

Corso di Idrologia A.A. 2011-2012

Teoria delle probabilità



Prof. Ing. A. Cancelliere

*Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale
Università di Catania*

Definizione classica di probabilità

- Il concetto di probabilità ha trovato formalizzazione a partire dal XVII° secolo, nell'ambito della teoria dei giochi di azzardo
 - *Ars conjectandi*, James Bernoulli (1713)
 - *Doctrines of chance*, Abraham De Moivre (1718)
 - *Theorie analytique des probabilites*, Laplace (1812)

Siamo nani sulle spalle di giganti...



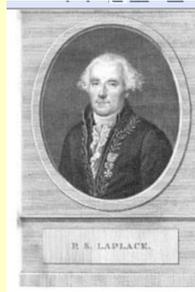
James Bernoulli (1654-1705)

Ars conjectandi,
James Bernoulli
(1713)



Abraham de Moivre (1667-1754)

*Doctrines of
chance*,
Abraham De
Moivre (1718)



Pierre Simon Laplace (1749-1827)

*Theorie
analytique des
probabilites*,
Laplace (1812)

Prof. Ing. A. Cancelliere – Idrologia LM Ingegneria per l'Ambiente ed il Territorio

Definizione classica di probabilità

- **Gioco di azzardo: esito incerto ma che presenta una qualche regolarità sul lungo periodo**
- **Definizione classica di probabilità basata sui concetti di esperimento casuale i cui esiti sono equiprobabili e mutuamente esclusivi**
- **Definizione classica o a priori:**
Se un esperimento casuale ha n esiti e se n_A di questi esiti posseggono l'attributo A , allora la probabilità di A è

$$P=n_A/n$$

Prof. Ing. A. Cancelliere – Idrologia LM Ingegneria per l'Ambiente ed il Territorio

Definizione classica secondo De Moivre

THE
DOCTRINE
OF
CHANCES:
OR,
A METHOD of Calculating the Probabilities
of Events in PLAY.

THE THIRD EDITION,
Fuller, Clearer, and more Correct than the Former.
By A. DE MOIVRE,
*Fillow of the ROYAL SOCIETY, and Member of the ROYAL ACADEMIES
of SCIENCES of Berlin and Paris.*



LONDON:
Printed for A. MILLAR, in the Strand.
MDCCLVI.



Digitized by Google



THE
DOCTRINE
OF
CHANCES.

The INTRODUCTION.

THE Probability of an Event is greater or less, according to the number of Chances by which it may happen, compared with the whole number of Chances by which it may either happen or fail.

Therefore, if we constitute a Fraction whereof the Numerator be the number of Chances whereby an Event may happen, and the Denominator the number of all the Chances whereby it may either happen or fail, that Fraction will be a proper designation of the Probability.

2 *The DOCTRINE of CHANCES.*
Probability of happening. Thus if an Event has 3 Chances to happen, and 2 to fail, the Fraction $\frac{3}{5}$ will fully represent the Probability of its happening, and may be taken to be the measure of it.

The same thing may be said of the Probability of failing, which will likewise be measured by a Fraction whose Numerator is the number of Chances whereby it may fail, and the Denominator the whole number of Chances, both for its happening and failing; thus the Probability of the failing of that Event which has 2 Chances to fail and 3 to happen will be measured by the Fraction $\frac{2}{5}$.

3. The Fractions which represent the Probabilities of happening and failing, being added together, their Sum will always be equal to Unity, since the Sum of their Numerators will be equal to their common Denominator; now it being a certainty that an Event will either happen or fail, it follows that Certainty, which may be conceived under the notion of an infinitely great degree of Probability, is fully represented by Unity.

These things will easily be apprehended, if it be considered, that the word Probability includes a double Idea; first, of the number of Chances whereby an Event may happen; secondly, of the number of Chances whereby it may either happen or fail.

If I say that I have three Chances to win any Sum of Money, it is impossible from that bare assertion to judge whether I am like to obtain it; but if I add that the number of Chances either to obtain it, or to miss it, is five in all, from hence will ensue a comparison between the Chances that favour me, and the whole number of Chances that are for or against me, whereby a true judgment will be formed of my Probability of success: from whence it necessarily follows, that it is the comparative magnitude of the number of Chances to happen, in respect to the whole number of Chances either to happen or to fail, which is the true measure of Probability.

4. If upon the happening of an Event, I be intitled to a Sum of Money, my Expectation of obtaining that Sum has a determinate value before the happening of the Event.

Thus, if I am to have 10^l. in case of the happening of an Event which has an equal Probability of happening and failing, my Expectation before the happening of the Event is worth 5^l. for I am precisely in the same circumstances as he who at an equal Play ventures 5^l. either to have 10, or to lose his 5. Now he who ventures 5^l. at an equal Play, is possessor of 5^l. before the decision of the Play;

The DOCTRINE of CHANCES.

3
Play, therefore my Expectation in the case above-mentioned must also be worth 5^l.

5. In all cases, the Expectation of obtaining any Sum is estimated by multiplying the value of the Sum expected by the Fraction which represents the Probability of obtaining it.

Thus, if I have 3 Chances in 5 to obtain 100^l. I say that the present value of my Expectation is the product of 100^l. by the fraction $\frac{3}{5}$, and consequently that my expectation is worth 60^l.

For supposing that an Event may equally happen to any one of 5 different Persons, and that the Person to whom it happens should in consequence of it obtain the Sum of 100^l. it is plain that the right which each of them in particular has upon the Sum expected is $\frac{1}{5}$ of 100^l. which right is founded in this, that if the five Persons concerned in the happening of the Event, should agree not to stand the Chance of it, but to divide the Sum expected among themselves, then each of them must have $\frac{1}{5}$ of 100^l. for his pretension. Now whether they agree to divide that sum equally among themselves, or rather chuse to stand the Chance of the Event, no one has thereby any advantage or disadvantage, since they are all upon an equal foot, and consequently each Person's expectation is worth $\frac{1}{5}$ of 100^l. Let us suppose farther, that two of the five Persons concerned in the happening of the Event, should be willing to resign their Chance to one of the other three; then the Person to whom those two Chances are thus resigned has now three Chances that favour him, and consequently has now a right triple of that which he had before, and therefore his expectation is now worth $\frac{3}{5}$ of 100^l.

Now if we consider that the fraction $\frac{3}{5}$ expresses the Probability of obtaining the Sum of 100^l, and that $\frac{1}{5}$ of 100, is the same thing as 20 multiplied by 100, we must naturally fall into this conclusion, which has been laid down as a principle, that the value of the Expectation of any Sum, is determined by multiplying the Sum expected by the Probability of obtaining it.

This manner of reasoning, tho' deduced from a particular case, will easily be perceived to be general, and applicable to any other case.

