

Probabilità e Statistica per l'Informatica

UniShare

Davide Cozzi
@dlcgold

Gabriele De Rosa
@derogab

Federica Di Lauro
@f_dila

Indice

1	Introduzione	2
2	Statistica Descrittiva	4
2.1	Indici di tendenza Generale	6
2.2	Regressione Lineare	11
3	Calcolo delle probabilità	14
3.1	Accenni di Calcolo Combinatorio	17
3.2	Probabilità condizionata	18
3.3	Variabili Aleatorie	19
3.3.1	Variabile Aleatoria Discreta	22
3.3.2	Variabile Aleatoria Continua	23
3.3.3	Variabili Aleatorie Multidimensionali	25
3.4	Indici delle variabili aleatorie	26
3.5	Esercizi	31
4	Distribuzioni Notevoli	33
4.1	Distribuzioni discrete	33
4.2	Distribuzioni continue	37
4.2.1	Distribuzione Normale	40
5	Teoremi di Convergenza	47
5.1	Legge dei Grandi Numeri	48
6	Stime di Parametri	51
6.1	Stimatori e stime puntuali	55
6.2	Stime Intervallari	56
6.2.1	Intervalli	57
6.2.2	Intervalli di Confidenza per la Varianza	60
6.2.3	Altri Metodi per le Stime Puntuali	61
7	Test Parametrici	64

Capitolo 1

Introduzione

Questi appunti sono presi a lezione. Per quanto sia stata fatta una revisione è altamente probabile (praticamente certo) che possano contenere errori, sia di stampa che di vero e proprio contenuto. Per eventuali proposte di correzione effettuare una pull request. Link: <https://github.com/dlclgold/Appunti>.

Grazie mille e buono studio!

La statistica è una disciplina, basata sulla matematica, con finalità lo studio quantitativo e qualitativo di un particolare fenomeno collettivo, in condizioni di incertezza o non determinismo ed è usata in molti ambiti, come ad esempio l'intelligenza artificiale, data science, robotica, domotica e tutte le analisi per poter ottenere ricavare delle informazioni sui dati.

Si ha l'*A-B testing*, per decidere tra due scelte la migliore e per la decisione si analizzano i dati presi da campioni di popolazione, utilizzando il *tasso di conversione*, ossia la percentuale di visitatori unici che hanno effettuato la azione su cui si sta effettuando il test.

In questo corso verranno affrontati e studiati i seguenti argomenti:

1. statistica descrittiva
2. calcolo delle probabilità
3. distribuzioni notevoli
4. teoremi di convergenza
5. stima dei parametri
6. test di ipotesi parametrici
7. test di ipotesi non parametrici

8. regressione lineare

Capitolo 2

Statistica Descrittiva

La statistica descrittiva è una raccolta di metodi e strumenti matematici usati per organizzare una o più serie di dati al fine di trovarne delle simmetrie, periodicità o delle eventuali leggi.

Solitamente i dati disponibili non rappresentano tutta la popolazione ma un numero limitato di osservazioni effettuato su un *campione*, sottoinsieme selezionato della popolazione su cui si effettua l'analisi statistica, la cui efficacia dipende da quale sottoinsieme è stato scelto, infatti non esiste un solo campione ma vi sono diversi modi per sceglierli, più o meno efficaci, per l'analisi statistica.

Quando si effettua un'analisi statistica si vuole affermare qualcosa riguardo i *caratteri* della popolazione, ossia gli elementi su cui si effettua l'analisi statistica, che possono essere:

- *caratteri qualitativi*, indicanti qualità (colori, stili, materiali etc...) e anche dati non numerici in cui solitamente non è definita una *relazione d'ordine*
- *caratteri quantitativi*, maggiormente studiati dal corso, dati numerici in cui vengono definite *relazioni d'ordine*, che possono essere a loro volta divisi in *discreti*, indicanti valori in \mathbb{Z} , e *continui*, con valori nel campo \mathbb{R} .

Supponiamo di considerare n elementi della popolazione e di rilevare, per ognuno di essi, il dato relativo al carattere quantitativo da esaminare, ossia definiamo l'insieme di dati $E = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ con la numerosità, il numero di elementi considerati, pari a n .

In caso il carattere è discreto è comodo raggruppare i dati considerando l'insieme di tutti i valori assumibili, detta *modalità del carattere* ed associare ad ognuno di esso il numero di volte che esso compare in E .

Si ha quindi il numero di totalità N del carattere e si definisce l'insieme di modalità $S = \{s_1, \dots, s_N\}$ su cui si definiscono i seguenti valori statistici:

frequenza assoluta numero di volte f_j che si ha un elemento di un campione

frequenza cumulata assoluta somma delle frequenze assolute di tutte le modalità, indicato con F_j , calcolato con la seguente formula:

$$F_j = \sum_{k:s_k \leq s_j} f_k$$

frequenza relativa rapporto tra la frequenza assoluta e il numero di elementi, indicata con p_j , calcolata come

$$p_j = \frac{f_j}{n}$$

frequenza cumulativa relativa P_j somma delle frequenze relative di tutte le modalità, indicato con P_j , calcolata come

$$P_j = \sum_{k:s_k \leq s_j} p_k$$

Si definisce *distribuzione di frequenza* una funzione $F : S \rightarrow \mathbb{N}$ che associa ad ogni modalità la corrispondente frequenza, per cui esiste la distribuzione di frequenza assoluta, relativa, frequenza cumulativa assoluta e relativa.

Quando il carattere da studiare è continuo o discreto con un gran numero di valori, è conveniente ricondursi a raggruppamenti come quelli appena trattati, per cui si suddivide l'insieme delle modalità S , in alcune classi, sottoinsiemi di S , che formano una partizione.

La scelta delle classi con cui si suddivide l'insieme S è del tutto arbitraria anche se è necessario che esse formino una partizione di S .

Le partizioni devono essere significative e sufficientemente numerose ed inoltre ad ogni classe si associano le grandezze: confini superiori ed inferiori, l'ampiezza e il valore centrale della classe.

Nel caso in cui il carattere esaminato sia continuo occorre specificare come le classi sono chiuse, a destra o a sinistra, ossia specificare se gli elementi dell'indagine il cui dato coincide con il confine della classe sono da raggruppare all'interno della classe stessa oppure no.

2.1 Indici di tendenza Generale

Fino ad ora abbiamo visto come rappresentare i dati, ora iniziamo ad analizzare gli indici che ci forniscono un valore che rappresenta un certo aspetto della serie di dati, incominciando dagli *indici di tendenza generale*:

media è la media aritmetica tra tutti i valori dei dati osservati

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x_i = \frac{x_1 + \cdots + x_n}{n}$$

Considerando le distribuzioni di frequenza definite, possiamo fornire definizioni equivalenti di media:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum s_j f_j = \sum s_j p_j$$

La dimostrazione dell'uguaglianza di queste definizioni alternative è banale e si riconduce alla definizione di frequenza relativa ed assoluta.

mediana è l'elemento in mezzo ai valori dei dati, ordinati in maniera crescente in cui se il numero degli elementi n è dispari è l'elemento $\frac{n+1}{2}$ altrimenti è la somma degli elementi di posto $\frac{n}{2}$ e $\frac{n}{2} + 1$.

moda valore o classe, indicato con \tilde{x} , corrispondente alla massima frequenza assoluta e viene usata solitamente in caso sia impossibile definire la media e la mediana.

La moda non è unica infatti parliamo di *distribuzione uni-modale*, nel caso di un'unica moda, altrimenti di *distribuzione multi-modale*.

Gli indici di tendenza centrale non sono utili per fornire informazioni circa l'omogeneità dei dati, in quanto forniscono informazioni sui valori centrali e medi del campione statistico, per cui per risolvere sto problema introduciamo i seguenti indici:

varianza è la media dello scarto quadratico di ogni elemento dalla sua media

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

La varianza ovviamente è tanto più grande quanto i singoli elementi si discostano dalla media, ossia significa che i dati in tal caso sono molto disomogenei.

Come abbiamo già visto per la media sono presenti le seguenti definizioni alternative di varianza:

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^N f_j (s_j - \bar{x})^2$$

$$s^2 = \sum_{j=1}^N p_j (s_j - \bar{x})^2$$

$$s^2 = \sum_{j=1}^n x_j - \bar{x}^2$$

Le prime due definizioni alternative derivano dalla definizione di frequenza assoluta e frequenza mentre l'ultima proviene da passaggi algebrici, dimostrati di seguito formalmente:

Dimostrazione.

$$\begin{aligned} s^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\ &= \frac{1}{n} \sum (x_i^2 - 2x_i\bar{x} + \bar{x}^2) \\ &= \frac{1}{n} (\sum x_i^2 - 2\bar{x} \sum x_i + \sum \bar{x}^2) \\ &= \frac{1}{n} (\sum x_i^2 - 2n\bar{x}^2 + n\bar{x}^2) \\ &= \frac{1}{n} \sum x_i^2 - \bar{x}^2 \end{aligned}$$

Si dimostra $\sum x_i = n\bar{x}$ in quanto $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x_i$ e il resto sono soltanto passaggi algebrici elementari \square

scarto quadratico medio misura quanto sono distanti gli elementi di un campione ed è calcolata come:

$$s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Nel calcolo della varianza si utilizza il quadrato per la differenza tra l'elemento e la sua media in quanto si ha $\sum (x_i - \bar{x}) = 0$, dato che la media è il valore

la cui distanza è minima tra tutti gli elementi del campione.

Per evitare questo problema si eleva la differenza tra un elemento e la sua media al quadrato.

La varianza è definito come il momento secondo rispetto alla media, come analizzeremo nel capitolo 3, espresso tramite la formula:

$$M_{k,y} = \frac{1}{n} \sum (x_i - y)^2$$

Fino ad ora noi abbiamo considerato il caso unidimensionale ma molte analisi richiedono di analizzare due o più caratteri del campione contemporaneamente, per riconoscere leggi ed analogie tra i diversi caratteri.

Considereremo solo due caratteri contemporanei, sia perché un'analisi con più caratteri si ha gli stessi aspetti e soprattutto per evitare di aggravare troppo la rappresentazione dei dati e assumiamo inoltre che entrambi i caratteri sono di tipo quantitativo e discreto, in quanto se fossero quantitativi continui subirebbero prima un raggruppamento a classi.

L'insieme dei dati viene rappresentato come l'insieme delle coppie $E = \{(x_i, y_i) \mid \forall i \leq n\}$ mentre l'insieme delle coppie di valori assumibili sono rappresentati con l'insieme

$$S = \{(s_j, u_k), j = 1 \dots N \quad k = 1 \dots M\}$$

Come abbiamo fatto anche per il caso unidimensionale definiamo le seguenti quantità:

frequenza assoluta è la quantità f_{jk} corrispondente al numero di elementi con valore (s_j, u_k)

frequenza relativa rapporto tra la frequenza e il numero di elementi, calcolato come

$$p_{jk} = \frac{f_{jk}}{n}$$

frequenza cumulata assoluta somma delle frequenze assoluta, calcolata come segue

$$F_{jk} = \sum_{r:s_r \leq s_j; l:u_l \leq u_k} f_{rl}$$

frequenza cumulata relativa somma delle frequenze relative, calcolata come segue

$$P_{jk} = \sum_{r:s_r \leq s_j; l:u_l \leq u_k} p_{rl}$$

frequenza

Si definisce *distribuzione di frequenza doppia* una qualsiasi funzione f, F, p, P che associa ad ogni coppia (s_j, u_k) la corrispondente frequenza ma non esistono solo queste funzioni, infatti noi vediamo anche le *distribuzioni marginali*, in cui si analizza la distribuzione dei singoli caratteri, presi indipendentemente dagli altri.

Le distribuzioni marginali hanno la definizione delle seguenti funzioni:

frequenza assoluta marginale quantità di elementi f_{xj} data dagli elementi di E , il cui primo carattere ha valore s_j

frequenza relativa marginale rapporto tra la frequenza assoluta marginale e il numero di osservazioni n .

frequenza cumulata assoluta marginale F_{xj} somma delle frequenze assolute marginali di tutti gli s_k con $s_k \leq s_j$

frequenza cumulata relativa marginale P_{xj} somma delle frequenze relative marginali di tutti gli s_k con $s_k \leq s_j$

Oltre a quelli definiti fino ad ora, esiste un indice che fornisce un grado di interdipendenza tra i due caratteri, importante in quanto molti problemi concreti necessitano di analizzare gradi di correlazione tra due o più serie di dati, iniziando prima di tutto da un esempio.

Considerando due serie $\{x_i\}$ e $\{y_i\}$, con $i = 1 \dots n$, e le coppie di scarti $x_i - \bar{x}$ e $y_i - \bar{y}$, di tutti i valori della serie rispetto alla media, si ha una relazione di dipendenza tra i due caratteri se i due scarti corrispondono sistematicamente o quasi valori positivi o negativi.

Si definisce quindi la **covarianza** c_{xy} , dei dati o campionaria, come

$$c_{xy} = \frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

La covarianza assume un valore positivo (negativo), che diviene grande in valore assoluto, nel caso in cui i termini prodotto abbiano segni concordi e in questo caso si parla di serie statistiche fortemente correlate o per meglio dire di dati delle serie fortemente correlati.

Nel caso opposto vale a dire nel caso in cui i dati delle serie siano incorrelati avremo che i prodotti avranno segni diversi (saranno discordi in segno) e la covarianza, per come definita, risulterà piccola in valore assoluto, prossima al valore 0.

Si ha anche la seguente formula per la covarianza:

$$c_{xy} = \frac{1}{n} \sum x_i y_i - \bar{x} \bar{y}$$

Dimostrazione.

$$\begin{aligned}
 c_{xy} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i y_i - x_i \bar{y} - y_i \bar{x} + \bar{x} \bar{y}) \\
 &= \frac{1}{n} \left(\sum x_i y_i - \bar{y} \sum x_i - \bar{x} \sum y_i + \sum \bar{x} \bar{y} \right) \\
 &= \frac{1}{n} \left(\sum x_i y_i - n \bar{y} \bar{x} - n \bar{y} \bar{x} + n \bar{y} \bar{x} \right) \\
 &= \frac{1}{n} \left(\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y} \right) \\
 &= \frac{1}{n} \sum x_i y_i - \bar{x} \bar{y}
 \end{aligned}$$

□

Nel caso in cui i dati si riferiscano a caratteri quantitativi discreti, di cui è nota la distribuzione di frequenza doppia, è possibile utilizzare le seguenti formule per il calcolo della covarianza:

$$\begin{aligned}
 cxy &= \sum_1^N \sum_1^M (s_j - \bar{x})(u_k - \bar{y}) p_{jk} \\
 cxy &= \sum_1^N \sum_1^M s_j u_k p_{jk} - \bar{x} \bar{y}
 \end{aligned}$$

Date due serie di dati si ha le seguenti proprietà:

- le due serie di dati *statisticamente incorrelate* se la loro covarianza è nulla
- le due serie di dati sono *statisticamente indipendenti* se vale:

$$\forall j = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, M \quad p_{jk} = p_j p_k$$

con p_{jk} frequenza relativa doppia mentre le altre sono le frequenze relative marginali.

Si ha che la proprietà di indipendenza è più forte dell'incorrelazione, infatti se le due serie di dati sono indipendenti, risultano anche incorrelate mentre il contrario non è detto, infatti risulta:

$$\sum \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = \sum (x_i - \bar{x}) \sum (y_i - \bar{y}) = 0$$

cosa che non è possibile leggerla al contrario.

Nel caso bidimensionale, con variabili x e y , la covarianza si può rappresentare attraverso una matrice 2×2 :

$$C = \begin{vmatrix} c_{xx} & c_{xy} \\ c_{xy} & c_{yy} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \text{var}(x) & \text{cov}(x, y) \\ \text{cov}(x, y) & \text{var}(y) \end{vmatrix}$$

Per una misura indipendente dalla variabilità delle grandezze si usa la matrice di correlazione:

$$\text{Corr} = \begin{vmatrix} \frac{c_{xx}}{\sigma_x^2} & \frac{c_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \\ \frac{c_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} & \frac{c_{yy}}{\sigma_y^2} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & \text{corr}(x, y) \\ \text{corr}(x, y) & 1 \end{vmatrix}$$

che ovviamente può crescere in m dimensioni.

2.2 Regressione Lineare

In molti casi ci si pone la questione se tra dei caratteri x ed y esista un legame/relazione di tipo funzionale che ne descriva in modo soddisfacente corretto il legame realmente esistente.

Si parla di un'*analisi di regressione*, in caso in cui si considera ad uno dei due caratteri come variabile indipendente e si cerca una funzione che stabilisce la relazione tra i due caratteri.

Se fisso x , come *variabile indipendente*, cerco $y = f(x)$ in modo che essa descriva al meglio il legame tra la variabile indipendente x e il carattere y , che a questo punto viene interpretato come *variabile dipendente*.

Si determina quindi la funzione f che minimizza le distanze tra i valori osservati del carattere y e quelli ottenibili se la relazione tra x e y fosse proprio quella descritta da f , quindi si cerca la funzione f che minimizza la quantità:

$$g(f) = \sum [f(x_i) - y_i]^2$$

dove il quadrato si utilizza affinché le distanze vengano tutte considerate con segno positivo.

Se f è vincolata ad essere una funzione lineare allora si parla di **regressione lineare**, con la retta rappresentata da $y = mx + q$, tale per cui risulti minima la quantità:

$$g(m, q) = \sum [mx_i + q - y_i]^2$$

con $mx_i + q = f(x_i)$ che sono l'approssimazione alle y_i mediante f .

Si ha che:

$$m = \frac{c_{xy}}{s_x^2}$$

$$q = \bar{y} - \frac{c_{xy}}{s_x^2} \bar{x}$$

Questo metodo consente di determinare la retta che meglio descrive la relazione tra i due caratteri senza peraltro fornire alcuna indicazione circa il grado di approssimazione che è in grado di offrire.

