
2. Qual'è la probabilità di estrarre una femmina? ($P(A)$)
3. Se estraggo una femmina, qual'è la probabilità che sia della 1^B ? ($P(B|A)$)

Soluzione Chiamo: A ="Estraggo una femmina", e B ="Scelgo la classe 1^B ". Dati del problema:

1. $P(B)$ è probabilità uniforme, quindi $P(B) = \frac{1}{2} \implies P(B^c) = 1 - P(B) = \frac{1}{2}$
2. $P(A|B) = P(\text{estraggo una femmina} \mid \text{Ho scelto la } 1^B) = \frac{12^b}{16} = \frac{3}{4}$
3. $P(A|B^c) = P(\text{estraggo una femmina} \mid \text{Ho scelto la } 1^C) = \frac{10}{20} = \frac{1}{2}$

Risposte alle domande:

1. $P(A \cap B) = P(B) \cdot P(A|B) = \frac{3}{8} = 37.5\%$
2. $P(A) = P(A|B) \cdot P(B) + P(A|B^c) \cdot P(B^c) = 62.5\%$
3. $P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} = 60\%$, ovvero "il 60% delle femmine estratte provengono dalla 1^B ".

^auniformemente

^b12 femmine su 16 studenti nella 1^B

2.6 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**.

DEFINIZIONE

Se abbiamo due eventi A e B , e la probabilità di A dato B è uguale a quella di A :

$$P(A|B) = P(A)$$

Allora i due eventi si dicono **Indipendenti**

Dire che gli eventi A e B sono indipendenti equivale a dire che la probabilità della loro **intersezione** è uguale al prodotto delle loro probabilità:

Intersezione di Eventi Indipendenti: $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$

Perchè se :

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

allora implica che:

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

Complementari Se A e B sono indipendenti, allora lo sono anche A e B^c , e dunque anche $(A^c \text{ e } B)$ e $(A^c \text{ e } B^c)$.

Infatti, per la formula di disintegrazione $P(A) = P(A \cap B) + P(A \cap B^c)$ implica che:

$$\begin{aligned} \Rightarrow P(A \cap B^c) &= P(A) - P(A \cap B) = P(A) - P(A) \cdot P(B) \\ &= P(A) - (1 - P(B)) = P(A) \cdot P(B^c) \end{aligned}$$

Osservazione:

Eventi indipendenti \neq Eventi disgiunti!

Siano $A, B \subseteq \Omega$ eventi in uno spazio di probabilità (Ω, 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

Consideriamo un esperimento aleatorio, descritto da uno spazio di probabilità (Ω, P) ¹. 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**.

Una Variabile Aleatoria², 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"

DEFINIZIONE

Una **Variabile Aleatoria** ha due possibili definizioni, una intuitiva e una più matematica:

- Intuitivamente, è una **quantità che dipende dal "caso"**, ovvero in funzione dell'esito di un esperimento aleatorio.
- Matematicamente, è una **funzione definita sullo spazio campionario**: $X : \Omega \rightarrow R$.

Ricordiamo che un evento è una affermazione sull'esito dell'esperimento aleatorio, o matematicamente un sottoinsieme dello spazio campionario $A \subset \Omega$.

¹ Ω = l'insieme di tutti i possibili esiti dell'esperimento, P = probabilità scelta.

²detta anche casuale o stocastica.

Gli Eventi e la Probabilità Sia X una Variabile Aleatoria e x un suo possibile valore:

$\{X = x\}$ è un **Evento** in cui X assume il valore x , ovvero:

$$\{X = x\} = \{w \in \Omega : X(w) = x\} \subseteq \Omega$$

Sono possibili eventi anche $\{X \geq x\}$, $\{X \neq x\}$, ...

Ogni variabile aleatoria X determina molti eventi, di cui possiamo calcolare la **Probabilità**:

$$P(X = x), P(X \geq x), P(X \neq x), \dots$$

Esempio: Estraggo casualmente una famiglia con due figli/e. indichiamo con X il **numero di figli maschi**.

Che valori può assumere X ? Con quali probabilità?

$$\Omega = \{MM, MF, FM, FF\} \quad P = \text{Probabilità Uniforme}$$

Allora $X : \omega \rightarrow \mathbb{R}$ è definita da:

$$X(MM)=2, X(MF)=1, X(FM)=1, X(FF)=0,$$

Quindi X assume i valori $X(\Omega) = \{0, 1, 2\}$, con probabilità:

$$P(X = 0) = P(\{FF\}) = \frac{1}{4}, P(X = 1) = P(\{MF, FM\}) = \frac{1}{2}, P(X = 2) = P(\{MM\}) = \frac{1}{4},$$

N.B. Non bisogna confondere variabili aleatorie ed eventi.

3.1 Variabili Aleatorie Discrete

DEFINIZIONE

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

$$X(\Omega) = x_1, x_2, \dots, x_n \subseteq \mathbb{R}$$

Oppure un insieme infinito Numerabile^a:

$$X(\Omega) = x_1, x_2, \dots = x_{i \in \mathbb{N}} \subseteq \mathbb{R}$$

^aDi punti "separati".

3.1.1 Densità Discreta

E' concettualmente importante sapere che una Variabile Aleatoria X è rappresentata matematicamente da una funzione definita sullo spazio campionario Ω 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 Ω ed esprimere X come funzione, ci basta conoscere la **Densità Discreta**:

DEFINIZIONE

Ad ogni variabile aleatoria discreta X possiamo associare una **Densità discreta** così definita:

$$p_X(x_i) := P(X = x_i)$$

Anche detta distribuzione di probabilità, è una funzione che assegna ad ogni valore possibile di X la probabilità dell'evento $(X = x)$

Proprietà della densità discreta

Una densità discreta p_X è una funzione da $\mathbb{R} \in [0, 1]$ e gode delle seguenti proprietà:

- $p_X(x) = P(X = x) = 0$ Se x non è uno dei valori x_i assunti da X .
- $p_X(x_i) \geq 0 \forall i$ ($p_X(x_i) \in [0, 1]$)
- $\sum_{i \geq 1} p_X(x_i) = 1$, perchè gli eventi $\{X = x_i\}$ per $i \geq 1$ sono **Disgiunti**, ovvero una partizione di Ω .