COROL-

Definizione classica secondo De Moivre

Definizione classica di probabilità

- Esempio: lancio di una moneta non truccata:
 - 2 esiti (Testa o Croce), equiprobabili (la moneta non è truccata) e mutuamente esclusivi (non possono apparire due facce contemporaneamente)
 - Probabilità di avere una T in un lancio
 - esiti possibili {T,C} → n=2
 - Esiti con l'attributo richiesto {T} → nA=1
 - P[{T}]=1/2
- Esempio: lancio di un dado non truccato
 - 6 esiti equiprobabili e mutuamente esclusivi {1,2,3,4,5,6}
 - Probabilità di avere 5 → 1/6
- Esempio: mazzo di 52 carte
 - Probabilità di estrarre un carta di picche
P=13/52
 - Probabilità di estrarre un numero compreso tra 5 e 10 (incluso)
P=(6x4)/52

Esempi di calcolo di probabilità (De Moivre)

The DOCTRINE of CHANCES. 9

supposing it has failed, then my Expectation will be 40, wherefore $\frac{1}{2}$ being the measure of the Probability of my obtaining an Expectation worth 40^l, it follows that this Expectation (to estimate it before the time of the first being determined) will be worth $40 \times \frac{1}{2} = 20$, and therefore my Expectation upon the whole is worth $54^l + 26^l = 70^l$.

If that which was called the second Event be now considered as the first, and that which was called the first be now considered as the second, the conclusion will be the same as before.

In order to make the preceding Rules familiar, it will be convenient to apply them to the solution of some easy cases, such as are the following.

C A S E I^o.

To find the Probability of throwing an Ace in two throws of one Die.

SOLUTION.

The Probability of throwing an Ace the first time is $\frac{1}{6}$; wherefore $\frac{1}{6}$ is the first part of the Probability required.

If the Ace be missed the first time, still it may be thrown on the second, but the Probability of missing it the first time is $\frac{5}{6}$, and the Probability of throwing it the second time is $\frac{1}{6}$; wherefore the Probability of missing it the first time and throwing it the second, is $\frac{5}{6} \times \frac{1}{6} = \frac{5}{36}$; and this is the second part of the Probability required, and therefore the Probability required is in all $\frac{1}{6} + \frac{5}{36} = \frac{11}{36}$.

To this case is analogous a question commonly proposed about throwing with two Dice either six or seven in two throws; which will be easily solved, provided it be known that Seven has 6 Chances to come up, and Six 5 Chances, and that the whole number of Chances in two Dice is 36; for the number of Chances for throwing six or seven, being 11, it follows that the Probability of throwing either Chance the first time is $\frac{11}{36}$; but if both are missed the first time, still either may be thrown the second time; now the Probability

10 *The DOCTRINE of CHANCES.*

of missing both the first time is $\frac{25}{36}$, and the Probability of throwing either of them the second time is $\frac{11}{36}$; wherefore the Probability of missing both of them the first time, and throwing either of them the second time, is $\frac{25}{36} \times \frac{11}{36} = \frac{275}{1296}$; and therefore the Probability required is $\frac{11}{36} + \frac{275}{1296} = \frac{605}{1296}$, and the Probability of the contrary is $\frac{691}{1296}$.

C A S E II^o.

To find the Probability of throwing an Ace in three throws.

SOLUTION.

The Probability of throwing an Ace the first time is $\frac{1}{6}$, which is the first part of the Probability required.

If the Ace be missed the first time, still it may be thrown in the two remaining throws; but the Probability of missing it the first time is $\frac{5}{6}$, and the Probability of throwing it in the two remaining times is (by Case 1^o) $\frac{11}{36}$. And therefore the Probability of missing it the first time, and throwing it in the two remaining times is $\frac{5}{6} \times \frac{11}{36} = \frac{55}{216}$, which is the second part of the Probability required; wherefore the Probability required will be $\frac{1}{6} + \frac{55}{216} = \frac{81}{216}$.

C A S E III^o.

To find the Probability of throwing an Ace in four throws.

SOLUTION.

The Probability of throwing an Ace the first time is $\frac{1}{6}$, which is the first part of the Probability required.

If the Ace be missed the first time, of which the Probability is $\frac{5}{6}$, there remains the Probability of throwing it in three times, which (by Case 2^o) is $\frac{81}{216}$; wherefore the Probability of missing the Ace the first time, and throwing it in the three remaining times, is $\frac{5}{6} \times \frac{81}{216} = \frac{405}{1296}$, which is the second part of the Probability

Definizione classica di probabilità

- La definizione classica può essere applicata facilmente a molti problemi a patto che siano attentamente conteggiati tutti i possibili esiti e quelli aventi l'attributo richiesto
- Esempio sbagliato:
 - Probabilità di avere due T in due lanci di una moneta non truccata

Possibili esiti: {TT,CC,TC}

$$P=1/3$$

...o no?

- Esempio corretto:

Probabilità di avere due T in due lanci di una moneta non truccata

Possibili esiti: {TT,CC,TC, CT}

$$P=1/4$$

Definizione classica di probabilità

- Esempio sbagliato:
 - Probabilità di estrarre da un mazzo di carte un asso o una carta di picche
 - Possibili esiti 52
 - Esiti con l'attributo richiesto $4+13=17$
 - $P=17/52$???

Esempio corretto:

Probabilità di estrarre da un mazzo di carte un asso o una carta di picche

Possibili esiti 52

Esiti con l'attributo richiesto $4+13-1=16$

$$P=16/52$$

Bernoulli, 1713

ARTIS CONJECTANDI

PARS SECUNDA,

CONTINENS

DOCTRINAM DE PERMUTATIONIBUS ET COMBINATIONIBUS.

PROOEMIUM.

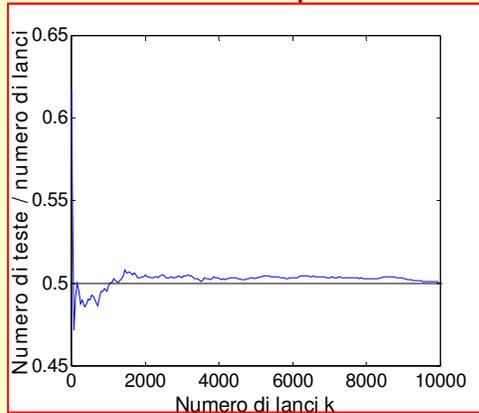
INFINITAM varietatem, que cum in naturæ operibus, cum in actionibus mortalium elucet, quæque præcipuum hujus universi pulchritudinem constituit, non aliunde quam ex diversimodâ compositione, mixturâ & transpositione partium ejus inter se originem ducere palam est. Sed, quia multitudo rerum ad effectum aliquem producendum concurrentium sæpenumero tanta est tamque varia, ut difficillimum sit recensere vias omnes, quibus earundem compositio, vel mixtura, fieri, vel non fieri, potest, hinc fit ut nullum sit vitium, in quod homines etiam maximè prudentes & circumspècti frequentius incidant illo, quod Logici communiter appellant *insufficientem enumerationem partium*; adeò quidem ut non verear dicere, hanc unicam ferè fœturiginem esse infinitorum, eorumque gravissimorum, errorum, quos in ratiociniis nobis circa res tam cognoscendas tam agenda quotidie committimus. Quare merito suo utilissima cœnfenda est ars, *combinatoria* dicta, que huic mentis nostre defectui medetur, docetque sic enumerare modos omnes possibiles, fecundum