Per tale motivo è stata introdotta una nuova grandezza detta **coefficiente di correlazione lineare**:

$$r_{xy} = \frac{c_{xy}}{s_x s_y}$$

L'importanza di tale coefficiente deriva dal fatto che esso assume valori sempre appartenenti all'intervallo $[-1, 1]$ ed inoltre il coefficiente è nullo se le serie sono statisticamente incorrelate.

il valore assoluto risulta tendente a 1 se le coppie sono tutte sulla retta $y = mx + q$, quindi rappresenta il grado di allineamento delle coppie di dati.

Abbiamo accennato in precedenza al fatto che non si è sempre vincolati alla scelta di una retta tra le funzioni che possono descrivere la relazione tra le due serie di dati ma quanto esposto in precedenza può essere applicato anche nel caso in cui si considerino relazioni funzionali di diversa natura, la cui scelta può essere suggerita da una qualche impressione derivante da ispezioni visive dei dati o da altre forme di conoscenza circa il fenomeno analizzato, avendo quindi il modello non lineare di regressione.

Molte relazioni funzionali non lineari possono essere ricondotte a tali (lineari) con opportune trasformazioni delle variabili, infatti prendendo per esempio la relazione:

$$y = a \cdot e^{bx}$$

che si può riscrivere come:

$$\tilde{y} = \beta \cdot \tilde{x} + \alpha$$

con:

$$\tilde{y} = \log(y)$$

$$\tilde{x} = x$$

$$\alpha = \log(a)$$

$$\beta = b$$

si ottiene quindi una sorta di curva e non più una retta.

La determinazione dei coefficienti a e b che meglio permettono di approssimare una serie di punti $\{x_i, y_i\}$ può essere effettuata riconducendosi ad una regressione lineare ovvero determinando i coefficienti α, β che meglio approssimano, linearmente, la serie dei punti $\{\tilde{x}_i, \tilde{y}_i\}$, con:

$$\tilde{y}_i = \log(y_i)$$

$$\tilde{x}_i = x_i$$

Una volta determinati tali coefficienti il calcolo di a e b risulta immediato.

Ecco alcune funzioni riconducibili a lineari:

$$y = a \log(x) + b$$

$$y = ax^b$$

$$y = \frac{1}{a + b \cdot e^{-x}}$$

Capitolo 3

Calcolo delle probabilità

La probabilità è la disciplina di carattere matematico che permette di affrontare l'analisi delle situazioni che hanno un esito imprevedibile a priori e pertanto con conseguenze incerte ed è lo strumento di base della statistica, che invece trae conclusioni su una popolazione, utilizzando i dati osservati su una collezione di individui appartenenti alla popolazione, basandosi inoltre su considerazioni probabilistiche.

Si hanno 4 impostazioni per la probabilità:

1. classica, in cui la probabilità di un evento A è data dal rapporto tra i casi favorevoli e il numero di casi possibili, supponendo tutti i casi ugualmente possibili.
2. frequentista, in cui la probabilità di un evento è il limite del rapporto tra gli esperimenti favorevoli all'evento e il totali di quelli effettuati, supponendo di averli ripetuti nella stessa condizione.
3. soggettivista, in cui la probabilità di un evento è la misura del grado di fiducia che un individuo attribuisce al verificare dell'evento A e questa impostazione è basata su quanto uno scommettitore pagherebbe per il verificare dell'evento.
4. assiomatica

Iniziamo a considerare l'impostazione assiomatica, supponendo di voler studiare una situazione con un insieme Ω , detto *spazio campione*, di possibili esiti ben distinti tra loro, in cui tutti i suoi sottoinsiemi A sono eventi, elementari in caso contengono solo un elemento altrimenti sono composti, e ad ogni evento si ha una quantità numerica $P(A)$ detta *probabilità*.

Un passo fondamentale nel superare le polemiche sull'interpretazione del concetto di probabilità fu compiuto da Kolmogorov (1933) che abbandonò il tentativo di fondare la teoria della probabilità su una interpretazione sperimentale del concetto e costruire una teoria secondo una *impostazione assiomatica*, trascendendo il significato effettivo di probabilità, rinviandone l'interpretazione al momento delle applicazioni.

Due eventi sono *incompatibili* se non hanno elementi in comune, formando un'intersezione vuota e l'insieme delle parti di Ω , $\wp(\Omega)$, definisce ovviamente l'insieme di tutti i sottoinsiemi.

Si dice *misura di probabilità* ogni applicazione $P : \wp(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}_0^+$ che associa un valore reale ad ogni sottoinsieme di Ω e per cui valgono le seguenti proprietà:

- esiste ed è un unico numero $P(A) \geq 0 \quad \forall A \subseteq \Omega$
- $P(\Omega) = 1$
- data la famiglia $\{A_i \in I \subseteq N\}$ di eventi incompatibili vale:

$$P\left(\bigcup_{i \in I} A_i\right) = \sum_{i \in I} P(A_i)$$

Ogni misura di probabilità è una funzione che assegna valori numerici a sottoinsiemi di Ω e non ai suoi elementi, come contrariamente si è portati a credere intuitivamente, infatti avviene che la funzione di misura di probabilità associa un valore agli eventi elementari come una conseguenza dell'assegnazione di valori ad eventi composti.

La definizione di probabilità non fornisce indicazioni su quali valori numerici devono essere assegnati dato che dipende, come sempre dal particolare problema da analizzare.

Dalla definizione assiomatica derivano facilmente le seguenti proprietà aggiuntive:

Definizione 1. *Sia P una misura di probabilità definita sull'insieme delle parti $\wp(\Omega)$ di uno spazio campione Ω allora:*

- $\forall A, B \subseteq \Omega$ eventi anche incompatibili risulta che $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$

Dimostrazione. Si dimostra che:

$$P(A \cup B) = P(A \cap \overline{B}) + P(A \cap B) + P(\overline{A} \cap B)$$

Si ricava e si sa che sono soddisfatte le seguenti equazioni

$$P(A) = P(A \cap \overline{B}) + P(A \cap B)$$

$$P(B) = P(A \cap B) + P(\overline{A} \cap B)$$

quindi si ricava dall'equazione iniziale, sostituendo $P(A)$ e $P(B)$ la seguente equazione:

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

□

- $\forall A \subseteq \Omega \rightarrow P(\overline{A}) = 1 - P(A)$

Dimostrazione.

$$\forall A \subseteq \Omega \rightarrow P(\overline{A}) = 1 - P(A)$$

↓

$$1 = P(A \cup \overline{A}) = P(A) + P(\overline{A}) - P(A \cap \overline{A}) = P(A) + P(\overline{A}) - 0$$

□

- $\forall A \subseteq \Omega$ risulta che $P(A) \leq 1$
- $\forall A, B \subseteq \Omega, A \subseteq B$ risulta che $P(A) \leq P(B)$

Si ha che il terzo assioma della probabilità generalizza la definizione di $P(A \cup B)$, nel caso di tutti gli eventi incompatibili, mentre la terza e la quarta proprietà si dimostrano facilmente, considerando gli elementi basilari di teoria degli insiemi e dei 3 assiomi della probabilità.

Si ha uno spazi campione con elementi equiprobabili se dato $\Omega = \{1, 2, \dots, N\}$ tale che:

$$P(\{1\}) = \dots = P(\{N\}) = p$$

Da questa formula si ricava facilmente le seguenti due equazioni, fondamentali per il calcolo della probabilità:

$$P(\{1\}) + \dots + P(\{N\}) = Np = p(\Omega) = 1$$

$$P(\{i\}) = p = \frac{1}{n}$$

Da quest'ultima equazione, considerando anche il terzo assioma della probabilità si ricava che la probabilità di evento E è data dal rapporto tra i numeri degli eventi elementari dell'evento e la numerosità degli elementi dello spazio campione.

Si ha inoltre che la probabilità di un evento E è data dalla seguente formula

$$P(E) = \frac{\text{num. eventi elementari } E}{N}$$

In caso si facciano due esperimenti: se l'esperimento 1 può avere n possibili esiti equiprobabili, e l'esperimento 2 può avere m possibili esiti equiprobabili, allora i due esperimenti hanno $n \times m$ possibili esiti.

Se si espande a r esperimenti si avranno $n_1 \times n_2 \times \dots \times n_r$ possibili esiti, come tutti sappiamo dalla regola del prodotto del calcolo combinatorio.

3.1 Accenni di Calcolo Combinatorio

Definizione 2. Si definisce permutazione di n oggetti a_1, a_2, \dots, a_n un ordinamento degli n oggetti e il numero di permutazioni possibili in un insieme di n oggetti è uguale a $n!$.

Dato un insieme di n elementi, per calcolare il numero di modi di scegliere k elementi dall'insieme di n elementi, senza possibilità di ripetizione, vi sono due modi:

- *disposizione semplice*, quando è importante l'ordine di scelta degli elementi e viene calcolato come segue

$$D(n, k) = n * (n - 1) * (n - 2) * \dots * (n - k + 1)$$

Questa definizione è molto intuitiva, infatti il primo elemento può essere scelto tra n elementi, il secondo tra $n - 1$ elementi e così via fino ad arrivare a prelevare da $n - (k - 1)$ elementi.

- *combinazioni semplici*, quando l'ordine tra gli elementi scelti è irrilevante e si utilizza come simbolo $\binom{n}{k}$, che indica il numero di sottoinsiemi di k elementi scelti dall'insieme con cardinalità n .

Il coefficiente binomiale, come si dovrebbe conoscere da altri corsi, si calcola come

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

Dalla definizione e dal significato di $\binom{n}{k}$ appare chiaro che

$$\binom{n}{0} = 1 = \binom{n}{n} \quad \binom{n}{1} = n$$

Valgono inoltre anche le seguenti proprietà:

$$\binom{n}{k} = \binom{n}{n-k}$$

$$\binom{n+1}{k} = \binom{n}{k} + \binom{n}{k-1}$$

Quest'ultima formula ci permette di definire il triangolo di tartaglia, che tutti gli studenti scientifici ed informatici dovrebbero già conoscere, e di inoltre $\binom{n}{k}$ si chiama *coefficiente binomiale* perchè compaiono come coefficiente nella formula di Newton, per calcolare lo sviluppo di un binomio $(x+y)^n$, come si può notare

$$(x+y)^n = \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} x^{n-i} y^i$$

3.2 Probabilità condizionata

In molti casi, quando si desidera studiare un fenomeno con comportamenti aleatori, oppure si vuole effettuare un esperimento con esiti imprevedibili a priori, si utilizzano alcune informazioni complementari per restringere il campo dei possibili risultati e per poter trattare matematicamente queste situazioni viene introdotto il concetto di *probabilità condizionata*.

Definizione 3. *Siano dati uno spazio campione Ω ed una misura di probabilità P definita su $\wp(\Omega)$ e secondo l'impostazione assiomatica di probabilità, considerati due eventi, A e B con $P(B) > 0$, viene definita probabilità dell'evento A condizionata dall'evento B la quantità:*

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

Questa definizione non è limitata solo alla probabilità assiomatica, infatti secondo l'approccio frequentista si definisce la probabilità dell'evento A , limitandosi a considerare solo i casi appartenenti a B come totale dei casi possibili.

Con la probabilità condizionata vi possono essere 3 diversi casi:

- la probabilità dell'evento B sotto condizionamento diviene maggiore rispetto a quella che avrebbe assunto senza condizionamento
- il valore di probabilità diminuisca a fronte del condizionamento
- può accadere che il condizionamento rispetto ad un evento non inficia in alcun modo la probabilità di un altro evento ed in sto caso i due eventi sono *stocasticamente indipendenti*.

Due eventi $A, B \in \wp(\Omega)$ sono stocasticamente indipendenti in caso in cui $P(A) = P(A|B) = P(B)$ da cui risultano i seguenti risultati:

- $P(A \cap B) = P(A)P(B)$
- $P(A \cap B) = P(A|B)P(B)$

L'ultima formula presentata può essere generalizzata ad n eventi, venendo chiamata *formula del prodotto*, nel seguente modo:

Definizione 4. Sia $n \in \mathbb{N}_+$ e data la famiglia $\{A_i | i = 1, \dots, n\}$ di sottoinsiemi di Ω , allora risulta

$$P(A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n) = P(A_1)P(A_2|A_1)P(A_3|A_1 \cap A_2) \dots P(A_n|A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_{n-1})$$

Considerata una partizione dello spazio campione Ω , si hanno le seguenti formule:

- $P(B) = \sum_{i=1}^n P(B|A_i)P(A_i)$ (formula delle probabilità totali)
- $P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^n P(B|A_j)P(A_j)}$ (formula di Bayes)

3.3 Variabili Aleatorie

In base a quanto visto fino ad ora per affrontare problemi di calcolo delle probabilità occorre di volta in volta definire in maniera appropriata lo spazio campione e la misura di probabilità.

Questo fatto comporta delle difficoltà se ci si pone come obiettivo la formulazione di una teoria generale della probabilità, in quanto spazio campione e misura di probabilità sono diversi ogni volta ed inoltre in quasi tutti i problemi concreti si ha a che fare con situazioni il cui esito, imprevedibile a priori, è di tipo numerico.

Queste considerazioni hanno portato i matematici ad introdurre delle opportune trasformazioni, chiamate *variabili aleatorie*, che consentono di ricondursi sempre ad \mathbb{R} come spazio campione ed a considerare quali suoi

sottoinsiemi tutti gli intervalli del tipo (a, b) o $[a, b]$ con $-\infty \leq a < b \leq +\infty$ in cui sono comprese tutte le possibili unioni ed intersezioni, finite o infinite, e i loro complementi.

Dato uno spazio campione Ω si definisce *variabile aleatoria o casuale* un'applicazione $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ che associa un numero reale ad ogni elemento di Ω .

In base a questa definizione è possibile assegnare delle probabilità ad eventi del tipo $X \in B \subseteq \mathbb{R}$ in quanto

$$P(X \in B) = P(\{\omega \in \Omega : X(\omega) \in B\})$$

ma ciò appesantisce troppo la notazione per cui utilizziamo per comodità $P(X \in B)$ con però $X \in B$ un evento in Ω , invece di rappresentare la funzione della variabile aleatoria.

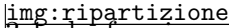
Dal punto di vista intuitivo la definizione di variabile aleatoria è poco chiara ma nel nostro caso assumiamo, senza andare ad affrontare in maniera dettagliata, che essa rappresenta le quantità d'interesse determinate dall'esecuzione dell'esperimento su cui si vuole conoscere la probabilità di avvenimento dell'evento.

Come notazione adotteremo quella solitamente utilizzata in campo statistico, indicando con lettere maiuscole le variabili aleatorie e con lettere minuscole le rispettive possibili realizzazioni.

Essendo imprevedibile a priori il valore assunto da una variabile aleatoria, tutto ciò che si può fare relativamente ad essa è esprimere delle valutazioni di tipo probabilistico sui valori che essa assumerà e per tale ragione ad ogni variabile aleatoria X è associata una funzione, la *funzione di ripartizione* $F_X : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1] \subset \mathbb{R}$ definita come:

$$F_X(t) = P(X \leq t) \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

che ci indica la probabilità che la variabile casuale X assuma un valore minore o uguale a t .

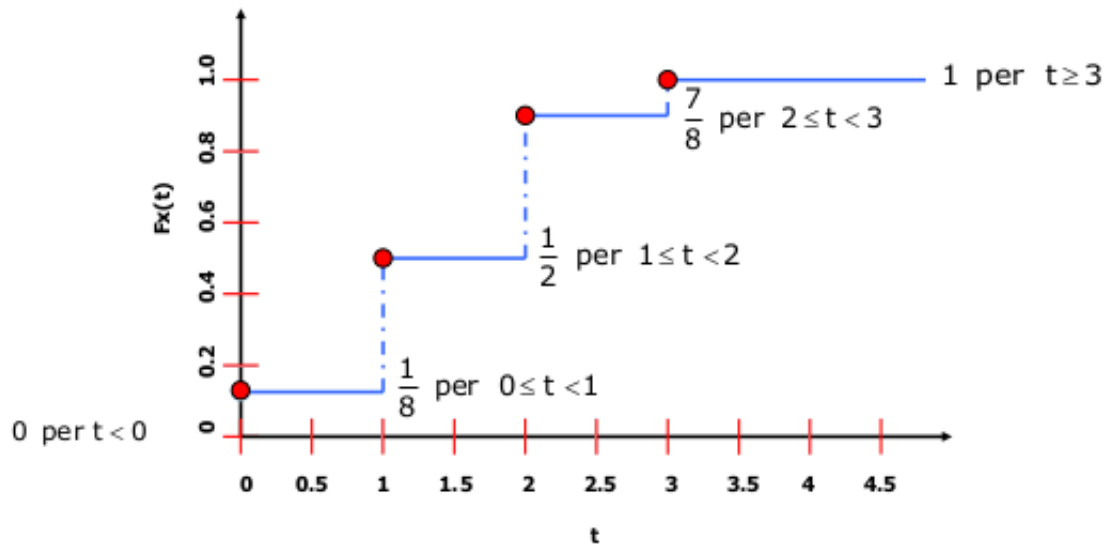
Come si può notare nella Figura  3.1, la *funzione di ripartizione* è una funzione a gradini, in cui ad ogni valore intero si ha la presenza di un punto di discontinuità, con un salto in avanti.

Avendo definito la funzione di ripartizione, adesso tutte le questioni riguardanti la variabile casuale X possono trovare una soluzione attraverso di essa, infatti supponiamo di calcolare $P(\{a < X \leq b\})$ con l'evento $X \leq b$ esprimibile come l'unione dei due eventi indipendenti $X \leq a$ e $a < X \leq b$ da cui si ricava, usando il terzo assioma della probabilità la seguente formula:

$$\begin{aligned} P(\{X \leq b\}) &= P(\{X \leq a\}) + P(\{a < X \leq b\}) \text{ da cui si ricava} \\ P(\{a < X \leq b\}) &= F(b) - F(a) \end{aligned}$$

Figura 3.1: Funzione di ripartizione

img:ripartizione

La **FUNZIONE DI RIPARTIZIONE** risulta essere descritta dal grafico nella figura sottostante

Questa formula ci permette di determinare la probabilità che una variabile casuale possa assumere valori in intervalli reali e ciò ha un notevole utilizzo in statistica e nella probabilità.