Esempio: Riprendiamo l'esempio precedente in cui X era il numero di **figli maschi** in una famiglia estratta a caso con due figli/e. Ricordiamo che $X(\Omega) = \{0, 1, 2\}$.

Sapendo le probabilità precedenti, quali sono le densità discrete $p_X(x) = P(X = x)$?

$$\implies p_X(0) = \frac{1}{4}, \quad p_X(1) = \frac{1}{2}, \quad p_X(2) = \frac{1}{4}$$

3.1.2 Valore Medio

DEFINIZIONE

Sia X una variabile aleatoria discreta (reale) che assume una quantità finita di valori x_1, x_2, \dots, x_n . Si definisce **Valore Medio** di X $E[X]$:

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

Ovvero la somma dei valori assunti da X "pesati" con le rispettive probabilità.

Il valore medio è anche detto valore atteso, media, aspettativa o speranza matematica. Si indica come $E[X]$ dall'inglese *Expected Value*.

Esempio: Riprendendo sempre l'esempio del numero di **Figli Maschi**:

$$X(\Omega) = \{0, 1, 2\} \text{ con } p_X(0) = p_X(2) = \frac{1}{4}, p_X(1) = \frac{1}{2}$$

Allora $E[X] = 0 \cdot p_X(0) + 1 \cdot p_X(1) + 2 \cdot p_X(2) = 1$

In poche parole se ripetiamo tante volte l'esperimento e ne calcoliamo la media otteniamo il valore medio, per esempio il valore medio del

numero di figli maschi su una coppia con 2 figli è 1, perchè mediamente una coppia con 2 figli ha almeno 1 figlio maschio.

Osservazione: Si può notare 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? Riportiamo l'interpretazione frequentista e quella geometrica di EX :

Interpretazione frequentista del valore medio 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:

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

Anche detta Legge dei Grandi Numeri.

Interpretazione Geometrica Il valore medio $E[X]$ rappresenta il "baricentro" dei valori x_i assunti dalla variabile aleatoria X , pesati con le rispettive probabilità.

Proprietà del valore medio

Per ogni variabile aleatoria (reale) X valgono le seguenti proprietà:

Per ogni costante $c \in R$

- $E[X + c] = E[X] + c$
- $E[cX] = cE[X]$

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**.

Osservazione: Se $Z = X + c$ (oppure $Z = cX$, o $Z = X + Y$) è una variabile aleatoria, per calcolare il valore medio $E[Z]$ non c'è bisogno di determinare la densità discreta.

Altre importanti proprietà

- Se $X = c$ (costante) allora $E[X] = E[c] = c$
- Se $X \geq 0$ allora $E[X] \geq 0$

Formula di trasferimento

$$E[f(x)] = \sum_{i=1}^n f(x_i) p_X(x_i) = \sum_{i=1}^n f(x_i) P(X = x_i) \quad (3.1)$$

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

$$E[X^2] = \sum_{i=1}^n x_i^2 p_X^{x_i} = \sum_{i=1}^n x_i^2 P(X = x_i) \quad (3.2)$$

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.

3.1.3 Varianza e Deviazione Standard per le Variabili Aleatorie

Definiamo ora Varianza e Deviazione Standard per le variabili aleatorie:

DEFINIZIONE

Definiamo la Varianza $VAR[X]$ come:

$$VAR[X] := E[(X - \mu)^2] \geq 0$$

con $\mu := E[X]$.

E la Deviazione Standard $SD[X]$ come:

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

Alternativamente, la deviazione standard può essere definita come:

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

Questa è una formula più facile da calcolare.

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 varianza 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.

Proprietà della varianza

Per ogni variabile aleatoria (reale) X

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

Per ogni costante reale $c \in \mathbb{R}$

Osservazione Diverse dalle proprietà del valore medio!

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

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

Osservazione: Negli esercizi, le proprietà sono super utili nel caso ci viene richiesto di calcolare una varianza Y in funzione di X e già calcolata in precedenza.

3.1.4 Indipendenza di Variabili Aleatorie

Siano X e Y due variabili aleatorie, che dipendono entrambe dallo stesso esperimento aleatorio.

Quanto vale $VAR[X + Y]$?

La risposta dipende da **come sono legate X e Y** !

DEFINIZIONE

Due Variabili Aleatorie 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 tra i valori assunti da X e da Y .

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

Se X e Y sono costruite come funzioni esplicite su uno spazio campionario Ω , è possibile mostrare se sono indipendenti.

Molto spesso l'indipendenza è assunta in partenza, ad esempio quando X e Y "non si influenzano".

Additività della Varianza Introduciamo ora un teorema molto importante: quello di additività della varianza.

Se X e Y sono variabili aleatorie **indipendenti**, allora:

$$\text{VAR}[X + Y] = \text{VAR}[X] + \text{VAR}[Y]$$

Ne segue che la deviazione standard:

$$SD[X + Y] = \sqrt{SD[X]^2 + SD[Y]^2}$$

Osservazione: La relazione di additività della varianza non è affatto scontata e nemmeno intuitiva. Infatti la varianza non è lineare, ma la sua somma si comporta linearmente.

3.1.5 Distribuzioni Notevoli Discrete

Consideriamo una variabile aleatoria X , definita nello spazio di probabilità (Ω, 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 Variabile Aleatoria X .

$$\mu_X(A) := P(X \in A) \quad \mu_X: \mathcal{P}(\mathbb{R}) \rightarrow [0,1]$$

(È UNA PROBABILITÀ SU \mathbb{R})

Per Variabili Aleatorie discrete, la distribuzione di X è determinata dalla densità 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**.