Limiti della definizione classica

- La definizione di probabilità è basata sul concetto di equiprobabilità
- Non applicabile se i possibili esiti sono infiniti
- Esempio:
 - Probabilità di estrarre a caso un numero intero pari
 - Considero i primi 10 numeri $P=5/10=1/2$
 - Considero i primi 100 numeri $P=50/100=1/2$
 -
 - Se però ordino gli interi in modo differente:
1,3,2, 5,7,4, 9,11,6, 13,15,8
 - Considero i primi tre numeri $P=1/3$
 - Considero i primi sei numeri $P=2/6=1/3$
 -

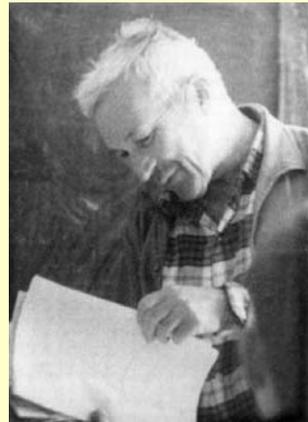
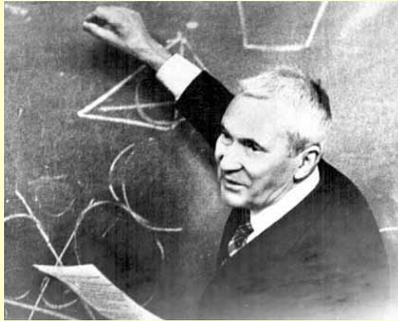
Definizione di probabilità frequentista

- Consideriamo il lancio di una moneta k volte
- Posso contare quante volte appare T o C e calcolare la frequenza



- Probabilità: limite al quale tende la frequenza al crescere del numero di osservazioni in un esperimento casuale

E infine arrivò Kolmogorov....



Probabilità assiomatica

- Definizione astratta che comprende come casi particolari le definizioni precedenti
- Definiamo:
 - Ω spazio campionario: collezione o totalità di tutti i possibili risultati di un esperimento concettuale
 - A evento: sottoinsieme dello spazio campionario
 - \mathbf{A} collezione di tutti i sottoinsiemi di Ω
 $A \in \mathbf{A}, \Omega \in \mathbf{A}$
- Esempio: lancio di un dado
 - $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$
 - Numero pari $A = \{2, 4, 6\}$
 - Numero dispari $A = \{1, 3, 5\}$

Probabilità assiomatica: definizione

- Funzione di probabilità $P[\cdot]$

$$P[\cdot]: \mathbf{A} \rightarrow [0,1] \in \mathbb{R}$$

tale che soddisfi gli assiomi:

1. $P[\Omega] = 1$
2. $P[A] \geq 0$
3. Se A_1, A_2, \dots è una successione di eventi a due a due incompatibili ($A_i \cap A_j = \emptyset$ per $i \neq j$)

$$P\left[\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right] = \sum_{i=1}^{\infty} P[A_i]$$

Probabilità assiomatica: teoremi

- $P[\emptyset]=0$
 - Prendiamo $A_1 = \emptyset, A_2 = \emptyset, \dots$ Evidentemente

$$\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = \bigcup_{i=1}^{\infty} \emptyset = \emptyset$$

Dall'assioma 3

$$P[\emptyset] = P\left[\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right] = \sum_{i=1}^{\infty} P[A_i] = \sum_{i=1}^{\infty} P[\emptyset]$$

Probabilità assiomatica: teoremi

- Se A_1, A_2, \dots, A_n è una successione di eventi a due a due incompatibili ($A_i \cap A_j = \emptyset$ per $i \neq j$) allora:

$$P[A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n] = P[A_1] + P[A_2] + \dots + P[A_n]$$

- Prendiamo $A_{n+1} = A_{n+2} = \dots = \emptyset$ allora

$$\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = \bigcup_{i=1}^n A_i + \emptyset + \emptyset \dots = \bigcup_{i=1}^n A_i$$

$$P\left[\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right] = P\left[\bigcup_{i=1}^n A_i\right] = \sum_{i=1}^{\infty} P[A_i] = \sum_{i=1}^n P[A_i] + P[\emptyset] + P[\emptyset] \dots = \sum_{i=1}^n P[A_i]$$

Probabilità assiomatica: teoremi

- $P[A]=1-P[A^c]$
 - $A \cup A^c = \Omega$; $A \cap A^c = \emptyset$ allora:

$$P[\Omega]=P[A \cup A^c]=P[A]+P[A^c]=1$$

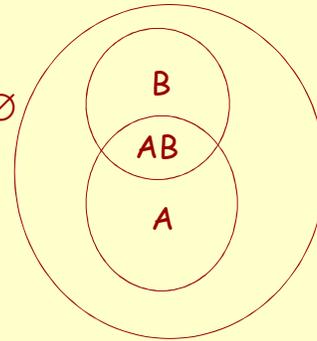
Notazione

- In quel che segue, a meno che particolari esigenze lo richiedano, ometteremo il simbolo intersezione \cap

$$A \cap B \equiv AB$$

Probabilità assiomatica: teoremi

- $P[A] = P[AB] + P[AB^c]$
- $A = AB \cup AB^c$ e $AB \cap AB^c = \emptyset$



ovviamente..

$$P[A^c B] = P[B] - P[AB]$$

Probabilità assiomatica: teoremi

- $P[A \cup B] = P[A] + P[B] - P[AB]$
- $A \cup B = A \cup A^c B$ e $A \cap A^c B = \emptyset$
segue:

$$\begin{aligned} P[A \cup B] &= P[A \cup A^c B] = P[A] + P[A^c B] = \\ &= P[A] + P[B] - P[A B] \end{aligned}$$

Spazi campionari finiti

- In alcune tipologie di problemi (per es. i giochi di azzardo) lo spazio campionario è costituito da un numero finito di punti
 $n = \#\Omega$
- Se è lecito assumere che ciascun elemento dello spazio campionario sia equiprobabile:
 $P[\omega_1]=P[\omega_2]=\dots=P[\omega_n]$
...e se inoltre:
 - $P[A]=\#[A]/n$allora si dimostra che tale funzione di probabilità soddisfa i tre assiomi
- Segue che la definizione assiomatica comprende al suo interno la definizione classica !!