In genere la funzione di ripartizione non è nota, altrimenti tutti gli eventi della nostra vita sarebbero facilmente analizzabili senza nessuna incertezza, ossia ad esempio si sarebbe in grado di prevedere come vincere al superenalotto e tutti i giochi d'azzardo, per cui l'obiettivo della statistica è di determinarla o determinare le grandezze ad essa associate mentre la probabilità e le sue applicazioni assumono che essa sia sempre nota.

Si dimostra che sono delle funzioni di ripartizione tutte e sole le funzioni del tipo $F : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ che godono simultaneamente delle seguenti proprietà:

- F è monotona crescente
- $\lim_{t \rightarrow +\infty} F(t) = 1$
- $\lim_{t \rightarrow -\infty} F(t) = 0$
- $\lim_{t \rightarrow t_0^+} F(t) = F(t_0), \forall t_0 \in \mathbb{R}$

Le variabili aleatorie si distinguono in due categorie, in base a che valori può assumere l'insieme di valori S di supporto:

- *variabili aleatorie discrete*: l'insieme S è finito oppure costituito da un insieme infinito di valori discreti.
- *variabili aleatorie continue*: l'insieme S assume valori infiniti continui

Iniziamo ad analizzare prima le variabili discrete, più semplici da analizzare per poi considerare il caso continuo, in cui si estendono i valori assumibili dalle variabili.

3.3.1 Variabile Aleatoria Discreta

Come già visto, una variabile aleatoria è detta *variabile aleatoria discreta* nel caso in cui l'insieme dei valori S che essa può assumere è finita oppure da un infinito di valori discreti, in cui si associa anche, oltre alla funzione di ripartizione, una funzione di probabilità assunta da valori specifici.

Sia S il supporto della variabile aleatoria X e si definisce *distribuzione discreta di probabilità* la funzione: $p_X : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ così definita:

$$p_X = \begin{cases} P(X = t) & \forall t \in S \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Una funzione rappresenta una distribuzione di probabilità, in caso siano soddisfatte entrambe le seguenti proprietà:

•

$$p_X(t) \geq 0 \quad \forall t \in R$$

•

$$\sum_{s \in S} p_X(s) = 1$$

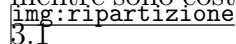
Tra le funzioni di ripartizione e le distribuzioni discrete esiste una corrispondenza biunivoca, in quanto si hanno le seguenti equivalenze:

•

$$F_X(t) = \sum_{s \in S: s \leq t} p_X(s) \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

•

$$p_X(s) = F_X(s) - \lim_{t \rightarrow s^-} F_X(t) \quad \forall s \in S$$

Dalla prima di tali relazioni se ne deduce che le funzioni di ripartizione delle variabili aleatorie discrete presentano dei *salti* in corrispondenza dei valori s mentre sono costanti per gli altri valori, come si può anche notare nella figura  3.1

3.3.2 Variabile Aleatoria Continua

Come già affermato in precedenza, una variabile aleatoria è detta continua nel caso in cui la corrispondente funzione di ripartizione F_X sia continua, ed in particolare viene detta *assolutamente continua* se esiste una funzione $f_X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ tale che

$$F_X(t) = \int_{-\infty}^t f_X(u) du \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

Una tale funzione, in caso in cui è definito l'integrale, viene detta *densità di probabilità* di X .

È detto poi *supporto* della variabile X l'insieme $S = \{t \in \mathbb{R} : f_X(t) \neq 0\}$ e si osservi che se la densità di probabilità esiste allora la sua funzione di ripartizione è una sua primitiva.

Per semplicità supporremo nel seguito che le variabili aleatorie assolutamente continue abbiano funzione di ripartizione derivabile e che la funzione di densità di probabilità sia la derivata della funzione di ripartizione.

Come anche per le distribuzioni discrete di probabilità, le funzioni di densità di probabilità per essere tali devono soddisfare le seguenti due proprietà:

1.

$$f_X(t) \geq 0 \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

2.

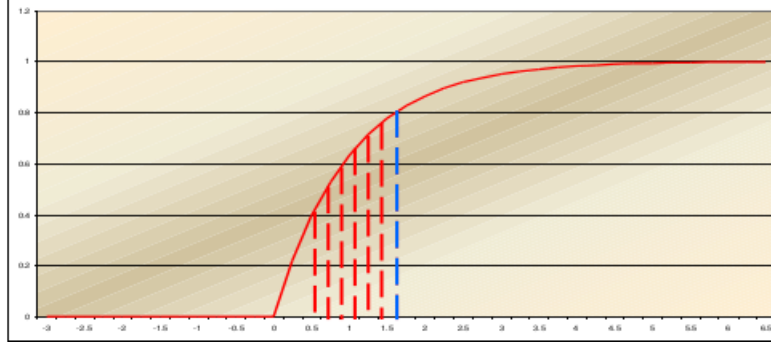
$$\int_{-\infty}^{+\infty} f_X(t) dt = 1$$

La probabilità che una variabile aleatoria continua (o assolutamente continua) assuma un ben determinato valore è sempre nulla, in quanto se X è una variabile aleatoria continua allora per ogni $t_0 \in \mathbb{R}$ risulta

$$\begin{aligned} P(X = t_0) &= P(X \leq t_0) - \lim_{t \rightarrow t_0^-} P(X \leq t) \\ &= F_X(t_0) - \lim_{t \rightarrow t_0^-} F_X(t) \\ &= F_X(t_0) - F_X(t_0) = 0 \end{aligned}$$

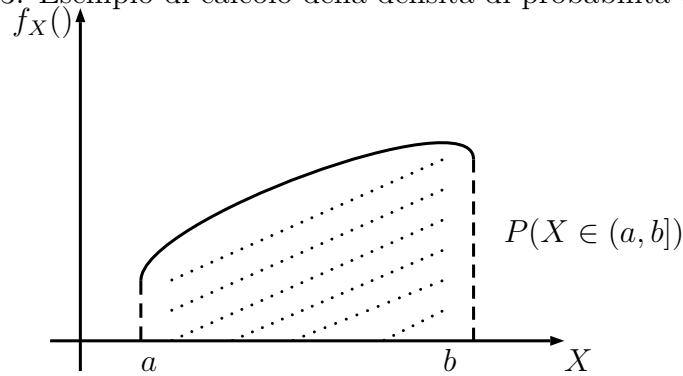
Pertanto, quando si pensa a variabili aleatorie continue, non ha mai senso domandarsi quale sia la probabilità che esse assumano valori esatti, ma conviene invece domandarsi quale è la probabilità che essi assumano specifici valori appartenenti in specifici intervalli dell'asse reale.

Figura 3.2: Funzione di ripartizione continua



img:ripartizione

Figura 3.3: Esempio di calcolo della densità di probabilità continua



graficoRipartizione

Per calcolare la probabilità che una variabile casuale continua X assuma un valore in un intervallo $(a, b] \subseteq \mathbb{R}$ è possibile far ricorso alla formula:

$$P(X \in (a, b]) = \int_a^b f_X(u) du \quad \text{da cui si ricava}$$

$$\begin{aligned} P(X \in (a, b]) &= F_X(b) - F_X(a) \\ &= \int_{-\infty}^b f_X(u) du - \int_{-\infty}^a f_X(u) du \end{aligned}$$

In pratica la probabilità che sia soddisfatto l'evento $X \in (a, b]$ corrisponde all'area sottesa dalla densità f_X nell'intervallo $(a, b]$, come si può notare nella figura 3.3, per cui

$$P(X \in (a, b]) = \int_a^b f_X(u) du \quad \forall a, b \in \mathbb{R}, \quad a < b$$

Essendo inoltre $P(X = a) = 0$ si ha:

$$P(X \in (a, b]) = P(X \in [a, b]) \quad \forall a, b \in \mathbb{R}, \quad a < b$$

Si ha che la funzione di ripartizione è la funzione integrale della funzione di densità di probabilità, quindi si ottiene la funzione di densità di probabilità tramite derivazione:

$$\frac{d}{dt}F_X(t) = f_X(t)$$

3.3.3 Variabili Aleatorie Multidimensionali

In molti casi è lecito considerare situazioni (esperimenti) il cui esito è rappresentato, anziché da un valore numerico, da una coppia o da una n-pla di valori, in tal caso si parla di *variabili aleatorie multidimensionali*.

Anche qui le variabili sono definite da uno spazio campione Ω a \mathbb{R}^n , con n dimensione della variabile, ed è comodo pensare a queste variabili aleatorie come a risultati esprimibili da n-ple di valori numerici.

Consideriamo quindi le *variabili aleatorie bidimensionali assolutamente continue*, anche se ovviamente si può estendere a n variabili anche non continue.

Sia quindi una variabile aleatoria $(X, Y) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ con Ω , uno spazio campione al quale è associata una probabilità P definita sui sottoinsiemi di Ω .

Si definisce la *funzione di ripartizione congiunta* la funzione bidimensionale $F_{X,Y}(t, s) : \mathbb{R}^2 \rightarrow [0, 1] \subseteq \mathbb{R}$ definita come:

$$F_{X,Y} = P(\{X \leq t\} \cap \{Y \leq s\} \quad \forall (t, s) \in \mathbb{R}$$

inoltre se la variabile (X, Y) è assolutamente continua esiste la *funzione di densità congiunta* $f_{X,Y} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}_+$ tale che

$$F_{X,Y}(t, s) = \int_{-\infty}^t \int_{-\infty}^s f_{X,Y}(u, v) du dv \quad \forall (t, s) \in \mathbb{R}^2$$

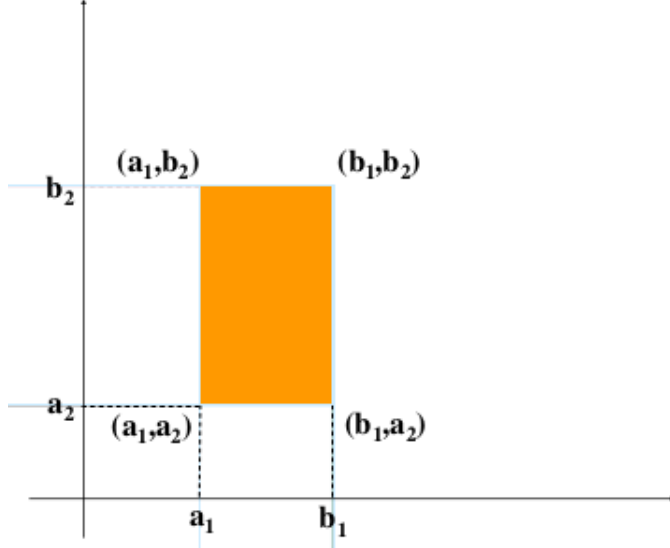
Conoscendo una delle due funzioni sopra è possibile determinare la probabilità che la coppia (X, Y) assuma valori in un qualsiasi sottoinsieme rettangolare $(a_1, b_1] \times (a_2, b_2] \in \mathbb{R}^2$, in cui risulta:

$$\begin{aligned} P((X, Y) \in (a_1, b_1] \times (a_2, b_2]) &= F_{X,Y}(b_1, b_2) - F_{X,Y}(a_1, b_2) \\ &\quad - F_{X,Y}(b_1, a_2) + F_{X,Y}(a_1, a_2) \\ &= \int_{a_1}^{b_1} \int_{a_2}^{b_2} f_{X,Y}(u, v) du dv \quad \forall (a_1, b_1] \times (a_2, b_2] \in \mathbb{R}^2 \end{aligned}$$

In molti casi, benché ci si trovi di fronte a situazioni i cui esiti sono di tipo multidimensionale, capita di essere interessati ai valori che possono essere assunti solamente da una delle variabili per cui sono state introdotte le *funzioni marginali*.

Figura 3.4: Densità di probabilità multidimensionale

img:densitaMulti



Data una variabile aleatoria bidimensionale (X, Y) assolutamente continua, avente funzione di ripartizione congiunta $F_{X,Y}$ e funzione di densità disgiunta $f_{X,Y}$ è detta *funzione di ripartizione marginale di X* in caso si ha

$$\begin{aligned} F_X(t) &= P(\{X \leq t\} \cap \{Y \leq +\infty\}) \\ &= F_{X,Y}(t, +\infty) \end{aligned}$$

mentre si definisce la funzione p detta *funzione di densità marginale di X* come

$$f_X(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X,Y}(t, s) ds$$

Data una variabile bidimensionale (X, Y) diciamo che le due variabili considerate singolarmente sono *stocasticamente indipendenti* se e solo se per ogni $(t, s) \in \mathbb{R}^2$ vale

$$F_{X,Y}(t, s) = F_X(t) \cdot F_Y(s)$$

che discende dalla definizione di stocasticamente indipendente fornita nella teoria assiomatica della probabilità.

3.4 Indici delle variabili aleatorie

Iniziamo ad affrontare gli indici associati alle variabili aleatorie, partendo prima dagli indici centrali, grandezze numeriche associate alle variabili aleatorie, in grado di sintetizzare, con un solo valore, le principali caratteristiche

delle loro distribuzioni.

Gli indici risultano strettamente legati agli indici introdotti nella prima parte in relazione alla statistica descrittiva, il più importante degli indici di tendenza centrale è detto *valore atteso* corrispondente alla media matematica dei dati statistici.

Data una variabile aleatoria unidimensionale X avente supporto $S \subseteq \mathbb{R}$ è detto valore atteso di X la quantità:

$$E[X] = \begin{cases} \sum_{s \in S} s \cdot p_X(s) & \text{se } X \text{ è discreta} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} u \cdot f_X(u) du & \text{se } X \text{ è assolutamente continua} \end{cases}$$

In effetti il valore atteso, così come la media di una serie di dati, va pensato come una *media pesata* dei valori assumibili dalla variabile, e fornisce un'indicazione di massima del posizionamento della variabile lungo l'asse dei numeri reali.

Il valore atteso gode delle seguenti tre proprietà:

1. $\forall a \in \mathbb{R}$, se $X = a$ con probabilità uguale ad 1, allora $E[X] = a$
2. $E[a \cdot X + b] = a \cdot E[X] + b$ per ogni variabile X e per ogni $a, b \in \mathbb{R}$
3. data una funzione $y = g(X)$ della variabile aleatoria X si ha che il valore atteso è:

$$E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(u) f_X(u) du$$

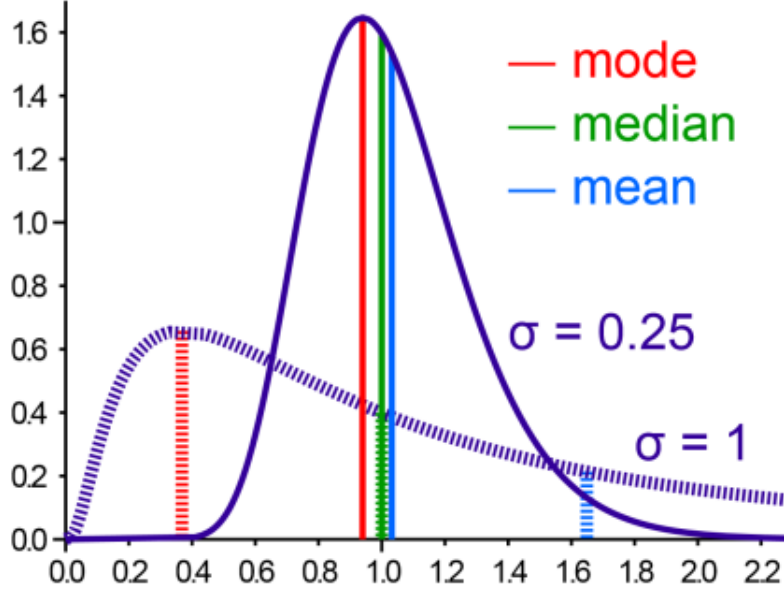
Il valore atteso non è detto che esista, infatti in caso l'integrale o la sommatoria non convergono il valore atteso risulta non definito e come avevamo già visto con la media, il valore atteso è in realtà un caso particolare di momento centrale di ordine $r = 1$, la cui formula è definita come:

$$E[X^r] = \begin{cases} \sum_{s \in S} s^r \cdot p_X(s) & \text{se } X \text{ è discreta} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} u^r \cdot f_X(u) du & \text{se } X \text{ è assolutamente continua} \end{cases}$$

Un altro indice di tendenza centrale importante è la *moda* di una variabile aleatoria X , indicata con $\tilde{X} \in \mathbb{R}$, corrispondente al valore per cui è massima la distribuzione discreta di probabilità, se X è discreta, oppure rappresenta la funzione di densità; tale valore non è detto che sia unico, ma può avere

Figura 3.5: grafico di moda, mediana e media

fig:centralValue



la presenza di più valori di moda, e ciò porta a parlare di distribuzione multimodale.

Un terzo indice di tendenza centrale è la *mediana* di una variabile aleatoria X , indicata con $\hat{X} \in \mathbb{R}$, che soddisfa la diseuguaglianza:

$$\lim_{t \rightarrow \hat{X}^-} F_X(t) \leq \frac{1}{2} \leq F_X(\hat{X})$$

Nel caso in cui la funzione di ripartizione della variabile sia continua ed invertibile allora: $\hat{X} = F_X^{-1}(\frac{1}{2})$ mentre nel caso di variabili discrete la mediana è il valore dell'ascissa in cui la funzione di ripartizione passa da un valore minore di $\frac{1}{2}$ ad uno superiore.

