

# LEZIONE (ESPRESSIONE INCERTEZZA DI MISURA)

- ▷ Introduzione
- ▷ Errori, scarti tipo, polarizzazioni
- ▷ Modello per il processo di misura
- ▷ Valore medio e varianza campionaria
- ▷ Valutazione incertezza di categoria A
- ▷ Distribuzione di probabilità per una variabile casuale: media e varianza
- ▷ Distribuzione normale, uniforme, triangolare
- ▷ Valutazione incertezza di categoria B
- ▷ Calcolo dell'incertezza composta (combinata) in una misura diretta e in una misura indiretta
- ▷ Incertezza estesa (espansa) e incertezza relativa
- ▷ Considerazioni pratiche ed ESEMPI
- ▷ Misure compatibili e media pesata
- ▷ Esempi di calcolo

# INTRODUZIONE

Misura e risultato di misura

Teoria degli errori: errori accidentali e errori sistematici

Fine anni 170 CIPM  $\leadsto$  BIPM  $\leadsto$  Attività normative  
sull'espressione dell'incertezza di misura

1993 ISO Guida all'espressione dell'incertezza nella misurazione  
"errore"  $\rightarrow$  polarizzazione (nota o conoscibile  $\Rightarrow$  correggibile)

2 CATEGORIE di raggruppamento per le incertezze di misura

A - INC stimate con metodi statistici

B - INC stimate in altro modo ( $\neq$  statistica)

Incertezza o scarto tipo,  $u$  dall'inglese "uncertainty",  
è una stima della deviazione standard  $\sigma$ , radice  
della varianza  $\sigma^2$ , prevista per il valore di misura.

Incertezza ~~combinata~~ <sup>composta</sup>  $M_C^2 = M_A^2 + M_B^2$

Incertezza ~~espansa~~ <sup>estesa</sup>  $U = K M_C$

Incertezza relativa  $M_r(y) = M(y)/y$  <sup>fattore di copertura</sup>  
Modello per il processo di misura <sup>di solito compreso fra 2 e 3</sup> [adimensionale]

RELAZIONE FUNZIONALE (equazione della misura):

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N)$$

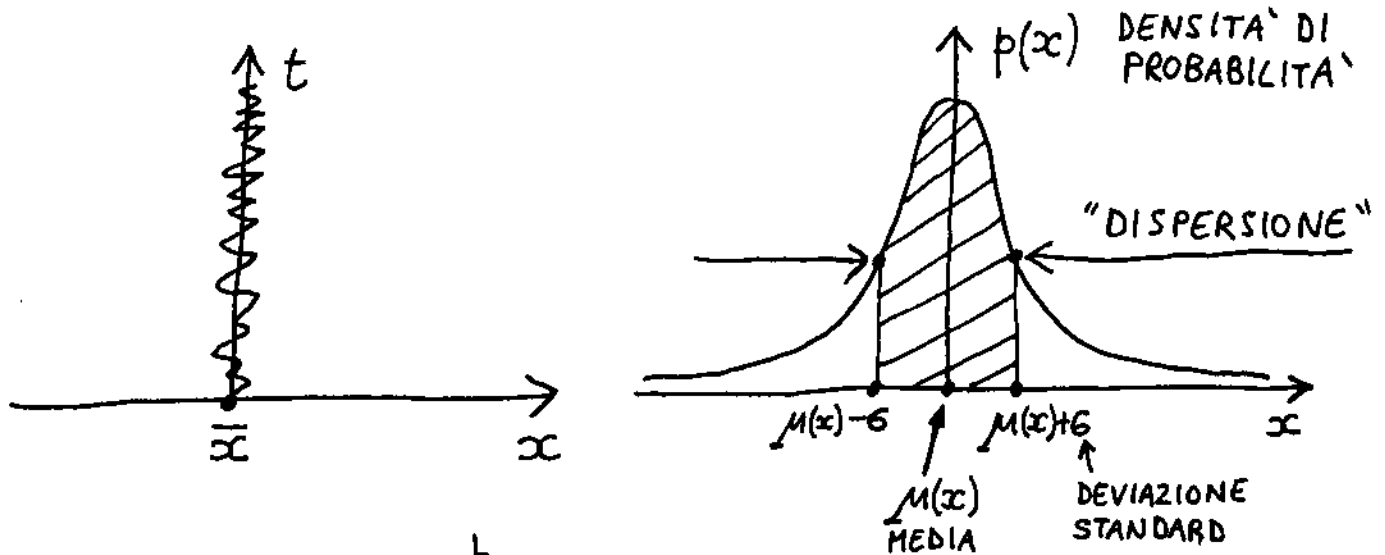
$$y = E[y_k] = f(x_1, x_2, \dots, x_N) - \delta f$$