Probabilità condizionata

- Probabilità condizionata:
 $P[A | B]=P[A \cap B] / P[B]= P[A \cap B] / P[B]$
- Esempio: lancio di due monete
 - $\Omega=\{TT, TC, CT, CC\}$
 - $P[\text{due teste} | \text{una testa sulla prima}]?$
 - Sia $A1=\{\text{testa sulla prima}\}$, $A2=\{\text{testa sulla seconda}\}$
 - $P[A1 \cap A2 | A1]= P[A1 \cap A2 \cap A1]/P[A1] = P[A1 \cap A2] / P[A1]=$
 $= (1/4)/(1/2) = 1/2$

Indipendenza

- Due eventi A, B sono indipendenti se e solo se:
 - $P[A | B] = P[A]$ se $P[B] > 0$
 - $P[A \cap B] = P[A] P[B]$
- In pratica l'indipendenza tra due eventi implica che il verificarsi dell'uno non influenza la probabilità che si verifichi l'altro

Variabile casuale

- Variabile casuale X è una funzione:
 $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$
- In pratica qualsiasi grandezza misurabile che presenta variabilità ed imprevedibilità
- Esempio: lancio di una moneta
 - Associa $X=1$ se T, $X=0$ se C
- Esempio lancio di due dadi
 - Esito i, j ; variabile casuale $X=i+j$
- Esempio temperatura media del mese di Gennaio a Catania

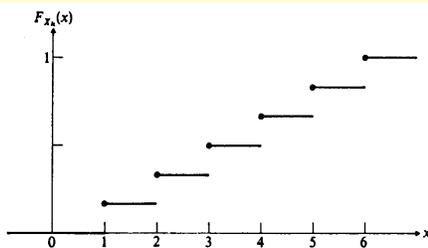
Funzione di ripartizione

- Funzione $\mathbb{R} \rightarrow [0,1]$ tale che $F_X(x) = P[X \leq x]$
- Proprietà:
 - $F_X(x) \rightarrow 0$ per $x \rightarrow -\infty$
Dimostrazione: $P[X \leq -\infty] = P[\emptyset] = 0$
 - $F_X(x) \rightarrow 1$ per $x \rightarrow +\infty$
Dimostrazione: $P[X \leq +\infty] = P[\Omega] = 1$
 - $F_X(x)$ è monotona non decrescente
 - $F_X(x)$ è continua a destra

Qualsiasi funzione che soddisfa le precedenti proprietà è una funzione di ripartizione

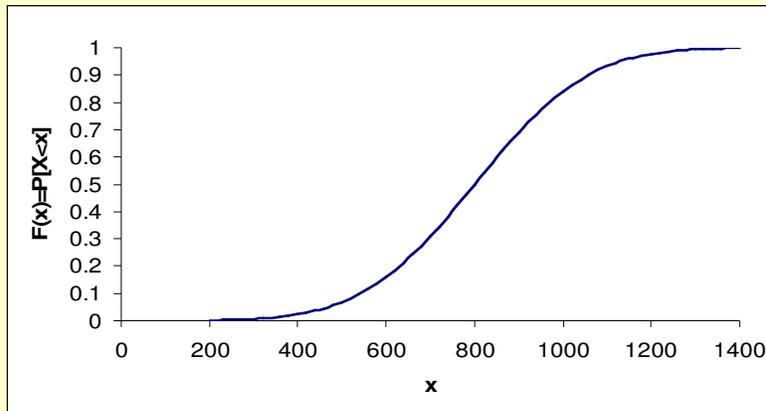
Esempio di funzione di ripartizione discreta

- Lancio di un dado:
 - $F_X(x) = x/6$ per $x = 1, 2, 3, 4, 5, 6$



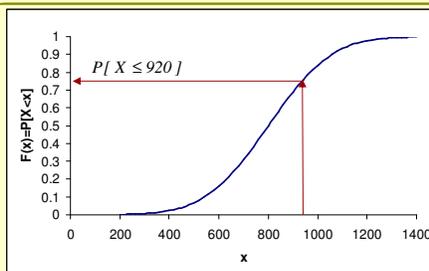
- $F_X(x) \rightarrow 0$ per $x \rightarrow -\infty$
- $F_X(x) \rightarrow 1$ per $x \rightarrow +\infty$
- $F_X(x)$ è monotona non decrescente
- $F_X(x)$ è continua a destra

Esempio di funzione di ripartizione continua



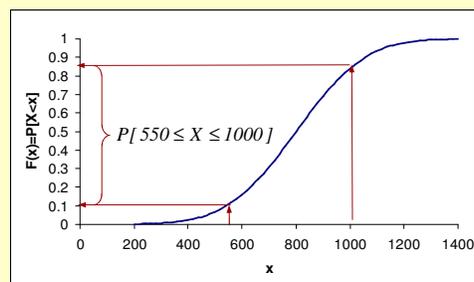
- $F_X(x) \rightarrow 0$ per $x \rightarrow -\infty$
- $F_X(x) \rightarrow 1$ per $x \rightarrow +\infty$
- $F_X(x)$ è monotona non decrescente
- $F_X(x)$ è continua a destra

Funzioni di ripartizione continue



Nota la funzione di ripartizione è immediato calcolare la probabilità di non superamento

E' possibile calcolare la probabilità che la v.c. X sia compresa in un intervallo



Funzioni densità di probabilità discrete

- Data una variabile casuale discreta, si definisce funzione densità di probabilità la funzione:

$$f_X(x) = P[X=x]$$

- Esempio: lancio di un dado
 - $f_X(x) = 1/6$ per $x=1,2,3,4,5,6$
- Esempio lancio di tre monete
 - Definiamo X = numero di teste nei tre lanci