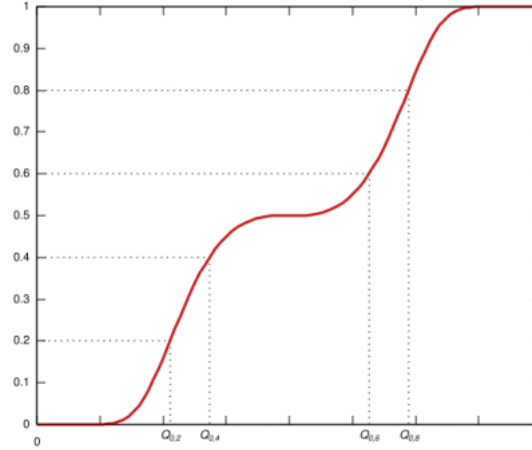
La mediana può non essere unica, e ciò avviene in caso esistano più valori t per cui risulta $F_X(t) = \frac{1}{2}$.

Unitamente alla mediana è possibile considerare altri indici definiti in maniera simile e che dividono la retta dei reali in due intervalli di probabilità assegnata e che sono detti *quantili*, come si nota nella Figura 3.6. Dato un valore $P \in [0, 1] \subseteq \mathbb{R}$ è detto *quantile p -esimo della variabile aleatoria X* il valore $x_p \in \mathbb{R}$ tale che

$$\lim_{t \rightarrow x_p^-} F_X(t) \leq p \leq F_X(x_p)$$

Figura 3.6: Grafico del quantile

fig:quantile



Nel caso in cui la funzione di ripartizione sia continua ed invertibile, allora $x_p = F_X^{-1}(p)$ e questa definizione ci porta a pensare a x_p come ad un valore in cui risulta $P(X \leq x_p) = p$ e $P(X > x_p) = 1 - p$.

Come visto in precedenza, nella statistica descrittiva, oltre agli indici di tendenza centrale è conveniente anche considerare indici che forniscano un'idea del grado di dispersione dei valori assumibili da una variabile aleatoria. Questi vengono detti *indici di variabilità*: il più famoso tra tutti è la *varianza* di una variabile aleatoria X , indicata con σ_X^2 , definita come:

$$V[X] = \begin{cases} \sum_{s \in S} (s - E[X])^2 \cdot p_X(s) & \text{se } X \text{ è discreta} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} (u - E[X])^2 \cdot f_X(u) du & \text{se } X \text{ è assolutamente continua} \end{cases}$$

Così come il valore atteso anche la varianza talvolta può non esistere, quando la sommatoria o l'integrale divergono.

La radice della varianza è anch'esso un altro indice importante, detto *deviazione standard*, il cui vantaggio rispetto alla varianza è quello di avere la stessa unità di misura del valore atteso.

La varianza ha le seguenti proprietà:

1. $\forall a \in \mathbb{R}$, se $X = a$ con probabilità uguale ad 1 allora $V[X] = 0$
2. $V[a \cdot X + b] = a^2 \cdot V[X] + b$ per ogni variabile X e per ogni $a, b \in \mathbb{R}$
3. $V[X] = E[X^2] - (E[X])^2 \forall X$ variabile aleatoria

Anche per le variabili multidimensionali ed in particolare per quelle bidimensionali esistono indici di tendenza centrale e variabilità.

Sia (X, Y) una variabile aleatoria bidimensionale discreta o continua, sono detti *valori attesi marginali* e *varianza marginali* le quantità $E[X]$ $E[Y]$ $V[X]$ $V[Y]$ ottenute considerando le distribuzioni marginali di X ed Y ed integrando (o sommando) in accordo ai sistemi visti sopra.

Si hanno le seguenti relazioni:

- $E[a \cdot X + b \cdot Y] = a \cdot E[X] + b \cdot E[Y] \quad \forall$ coppia X, Y e $\forall a, b \in \mathbb{R}$
- $E[X \cdot Y] = E[X] \cdot E[Y]$ per ogni coppia X, Y stocasticamente indipendenti
- $V[X+Y] = V[X] + V[Y]$ per ogni coppia X, Y stocasticamente indipendenti

Oltre ai valori attesi ed alle varianze marginali, un altro indice estremamente importante, è la **covarianza** definita come:

$$\begin{aligned} \text{Coc}[X, Y] &= E[(X - E[X]) \cdot (Y - E[Y])] \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} (t - E[X]) \cdot (s - E[Y]) \cdot f_{X,Y}(t, s) dt ds \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} t \cdot s \cdot f_{x,y}(t, s) dt ds - \int_{\mathbb{R}} t \cdot f_X(t) dt \cdot \int_{\mathbb{R}} s \cdot f_Y(s) dt \end{aligned}$$

La covarianza è un indice della correlazione che sussiste tra due variabili ovvero del loro grado di dipendenza reciproca, in cui tanto essa è grande quanto è forte il legame di dipendenza tra le variabili.

In caso la covarianza è nulla le due variabili aleatorie vengono dette **in-correlate**, relazione meno forte della indipendenza stocastica, come avevamo già notato nel capitolo sulla statistica descrittiva.

Un ultimo indice è quello detto *coefficiente di correlazione di Pearson*, strettamente legato alla covarianza ed utilizzato per esprimere più chiaramente il grado di dipendenza tra due variabili:

$$p_{XY} = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\sqrt{V[X] \cdot V[Y]}} = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$$

questo indice ha le seguenti proprietà:

1. $p_{XY} = 0$ se X e Y sono incorrelate
2. $|p_{XY}| = 1$ se vale la relazione $Y = aX + b \quad \forall a, b \in \mathbb{R}$

Ovvero se vale $+1$ allora $a > 0$ e se vale -1 si ha che $a < 0$.

3.5 Esercizi

Esercizio 1. 2 carte con reintroduzione si estraggono da un mazzo da 52.

1. P che prima sia di picche seconda di quadri
2. P di due figure dello stesso seme
3. se la prima è > 4 calcolo P che la seconda sia 10

risposte:

1. $P1$ prima carta picche e $Q2$ seconda carta quadri. Sono eventi indipendenti per la reintroduzione

$$P(P1 \cap Q2) = P(P1) \cdot P(Q2) = \frac{13}{52} \cdot \frac{13}{52} = \left(\frac{13}{52}\right)^2$$

2. A carta di seme X e B carta di seme X , si ricorda reintroduzione

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B|A) = \frac{12}{52} \cdot \frac{3}{52} = \frac{9}{876}$$

3. C carta > 4 e D carta $= 10$, la carta è sempre la stessa

$$P(D|C) = \frac{P(D \cap C)}{P(C)} = \frac{P(D)}{P(C)} = \frac{1}{9}$$

Esercizio 2. Gli abitanti di abc raggiungono xyz col treno o con la macchina. Il 90% arriva in ritardo, il 40% di questi usa il treno. Il 20% di quelli che non arriva in ritardo usano la macchina.

1. probabilità che un abitante usi il treno
2. se usa il treno percentuali di ritardo o meno

risposte

1. $R = 0.9$ persona in ritardo, $\bar{R} = 0.1$ non in ritardo, T usa treno e M usa macchina

$$P(T) = P(R) \cdot P(T|R) + P(\bar{R}) \cdot P(T|\bar{R}) = 0.9 * 0.4 + 0.1 * 0.8 = 0.44$$

- 2.

$$P(R|T) = \frac{P(R \cap T)}{P(T)} = \frac{P(T|R) \cdot P(R)}{P(T)} = \frac{0.9 * 0.4}{0.44} = 0.8182$$

quindi per la macchina è $1 - 0.8182 = 0.1818$

Esercizio 3. *Un'urna contiene una pallina rossa e una bianca, ne estraggo una e la rimetto dentro con un'altra dello stesso colore. All' i -esima estrazione se ne estrae una rossa (R_i) e all' i -esima estrazione una bianca (B_i)*

1. $P(R_2)$ alla seconda estrazione una rossa e $P(R_3)$ alla terza estrazione una rossa
2. se la seconda è rossa la prima era più probabile bianca o rossa?
3. P di avere prima rossa e seconda bianca

risposta:

1.

$$\begin{aligned}
 P(R_2) &= P(R_1 \cap R_2) + P(B_1 \cap R_2) = \\
 P(R_1 \cap R_2) &= P(R_1) \cdot P(R_2|R_1) = \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{3} = \frac{1}{3} \\
 P(B_1 \cap R_2) &= P(B_1) \cdot P(R_2|B_1) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3} = \frac{1}{6} \\
 P(R_2) &= \frac{1}{2}
 \end{aligned}$$

$$P(R_3) = P(R_1 \cap R_2 \cap R_3) + P(R_1 \cap B_2 \cap R_3) + P(B_1 \cap R_2 \cap R_3) + P(B_1 \cap B_2 \cap R_3)$$

$$P(R_1 \cap R_2 \cap R_3) = P(R_1) \cdot P(R_2|R_1) \cdot P(R_3|R_1 \cap R_2) = \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{3} \cdot \frac{3}{4} = \frac{1}{4}$$

$$P(R_1 \cap B_2 \cap R_3) = P(R_1) \cdot P(B_2|R_1) \cdot P(R_3|R_1 \cap B_2) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{12}$$

$$P(B_1 \cap R_2 \cap R_3) = P(B_1) \cdot P(R_2|B_1) \cdot P(R_3|B_1 \cap R_2) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{12}$$

$$P(B_1 \cap B_2 \cap R_3) = P(B_1) \cdot P(B_2|B_1) \cdot P(R_3|B_1 \cap B_2) = \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{12}$$

$$P(R_3) = \frac{1}{4} + \frac{1}{12} + \frac{1}{12} + \frac{1}{12} = \frac{1}{2}$$

2.

$$P(R_1|R_2) = \frac{P(R_1 \cap R_2)}{P(R_2)} = \frac{P(R_1) \cdot P(R_2|R_1)}{P(R_2)} = \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{2}{3}}{\frac{1}{2}} = \frac{2}{3}$$

$$P(B_1|R_2) = \frac{P(B_1 \cap R_2)}{P(R_2)} = \frac{P(B_1) \cdot P(R_2|B_1)}{P(R_2)} = \frac{\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3}}{\frac{1}{2}} = \frac{1}{3}$$

3.

$$P(R_1 \cap B_2) = P(R_1) \cdot P(B_2|R_1) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{3} = \frac{1}{6}$$

Capitolo 4

Distribuzioni Notevoli

Essendoci una correlazione, come notato nel precedente capitolo, tra la funzione di ripartizione e la sua distribuzione/densità di probabilità, si parla di **distribuzione** di una variabile intendendo indifferentemente la sua ripartizione o la sua densità/distribuzione.

Con $X \sim F$ si indica che la variabile X è distribuita secondo la distribuzione F .

Adesso affrontiamo una serie di distribuzioni famose, che hanno un notevole successo ed utilizzo in campo statistico e probabilistico, incominciando dalle distribuzioni discrete e poi si analizzano quelle assolutamente continue.

4.1 Distribuzioni discrete

Le distribuzioni discrete maggiormente utilizzate sono le seguenti:

- bernoulliana
- binomiale
- poisson
- geometrica

Una variabile aleatoria X è detta distribuita secondo una Bernoulliana di parametro $p \in [0, 1]$, indicata con $X \sim B(p)$ se essa può assumere solo i valori 1 e 0 rispettivamente con probabilità p e $(1 - p)$.

Questa distribuzione presenta le seguenti funzioni di ripartizione e la sua corrispondente distribuzione di probabilità:

$$\bullet \quad p_X(t) = \begin{cases} 1-p & \text{se } t=0 \\ p & \text{se } t=1 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

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

L'importanza di questa semplice distribuzione è ovvia, in quanto sono variabili di Bernoulli tutte quelle che individuano il verificarsi di uno specifico evento e che valgono 1 se questo si verifica e 0 altrimenti.

Attraverso l'applicazione della definizione di valore atteso e di varianza si ottiene:

$$E[X] = 0 \cdot (1-p) + 1 \cdot p = p$$

$$V[X] = [0^2 \cdot (1-p) + 1^2 \cdot p] - (p)^2 = (1-p) \cdot p$$

Siano X_1, \dots, X_n n variabili Bernoulliane di identico parametro p e stocasticamente indipendenti tra loro, e sia anche $X = \sum X_i$, variabile definita distribuita secondo una binomiale di parametri n e p , espressa con $X \sim \text{Bin}(n, p)$, se tale variabile può assumere qualsiasi valore intero k compreso tra 0 e n , in accordo con la seguente probabilità:

$$P(X = k) = \binom{n}{k} \cdot p^k \cdot (1-p)^{n-k}$$

La parte $p^k \cdot (1-p)^{n-k}$ fornisce la probabilità che k delle n variabili X_i assumano il valore 1 e che le restanti $n-k$ variabili assumano valore 0 mentre la prima parte $\binom{n}{k}$, come ovvio dal corso di matematica discreta, fornisce il numero di combinazioni possibili delle variabili k .

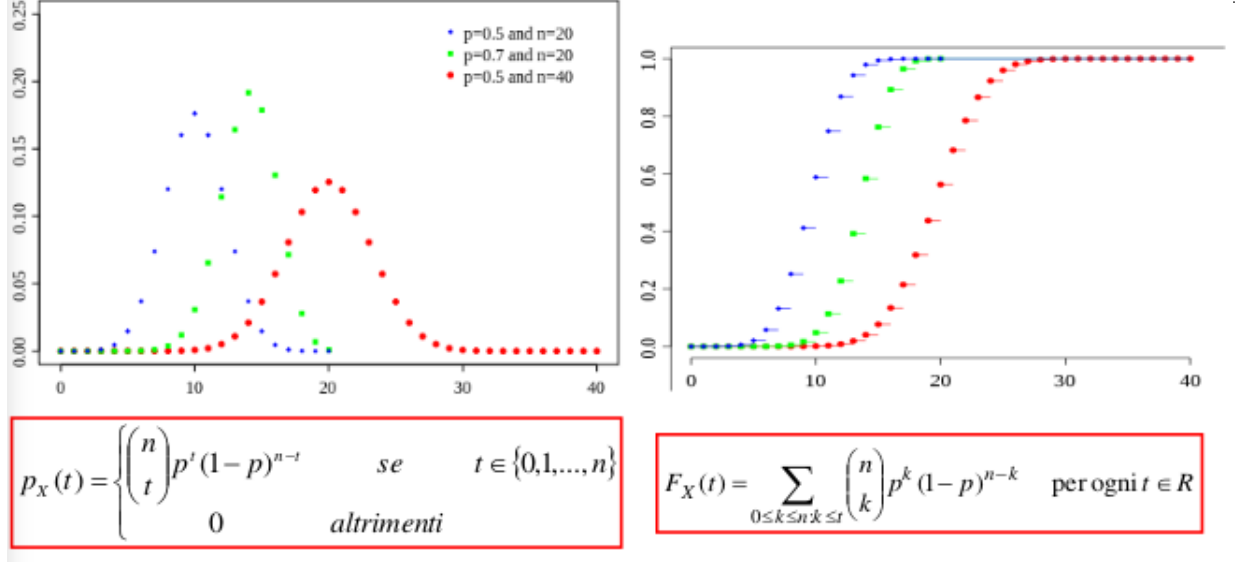
In questa distribuzione vengono definite le seguenti funzioni di ripartizione e di distribuzione:

$$\bullet \quad p_X(t) = \begin{cases} \binom{n}{t} p^t (1-p)^{n-t} & \text{se } t \in \{0, \dots, n\} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$\bullet \quad F_X(t) = \sum_{0 \leq k \leq n; k \leq t} \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

Figura 4.1: Distribuzione binomiale

fig:binomiale



Le variabili X_i sono indipendenti quindi posso calcolare il valore atteso e la varianza di X :

$$E[X] = E[X_1 + \dots + X_n] = E[X_1] + \dots + E[X_n] = n \cdot p$$

$$V[X] = V[X_1 + \dots + X_n] = V[X_1] + \dots + V[X_n] = n \cdot (1 - p) \cdot p$$

La principale applicazione della distribuzione binomiale consiste nella definizione di variabili che "contano" le realizzazioni di eventi quando questi siano da considerarsi indipendenti e con identica probabilità di verificarsi.

La distribuzione di Poisson può essere vista come un caso particolare della distribuzione Binomiale che si ottiene quando il numero di variabili X_i che compaiono in $X = \sum X_i$ tende ad infinito mentre il valore del parametro p tende a zero, in modo tale che il prodotto $\lambda = n \cdot p$ resti costante.

In caso ciò viene rispettato definiamo X distribuita secondo una Poisson con parametro $\lambda \in \mathbb{R}_+$, indicata con $X \sim Poi(\lambda)$, applicabile sui valori in \mathbb{R} . La probabilità associata a questa distribuzione è la seguente:

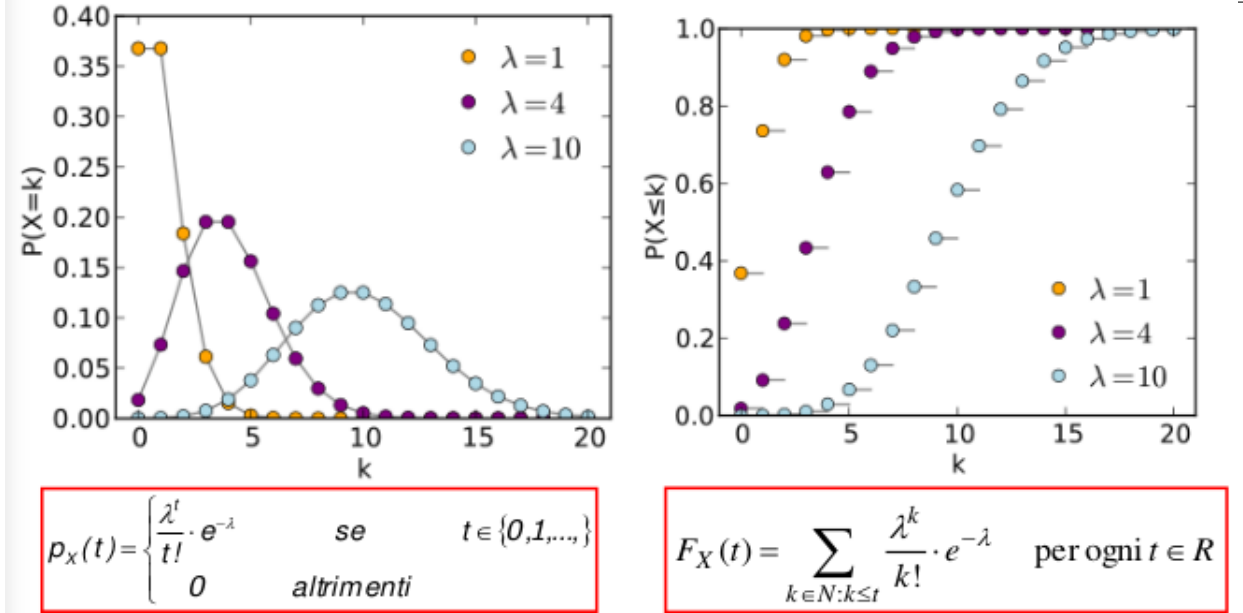
$$P(X = k) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \binom{n}{k} \cdot p^k \cdot (1 - p)^{n-k} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \quad \forall k \in \mathbb{N}$$

la *distribuzione di probabilità* e la *funzione di ripartizione* risultano essere quindi:

$$p_X(t) = \begin{cases} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} & \text{se } t \in \{0, \dots, n\} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Figura 4.2: Distribuzione di Poisson

fig:poisson



$$F_X(t) = \sum_{k \in \mathbb{N}: k \leq t} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

valore atteso e varianza le ricavo da quelli delle bernoulliane con $\lambda = n \cdot p$:

$$E[X] = n \cdot p = \lambda$$

$$V[X] = n \cdot (1 - p) \cdot p = n \cdot p - n \cdot p^2 = \lambda - \frac{\lambda^2}{n}$$

che con $n \rightarrow +\infty$ diventa $V[X] = \lambda$.