Classifichiamo ora le distribuzioni discrete più importanti:

3.1.6 Bernoulli

Si chiama Bernoulli una Variabile Aleatoria X che può **assumere soltanto i valori 0 e 1** cioè

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

Sia $p := P(X = 1)$, dato che la somma di tutti i valori che può assumere è 1 si ottiene:

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

Ovvero:

$$\begin{cases} P(X = 1) = p \\ P(X = 0) = 1 - p \end{cases}$$

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 Varianza Se $X \sim \text{Be}(p)$ è una variabile di Bernoulli, allora:

- Valore Medio: $E[X] = p$
- Varianza: $\text{VAR}[X] = E[X^2] - E[X]^2 = p - p^2 = p(1 - p)$

A dispetto della loro semplicità, le variabili aleatorie di bernoulli sono importanti, perchè spesso vengono utilizzate per costruire variabili aleatorie più complesse.

3.1.7 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, la stessa per ogni prova.

Esempio:

- 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

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

Consideriamo quindi la Variabile Aleatoria:

$X :=$ numero di "successi" 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: $\text{Bin}(1, p) = \text{Be}(p)$

Calcoliamo la distribuzione di X . Per costruzione:

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

Inoltre la densità discreta è data da:

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

Dove:

- $\binom{n}{k}$ sono le scelte di quali prove hanno successo, ovvero la combinazione di n prove in cui k hanno successo.

- p^k è la probabilità di k successi fissati.
- $(1-p)^{n-k}$ è la probabilità di $(n-k)$ insuccessi fissati.

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

Valore Medio $E[X_i] = np$

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

Esempio: Riprendendo l'esempio dei figli maschi, sia $X :=$ numero di figli maschi in una coppia con due figli:

$\bullet X(\Omega) = \{0, 1, 2\}$ $\bullet p_X^{(0)} = \frac{1}{4}, \quad p_X^{(1)} = \frac{1}{2}, \quad p_X^{(2)} = \frac{1}{4}.$

Allora $X \sim \text{BIN}(2, \frac{1}{2})$:

$$p_X^{(k)} = \binom{2}{k} \left(\frac{1}{2}\right)^k \left(\frac{1}{2}\right)^{2-k} = \frac{2}{k!(2-k)!} \cdot \frac{1}{2^2} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{k!(2-k)!}.$$

Non è sorprendente che $X \sim \text{Bin}(2, \frac{1}{2})$ perchè possiamo vedere X come il numero di "successi" in $n = 2$ prover ripetute e indipendenti con probabilità di successo $p = \frac{1}{2}$. Infatti

$$X = X_1 + X_2 \quad \text{dove} \quad X_i = \begin{cases} 1 & \text{Se } i\text{-esimo figlio è M} \\ 0 & \text{Altrimenti} \end{cases}$$

E le variabili aleatorie X_1 e X_2 sono $\text{Be}(\frac{1}{2})$ indipendenti.

3.1.8 Poisson

Una variabile aleatoria X si dice Poisson di parametro $\lambda \in (0, \infty)$, e si scrive $X \sim \text{Pois}(\lambda)$, se :

$$X(\Omega) = \mathbb{N}_0 = 0, 1, 2, \dots$$

E la sua densità discreta è:

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

Osservazione: Si può ottenere una variabile aleatoria di Poisson $X \sim \text{Pois}(\lambda)$ come opportuno limite di una variabile aleatoria 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 $X \sim \text{Pois}(\lambda)$ è una variabile di Poisson, allora:

- Valore Medio: $E[X] = \lambda$
- Varianza: $\text{VAR}[X] = \lambda$

Esempi Le variabili aleatorie di Poisson sono approssimazioni per variabili aleatorie 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 variabile aleatoria X si dice geometrica di parametro $p \in (0, 1]$, e si scrive $X \sim \text{Geo } p$, se:

$$X(\Omega) = \mathbb{N} = 1, 2, 3, \dots$$

E la sua densità discreta è:

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

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

$$T := \text{istante del primo successo}$$

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 $X \sim \text{Geo}(p)$

- Valore Medio: $E[X] = \frac{1}{p}$
- Varianza: $\text{VAR}[X] = \frac{1-p}{p^2}$

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.

3.2 Variabili Aleatorie Assolutamente Continue

Fin'ora abbiamo studiato le Variabili Aleatorie 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**:

$$p_X(x_i) = P(X = x_i)$$

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

Consideriamo ora una classe "complementare" di Variabili Aleatorie, dette **Assolutamente Continue** che **assumono un insieme infinito più che numerabile di valori**, come ad esempio un intervallo di \mathbb{R} : $[0, 1]$ $[0, +\infty)$ $(-\infty, +\infty)$

DEFINIZIONE

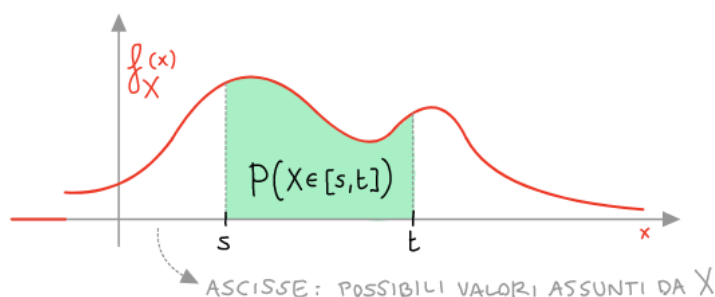
Una Variabile Aleatoria è **Assolutamente Continua** se la sua distribuzione è determinata da una funzione $f_x(x)$, a valori positivi, detta **densità della variabile aleatoria** X nel modo seguente:

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

Con $A \subseteq \mathbb{R}$.

In particolare, quando consideriamo X compresa in un intervallo $[s, t]$, con $-\infty \leq s \leq t \leq +\infty$, avremo:

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



La Densità di X corrisponde all'area sotto il grafico di f_x tra i punti s e t .