Proprietà della funzione densità di probabilità discreta

$$f_X(x) \geq 0$$

$P[X=x] \geq 0$ sempre

$$F_X(x) = \sum_{i=0}^x f_X(i)$$

$P[X \leq x] = P[X=0] + P[X=1] + \dots + P[X=x]$ poiché $X=0, X=1, \dots$ sono eventi disgiunti

$$\sum_{i=0}^{\infty} f_X(i) = P[X \leq \infty] = 1$$

Funzioni densità di probabilità discrete

- Esempio lancio di tre monete
 - Definiamo X = numero di teste nei tre lanci

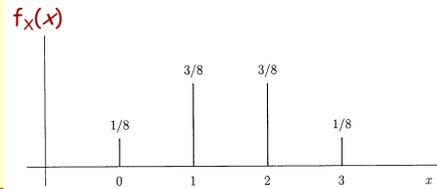
$$f_X(0) = P[X=0] = P[CCC] = 1/8$$

$$f_X(1) = P[X=1] = P[CCT \cup TCC \cup CTC] = P[CCT] + P[TCC] + P[CTC] = 3/8$$

$$f_X(2) = P[X=2] = P[CTT \cup TTC \cup TCT] = P[CTT] + P[TTC] + P[TCT] = 3/8$$

$$f_X(3) = P[X=3] = P[TTT] = 1/8$$

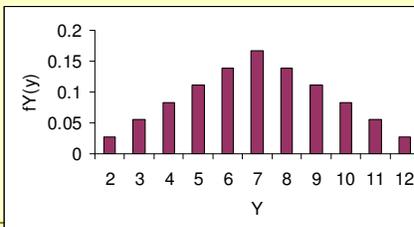
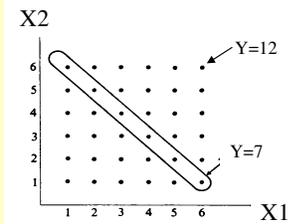
	x	$f_X(x)$
TTT	3	1/8
TTC	2	1/8
TCT	2	1/8
TCC	1	1/8
CTT	2	1/8
CTC	1	1/8
CCT	1	1/8
CCC	0	1/8



Funzioni di densità di probabilità discrete

- Esempio: lancio di due dadi con esiti X_1 e X_2 . Sia $Y = X_1 + X_2$. Qual è la $f_Y(y)$?

Y	$f_Y(y)$
2	1/36
3	2/36
4	3/36
5	4/36
6	5/36
7	6/36
8	5/36
9	4/36
10	3/36
11	2/36
12	1/36



Funzioni densità di probabilità continue

- Se la variabile X è continua non è possibile definire la funzione di densità come $f_X(x) = P[X=x]$ poiché $P[X=x]=0$
- La funzione densità è definita come :

$$P[X \leq x] = F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(x) dx$$

- Segue che (sotto opportune condizioni):

$$f_X(x) = \frac{dF_X(x)}{dx}$$

Funzioni densità di probabilità continue

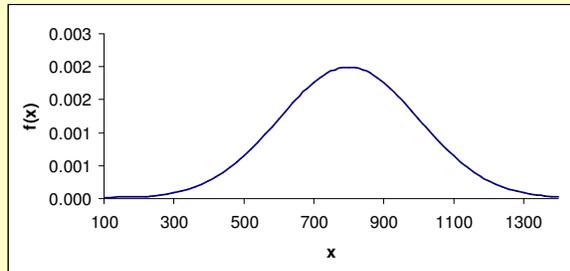
- Proprietà della funzione di densità continua:

- $f_X(x) \geq 0 \quad \forall x$
 - Altrimenti la $F_X(x)$ non sarebbe monotona non decrescente

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

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = P[X \leq \infty] = P[\Omega] = 1$$

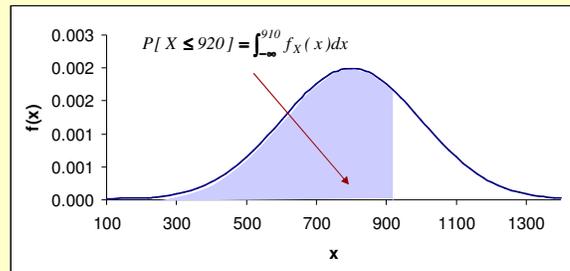
Funzione di densità continua



Una funzione di densità deve essere tale che l'area sottesa sia unitaria

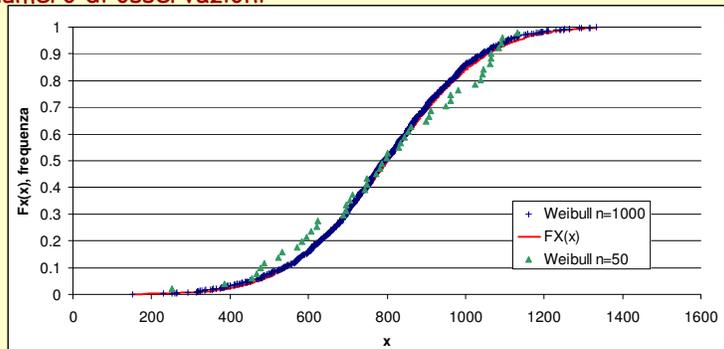
$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1$$

La probabilità di non superamento del valore 920 è data dall'integrale esteso a 920 e quindi dall'area della regione azzurra



Interpretazione frequenziale della densità di probabilità e della funzione di ripartizione

- La densità di probabilità di una variabile continua può essere vista come il limite dell'istogramma di frequenza al tendere all'infinito del numero di osservazioni, ovvero al tendere a zero dell'ampiezza di classe
- La funzione di ripartizione può essere vista come il limite della frequenza cumulata (ad es. Weibull) al tendere all'infinito del numero di osservazioni



Momenti di una distribuzione

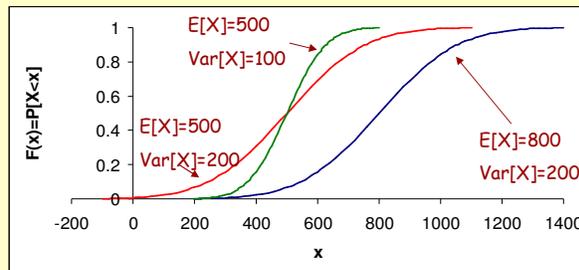
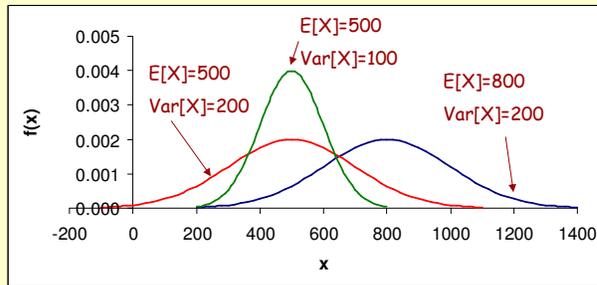
- I momenti di una distribuzione sono degli indici sintetici della forma della densità di probabilità
- Valore atteso o momento del primo ordine:
 - X discreta $E[X] = \sum_{i=0}^{\infty} x_i f_X(x_i)$
 - X continua $E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_X(x) dx$
- Il valore atteso rappresenta la media della variabile casuale poiché è la somma (integrale) di tutti i possibili valori della X pesati per la rispettiva probabilità

Momenti di una distribuzione

- Varianza o momento del secondo ordine:
 - X discreta $Var[X] = \sum_{i=0}^{\infty} (x_i - E[X])^2 f_X(x_i)$
 - X continua $Var[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - E[X])^2 f_X(x) dx$
- La varianza di una variabile casuale è rappresentativa della sua variabilità