La distribuzione di Poisson viene utilizzata quando si considerino grandi popolazioni di individui in cui ogni individuo ha una probabilità p molto piccola di essere soggetto ad uno specifico evento in esame; per tale ragione la distribuzione di Poisson viene anche detta degli eventi rari.

Una variabile aleatoria X è detta distribuita secondo una Geometrica di parametro $p \in [0, 1]$, indicata con $X \sim Geo(p)$, se può assumere qualsiasi valore intero non negativo k con probabilità $P(X = k) = p \cdot (1 - p)^k$.

La distribuzione di probabilità e la funzione di ripartizione risultano essere quindi:

$$p_X(t) = \begin{cases} p \cdot (1 - p)^t & \text{se } t \in \mathbb{N} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$F_X(t) = \sum_{k \in \mathbb{N}: k \leq t} p \cdot (1 - p)^k, \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

con valore atteso e varianza:

$$E[X] = \frac{1-p}{p}$$

$$V[X] = \frac{1-p}{p^2}$$

Questa distribuzione ha la proprietà di **assenza di memoria**, ossia risulta $P(X = k + m | X \geq m) = P(X = k)$.

Per comprenderne il significato, supponiamo che X sia il tempo di vita di una macchina soggetta a guasti, che possono avvenire solo in corrispondenza di intervalli di tempo unitari, e supponiamo di aver rilevato che per m unità di tempo essa non si sia guastata.

La proprietà di assenza di memoria asserisce che la probabilità che la macchina si guasti all'istante $(k + m)$ -esimo, condizionata dall'evento $X \geq m$, è uguale alla probabilità iniziale che essa si guasti all'istante k -esimo.

Quindi questa proprietà asserisce che il tempo trascorso da quando abbiamo iniziato ad esaminare il funzionamento della macchina non influisce sulla distribuzione del tempo restante al verificarsi del guasto.

4.2 Distribuzioni continue

Le distribuzioni continue, affrontate in questo corso sono le seguenti:

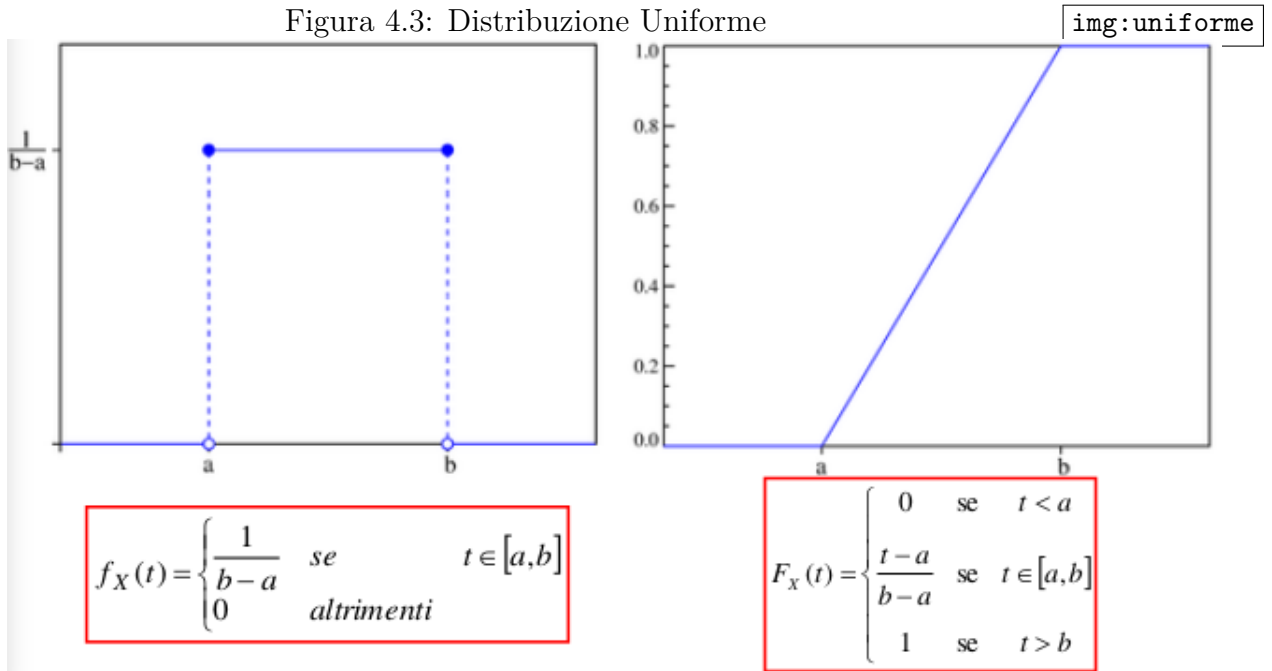
- uniforme
- triangolare
- esponenziale
- normale(o gaussiana)

Parliamo ora della *distribuzione uniforme*, che rappresenta la più semplice distribuzione assolutamente continua e viene adottata nel caso in cui la variabile considerata possa assumere qualsiasi valore compreso in un dato intervallo con probabilità costante.

Si dice che la variabile X è distribuita secondo una uniforme di supporto $[a, b]$, indicata con $X \sim U[a, b]$ se essa è assolutamente continua con densità e funzione di ripartizione:

$$f_X(t) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{se } t \in [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Figura 4.3: Distribuzione Uniforme



$$F_X(t) = \begin{cases} 0 & \text{se } t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & \text{se } t \in [a, b] \\ 1 & \text{se } t > b \end{cases}$$

e con semplici integrazioni è possibile ricavare il valore atteso e la varianza:

$$E[X] = \frac{a+b}{2}$$

$$V[X] = \frac{(b-a)^2}{12}$$

Come accennato in precedenza l'interesse in questa distribuzione è giustificato dal fatto che essa descrive bene situazioni nelle quali le variabili possono assumere valori in intervalli finiti di \mathbb{R} con probabilità uniforme, ovvero tale da essere identica per intervalli di medesima ampiezza, purché contenuti nel supporto della variabile stessa.

Ovviamente non è certo che i valori assumibili abbiano tutti la stessa probabilità di presentarsi, per questo sono stati introdotti alcune generalizzazioni della distribuzione uniforme; una di queste è la **distribuzione triangolare**, che assegna alla densità di probabilità valori maggiori al centro del supporto e minori in prossimità degli estremi.

Formalmente diciamo che la variabile X è distribuita secondo una Triangolare

di supporto $[a, b]$, indicata con $X \sim T[a, b]$ se essa è assolutamente continua con le seguenti funzioni di densità e ripartizione:

$$f_X(t) = \begin{cases} \frac{4(t-a)}{(b-a)^2} & \text{se } t \in \left[a, \frac{a+b}{2}\right) \\ \frac{4(b-t)}{(b-a)^2} & \text{se } t \in \left[\frac{a+b}{2}, b\right] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$F_X(t) = \begin{cases} 0 & \text{se } t < a \\ \frac{2(t-a)^2}{(b-a)^2} & \text{se } t \in \left[a, \frac{a+b}{2}\right) \\ 1 - 2\frac{(b-t)^2}{(b-a)^2} & \text{se } t \in \left[\frac{a+b}{2}, b\right] \\ 1 & \text{se } t > b \end{cases}$$

Attraverso l'integrazione delle funzioni presentate si ottiene il valore atteso e la varianza:

$$E[X] = \frac{a+b}{2}$$

$$V[X] = \frac{(b-a)^2}{24}$$

Passiamo alla **distribuzione esponenziale**, importante nello studio di variabili che descrivono i tempi necessari per il verificarsi di un evento. Formalmente, una variabile aleatoria X è distribuita secondo una Esponenziale di parametro $\lambda \in \mathbb{R}$, indicata con $X \sim Exp(\lambda)$ se essa è assolutamente continua con le seguenti funzioni:

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

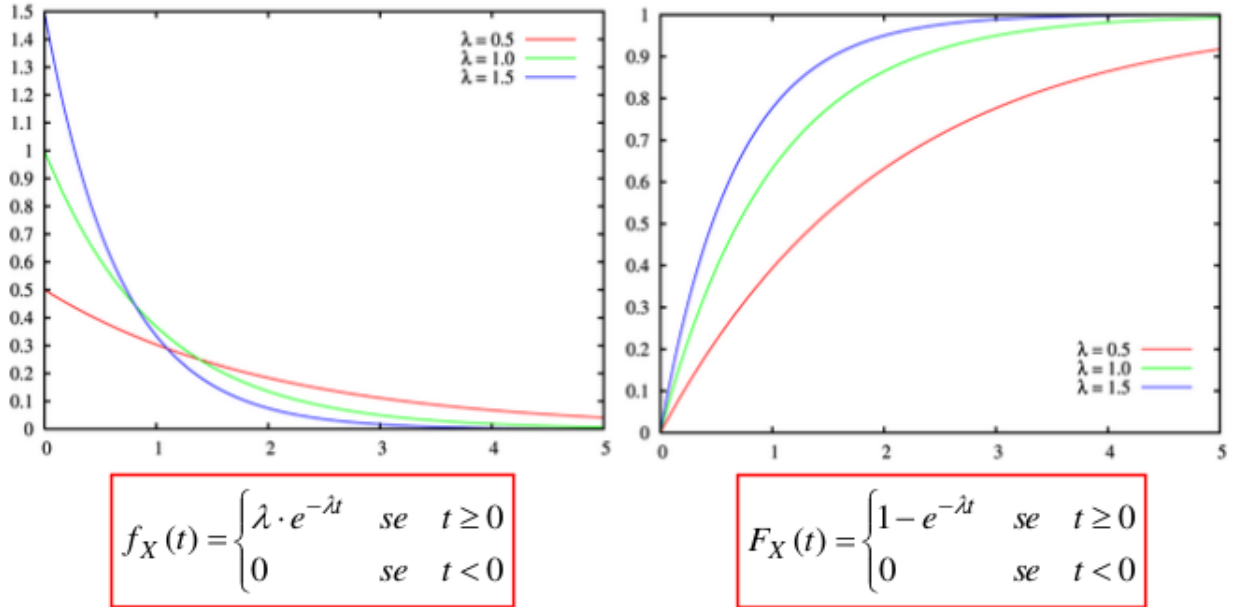
$$F_X(t) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda t} & \text{se } t \geq 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Attraverso integrazione si ottengono valor medio e varianza:

$$E[X] = \frac{1}{\lambda}$$

$$V[X] = \frac{1}{\lambda^2}$$

Figura 4.4: Distribuzione esponenziale



L'importanza della distribuzione esponenziale in numerosi campi applicativi è dovuta al fatto che essa è l'unica distribuzione assolutamente continua che gode della **proprietà di assenza di memoria**, vista anche nella distribuzione geometrica, di tipo discreto.

4.2.1 Distribuzione Normale

Una variabile aleatoria X è detta *distribuita secondo una Normale con parametri* $\mu \in \mathbb{R}$ e $\sigma \in \mathbb{R}_+$, indicata attraverso $X \sim N(\mu, \sigma)$, se essa è assolutamente continua con densità:

$$f_X(t) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2}} \cdot e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}} \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

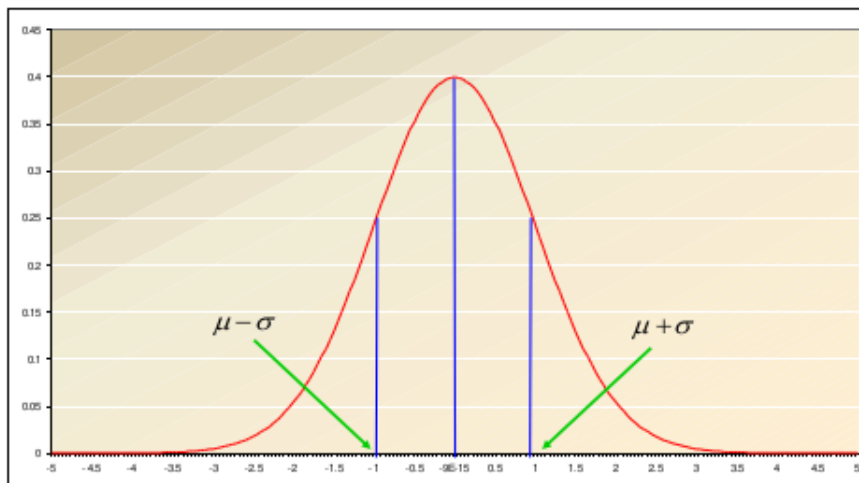
Questa distribuzione è fondamentale per il *teorema centrale del limite*, studiata nel prossimo capitolo e poi perchè molti fenomeni studiati dalla statistica e dalla probabilità si comportano come una normale, chiamata anche *gaussiana*.

Integrando si ottengono il valore atteso e la varianza:

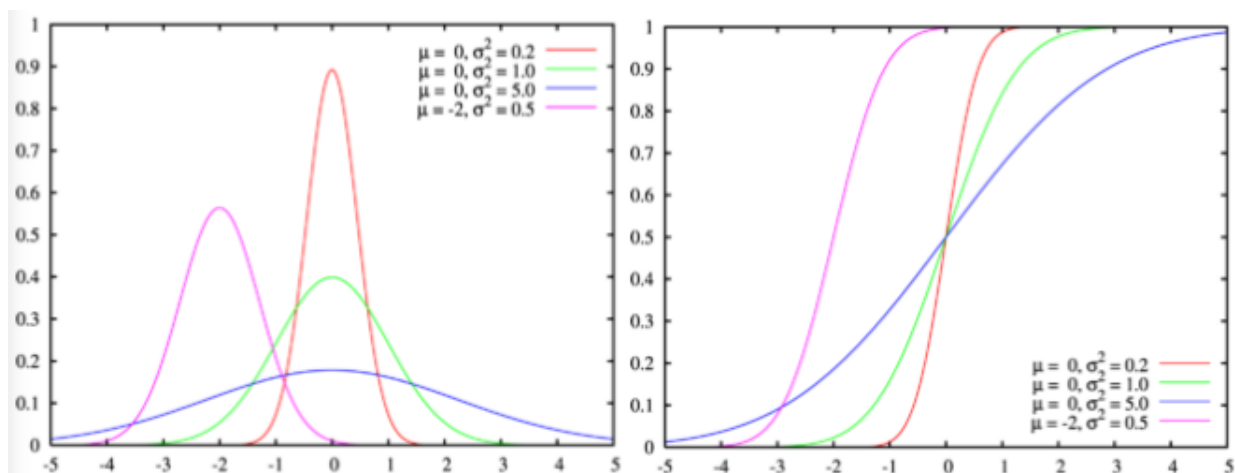
$$E[X] = \mu$$

$$V[X] = \sigma^2$$

Graficamente la densità di una Normale risulta come quella presentata sotto



Si osservi che la moda coincide con la media e che in corrispondenza dei valori $\mu - \sigma$ e $\mu + \sigma$ vi sono dei punti di flesso.



Calcolare la probabilità P , assunta da una variabile X in un intervallo $[a, b]$ è notevolmente difficile in quanto si deve risolvere la seguente equazione:

$$P(X \in [a, b]) = \int_a^b \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2}} \cdot e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}} dt$$

Per questa ragione si ricorre ad opportune tavole che si riferiscono alla distribuzione normale standard ovvero con parametri $\mu = 0$ e $\sigma = 1$ e che forniscono i valori di $\int_0^z f_X(t) dt$ per un elevato numero di valori $z \in \mathbb{R}$.

Quando si sia interessati a determinare delle probabilità associate ad una generica normale ci si riconduce al caso sopra osservando che la variabile $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ è distribuita secondo una *Normale Standard*

$$\text{se } X \sim N(\mu, \sigma) \text{ allora } Z = \frac{X-\mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$$

quindi ogni variabile $X \sim N(\mu, \sigma)$ può essere ricondotta ad una può essere ricondotta ad una Normale standardizzata ovvero ancora per ogni a, b ovvero ancora $\forall [a, b] \subseteq \mathbb{R}$ si avrà:

$$P(X \in [a, b]) = P(a \leq X \leq b) = P\left(\frac{a-\mu}{\sigma} \leq \frac{X-\mu}{\sigma} \leq \frac{b-\mu}{\sigma}\right) = P\left(Z \in \left[\frac{a-\mu}{\sigma}, \frac{b-\mu}{\sigma}\right]\right)$$

La distribuzione gaussiana possiede la seguente proprietà:

Definizione 5. se $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1)$ e $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2)$ e se X_1 e X_2 sono indipendenti allora la variabile $Y = X_1 + X_2$ tale che:

$$Y \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2})$$

In altri termini la variabile somma di due variabili aleatorie stocasticamente indipendenti con distribuzioni normali è ancora una variabile aleatoria distribuita secondo una normale i cui parametri sono ricavabili facilmente da quelli delle distribuzioni degli addendi.