In altre parole Una variabile aleatoria assolutamente continua può assumere qualunque valore in un certo intervallo, ovvero infiniti valori all'interno di ogni intervallo. Alcuni 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. assolutamente continua X ha una curva associata, chiamata funzione di densità di probabilità, che può essere usata per ottenere le probabilità associate a una v.a.

V.A continue vs discrete Tra le Variabili Aleatorie Assolutamente Continue e quelle Discrete ci sono alcune analogie, infatti:

X Assolutamente Continua	X Discreta
$P(X \in [s, t]) = \int_s^t f_x(x) dx$ Integrale	$P(X \in [s, t]) = \sum_{x_i \in [s, t]} p_X(x_i)$ Somma

Ma c'è anche un'importante proprietà che le differenzia: Se X è assolutamente continua:

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

Quindi $f_x(x)$ **NON** è $P(X = x)$, tranne dove $f_x(x) = 0$.

Osservazione: Ne segue che nella scelta degli intervalli non cambia niente se includiamo gli estremi o no:

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

Proprietà della Densità: La densità di una Variabile Aleatoria 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 $X \in (+\infty, -\infty)$ più che numerabile!

Valori Assunti I valori assunti da una variabile aleatoria assolutamente continua generica sono:

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

Con $P(X \in X(\omega)) = 1$.

3.2.1 Variabile Uniforme Continua

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

DEFINIZIONE

Una variabile aleatoria X si dice uniforme continua in $[a, b]$ e si scrive $X \sim U(a, b)$ se essa è assolutamente continua con densità:

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

con $c = \frac{1}{b-a}$, in modo da avere $\int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) dx = 1$.

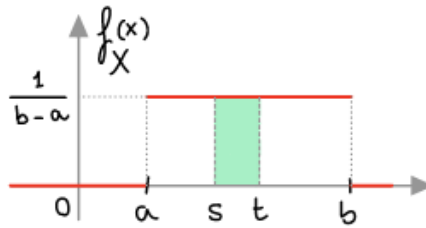
Probabilità di U Dato un intervallo $[s, t] \subseteq [a, b]$, avremo che la probabilità $P(X \in [s, t])$ sarà:

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

Quindi:

$$\rightarrow \frac{1}{b-a} \int_s^t 1 dx = \frac{t-s}{b-a}$$

Ovvero la lunghezza di $[s, t]$ diviso la lunghezza di $[a, b]$.



Osservazione: Si può mostrare che a partire da una variabile aleatoria $U(0, 1)$ è possibile generare una variabile aleatoria con distribuzione arbitraria. Ad esempio, se $X \sim U(0, 1)$ allora $Y := a + (b - a)X \sim U(a, b)$.

Valori Assunti Da una Variabile Aleatoria Uniforme Continua sono:

$$X \sim U(a, b) : X(\omega) = [a, b]$$

Valore Medio e Varianza

Sia $X \sim U(a, b)$, allora vale:

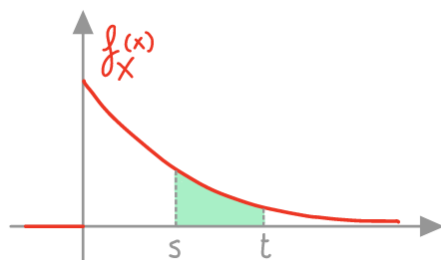
- $E[X] = \dots = \frac{a+b}{2}$
- $\text{VAR}[X] = \dots = \frac{(b-a)^2}{12}$

3.2.2 Variabile Esponenziale

DEFINIZIONE

Una variabile aleatoria è detta **Esponenziale** di parametro $\lambda \in (0, \infty)$ e si scrive $X \sim \text{Exp}(\lambda)$ se la sua densità è del tipo:

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



Per ogni intervallo $[s, t] \subseteq [0, \infty]$, la probabilità che la variabile esponenziale X sia nell'intervallo è:

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

Esempio: Misuro il tempo di emissione X di una particella radioattiva da un atomo, con "tempo medio di emissione" τ . Sia $\lambda = \frac{1}{\tau}$. Descriviamo X con una variabile aleatoria assolutamente continua esponenziale di parametro λ .

Valori Assunti Da una Variabile Aleatoria Esponenziale sono:

$$X \sim \text{Exp}(\lambda) : X(\Omega) = [0, \infty)$$

Osservazione: Si può mostrare che se $Y \sim U(0, 1)$ allora $X := \frac{1}{\lambda} \cdot (-\log Y) \sim \text{Exp}(\lambda)$.

Valore Medio e Varianza

Sia $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, allora vale:

- $E[X] = \dots = \frac{1}{\lambda}$
- $\text{VAR}[X] = \dots = \frac{1}{\lambda^2}$

Alcune Proprietà

Densità Si può avere $f_X(x) > 1$ in un intervallo di punti, ad esempio se $X \sim U(0, \frac{1}{2}) : f_X(x) = 2 \forall x \in [0, \frac{1}{2}]$.

Inoltre, la densità $f_X(x)$ non è univocamente definita, si può modificare in un numero finito di punti e $\int_s^t f_X(x) dx$ non cambia.

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 .

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

3.2.3 Valore medio e Varianza di Variabili Assolutamente Continue

Le definizioni di $E[X]$ e $\text{VAR}[X]$ per X Assolutamente Continue ricalcano quelle date per le Variabili Aleatorie Discrete:

- **Valore Medio:** $E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f_x(x) dx$
- **Varianza :** $\text{VAR}[X] = E[X^2] - E[X]^2$
- **Distribuzione Standard:** $SD[X] := \sqrt{\text{VAR}[X]}$

Si nota che il momento secondo $E[X^2]$ si calcola:

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

Proprietà Tutte le proprietà di Valore Medio e Varianza valide per le Variabili Aleatorie 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: $\text{VAR}[X + Y] = \text{VAR}[X] + \text{VAR}[Y]$

3.3 Funzione di Ripartizione

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

Funzione di Ripartizione: $F_X(x) = P(X \leq x)$

A livello probabilistico, $F_X(x)$ è **la probabilità che X sia minore o uguale a x** .