Valore atteso e varianza

Densità di
probabilità



Funzione di
ripartizione

Proprietà del valore atteso e della varianza

- $E[aX]=aE[X]$
- $E[X_1+X_2]=E[X_1]+E[X_2]$
- $\text{Var}[aX]=a^2\text{Var}[X]$
- $\text{Var}[X_1+X_2]=\text{Var}[X_1]+\text{Var}[X_2]$ se e solo se X_1, X_2 sono indipendenti

Funzioni di probabilità parametriche discrete

- Per risolvere molti problemi pratici è opportuno fare ricorso a funzioni di ripartizione (o densità) "preconfezionate" dette parametriche, funzione di parametri che di volta in volta vengono adattati al caso in esame
- Tra le funzioni parametriche discrete più interessanti dal punto di vista pratico:
 - Geometrica
 - Binomiale
 - Poisson

Funzione densità di probabilità geometrica

- Una variabile casuale X discreta è distribuita secondo una distribuzione geometrica con parametro p , se la sua densità di probabilità è:

$$f_X(x) = p(1-p)^{x-1} \quad x=1,2,\dots$$

La "storia" dietro la geometrica è:

- supponiamo di avere un esperimento casuale i cui possibili esiti sono "successo" con probabilità p e "insuccesso" con probabilità $1-p$
 - La funzione di densità geometrica rappresenta la probabilità del numero di insuccessi prima di avere un successo
- Una v.c. distribuita secondo una geometrica ha valore atteso e varianza:

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

Funzione densità di probabilità geometrica

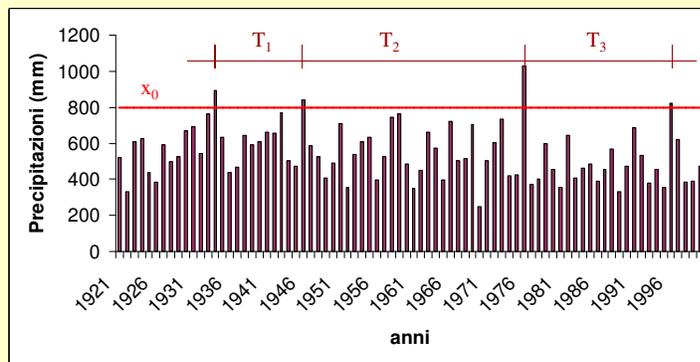
- Esempio: lancio ripetuto di una moneta
 - Successo T
 - Insuccesso C
 - Probabilità di successo $p=1/2$

Qual è la probabilità che io debba lanciare la moneta 3 volte prima di avere una testa (successo)?

$$f_X(3) = p(1-p)^{3-1} = .5 * .5^2 = .125$$

Funzione densità di probabilità geometrica

- Esempio: tempo di ritorno
 - Sia X una variabile casuale con funzione di ripartizione $F_X(x)$
 - Definiamo tempo di ritorno T_r di un valore x_0 il tempo che intercorre in media tra due eventi $X > x_0$



$$T_r = E[T]$$

Funzione densità di probabilità geometrica

- **Tempo di ritorno**
 - Definiamo
 - Successo l'evento $X > x_0$ con probabilità $p=1-F_X(x_0)$
 - Insuccesso l'evento $X \leq x_0$
- Il tempo di ritorno sarà il valore atteso della variabile geometrica Y che esprime il numero di insuccessi prima di un successo

$$Tr = E[Y] = \frac{1}{p} = \frac{1}{1 - F_X(x_0)}$$

Funzione densità di probabilità binomiale

- Una variabile casuale X discreta è distribuita secondo una distribuzione binomiale con parametri n, p , se la sua densità di probabilità è:

$$f_X(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \quad \text{per } x = 0, 1, 2, \dots, n$$

La "storia" dietro la binomiale è:

- supponiamo di ripetere n volte un esperimento casuale i cui possibili esiti sono "successo" con probabilità p e "insuccesso" con probabilità $1-p$
- La funzione di densità binomiale rappresenta la probabilità del numero di successi in n ripetizioni
- Una v.c. distribuita secondo una binomiale ha valore atteso e varianza:

$$E[X] = np; \quad \text{Var}[X] = np(1-p)$$

Funzione densità di probabilità binomiale

• Esempio: rischio

- Sia X una variabile casuale con funzione di ripartizione $F_X(x)$
- Definiamo **rischio** di un valore x_0 in n tentativi la probabilità di avere almeno un valore $X > x_0$ in n tentativi
- Ad esempio sia X la portata massima annuale in una sezione di un corso d'acqua. Il rischio $R(x_0, n)$ rappresenta la probabilità di osservare in n anni almeno un anno con un valore di portata massima maggiore di x_0
- Definiamo:
 - Successo l'evento $X > x_0$ con probabilità $p=1-F_X(x_0)$
 - Insuccesso l'evento $X \leq x_0$
 - S il numero di successi in n anni
- $R(x_0, n) = P[S \geq 1] = 1 - P[S = 0]$
- Applicando la distribuzione binomiale:

$$P[S = 0] = \binom{n}{0} p^0 (1-p)^{n-0} = (1-p)^n$$

- Il **rischio** è quindi:

$$R(x_0, n) = 1 - F_X(x_0)^n$$

Funzione densità di probabilità di Poisson

- Una variabile casuale X discreta è distribuita secondo una distribuzione di Poisson con parametro λ , se la sua densità di probabilità è:

$$f_X(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \quad \text{per } x = 0, 1, 2, \dots$$

- $E[X] = \lambda$
- $\text{Var}[X] = \lambda$
- La distribuzione di Poisson rappresenta il limite di una distribuzione binomiale al crescere di n all'infinito

Funzioni densità di probabilità continue

- Tra le funzioni parametriche continue di interesse nel campo delle risorse idriche:
 - Normale (erroneamente attribuita a Gauss)
 - Log-normale
 - Gumbel

Funzione di densità di probabilità Normale

- Una variabile casuale X continua è distribuita secondo una distribuzione Normale con parametri μ e σ , se la sua densità di probabilità è:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

- La distribuzione Normale o gaussiana è la distribuzione che più di ogni altra trova applicazione in statistica a causa del fatto che approssima altre distribuzioni e che possiede notevoli proprietà matematiche
- $E[X] = \mu$
- $\text{Var}[X] = \sigma^2$

Proprietà della distribuzione Normale

- Siano $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_n$ n variabili casuali indipendenti distribuite Normalmente con parametri (μ_k, σ_k)
- La variabile casuale $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_k + \dots + X_n$ segue una distribuzione Normale con parametri:

$$\mu = \sum_{k=1}^n \mu_k; \quad \sigma^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$$