La tabella della z

una volta ottenuto $P\left(Z \in \left[\frac{a-\mu}{\sigma}, \frac{b-\mu}{\sigma}\right]\right)$ poniamo per semplicità $\gamma = \frac{a-\mu}{\sigma}$ e $\delta = \frac{b-\mu}{\sigma}$. Per simmetria notiamo che è indifferente valutare γ e δ sia che siano positivi che negativi e per comodità la tabella presenta unicamente valori positivi. Valutemo quindi $|\gamma|$ e $|\delta|$. Sappiamo che $P(Z \in [\gamma, \delta]) =$

$P(Z \in [0, |\gamma|]) + P(Z \in [0, |\delta|])$. Per calcolare, per esempio, $P(Z \in [0, |\gamma|])$ prendo la cifra intera e la prima cifra decimale e trovo la riga corrispondente nella prima colonna (se $\gamma = 1.35$ cercherò 1.3) e poi cerco scelto la colonna corrispondente al valore della seconda cifra decimale presente nella prima riga (nel caso di prima cerco nella prima riga il valore 0.05 e ne scelgo la colonna). L'incrocio fra la riga scelta prima e la colonna scelta dopo mi daranno il valore ricercato. Ecco un esempio con 0.08 e 1.35:

z	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
0.0	0.0000	0.0040	0.0080	0.0120	0.0160	0.0199	0.0239	0.0279	0.0319	0.0359
0.1	0.0398	0.0438	0.0478	0.0517	0.0557	0.0596	0.0636	0.0675	0.0714	0.0753
0.2	0.0793	0.0832	0.0871	0.0910	0.0948	0.0987	0.1026	0.1064	0.1103	0.1141
0.3	0.1179	0.1217	0.1255	0.1293	0.1331	0.1368	0.1406	0.1443	0.1480	0.1517
0.4	0.1554	0.1591	0.1628	0.1664	0.1700	0.1736	0.1772	0.1808	0.1844	0.1879
0.5	0.1915	0.1950	0.1985	0.2019	0.2054	0.2088	0.2123	0.2157	0.2190	0.2224
0.6	0.2257	0.2291	0.2324	0.2357	0.2389	0.2422	0.2454	0.2486	0.2517	0.2549
0.7	0.2580	0.2611	0.2642	0.2673	0.2704	0.2734	0.2764	0.2794	0.2823	0.2852
0.8	0.2881	0.2910	0.2939	0.2967	0.2995	0.3023	0.3051	0.3078	0.3106	0.3133
0.9	0.3159	0.3186	0.3212	0.3238	0.3264	0.3289	0.3315	0.3340	0.3365	0.3389
1.0	0.3413	0.3438	0.3461	0.3485	0.3508	0.3531	0.3554	0.3577	0.3599	0.3621
1.1	0.3643	0.3665	0.3686	0.3708	0.3729	0.3749	0.3770	0.3790	0.3810	0.3830
1.2	0.3849	0.3869	0.3888	0.3907	0.3925	0.3944	0.3962	0.3980	0.3997	0.4015
1.3	0.4032	0.4049	0.4066	0.4082	0.4099	0.4115	0.4131	0.4147	0.4162	0.4177
1.4	0.4192	0.4207	0.4222	0.4236	0.4251	0.4265	0.4279	0.4292	0.4306	0.4319
1.5	0.4332	0.4345	0.4357	0.4370	0.4382	0.4394	0.4406	0.4418	0.4429	0.4441
1.6	0.4452	0.4463	0.4474	0.4484	0.4495	0.4505	0.4515	0.4525	0.4535	0.4545
1.7	0.4554	0.4564	0.4573	0.4582	0.4591	0.4599	0.4608	0.4616	0.4625	0.4633
1.8	0.4641	0.4649	0.4656	0.4664	0.4671	0.4678	0.4686	0.4693	0.4699	0.4706
1.9	0.4713	0.4719	0.4726	0.4732	0.4738	0.4744	0.4750	0.4756	0.4761	0.4767
2.0	0.4772	0.4778	0.4783	0.4788	0.4793	0.4798	0.4803	0.4808	0.4812	0.4817
2.1	0.4821	0.4826	0.4830	0.4834	0.4838	0.4842	0.4846	0.4850	0.4854	0.4857
2.2	0.4861	0.4864	0.4868	0.4871	0.4875	0.4878	0.4881	0.4884	0.4887	0.4890
2.3	0.4893	0.4896	0.4898	0.4901	0.4904	0.4906	0.4909	0.4911	0.4913	0.4916
2.4	0.4918	0.4920	0.4922	0.4925	0.4927	0.4929	0.4931	0.4932	0.4934	0.4936
2.5	0.4938	0.4940	0.4941	0.4943	0.4945	0.4946	0.4948	0.4949	0.4951	0.4952
2.6	0.4953	0.4955	0.4956	0.4957	0.4959	0.4960	0.4961	0.4962	0.4963	0.4964
2.7	0.4965	0.4966	0.4967	0.4968	0.4969	0.4970	0.4971	0.4972	0.4973	0.4974
2.8	0.4974	0.4975	0.4976	0.4977	0.4977	0.4978	0.4979	0.4979	0.4980	0.4981
2.9	0.4981	0.4982	0.4982	0.4983	0.4984	0.4984	0.4985	0.4985	0.4986	0.4986
3.0	0.4987	0.4987	0.4987	0.4988	0.4988	0.4989	0.4989	0.4989	0.4990	0.4990

Regole di calcolo per normali standardizzati da tabelle per integrali:

- integrali della forma $\int_{-\infty}^b f(u) du$:

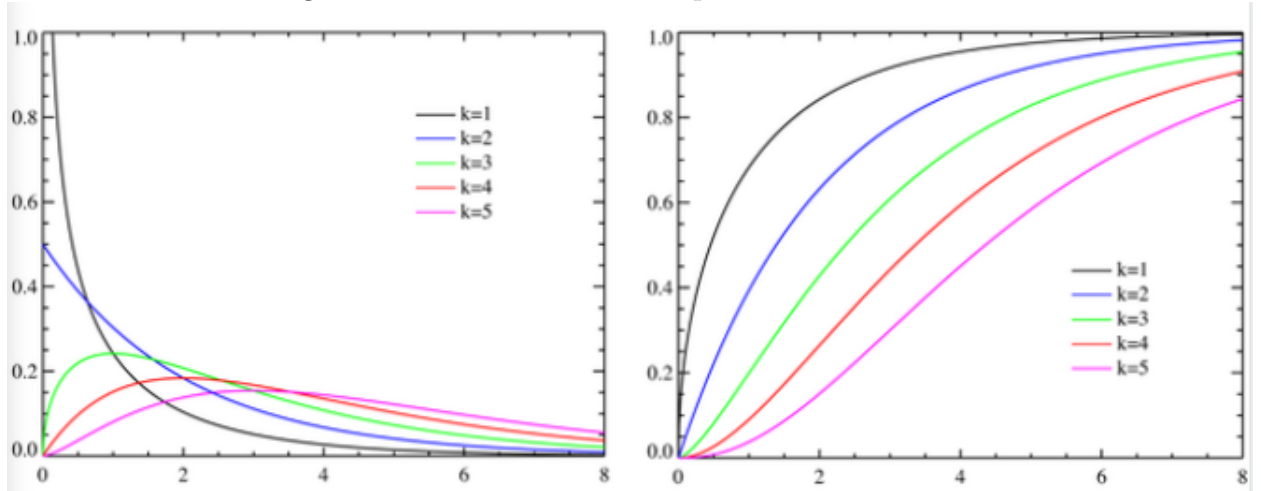
– $b > 0$, finito:

$$\int_{-\infty}^b f(u) du = \frac{1}{2} + \int_0^b f(u) du$$

– $b < 0$, finito:

$$\int_{-\infty}^b f(u) du = \frac{1}{2} - \int_0^{-b} f(u) du$$

Figura 4.5: Distribuzione chi-quadro



- integrali della forma $\int_a^{+\infty} f(u) du$:

$$\int_a^{+\infty} f(u) du = 1 - \int_{-\infty}^a f(u) du$$

- integrali della forma $\int_a^b f(u) du$:

$$\int_a^b f(u) du = \int_{-\infty}^b f(u) du - \int_{-\infty}^a f(u) du$$

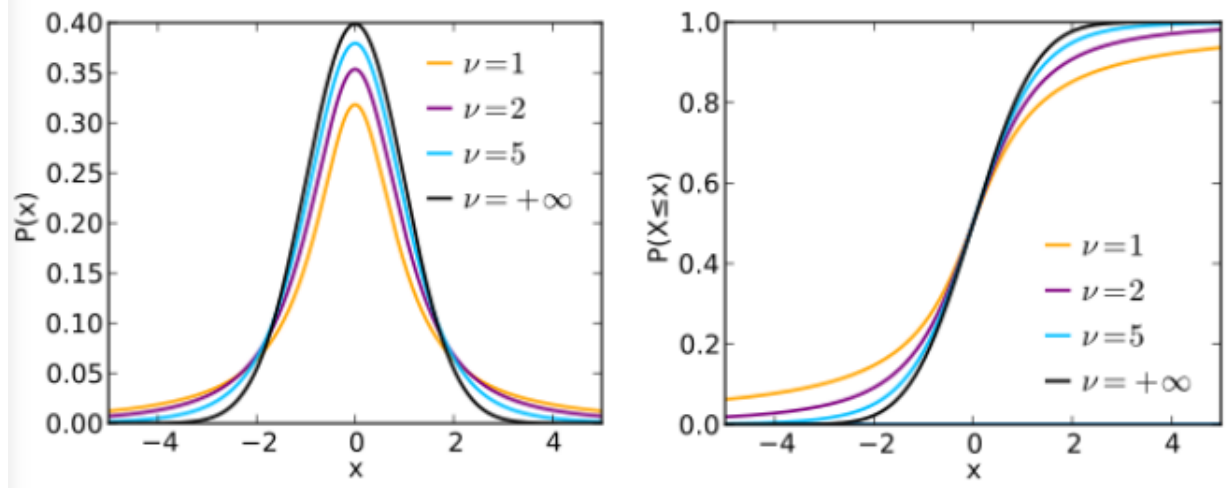
Dopo aver considerato le distribuzioni principali continue, consideriamo 3 distribuzioni utili per la statistica inferenziale:

- **chi-quadro**: siano X_1, \dots, X_n variabili con distribuzione normale standard ed indipendenti tra loro e sia X una variabile aleatoria definita come

$$X = \sum X_i^2$$

si dice distribuita secondo una chi-quadro con n gradi di libertà, indicata con $X \sim \chi_n^2$, che ovviamente essendo definita come somma di quadrati può assumere solo valori non negativi.

Figura 4.6: Distribuzione t di student



- **t di student:** siano $Z \sim N(0, 1)$ e $Y \sim \chi_n^2$ due variabili indipendenti e sia X una variabile aleatoria definita come

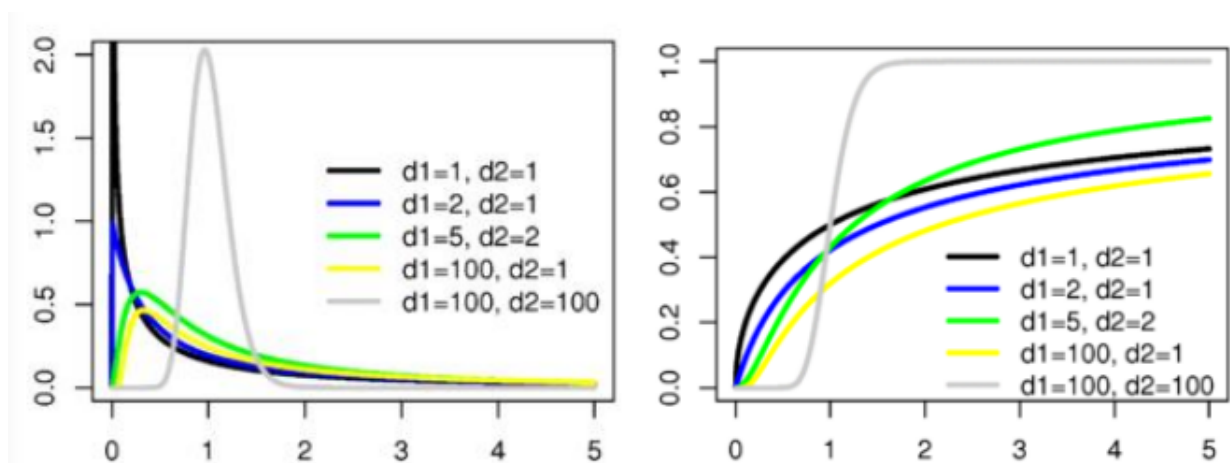
$$X = \frac{Z}{\sqrt{\frac{Y}{n}}}$$

si dice distribuita secondo una t di student con n gradi di libertà, indicata con $X \sim t_n$.

- **distribuzione f:** siano $U \sim \chi_m^2$ e $V \sim \chi_n^2$ due variabili indipendenti, si ha che X una variabile aleatoria definita come

$$X = \frac{\frac{U}{m}}{\frac{V}{n}}$$

si dice distribuita secondo una F con m e n gradi di libertà, indicata con $X \sim F(m, n)$.



Capitolo 5

Teoremi di Convergenza

Consideriamo una successione $\{X_n, n \in \mathbb{N}\}$ di variabili aleatorie e sia F_n la funzione di ripartizione della generica variabile X_n della successione.

Diremo che la successione converge in distribuzione alla variabile X avente funzione di ripartizione F se vale:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(t) = F(t)$$

per ogni $t \in \mathbb{R}$, punto di continuità per la funzione di ripartizione F .

Si useranno le seguenti notazioni:

$$X_n \xrightarrow{d} X$$

$$F_n \xrightarrow{d} F$$

Nella definizione di convergenza in distribuzione vengono esclusi, nel passaggio al limite, i punti in cui la funzione di ripartizione limite F è discontinua, per avere un concetto di convergenza simile all'intuizione.

Consideriamo ad esempio una successione di numeri reali $\{a_n, n \in \mathbb{N}\}$ tale che:

$$a_n \xrightarrow{d} a \in \mathbb{R} \text{ per } n \rightarrow \infty$$

e pensiamo alle variabili aleatorie X_n aventi funzione di ripartizione:

$$F_n(t) = \begin{cases} 0 & \text{se } t < a_n \\ 1 & \text{se } t \geq a_n \end{cases}$$

ovvero la generica variabile X_n assume valore a_n con probabilità 1.

Da un punto di vista intuitivo siamo portati a pensare che valga $X_n \xrightarrow{d} X$, con X avente la funzione di ripartizione:

$$F(t) = \begin{cases} 0 & \text{se } t < a \\ 1 & \text{se } t \geq a \end{cases}$$

ovvero $X = a$ con probabilità uguale a uno ma la successione $\{a_n, n \in \mathbb{N}\}$ tale che:

$$\begin{cases} a < a_n & \text{con } n \text{ pari} \\ a_n < a & \text{con } n \text{ dispari} \end{cases}$$

risulta quindi:

$$\begin{cases} F_n(a) = 0 & \text{per } n \text{ pari} \\ F_n(a) = 1 & \text{per } n \text{ dispari} \end{cases}$$

il limite $\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(a)$ non esiste quindi è scorretto dire che la successione converge in distribuzione in quanto non è definibile in a la funzione ripartizione limite F ; per evitare questi problemi si esclude, nella definizione di convergenza, i valori in cui la F limite non è continua.

Segnaliamo che la convergenza in distribuzione non è l'unico tipo di convergenza tra variabili aleatorie definito in letteratura, come ad esempio sono importanti convergenza quasi certa e in probabilità ma in questo corso di statistica e probabilità abbiamo deciso di non considerarle, in quanto esula dagli scopi e finalità del nostro corso.

5.1 Legge dei Grandi Numeri

Considero la successione $\{X_i \in \mathbb{N}_+\}$ di variabili aleatorie indipendenti ed identicamente distribuite e considero poi la variabile aleatoria, detta *media aritmetica n -esima della successione*

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + \cdots + X_n}{n}$$

Avendo $E[X_i] = \mu$ e $V[X_i] = \sigma^2$, si ha allora $\bar{X}_n \xrightarrow{d} M$, con M variabile aleatoria che assume il valore μ con probabilità 1.

La proprietà appena introdotta costituisce una forma debole del risultato, noto con il nome di *Legge dei Grandi Numeri*.

Nel dettaglio questa legge asserisce che:

Teorema 1. *Se considero una successione di variabili aleatorie indipendenti ed identicamente distribuite $\{X_i, i \in \mathbb{N}_+\}$ per cui esistono finito valore atteso e varianza allora si può affermare che la successione:*

$$\{\bar{X}_n, n \in \mathbb{N}_+\}$$

delle corrispondenti medie aritmetiche tende, al crescere di n , ad una variabile che assume certamente il valore:

$$E[X_i] = \mu$$

Quindi se considero una successione $\{x_i, i \in \mathbb{N}_+\}$ di realizzazioni delle variabili $\{X_i, i \in \mathbb{N}_+\}$ e considero la successione $\{\bar{x}, n \in \mathbb{N}_+\}$ delle corrispondenti realizzazioni delle medie aritmetiche, abbiamo che questa seconda successione tende, per n tendente ad infinito, al valore $E[X_i] = \mu$.