Perchè studiare la funzione di ripartizione?

- F_x è ben definita per ogni variabile aleatoria $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, sia che questa sia discreta, assolutamente continua, o nè l'una nè l'altra.
- F_x determina la distribuzione della variabile aleatoria.
Ad esempio: $P(X \in (s, t]) = F_X(t) - F_X(s)$.
- F_x è legata alla densità discreta/densità di X :

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

con $x_i \in (-\infty, x]$

La funzione di ripartizione è utile soprattutto per variabili assolutamente continue, su cui ci concentreremo nel seguito.

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

$$p_X(x_i) = F_X(x_i) - F_X(x_{i-})$$

$$F_X(x_{i-}) = \lim_{t \rightarrow x_{i-}} F_X(t)$$

Teorema

di ripartizione di V.A Assol. Continue X v.a. assolutamente continua $\Leftrightarrow F_X$ è una funzione continua ed è derivabile a tratti.

$$\text{Densità} \quad f_X(x) = (F_X)'(x) \quad (3.3)$$

3.4 Variabili aleatorie Normali

Abbiamo visto due classi notevoli assolutamente continue, ovvero Uniforme Continua $U(a, b)$ e Esponenziale $Exp(\lambda)$.

L'ultima classe notevole per le Variabili Aleatorie Assolutamente Continue che vedremo è quella delle variabili aleatorie Normali o Gaussiane. Questa è anche la più importante, di fatti merita una sezione a sè.

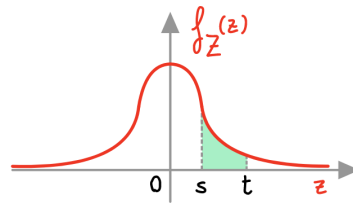
DEFINIZIONE

Una Variabile Aleatoria Z si dice **Normale Standard** e si scrive:

$$Z \sim N(0, 1)$$

Se è assolutamente continua con densità:

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



In questo caso i valori assunti sono: $Z(\Omega) = (-\infty, +\infty)$

Come si può notare la densità ha forma a *campana* simmetrica rispetto all'origine.

$$\text{STANDARD} = \begin{cases} E[Z] = 0 \\ \text{VAR}[Z] = 1 \end{cases}$$

3.4.1 Probabilità di Una Variabile Normale

Dato un intervallo $[s, t] \subseteq \mathbb{R}$, la probabilità P si calcola, come per ogni variabile assolutamente continua:

$$P(Z \in [s, t]) = \int_s^t f_z(z) dz$$

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

Funzione di Ripartizione Introduciamo quindi la **funzione di ripartizione** di Z , indicata con Φ .

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

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

Osservazione: 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**:

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

3.4.2 Variabili Normali Centrate

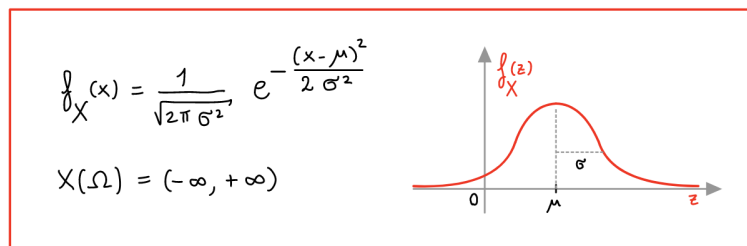
Siano ora $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma \in (0, \infty)$.

DEFINIZIONE

Una Variabile Aleatoria X si dice **Normale con media μ e varianza σ^2** e si scrive

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

, se X è assolutamente continua e:



La densità di f_X di X ha un grafico a *campana* centrata in μ e con ampiezza σ . Essa si ottiene dalla densità di f_Z di $Z \sim N(0, 1)$ mediante una traslazione e un riscalamento.

Ci si può sempre ricondurre a una Variabile Aleatoria Normale Standard Z :

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

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

Media e Varianza Si deduce, in particolare che μ e σ^2 sono rispettivamente media e varianza:

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

Teoremi Il fatto che ci si può ricondurre a una Variabile Aleatoria 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 avremo:

- $E[Y] = aE[X] + b$
- $Var[Y] = a^2Var[X]$

Infine concludiamo con un ultimo teorema importante:

Teorema

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

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

Esempio: $X \sim N(0, 1)$ e $Y \sim N(0, 1)$ Indipendenti. Allora:

$$X + Y \sim N(0, 2) \quad X - Y \sim N(0, 2)$$

Capitolo 4

Teoremi di convergenza

4.1 Verso la statistica

Introduciamo ora un modello probabilistico fondamentale per la **statistica**:

Successione X_1, X_2, X_3, \dots di Variabili Aleatorie
I.I.D = Indipendenti e Identicamente Distribuite¹.

Concretamente, le variabili X_i possono rappresentare misure o rilevazioni indipendenti, ripetute nel tempo di una stessa quantità che si vuole studiare. Tipicamente, queste variabili sono:

- Discrete, con la stessa densità discreta fissata: $\rightarrow p_{X_i}(x) = p(x)$
- Assolutamente continue, con la stessa densità fissata: $\rightarrow f_{x_i}(x) = f(x)$

Esempio: Lancio ripetutamente un dado a sei facce:

$X_i :=$ Risultato del lancio i -esimo

Esempio: Rilevo la pressione arteriosa in un campione di pazienti:

$X_i :=$ valore della pressione misurata nel paziente i -esimo

Problema $p(x), f(x)$ non sono completamente note, come faccio quindi a trovare la distribuzione comune delle variabili? Uso la Statistica Inferenziale.

¹Con la stessa distribuzione.