Teorema del limite centrale

- Siano $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_n$ n variabili casuali indipendenti identicamente distribuite con valore atteso e varianza μ e σ^2

- La distribuzione della variabile casuale

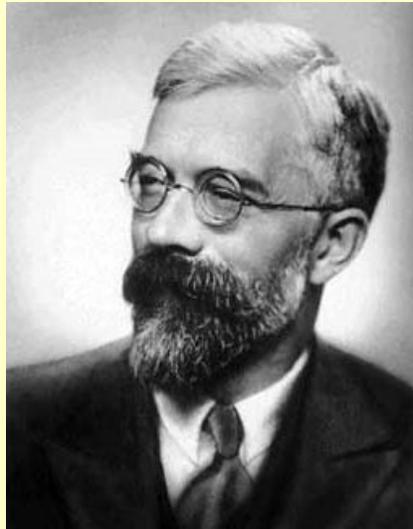
$$Y = (X_1 + X_2 + \dots + X_k + \dots + X_n) / n$$

tende asintoticamente ad una distribuzione Normale con parametri μ e σ^2/n

Stima dei parametri μ e σ della distribuzione Normale

- Con riferimento ad un campione osservato x_1, x_2, \dots, x_n stimare i parametri significa trovare i valori di μ e σ tale che la corrispondente distribuzione Normale si adatti "al meglio" ai miei dati
- Due metodi:
 - Metodo dei momenti
 - Metodo della massima verosimiglianza
- Il metodo dei momenti consiste nell'eguagliare i momenti teorici della distribuzione con quelli calcolati sul campione:
 - $E[X] = \mu = \bar{x}$
 - $Var[X] = \sigma^2 = S^2$

And then came R.A. Fisher...



Metodo della massima verosimiglianza (Fisher)

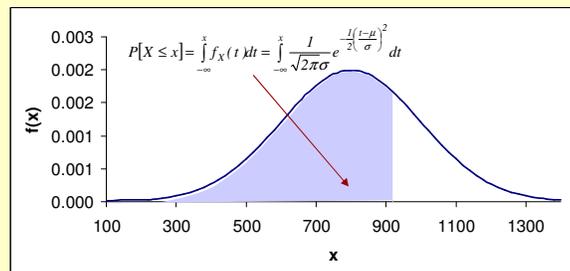
- Il metodo della massima verosimiglianza consiste nel trovare i valori dei parametri in corrispondenza dei quali risulta massima la probabilità (approssimata) di osservare il campione
- $P[X = x] \approx P[x < X \leq x+dx] = f_X(x)dx$
- $P[X_1=x_1, X_2=x_2, \dots, X_n=x_n] = P[X_1=x_1] P[X_2=x_2] \dots P[X_n=x_n] \approx f_X(x_1) f_X(x_2) f_X(x_n) dx_1 dx_2 \dots dx_n = \prod f_X(x_i)$

$$L(\mu, \sigma) = \prod_{i=1}^n f_X(x_i; \mu, \sigma)$$

Calcolo della probabilità di non superamento

- Sia X distribuita normalmente con parametri μ e σ

$$P[X \leq x] = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} dt$$



Calcolo della probabilità di non superamento

- L'integrale non può essere risolto in forma chiusa
- Possibili soluzioni
 - Integrazione numerica
 - EXCEL → DISTRIB.NORM($x, \mu, \sigma, 1$)
 - Matlab → normcdf(x, μ, σ)
 - Valori tabellati
 - Calcolare la variabile ridotta $u = \frac{x - \mu}{\sigma}$

Tab. 1.1. Funzione di probabilità della distribuzione di Gauss: valori della variabile ridotta u in funzione di quelli della probabilità di non superamento P . (A causa della simmetria della distribuzione non sono tabulati i valori negativi della variabile ridotta; la virgola decimale è sostituita dal punto.)

P	.5000	.5050	.5100	.5150	.5200	.5250	.5300	.5350	.5400	.5450
u	.0000	.0125	.0250	.0375	.0500	.0625	.0751	.0876	.1002	.1128
P	.5500	.5550	.5600	.5650	.5700	.5750	.5800	.5850	.5900	.5950
u	.1254	.1380	.1507	.1633	.1760	.1888	.2015	.2143	.2271	.2400
P	.6000	.6050	.6100	.6150	.6200	.6250	.6300	.6350	.6400	.6450
u	.2529	.2659	.2789	.2919	.3050	.3182	.3314	.3447	.3580	.3714
P	.6500	.6550	.6600	.6650	.6700	.6750	.6800	.6850	.6900	.6950
u	.3849	.3984	.4120	.4257	.4395	.4533	.4673	.4813	.4954	.5097

Funzione di densità di probabilità log-Normale

- Una variabile casuale X continua è distribuita secondo una distribuzione log-Normale con parametri μ_y e σ_y , se la variabile $Y = \ln X$ è distribuita normalmente
- La densità di probabilità log-Normale è:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi x \sigma}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln x - \mu_y}{\sigma_y} \right)^2}$$

$$E[X] = e^{\mu_y + \frac{1}{2}\sigma_y^2}$$

$$\text{Var}[X] = E[X] * e^{\sigma_y^2 - 1}$$

Stima dei parametri della distribuzione log-Normale

I parametri μ_y e σ_y possono essere stimati come:

- Metodo dei momenti

$$\mu_y = \ln \bar{x} - \frac{1}{2} \ln \left[1 + \frac{S^2}{\bar{x}^2} \right]$$

$$\sigma_y^2 = \ln \left(1 + \frac{S^2}{\bar{x}^2} \right)$$

- Metodo della massima verosimiglianza

$$\mu_y = \sum_{i=1}^n \ln x_i / n$$

$$\sigma_y = \left[\sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu_y)^2 / n \right]^{1/2}$$

Calcolo della probabilità di non superamento

- La probabilità di non superamento è data dall'integrale:

$$P[X \leq x] = \int_0^x f_X(t) dt = \int_0^x \frac{1}{\sqrt{2\pi x \sigma_y}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln t - \mu_y}{\sigma_y} \right)^2} dt$$

- L'integrale non può essere risolto in forma chiusa

- Integrazione numerica

- EXCEL -> .DISTRIB.LOGNORM(x, μ_y , σ_y)

- Calcolare la variabile ridotta:

$$u = \frac{\ln x - \mu_y}{\sigma_y}$$

- Utilizzare la tabella della distribuzione normale
- MATLAB normcdf(u,0,1)