Nella realtà le ipotesi della legge dei grandi numeri possono essere indebolite rispetto a quelle definite da noi, infatti esistono versioni alternative in cui non è richiesta l'ipotesi che le variabili X_i siano identicamente distribuite.

La legge dei grandi numeri assicura la convergenza $\bar{X}_n \xrightarrow{d} M$ ma non ci fornisce alcuna informazione riguardo la rapidità con cui ciò avviene, infatti non sappiamo per quale n è lecito supporre che la realizzazione \bar{x}_n assuma valore μ o prossimo ad esso.

È intuitivo pensare che la convergenza avvenga con maggiore rapidità in caso di una varianza molto piccola, e questo è il *teorema del limite centrale*, in cui viene specificata quale sia la distribuzione della variabile aleatoria \bar{X}_n , con n sufficientemente grande, e quali siano il valore atteso e la varianza della stessa.

Sia $\{X_i, i \in \mathbb{N}_+\}$ una successione di variabili aleatorie che soddisfa le ipotesi della Legge dei Grandi Numeri, ovvero siano le X_i indipendenti ed identicamente Distribuite ed aventi valore atteso μ e varianza σ^2 , entrambi esistenti e finiti.

Si consideri ora la variabile aleatoria S_n , $S_n = \sum X_i$, in cui vale:

$$S_n \xrightarrow{d} X \sim N(n \cdot \mu, \sqrt{n} \cdot \sigma) = N(n \cdot \mu, n \cdot \sigma^2)$$

. Ovvero S_n converge in distribuzione ad una variabile distribuita come una normale di media $n \cdot \mu$ e deviazione standard $\sqrt{n} \cdot \sigma$.

Osservato che vale $\bar{X}_n = \frac{S_n}{n}$ dalla formula:

$$S_n \xrightarrow{d} X \sim N(n \cdot \mu, \sqrt{n} \cdot \sigma) = N(n \cdot \mu, n \cdot \sigma^2)$$

si ha che $E[a \cdot X + b] = a \cdot E[X] + b$, $\forall X, \forall a, b \in \mathbb{R}$ e quindi:

$$E[\bar{X}_n] = E\left[\frac{S_n}{n}\right] = \frac{1}{n}E[S_n] = \frac{1}{n}E[X_1 + \dots + X_n] = \frac{1}{n}(n\mu) = \mu$$

inoltre si ha che $V[a \cdot X + b] = a^2 \cdot V[X]$, $\forall X, \forall a, b \in \mathbb{R}$ e quindi

$$V[\bar{X}_n] = V\left[\frac{S_n}{n}\right] = \frac{1}{n^2}V[S_n] = \frac{1}{n^2}V[X_1 + \dots + X_n] = \frac{1}{n^2}(n\sigma^2) = \frac{\sigma^2}{n}$$

quindi si conclude che:

$$S_n \xrightarrow{d} X \sim N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

quindi per n sufficientemente grande possiamo approssimare le variabili S_n e \bar{X}_n con delle variabili aventi distribuzione normale i cui parametri dipendono da quelli delle variabili X_i . Si ha inoltre la seguente approssimazione:
 n è ritenuto sufficientemente grande sse $n \geq 30$

Capitolo 6

Stime di Parametri

*La **statistica inferenziale** consente di dedurre particolari caratteristiche di una popolazione limitandosi ad analizzare un numero finito e preferibilmente piccolo di suoi individui.*

Se si hanno caratteristiche esprimibili numericamente si parla di **parametri**. Per stima di parametri si intende quindi il problema della deduzione di caratteristiche di tipo numerico di una popolazione facendo ricorso per questo all'analisi di un suo sottoinsieme finito opportunamente scelto detto **campione**.

Le tecniche per effettuare la stima di parametri sono basate sulla conoscenza delle **distribuzioni campionarie**, vale a dire distribuzioni di particolari indici statistici associati alle caratteristiche del campione.

La scelta degli individui che verranno analizzati per effettuare le inferenze sull'intera popolazione è detta **campionamento**, anche se si necessita che il campione sia stato scelto secondo una procedura detta **campionamento casuale**, che assegna la stessa probabilità di essere estratto ad ogni individuo della popolazione.

Per generare un campione casuale si usa un metodo che consiste nell'assegnare, in maniera progressiva, un numero ad ogni individuo della popolazione, e quindi estrarre, con un qualsiasi generatore casuale, tanti numeri quanti devono essere gli elementi del campione. Questa procedura è dispendiosa in termini di tempo ma è necessaria.

Un'altra considerazione che occorre sempre fare durante un'operazione di campionamento riguarda la possibilità di estrarre più volte uno stesso individuo, detto *campionamento con ripetizione o senza ripetizione*.

La scelta tra queste due alternative diviene rilevante quando la popolazione considerata è di numerosità limitata e diviene trascurabile nel caso di popolazioni di vaste dimensioni o infinite e questo è il caso che verrà trattato d'ora in avanti. Si hanno delle notazioni specifiche per campioni casuali ed

alle distribuzioni di variabili ad essi associate. Innanzitutto denotiamo con X il carattere della popolazione su cui siamo interessati a fare dell'inferenza e il valore assunto da questo carattere X varia a seconda dell'individuo considerato. *Pertanto conviene pensare ad X come ad una variabile aleatoria la cui distribuzione (sconosciuta) corrisponde a quella che si otterrebbe facendo ricorso alle tecniche della statistica descrittiva (potendo analizzare l'intera popolazione), e pensare invece ai valori assunti dai singoli individui come a delle realizzazioni di X .*

Formalmente, ipotizzando di aver effettuato un campionamento casuale da una popolazione di numerosità infinita, una campione di numerosità n è una n -pla (x_1, \dots, x_n) di variabili aleatorie stocasticamente indipendenti aventi ognuna la stessa distribuzione del carattere X della popolazione.

Invece i valori (x_1, \dots, x_n) assunti da questa n -pla sono una realizzazione di (X_1, \dots, X_n) e si usa il termine **distribuzione della popolazione**.

Un **parametro** è un valore numerico che descrive una caratteristica della popolazione, e come tale è una grandezza associata alla sua distribuzione.

Una **stima** è invece una misura che descrive una caratteristica del campione, o meglio un'espressione funzionale delle realizzazioni (x_1, \dots, x_n) di (X_1, \dots, X_n) .

A priori, le stime non sono altro che delle realizzazioni di variabili aleatorie definite come funzione del campione (X_1, \dots, X_n) , in cui non compare alcun parametro incognito ovvero sono del tipo: $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$ dove h è una funzione in n variabili. Le variabili così definite sono dette: **statistiche campionarie** e sono dette **distribuzioni campionarie** le loro distribuzioni.

Vediamo il metodo **stratificato**. Questo metodo presuppone una suddivisione preventiva della popolazione in gruppi detti strati con caratteristiche omogenee. Effettuata questa operazione gli individui che costituiscono il campione vengono poi estratti da ogni gruppo in proporzione alla numerosità del gruppo stesso, questo è il **campionamento stratificato proporzionale**. Il vantaggio di tale metodo consiste nel fatto che se i gruppi sono stati creati in maniera appropriata esso permette di ridurre la numerosità finale del campione, ma le formule usate fino ad ora vanno modificate e si ha un tempo di campionamento maggiore.

Abbiamo poi il **campionamento a grappoli**, che prevede una fase di suddivisione della popolazione in gruppi, in questo caso gruppi eterogenei, in modo tale che ogni singolo gruppo sia rappresentativo dell'intera popolazione. Fatta questa operazione è sufficiente limitarsi ad estrarre un singolo gruppo quale campione, anziché estrarre dei singoli individui da ogni gruppo. Questo metodo presenta dei vantaggi in termini di raccolta dei dati ma risulta generalmente meno efficiente degli altri in termini di inferenze.

Solo a titolo informativo ricordiamo l'esistenza del **campionamento longitudinale** e del **campionamento doppio**.

Solitamente si fa uso di più metodi di campionamento contemporaneamente.

Possiamo pensare al carattere della popolazione su cui vogliamo fare delle inferenze come ad una variabile aleatoria X , avente una funzione di ripartizione F sconosciuta, ma corrispondente alla distribuzione di frequenza cumulata di tale carattere, che si potrebbe ottenere se fosse possibile analizzare per intero la popolazione.

Una stima di un parametro F è il valore assunto da una funzione di un campione casuale (X_1, \dots, X_n) di variabili stocasticamente indipendenti ed aventi tutte distribuzione F , in corrispondenza di una specifica realizzazione (x_1, \dots, x_n) di tale campione casuale. Quindi una stima è una realizzazione di una **statistica campionaria** $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$. Inoltre ogni statistica campionaria, essendo una funzione di variabili aleatorie, è una variabile aleatoria, e come tale avrà una sua distribuzione.

Ovviamente si indicano con μ il valore atteso e con σ la varianza della popolazione X distribuita secondo F ignota.

Considero un campione (X_1, \dots, X_n) estratto da una popolazione con distribuzione F , valore medio μ e deviazione standard σ , si chiama **media campionaria** il valore:

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$$

e si chiama **distribuzione campionaria delle media (campionaria) n-sima** la distribuzione della variabile \bar{X}_n .

Cerchiamo ora valore atteso e varianza di \bar{X}_n . Si assume l'indipendenza delle variabili X_i e che queste abbiano valore atteso μ e varianza σ^2 .

Ricordando che:

$$E[a \cdot X + b \cdot Y] = aE[X] + bE[Y] \text{ per ogni coppia } X, Y \text{ e } \forall a, b \in \mathbb{R}$$

si ottiene:

$$E[\bar{X}_n] = E\left[\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right] = \frac{1}{n}E[X_1 + \dots + X_n] = \frac{1}{n}(E[X_1] + \dots + E[X_n]) = \frac{1}{n}(n\mu) = \mu$$

Ragioniamo similmente anche per la varianza. si ricorda che:

$V[X+Y] = V[X] + V[Y]$ per ogni coppia X, Y stocasticamente indipendenti
 si ottiene:

$$V[\bar{X}_n] = V\left[\frac{X_1 + \dots + X_n}{n}\right] = \frac{1}{n^2} V[X_1 + \dots + X_n] = \frac{1}{n^2} (V[X_1] + \dots + V[X_n]) =$$

$$\frac{1}{n^2} (n\sigma^2) = \frac{\sigma^2}{n}$$

e notiamo che la varianza di \bar{X}_n dipende da n (tanto è grande quanto σ diventa piccola). Si ha quindi che le realizzazioni \bar{x}_n di \bar{X}_n saranno tanto più vicine al valore μ quanto più è grande la numerosità del campione (e quanto più piccola è σ).

Inoltre sappiamo che per n abbastanza grande la variabile \bar{X}_n può essere approssimata con una variabile avente distribuzione normale di parametri μ e $\frac{\sigma^2}{n}$ e ciò indipendentemente dall'espressione della distribuzione F .

Si ha però il caso in cui la distribuzione sia già normale in partenza. In questo caso per la proprietà di chiusura rispetto all'operazione di somma di variabili aleatorie con distribuzione normale, la media campionaria \bar{X}_n è anch'essa una variabile con distribuzione normale ovvero vale $\bar{X}_n \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

Introduciamo ora una seconda statistica usata per stimare la varianza della popolazione ovvero la **varianza campionaria n-sima**, definita dalla variabile:

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum (X_i - \bar{X}_n)^2$$

e viene detta **distribuzione campionaria della varianza (campionaria n-sima)** la distribuzione della variabile S_n^2 .

Si possono determinare valore atteso e varianza, infatti si ha:

$$E[S_n^2] = \frac{n-1}{n} \cdot \sigma^2$$

$$V[S_n^2] = \frac{1}{n} \left(E[(X - \mu)^4] - \frac{n-3}{n-1} \cdot \sigma^4 \right)$$

Anche per questa statistica è possibile dimostrare, facendo ricorso al Teorema Limite Centrale, che per n sufficientemente grande la sua distribuzione può essere approssimata con una normale con parametri dati dalle formule precedenti.

Inoltre valgono anche le seguenti relazioni:

$$\hat{S}_n^2 = \frac{n}{n-1} \cdot S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

$$E[\hat{S}_n^2] = \sigma^2$$

ma si ha il coefficiente $\frac{n-1}{n}$ che è scomodo e per tale ragione in molti processi inferenziali si preferisce considerare alternativamente alla varianza campionaria, una nuova statistica detta **varianza campionaria n-sima corretta**.

Nel caso particolare in cui la popolazione sia normalmente distribuita si possono dimostrare due importanti risultati che coinvolgono la statistica S_n^2 e a tale scopo si introducono due nuove variabili aleatorie:

$$Q_n = \frac{n \cdot S_n^2}{\sigma^2} = \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{\sigma^2}$$

$$T_n = \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}}}$$

con $\hat{S}_n = \sqrt{\hat{S}_n^2}$. Queste due variabili sono dette “non statistiche” in quanto esse sono funzioni anche dei parametri μ e σ^2 , che vanno pensati come non noti.

Si dimostra che Q_n è distribuito come una **Chi-quadro** $Q_n \sim \chi_{n-1}^2$ e T_n come una **t di Student** $T_n \sim t_{n-1}$, entrambi con $n-1$ gradi di libertà. Le distribuzioni delle quantità Q_n e T_n non dipendono da μ e σ^2 poiché la **Chi-quadro** e la **t di Student** hanno i gradi di libertà $n-1$ quale unico parametro.

6.1 Stimatori e stime puntuali

Sia ϑ un parametro incognito della popolazione X . Una statistica campionaria $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$ è detta **stimatore puntuale** quando viene utilizzata per stimare il parametro incognito ϑ .

Si definisce invece la **stima puntuale** di ϑ il valore $\hat{\vartheta} = h(x_1, \dots, x_n)$ assunto dallo stimatore puntuale $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$ nella realizzazione (x_1, \dots, x_n) del campione casuale.

Vi sono due proprietà minime di cui una statistica campionaria deve godere affinché possa essere considerata uno stimatore puntuale, queste sono:

1. **proprietà di correttezza**, ovvero uno stimatore $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$ di ϑ è detto **corretto o non distorto** se, qualunque sia leffettivo valore del parametro ϑ , si ha:

$$E[H_n] = E[h(X_1, X_2, \dots, X_n)] = \theta$$

2. **proprietà di consistenza**, ovvero uno stimatore $H_n = h(X_1, \dots, X_n)$ di ϑ è detto **consistente** se, qualunque sia leffettivo valore del parametro ϑ , si ha:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[|H_n - \theta| \leq \varepsilon] = 1, \quad \forall \varepsilon > 0$$

Talvolta è difficile verificare se uno stimatore è consistente.

Comunque, è possibile dimostrare che uno stimatore corretto è anche consistente se vale:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} V[H_n] = 0$$

Si ha quindi che \hat{S}_n^2 è uno stimatore corretto di σ^2 ma la sua radice non lo è per la deviazione standard. **Proprio per tale ragione nelle analisi statistiche troviamo sempre riportate le stime delle varianze anziché quelle delle deviazioni standard.**

Per stimare un generico parametro ϑ possono essere definiti diversi stimatori e spesso si stabilisce un ordine di precedenza, con stimatori preferibili ad altri. Tra due stimatori $H_{1,n}$ e $H_{2,n}$ entrambi corretti, si ha che $H_{1,n}$ è più efficiente di $H_{2,n}$ se:

$$V[H_{1,n}] \leq V[H_{2,n}]$$

per ogni numerosità del campione n e per ogni effettivo valore del parametro ϑ da stimare.

6.2 Stime Intervallari

Alle stime puntuali, che non forniscono informazioni sul grado di approssimazione delle stesse, vengono preferite quando possibile determinarle le **stime intervallari** che sono stime espresse sotto forma di intervalli, *intervalli fiduciari* all'interno dei quali con buona probabilità si trova il valore vero del parametro da stimare.

Pensiamo ad uno stimatore puntuale di H_n di un parametro ϑ con realizzazione $\hat{\theta} = h_n(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Molto difficilmente il valore del parametro ϑ di

cui H_n è stimatore corrisponderà alla realizzazione sopra riportata. Pensiamo allora ad un intervallo:

$$I = [H_n - e_1, H_n + e_2] \subseteq \mathbb{R}$$

Un intervallo di questo tipo conterrà il reale valore di ϑ con maggiore o minore probabilità a seconda della sua ampiezza vale a dire a seconda dei valori di e_1, e_2 (non negativi). In altre parole si ha che è possibile, dato:

$$\alpha \in [0, 1] \subseteq \mathbb{R}$$

determinare dei corrispondenti valori di e_1, e_2 non negativi tali che risulti:

$$P(\vartheta \in [H_n - e_1, H_n + e_2]) = 1 - \alpha$$

con α detto **livello di confidenza** della stima ed il corrispondente intervallo è detto **intervallo di confidenza**.

Solitamente i valori di α sono:

- 0.1
- 0.05
- 0.01

Vedremo qui come si costruiscono degli intervalli di confidenza per la media di una popolazione. Nel farlo distingueremo tra il caso in cui la popolazione non sia normalmente distribuita ed il caso in cui la popolazione sia normalmente distribuita.

6.2.1 Intervalli

Suddividiamo il problema della determinazione di un intervallo di confidenza per il valor medio μ in quattro sottocasi a seconda delle caratteristiche della popolazione:

1. **popolazione non normalmente distribuita e varianza σ^2 nota**

In questo caso la media campionaria:

$$\overline{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

è approssimabile per $n \geq 30$ tramite una variabile con distribuzione normale di media μ e deviazione standard $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$.

Si ha quindi $\overline{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$ con μ unico parametro incognito. Normalizzando si ottiene:

$$Z = \frac{\overline{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$$

Con i valori di Z che dipendono dalle realizzazioni di \overline{X}_n e quindi dalle realizzazioni del campione (X_1, \dots, X_n) .