4.2 Statistica Inferenziale

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

Non sempre posso osservare tutte le V.A e per questo ne scelgo casualmente n formando un campione:

X_1, \dots, X_n è **Campione Aleatorio** di ampiezza $n \rightarrow n$ V.A. I.I.D.

Noi lavoreremo con variabili aleatorie che siano funzioni del campione aleatorio, cioè del tipo $g(x_1, \dots, X_n)$:

DEFINIZIONE

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

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

Se X_1, \dots, X_n sono variabili I.I.D. di media μ e varianza σ^2 , allora:

$$E[X_i] = \mu \quad \text{var}(X_i) = \sigma^2$$

$$\rightarrow E(\bar{X}_n) = \mu \quad \text{var}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

4.3 Legge dei Grandi Numeri

Siano X_1, X_2, \dots Variabili Aleatorie reali indipendenti e identicamente distribuite.

Sia $\mu = E[X_i]$, $\sigma^2 = \text{Var}[X_i]$

Osservazione: Siccome le variabili sono identicamente distribuite, μ e σ^2 sono uguali per ogni variabile.

Introduciamo la **Media Campionaria**:

$$\bar{X}_N := \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N}{N}$$

Questa è una *nuova variabile aleatoria* distinta dalle X_i .

Possiamo ora introdurre la legge dei grandi numeri:

Teorema Legge dei Grandi Numeri

Per ogni $\epsilon > 0$ avremo che:

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_N - \mu| \geq \epsilon) &= 0 \\ \iff \lim_{N \rightarrow \infty} P(\bar{X}_N \in (\mu - \epsilon, \mu + \epsilon)) &= 1 \end{aligned}$$

A partire dalla sequenza di dati osservati X_1, X_2, \dots, X_N , posso essere fiducioso che la media dei dati \bar{X} sia vicina a $\mu = E[X]$, e che la distribuzione di \bar{X}_n è concentrata attorno alla media μ .

Osservazione: La Legge dei Grandi Numeri implica che il legame tra media campionaria e media = valore atteso di μ .

La legge dei grandi numeri si dimostra con la **disuguaglianza di Chebishev**.

4.4 Distribuzione di X

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

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

$$\frac{\sigma}{\sqrt{n}} = \sqrt{\text{Var}}$$

4.5 Teorema del Limite Centrale

Il *Teorema del Limite Centrale* è uno dei teoremi statistici con maggiori implicazioni pratiche. Esso afferma che la somma di n variabili indipendenti aventi identica distribuzione è una variabile che *si distribuisce normalmente, indipendentemente dalla distribuzione delle singole variabili*.

DEFINIZIONE

Siano X_1, \dots, X_n Variabili Aleatorie indipendenti identicamente distribuite^a con Media μ e Varianza σ^2 finite, allora:

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

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

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

^aGeneralmente indicate come **V.A. i.i.d.**

Perchè il teorema del limite centrale sia applicabile abbiamo bisogno di un n **grande**. Non è semplice dare un criterio univoco per la grandezza di n , quindi definiamo che l'approssimazione normale si può utilizzare solo con $n \geq 30$.

Campioni discreti Quando ho un campione discreto è sempre necessario applicare la correzione di continuità.

4.5.1 TLC negli esercizi

Negli esercizi, possiamo applicare TLC in questo modo: X_1, \dots, X_n V.A. i.i.d. con Media $E[X_1] = \mu$ e Varianza $Var[X_1] = \sigma^2$, Consideriamo $\sum_{i=1}^n = X_1 + \dots + X_n$:

$$E[\sum X] = n \cdot \mu \quad Var[\sum X] = n \cdot \sigma^2$$

Definiamo:

$$X_n^* := \frac{\sum X_i - n\mu}{\sqrt{n\sigma^2}}$$

Allora, se n è abbastanza grande, generalmente $n \geq 30$

$$X_n^* \text{ è circa } Z \sim N(0, 1)$$

Quindi, date delle variabili aleatorie i.i.d, possiamo verificare la probabilità che siano

1. Riconosci la distribuzione notevole
2. Ricava Media μ e Varianza σ^2
3. Scrivi la formula che ti serve (es P che una va sia \leq di n)
4. Se necessario, effettua la correzione di continuità
5. Verifica se $n \geq 30$, questo per verificare se si può applicare il TLC
6. Sottrai media e dividi per $\sqrt{\text{VAR}}$
7. Se hai $>$ come segno, anzichè \mathbb{P} dovrai trovare $1 - \mathbb{P}$ e invertire il segno in $<$
8. Se trovi un valore z negativo all'interno di $\Phi(z)$ dovrai calcolare $1 - \Phi(-z)$, quindi rendere positivo z , calcolare il suo Φ e sottrarlo a 1

4.6 Le Domande di Teoria

Di seguito riporto alcune domande di teoria sui teoremi di convergenza:

Domanda 1

Sia X_1, X_2, \dots una successione di variabili aleatorie i.i.d. con distribuzione di Poisson $P(\lambda)$. Quale delle seguenti variabili casuali ha una distribuzione che, per n grande, approssima quella di una Normale Standard?

Scegli un'alternativa:

- ☐ a. $X_1 + \dots + X_n$
- ☐ b. $\frac{X_n - \lambda}{\sqrt{\lambda}} \sqrt{n}$
- ☐ c. $\frac{X_n}{\sqrt{\lambda}} \sqrt{n}$
- ☐ d. $\frac{X_n - \lambda}{\sqrt{n\lambda}}$

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**, ovvero le stime a valore singolo del parametro, di cui considereremo poi l'errore standard. 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.

Plausibilità La plausibilità di un'inferenza dipende dal modo con cui è stato selezionato un 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 all'ampiezza del campione. Potremmo anche avere a che fare con popolazioni infinite, ad esempio quando si parla di processi produttivi.

La **popolazione** è una V.A. i.i.d. con la stessa legge F non sempre completamente nota.