Distribuzione di probabilità di Gumbel

- La distribuzione di probabilità di Gumbel rappresenta il limite della distribuzione del massimo di n variabili casuali al tendere di n all'infinito
- Funzione di ripartizione:

$$F_X(x) = e^{-e^{-\alpha(x-\beta)}}$$

- Densità di probabilità:

$$f_X(x) = \alpha e^{-\alpha(x-\beta)} e^{-e^{-\alpha(x-\beta)}}$$

- Momenti:

$$E[X] = \beta + \frac{n_e}{\alpha} = \beta + \frac{.5772}{\alpha}$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\pi}{\sqrt{6}S} = \frac{1.282}{S}$$

$$Var[X] = \frac{\pi^2}{6\alpha^2}$$

$$\hat{\beta} = \bar{x} - \frac{n_e}{\hat{\alpha}} = \bar{x} - \frac{.5772}{\hat{\alpha}}$$

Adattamento di una distribuzione di probabilità

Esempio: serie di precipitazione annue osservate nella stazione di Caltanissetta nel periodo 1971-2000 (30 anni)

Anno	Precipitazione (mm)
1971	501.8
1972	604.4
1973	735
1974	421.6
1975	426
1976	1028.2
1977	373.3
1978	369.8
1979	594.2
1980	454.0
1981	356.2
1982	645.4
1983	409.8
1984	458.6
1985	487.2
1986	387.6
1987	452.6
1988	565.8
1989	332.8
1990	475.0
1991	687.6
1992	533.2
1993	376.2
1994	335.8
1995	357.2
1996	822.2
1997	618.4
1998	385.0
1999	390.2
2000	473.6

media	503.0
mediana	456.3
std	159.31
var	25379.10
Cv	0.317

Distribuzione normale

μ =media=503.0

σ =scarto q. medio=159.3

Qual è la $P[X \leq 600]$?

$P[X \leq 600] = F_X(600) = \text{distrib.norm}(600; 503; 159.3; 1) = .73$

Qual è la $P[400 \leq X \leq 700]$?

$P[400 \leq X \leq 700] = F_X(700) - F_X(400) =$
 $= \text{distrib.norm}(700; 503; 159.3; 1) - \text{distrib.norm}(400; 503; 159.3; 1)$

=.64

Adattamento di una distribuzione di probabilità

Esempio: serie di precipitazione annue osservate nella stazione di Caltanissetta nel periodo 1971-2000 (30 anni)

media	503.0
mediana	456.3
std	159.31
var	25379.10
Cv	0.317

Distribuzione log-Normale (metodo della max. verosimiglianza)

μ_y =media dei logaritmi=6.18

σ_y =scarto q. medio dei logaritmi=.280

$$\mu_y = \sum_{i=1}^n \ln x_i / n$$

$$\sigma_y = \left[\sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu_y)^2 / n \right]^{1/2}$$

Qual è la $P[X \leq 600]$?

$P[X \leq 600] = F_X(600) = \text{distrib.norm}((\ln(600) - 6.18) / .280; 0; 1; 1) = .78$

$P[X \leq 600] = F_X(600) = \text{distrib.lognorm}(600; 6.18; .280; 1) = .78$

Adattamento di una distribuzione di probabilità

Esempio: serie di precipitazione annue osservate nella stazione di Caltanissetta nel periodo 1971-2000 (30 anni)

media	503.0
mediana	456.3
std	159.31
var	25379.10
Cv	0.317

Distribuzione di Gumbel

$\alpha = .008047$

$\beta = 431.27$

$$\hat{\alpha} = \frac{\pi}{\sqrt{6}S} = \frac{1.282}{S}$$

$$\hat{\beta} = \bar{x} - \frac{n_e}{\hat{\alpha}} = \bar{x} - \frac{.5772}{\hat{\alpha}}$$

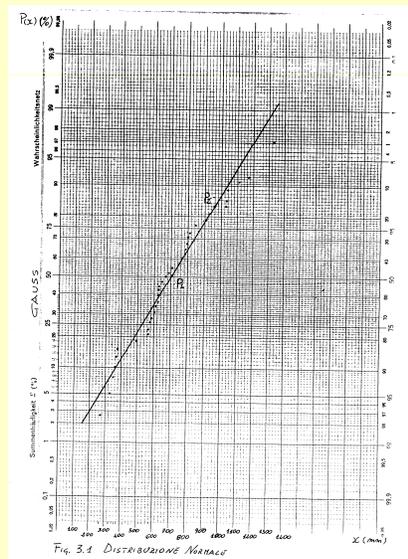
Qual è la $P[X \leq 600]$?

$$P[X \leq 600] = F_X(x) = e^{-e^{-\alpha(x-\beta)}} = .77$$

Verifica della bontà di adattamento di una distribuzione

- Una volta stimati i parametri sulla base di un campione osservato di dati, è opportuno verificare l'adattamento della distribuzione ai dati stessi
- Tale verifica può essere condotta in due modi:
 - Controllo grafico
 - Applicazione dei test statistici di adattamento
- Il controllo grafico consiste nel confrontare l'andamento della funzione di ripartizione con quello della frequenza cumulata (ad es. Weibull)

Cartogrammi probabilistici



Probability plot

- In alternativa al cartogramma probabilistico, si può ricorrere al cosiddetto "probability plot" che consiste nel riportare in ordinate le osservazioni in ordine crescente ed in ascisse il quantile calcolato (tramite la distribuzione) in corrispondenza alle frequenze di Weibull
- Se la distribuzione si adatta ai dati, i punti si allineeranno attorno ad una retta

Numero d'ordine	x _i (mm)	F _i Weibull	X(F _i)
1	251.8	0.020	341.6
2	386.6	0.039	407.0
3	456.2	0.059	449.3
4	468.4	0.078	481.5
5	476.6	0.098	508.2
6	486.0	0.118	531.1
7	523.9	0.137	551.5
8	533.6	0.157	569.9
9	571.1	0.176	586.9
10	582.8	0.196	602.8
...

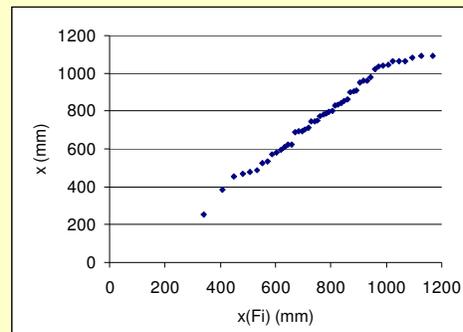
$$F_i = i / (n+1)$$

$$x(F_i) = P[X \leq x(F_i)] = F_i$$

Per es. se la distribuzione è normale:

• Calcolare (o leggere dalle tabelle) il valore della variabile ridotta $u(F_i)$

$$x(F_i) = \sigma u(F_i) + \mu$$



Probability plot correlation test

- Test che consente di verificare la bontà di adattamento in maniera oggettiva
- Basato sul calcolo della statistica:

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

- Tanto più elevato è r , tanto migliore è l'adattamento