Nonostante ciò dalla relazione della Z siamo in grado di determinare un valore $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ per cui valga la relazione:

$$P\left(Z \in \left[-z_{1-\frac{\alpha}{2}}, z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right]\right) = 1 - \alpha$$

e quindi anche:

$$P\left(\mu - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \overline{X}_n \leq \mu + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

quindi con probabilità $1 - \alpha$ lo stimatore \overline{X}_n assume valori in un ben definito intervallo, ma ancora dipendente da μ e quindi si può scrivere:

$$P\left(\overline{X}_n - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \overline{X}_n + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

e da questa relazione possiamo dire che data una relazione \overline{x}_n di \overline{X}_n si ha che per il parametro incognito μ :

$$\mu \in \left[\overline{x}_n - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \overline{x}_n + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right] \text{ con probabilità } 1 - \alpha$$

e questo è proprio l'intervallo di confidenza cercato.

In generale questo metodo lo si applica quando n è maggiore o uguale a 30 anche se è ammissibile applicarlo anche per valori più piccoli $n = 10$, nel caso in cui si sappia che la distribuzione della popolazione non si discosta molto da una normale o almeno è simmetrica rispetto al suo valor medio.

2. popolazione non normalmente distribuita e varianza σ^2 non nota

In questo caso si ragiona analogamente a quanto sopra andando però a sostituire al valore σ la sua stima \hat{S}_n ottenuta come realizzazione della statistica $\hat{S}_n = \sqrt{\hat{S}_n^2}$ dove \hat{S}_n^2 è la varianza campionaria corretta definita precedentemente.

Si può mostrare infatti che per n sufficientemente grande anche la variabile

$$Z = \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}}}$$

risulta essere approssimativamente una normale standardizzata.

Pertanto per $n \geq 30$ quando non è nota la varianza della popolazione è possibile definire un intervallo di confidenza per la media μ :

$$P \left(\bar{X}_n - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X}_n + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

3. popolazione normalmente distribuita e varianza σ^2 nota

In questo caso la media campionaria \bar{X}_n è ancora variabile con distribuzione normale di media μ e deviazione standard $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$. Possiamo ragionare esattamente come per il caso di popolazione non normalmente distribuita e varianza nota con l'unica differenza che ora non viene fatta alcuna richiesta sulla numerosità del campione. Si può pertanto continuare ad utilizzare la formula:

$$P \left(\bar{X}_n - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X}_n + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

4. popolazione normalmente distribuita e varianza σ^2 non nota

si fa uso della variabile:

$$T_n = \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}}}$$

che per quanto detto in precedenza è distribuita secondo una t di Student con $(n - 1)$ gradi di libertà. Facendo uso delle tavole della t di Student è possibile determinare un valore $t_{1-\frac{\alpha}{2}}$ per cui valga:

$$P (T_n \in [-t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1}, t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1}]) = 1 - \alpha$$

e quindi, sostituendo T_n :

$$P \left(-t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \leq \bar{X}_n - \mu \leq t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

e quindi:

$$P \left(\bar{X}_n - t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X}_n + t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

che significa che date le realizzazioni \bar{x}_n di \bar{X}_n e \hat{s}_n di \hat{S}_n il parametro incognito μ è compreso, con probabilità $1 - \alpha$, nell'intervallo:

$$\left[\bar{x}_n - t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{s}_n}{\sqrt{n}}, \bar{x}_n + t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{s}_n}{\sqrt{n}} \right]$$

che è l'intervallo di confidenza cercato. Questo intervallo è simmetrico ovvero i due estremi sono pensati alla stessa distanza dalla realizzazione \bar{x}_n ma non è l'unico intervallo trovabile.

6.2.2 Intervalli di Confidenza per la Varianza

Innanzitutto non possiamo dire nulla quando la popolazione non è normalmente distribuita e per quanto S_n^2 per n sufficientemente grande può essere approssimata da una normale l'espressione:

$$V[S_n^2] = \frac{1}{n} \left(E[(X - \mu)^4] - \frac{n-3}{n-1} \cdot \sigma^4 \right)$$

della varianza di tale statistica non consente di far uso di questa proprietà. Possiamo invece definire un intervallo fiduciario per σ^2 quando la popolazione da cui è stato estratto il campione è normalmente distribuita facendo uso del fatto che in tale caso la variabile:

$$Q_n = \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{\sigma^2}$$

che è distribuita con una Chi-Quadro con $(n-1)$ gradi di libertà. Utilizzando le tavole della distribuzione Chi-Quadro è possibile determinare almeno due valori q_1 e q_2 per i quali vale:

$$P(Q_n \in [q_1, q_2]) = 1 - \alpha$$

e quindi:

$$P\left(q_1 \leq \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{\sigma^2} \leq q_2\right) = 1 - \alpha$$

Risolviamo quindi l'uguaglianza rispetto all'incognita σ^2 :

$$P\left(q_1 \leq \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{\sigma^2} \leq q_2\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{q_2} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{q_1}\right) = 1 - \alpha$$

quindi date le realizzazioni \hat{s}_n^2 di \hat{S}_n^2 l'incognita σ^2 è nell'intervallo:

$$\left[\frac{(n-1) \cdot \hat{s}_n^2}{q_2}, \frac{(n-1) \cdot \hat{s}_n^2}{q_1} \right]$$

con probabilità $1 - \alpha$ e pertanto questo è l'intervallo di confidenza cercato anche se appunto non è l'unico intervallo.

In base alle formule:

$$P \left(\bar{X}_n - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X}_n + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

$$P \left(\bar{X}_n - t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X}_n + t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\hat{S}_n}{\sqrt{n}} \right) = 1 - \alpha$$

appare evidente che mantenendo fisso il livello di confidenza α l'ampiezza dell'intervallo si riduce al crescere di n .

Questo accade anche nel caso della stima di σ^2 per popolazioni normalmente distribuite anche se non è evidente dalla formula:

$$P \left(\frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{q_2} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1) \cdot \hat{S}_n^2}{q_1} \right) = 1 - \alpha$$

poiché il restringimento dell'intervallo di fiducia segue dalla variazione dei gradi di libertà della Chi-Quadro con cui è distribuita la statistica Q_n .

Volendo, nella definizione di un intervallo di confidenza per il valor medio è possibile decidere in anticipo l'ampiezza dell'intervallo e quindi fissare di conseguenza la numerosità del campione

6.2.3 Altri Metodi per le Stime Puntuali

Abbiamo due metodi molto usati:

1. **Metodo dei Momenti** che si applica nel caso in cui sia nota l'espressione funzionale della densità di probabilità della popolazione a meno di uno o più parametri incogniti.
Supponiamo quindi che la popolazione considerata X abbia una densità di probabilità $f(t)$ dipendente da m parametri incogniti $\vartheta_1, \dots, \vartheta_m$. Consideriamo ora i primi m momenti centrali della variabile X :

$$\mu_k = E[X^k] \quad k = 1, \dots, m$$

I valori da essi assunti sono delle funzioni dei parametri ovvero:

$$\mu_k = \mu_k(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) \quad \forall k = 1, \dots, m$$

Consideriamo poi i corrispondenti primi m momenti campionari definiti come:

$$\overline{X}_n^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \quad k = 1, \dots, m$$

con (X_1, \dots, X_n) è il campione estratto dalla popolazione.

Denotiamo infine con \overline{x}_n^k le realizzazioni note dei momenti campionari \overline{X}_n^k . Le stime dei parametri $\vartheta_1, \dots, \vartheta_m$ si ottengono risolvendo rispetto ad esse il sistema in m equazioni ed m incognite:

$$\begin{cases} \mu_1(\theta_1, \dots, \theta_m) = \overline{x}_n^1 \\ \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \mu_m(\theta_1, \dots, \theta_m) = \overline{x}_n^m \end{cases}$$

2. **Metodo della massima verosomiglianza** che è applicabile quando sia nota l'espressione funzionale della densità di probabilità della popolazione a meno di uno o più parametri incogniti che si vogliono stimare. Per semplicità suppongo che la popolazione X abbia densità di probabilità $f_X(t)$ dipendente dall'incognita ϑ . Considero la funzione di densità congiunta di un campione (X_1, \dots, X_n) di numerosità n . Dato che le X_i sono indipendenti si ha:

$$f_{X_1, \dots, X_n}(t_1, t_2, \dots, t_n) = f_X(t_1) \cdot \dots \cdot f_X(t_n)$$

Ricordando che l'espressione di f_X è nota a meno del parametro ϑ osserviamo che tale densità congiunta può essere riscritta come:

$$f_{X_1, \dots, X_n}(t_1, t_2, \dots, t_n) = L(t_1, t_2, \dots, t_n, \hat{\theta})$$

e la funzione L prende il nome di **funzione di verosomiglianza** di dimensione n .

Sia ora (x_1, x_2, \dots, x_n) la realizzazione del campione (X_1, X_2, \dots, X_n) . Al variare di $\hat{\theta}$ assegnato al parametro θ varia $L(x_1, x_2, \dots, x_n, \hat{\theta})$ che possiamo pensare come la probabilità che il campione assuma valore (x_1, x_2, \dots, x_n) quando il parametro assume valore $\hat{\theta}$, che è tanto più indicato ad essere l'effettivo valore del parametro θ quanto più è alta tale probabilità cioè quanto più esso è verosimile.

Si dice quindi **stima di massima verosomiglianza** per il parametro θ quel valore $\hat{\theta}$ che massimizza la funzione di verosomiglianza:

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n, \hat{\theta})$$

Si può dimostrare che le stime così ottenute sono sempre consistenti e nella maggior parte dei casi sono anche corrette e con la massima efficienza.

Capitolo 7

Test Parametrici

Un'affermazione relativa ad una caratteristica di una popolazione è detta ipotesi statistica quando essa viene formulata sulla base dell'esperienza o sulla base di considerazioni teoriche. Il problema della verifica di ipotesi consiste nella verifica, da effettuarsi tramite l'analisi di informazioni campionarie, della validità di un'ipotesi statistica.

Per effettuare tali verifiche si utilizzano procedure statistiche dette **test di ipotesi** che si dividono in:

- **test parametrici** che si riferiscono ad ipotesi relative ai parametri della distribuzione della popolazione (media o varianza)
- **test non parametrici** che riguardano il tipo di distribuzione ipotizzabile per la popolazione o altre caratteristiche non esprimibili come parametri

Vediamo le caratteristiche generali di un test d'ipotesi.

Sia X una popolazione su cui vogliamo effettuare un test per confermare (o rifiutare) una particolare ipotesi che denotiamo con H_0 . Sia poi T una statistica campionaria la cui distribuzione è nota quando l'ipotesi H_0 da controllare è vera, i test di ipotesi si basano sulla osservazione delle realizzazioni di statistiche campionarie di questo tipo. Infatti, essendo nota la distribuzione di T quando H_0 è vera abbiamo un'idea dei valori che essa tende ad assumere in questo caso. Saremo quindi portati ad accettare l'ipotesi H_0 , o meglio a non rifiutarla quando il valore assunto da T si trova in un sottoinsieme di valori altamente probabili tra quelli da essa assumibili quando H_0 è vera e a rifiutarla in caso contrario.

Un test è caratterizzato da:

- una **popolazione** X sulla quale viene effettuato il test

- un' **ipotesi nulla** H_0 , ipotesi da convalidare (o rifiutare) sulla base dei valori assunti da un campione (X_1, \dots, X_n) estratto da X
- un'ipotesi alternativa h_1 ovvero unipotesi da considerare valida quando si rifiuta lipotesi nulla
- una **statistica campionaria** $T = T(X_1, X_2, \dots, X_n)$ di cui è nota la distribuzione quando lipotesi nulla è vera
- una **regione di accettazione**, denotata con C che è l'insieme di valori assumibili dalla statistica T che portano ad un'accettazione dell'ipotesi nulla,
- una **regione critica**, denotata con C che è l'insieme di valori assumibili dalla statistica T che portano ad un rifiuto dell'ipotesi nulla
- un **livello di significatività** α , permette di individuare la regione di accettazione ed è tale che quando lipotesi nulla è vera allora la statistica T assume valori nella regione critica con probabilità α

I test di ipotesi non portano mai ad ottenere risposte certe. Tutte le accettazioni (non rifiuti) di ipotesi (o i loro rifiuti) possono essere sempre soggette ad errore e devono essere considerate valide solo in via provvisoria per poter essere rimesse in discussione in presenza di nuovi dati. Lo stesso termine utilizzato per indicare l'insieme di valori che portano a rifiutare H_0 sottolinea la presenza del dubbio: infatti la regione è detta *critica* perchè è improbabile che H_0 sia vera quando la statistica campionaria assume valori appartenenti ad essa ma non possiamo comunque escluderlo. Inoltre, è più corretto non dire che unipotesi nulla viene accettata quando la statistica test cade nella regione di accettazione, preferendo affermare invece che essa non può essere rifiutata. Questo accade proprio perchè ciò che si controlla effettuando il test è se il dato fornito dalla statistica è compatibile con lipotesi nulla sottoposta a test. Per chiarire questo fatto supponiamo di aver accettato unipotesi nulla dopo aver svolto un test appropriato e proviamo a variare tale ipotesi magari di poco (passando da $\mu = 30$ a $\mu = 31$). In molti casi ripetendo il test gli stessi dati porterebbero ad una nuova accettazione e ci troveremmo ad aver accettato due ipotesi che non sono identiche. È meglio affermare che queste due ipotesi non possono essere rifiutate sulla base delle nostre osservazioni.

Detto questo osserviamo che gli errori che si possono commettere nella effettuazione di un test sono di due tipi:

1. **prima specie**, ovvero sulla base delle osservazioni campionarie si rifiuta H_0 quando è vera
2. **seconda specie**, ovvero sulla base delle osservazioni campionarie si rifiuta H_0 quando è falsa

La probabilità di compiere errori di prima specie è nota e coincide con il livello di significatività α del test mentre in genere non è nota la probabilità di compiere errori di seconda specie β . Nella pratica si procede all'inverso fissando un valore per α e solo successivamente in base anche alla dimensione del campione di cui si dispone la regione critica viene determinata.

La procedura per la formulazione di un test di ipotesi solitamente prevede nell'ordine:

1. l'individuazione dell'ipotesi nulla H_0 e dell'ipotesi alternativa H_1
2. la scelta della significatività α
3. la determinazione della statistica campionaria T da utilizzare nel test
4. la determinazione delle regioni di accettazione e critica
5. l'accettazione o il rifiuto di H_0 in base all'osservazione dei dati campionari

Un'ipotesi statistica è detta **semplice** se il sottoinsieme di valori che essa assegna ad un parametro è costituito da un solo elemento, è detta **composta** in caso contrario.

Un test statistico è detto **bidirezionale** se la regione critica è costituita dall'unione di due sottoinsiemi disgiunti mentre diciamo che un test è **unidirezionale** se la regione critica è costituita da un solo sottoinsieme.

Limitiamoci per il momento a considerare test statistici in cui l'ipotesi nulla è semplice. Abbiamo visto che in questo caso nella fase di costruzione del test siamo in grado di calcolare la probabilità di compiere errori di prima specie. Abbiamo anche accennato al fatto che in realtà le regioni di accettazione e di rifiuto dell'ipotesi nulla vengono determinate proprio in funzione di tale probabilità, detta livello di significatività. In generale non siamo in grado di calcolare la probabilità di compiere errori di II specie. Saremmo in grado di farlo se sapessimo quale è il reale valore del parametro a cui si riferisce il test ma purtroppo ciò non è possibile.

Nel descrivere le caratteristiche di un test di ipotesi la probabilità di compiere

errori di II specie va pensata come una funzione anzichè come uno specifico valore numerico. In particolare, è uso comune considerare a tal fine una funzione detta **curva di potenza del test** che viene di seguito introdotta. Sia a tal fine θ il parametro a cui si riferisce il test e sia θ^* il valore specificato dall'ipotesi nulla ($H_0 : \theta = \theta^*$) denotiamo poi:

$$\beta(\hat{\theta}) = P \left(\text{accettare } H_0 | H_0 \text{ è falsa e } \theta = \hat{\theta} \right)$$

e denotiamo con **curva di potenza del test** la funzione:

$$\pi(\hat{\vartheta}) = 1 - \beta(\hat{\vartheta})$$

Un test risulta tanto migliore quanto più la funzione al variare di $\pi(\hat{\vartheta})$ si avvicina, al variare di $\hat{\vartheta}$, al valore 1

Se nella costruzione di un test si desidera diminuire il livello di significatività vale a dire la probabilità di compiere errori di I specie si può ampliarne la regione di accettazione. In questo modo però come è facile osservare diminuisce anche la potenza del test ovvero aumenta la probabilità di compiere errori della II specie. Considerazioni analoghe a quelle fatte relativamente all'ampiezza degli intervalli fiduciali per la stima dei parametri portano ad osservare che l'unica possibilità di far contemporaneamente diminuire il livello di significatività e aumentare la potenza è quella di aumentare la numerosità del campione. Questo infatti porta generalmente ad una diminuzione della varianza della statistica campionaria T e quindi ad una maggiore sicurezza sui valori da essa assumibili condizionatamente alle due ipotesi.

Vediamo ora come si costruisce un test sulla media μ di una popolazione X quando si formula l'ipotesi nulla che tale media sia un valore fissato μ_0 ovvero quando si consideri:

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

e quando si dispone di un campione casuale di numerosità n estratto da X : (X_1, \dots, X_n) . La statistica utilizzata per effettuare il test varia a seconda che la popolazione considerata sia o meno normalmente distribuita e che la sua varianza sia o non sia sconosciuta:

- **popolazione normalmente distribuita e varianza σ^2 nota** Sia μ il valore reale del parametro. Ricordiamo che sotto le ipotesi di normalità di X la media campionaria:

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$$

ha distribuzione normale di media μ e deviazione standard $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ ovvero vale:

$$\tilde{Z} = \frac{\bar{X}_n - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$$

che è una statistica essendo μ_0 una costante fissata e vale $Z_n \sim N(0, 1)$ sse vale H_0 .

Il test si basa allora sull'osservazione del valore assunto dalla realizzazione della statistica Z_n e in particolare rifiuteremo H_0 se Z_n assumerà valori poco probabili per una $N(0, 1)$