5.1.1 Modello Statistico Parametrico

Il modello statistico parametrico è una famiglia di leggi note a meno di uno o più parametri: $\underline{\theta} \in I \subseteq R^d, d \geq 1$.

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

- Caso continuo: densità $f(x; \Theta)$

• CAMPIONE CASUALE DI AMPIEZZA n
 X_1, \dots, X_n v.a. i.i.d. con densità data
 da $\begin{cases} p(x; \theta) & \text{CASO DISCRETO} \\ f(x; \theta) & \text{CASO CONTINUO} \end{cases}$

N.B. Attenzione a non confondere le V.A. con le osservazioni:

X_1, \dots, X_n sono le Variabili Aleatorie, mentre x_1, \dots, x_n sono le Osservazioni

Esempi di modelli statistici Alcuni esempi di modelli statistici sono:

- Modello di Bernoulli
- Modello esponenziale
- Modello normale

Le Statistiche Diamo la definizione di statistica:

DEFINIZIONE

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

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

Alcuni esempi di statistica sono:

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

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 che serve a stimare i parametri incogniti:

DEFINIZIONE

Uno stimatore T si dice **Non Distorto** o corretto se:

$$E_{\theta}(T) = E_{\theta}(g(X_1, \dots, X_n)) = \theta$$

In cui E_{θ} è il valore medio rispetto alla probabilità P_{θ} .

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

Ad esempio, qualunque sia il campione casuale X_1, \dots, X_n , con $\mu = E(X_1) \geq +\infty$:

\bar{X}_n è uno stimatore non distorto di μ , quindi $E(\bar{X}_n) = \mu$

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

- p in un modello $Be(p)$
- λ in un modello $P(\lambda)$ (Poisson)
- $\frac{1}{\lambda}$ in un modello $exp(\lambda)$, quindi $X \sim exp(\lambda) \implies E(X) = \frac{1}{\lambda}$
- μ in un modello $N(\mu, \sigma^2)$

Osservazione: La proprietà di essere non distorto NON è stabile per trasformazioni (non lineari), 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 λ .

DEFINIZIONE

Uno stimatore non distorto di Θ 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 μ e varianza σ^2 finite si ha sempre che \bar{X}_n è **uno stimatore consistente di μ** :

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

Stimatore di Θ : $T = g(X_1, \dots, X_n) \rightarrow \text{V.A.}$ Stima di Θ : $f(x_1, \dots, x_n) \rightarrow \text{Numero}$.

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

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

Osservazione: Supponiamo di considerare un campione casuale con media μ incognita e varianza σ^2 nota:

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

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

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

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

Dalla statistica descrittiva: siano n osservazioni (x_1, \dots, x_n) , la varianza campionaria è:

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

É sensato introdurre in un modello statistico con varianza σ^2 incognita lo stimatore

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

Si può verificare che $E(S_n^2) = \sigma^2$, ovvero che S_n^2 è uno stimatore corretto.

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

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

è uno stimatore corretto di σ^2 .

Esempio: Nel liceo XXX su un campione di 100 studenti, 40 sono ragazze. Fornire una stima della proporzione di ragazze frequentanti il liceo XXX. Si è utilizzato uno stimatore non distorto?

Siano X_1, \dots, X_n V.A. i.i.d $\sim Be(p)$, con $p =$ proporzione di ragazze. Allora;

$$\hat{p} = \bar{x}_n = \frac{40}{100} = \frac{2}{5}$$

5.3 Distribuzione delle Statistiche Campionarie

Usiamo un campione *Normale*: X_1, \dots, X_n campione casuale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, allora:

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \rightarrow \bar{X}_n \sim \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

Che, una volta standardizzato diventa:

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

Possiamo quindi ottenere la legge di X_n , e invece per S_n^2 e \bar{S}_n^2 ?

5.3.1 Distribuzione Chi Quadrato

Per caratterizzare la legge di S_n^2 e di \bar{S}_n^2 dobbiamo introdurre una nuova distribuzione continua $\chi^2(n)$ ¹:

DEFINIZIONE

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

$$Y = \sum_{i=1}^n Z_i^2$$

con Z_1, \dots, Z_n V.A. i.i.d $\mathcal{N}(0, 1)$

¹Chi Quadrato

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

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

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. $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n)$
2. $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}_n}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$
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, χ^2 ci serve per la distribuzione della legge delle varianze campionarie

5.3.2 Distribuzione T di student

Wikipedia definisce la Distribuzione t di Student come: *"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."*

Matematicamente, si definisce:

DEFINIZIONE

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

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

In cui: $z \sim \mathcal{N}(0, 1)$ e $Y \sim \chi^2(n)$ Sono due V.A. indipendenti.

La Media di T è: $\mathbb{E}(T) = 0$ e la sua varianza è: $\text{var}[T] = 1$ La sua densità è:

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

in cui 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

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

5.4 Percentili

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

sia X una v.a., e $P(X \leq q_\alpha) = \alpha$.

Fissato α , trovare q_α .

q_α è α -esimo quantile o $100 - \alpha$ percentile di X .

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

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

$$P(Z > z_\alpha) = \alpha$$

$$P(Z \leq z_\alpha) = 1 - \alpha$$

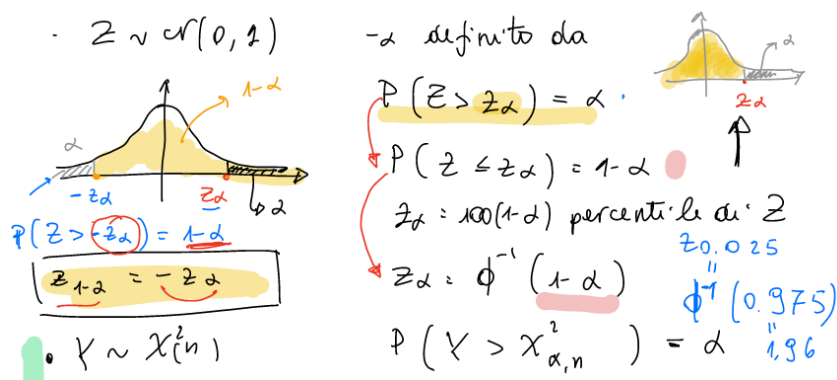
$$z_\alpha = 100(1 - \alpha) \text{ percentili di } Z$$

$$z_\alpha = \Phi^{-1}(1 - \alpha)$$

$$P(Y > \chi_{\alpha, n}^2) = \alpha$$

La simmetria di T student è la stessa della normale.

Mentre per la χ^2 non ci sono simmetrie.



5.5 Stima per intervalli - Intervalli di confidenza

Consideriamo la stima per intervalli della media di un campione normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, con varianza σ^2 nota.

\bar{X}_n è uno stimatore di μ , e sappiamo che al crescere di n la stima di μ più affidabile. Vogliamo quantificare questa affidabilità, costruendo un intervallo *centrato in \bar{X}_n* a cui μ appartenga con probabilità α . Si vuole cercare l'ampiezza E di questo intervallo:

$$P(|\bar{X}_n - \mu| < E) = 1 - \alpha \rightarrow \dots \rightarrow P(\mu \in (\bar{X}_n - \frac{z_\alpha}{2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X}_n + \frac{z_\alpha}{2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}))$$

L'intervallo $(\bar{X}_n - \frac{z_\alpha}{2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X}_n + \frac{z_\alpha}{2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$ è l'intervallo di confidenza per μ di livello $100(1 - \alpha)\%$.

Prima di eseguire le osservazioni questo è un intervallo aleatorio, quindi i suoi estremi sono V.A. e allora ha senso parlare di Probabilità che il valore ed il parametro μ appartenga a questo intervallo.

Eseguite le osservazioni si ottiene un intervallo numerico a cui il valore del parametro μ appartiene con una confidenza del $100(1 - \alpha)\%$. Questo intervallo è simmetrico rispetto a \bar{x}_n .

Osservazione: E , ovvero l'ampiezza dell'intervallo, rappresenta l'errore che commetto stimando μ con \bar{x}_n .

Bontà della stima Ricordando che E rappresenta l'errore che commetto stimando μ , la bontà della stima dipende da:

- Livello di confidenza: maggiore è il livello, più è affidabile è la stima ma più aumenta l'ampiezza.
- Ampiezza dell'intervallo = $2E$: più è piccolo, più è precisa la stima

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

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

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

Per determinare se la media di una popolazione è maggiore o minore di un certo valore, uso gli estremi inferiori e superiori.

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

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

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

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

Introduzione La verifica di ipotesi consiste nel formulare un'ipotesi sui parametri dell'universo e verificarne la sua validità. L'ipotesi che vogliamo sottoporre a verifica è detta ipotesi di base o **ipotesi nulla** e viene indicata con H_0 , e se non risulterà valida allora lo sarà l'ipotesi alternativa H_1 . Un'ipotesi alternativa può essere bilaterale, ovvero in cui $\mu \neq 0$, o unilaterale ($>$ o $<$).

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 Gli errori

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

- Errore di Prima specie: si rifiuta H_0 quando è vera.
- Errore di Seconda specie: si accetta H_0 quando 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 probabilità di commettere un errore di prima specie, ma può aumentare la probabilità di commettere un errore di seconda specie e viceversa.

In genere si controlla la probabilità di errore di prima specie, usando il *livello di significatività*.

6.1.1 Il livello di significatività del test

Il livello di significatività indica il tetto massimo di probabilità commettere un errore di prima specie, ovvero di rifiutare H_0 quando è vera.

Quindi, fissare un livello di significatività α piccolo, come 0.10, 0.05, 0.01, vuol dire chiedere che la probabilità di rifiutare H_0 quando è vera sia minore o uguale ad α .

Matematicamente, un test per la verifica di H_0 con regione critica C ha livello significatività α se:

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

6.1.2 Il P-Value

L'appartenenza di (x_1, \dots, x_n) alla regione critica dipende dalla scelta del livello di significatività α . Esiste un valore $\bar{\alpha}$ 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** del test, e più piccolo è il p-value, più i dati sono in contraddizione con H_0 .

DEFINIZIONE

Il **p-value** del test è il minimo livello di significatività t.c. i dati consentono di **rifiutare** H_0 .

Legame tra Test di Ipotesi e Intervallo di Confidenza Nel test di ipotesi bilatero rifiuto $H_0 : \mu = \mu_0$, in cui ipotizzo che $\mu = \mu_0$, a livello α se \bar{x}_n non appartiene all'intervallo di confidenza di livello $100(1 - \alpha)\%$ per μ .

Osservazione: Se trovo un valore α per cui rifiuto H_0 , sicuramente rifiuterò H_0 per ogni altro valore α_i maggiore di esso.

Test Non Parametrici

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

6.1.3 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).

6.2 Esame

All'esame potrebbero esserci alcuni esercizi sui Test di Ipotesi. Riporto degli esempi

6.2.1 Test sulla media con varianza Nota.

In alcuni esercizi vengono riportati i seguenti dati:

- Varianza σ
- Campione n
- Media campionaria \bar{x}

E si richiede di testare l'ipotesi, a livello di significatività α (in percentuale), che la media sia in realtà uguale a un μ_0 .

Procedimento

- Imposto l'ipotesi nulla H_0 , cioè quella che voglio verificare come $H_0 \rightarrow \mu = \mu_0$.
- Imposto l'ipotesi alternativa H_1 come la negazione di H_0 , quindi $\mu \neq \mu_0$.
- Prendo la formula della regione critica dal formulario (Test z sulla media di una popolazione normale con varianza nota pari a σ^2)
- Ci troveremo quindi con una formula del tipo $T > z_{\alpha/2}$
- Se questa disequazione è vera, allora RIFIUTO H_0 al $\alpha\%$. Altrimenti, la accettiamo.