$\uparrow$  Valore d'aspettazione, "expectation value"

# INCERTEZZA DI MISURA

▷ Misure ripetute dello stesso parametro fisico non forniscono lo stesso valore

▷ DISPERSIONE DI VALORI  $\Rightarrow$  INCERTEZZA



$$P(a \leq x \leq b) = \int_a^b p(x) dx \quad \text{PROBABILITA'}$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1 \quad \text{NORMALIZZAZIONE DELLA PDF}$$

$$\text{MEDIA } \mu(x) = E\{x\} = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx$$

$$\text{VARIANZA } \sigma^2(x) = E\{[x - \mu(x)]^2\} = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - \mu(x)]^2 p(x) dx$$

$$\text{DEVIATION STANDARD } \sigma(x) = \sqrt{\sigma^2(x)}$$

▷ Distribuzione NORMALE (GAUSSIANA)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma(x)} \exp \left\{ -\frac{[x - \mu(x)]^2}{2 [\sigma(x)]^2} \right\}$$

INTERVALLI

<del>INTERVALLI</del> DI CONFIDENZA	1σ	68.27% ~ 68.3%
	2σ	95.45% ~ 95.5%
	3σ	99.73% ~ 99.7%

$$\text{e.g. } P[\mu(x) - \sigma(x) \leq x \leq \mu(x) + \sigma(x)] \cong 68.27\%$$

## ▷ Incertezza di Categoria A

Variabile  $x$  nota attraverso  $n$  determinazioni  $x_k$

- Stima del valor medio della (intera) popolazione  $\mu(x)$  attraverso lo stimatore "media dei campioni"  
 $\mu(x) \triangleq E[x] \stackrel{S}{\approx} \bar{x}_k \triangleq \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$  D1

STIMA:  ~~$\bar{x}$~~   $\triangleq \bar{x}_k \stackrel{S}{\approx} \mu(x)$  D1

- Stima della varianza della (intera) popolazione  $\sigma^2(x)$  attraverso lo stimatore "varianza campionaria"

$$\sigma^2(x) \triangleq E[(x - \bar{x})^2] \stackrel{S}{\approx} s^2(x_k) \triangleq \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2$$
 D2

STIMA:  $s^2(x) \triangleq s^2(x_k) \stackrel{S}{\approx} \sigma^2(x)$  D2

⊛ JUMP → con D3

- Per misure ripetute di una grandezza  $X$  il valore di misura ~~osservato~~  $x$  coincide con il valor medio delle determinazioni  $x_k$  ottenute

$$x = \bar{x} = \bar{x}_k$$

Per determinare la dispersione (incertezza) sul risultato di misura, dobbiamo valutare la dispersione di  $\bar{x}$

$$u_A(x) = s(\bar{x}) \stackrel{D4}{=} \frac{s(x)}{\sqrt{n}} = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}$$

↑  
standard uncertainty o incertezza tipo (di categoria A)  
indica la dispersione del risultato di misura ed è  
uno stimatore della deviazione standard (radice  
quadrata della varianza) della variabile  $\bar{x}$

**D1** Dimostrazione

$$E[\bar{x}] = E\left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k\right] = \frac{1}{n} E\left[\sum x_k\right] =$$

$$= \frac{1}{n} \sum E[x_k] = \frac{1}{n} \sum E[x] =$$

$$= \frac{1}{n} n E[x] = \mu(x)$$

Dimostrazione D2

$$\begin{aligned} E[S^2(x)] &= E\left[\frac{1}{n-1} \left(\sum x_k^2 - n\bar{x}^2\right)\right] = \\ &= \frac{1}{n-1} \left\{ E\left[\sum x_k^2\right] - E\left[\frac{1}{n} \left(\sum x_k\right)^2\right] \right\} = \\ &= \frac{1}{n-1} \left\{ \sum E[x_k^2] - \frac{1}{n} E\left[\sum x_k \sum x_k\right] \right\} = \\ &= \frac{1}{n-1} \left\{ \sum E[x_k^2] - \frac{1}{n} \sum E[x_k^2] - \frac{1}{n} E\left[\sum_{k \neq j} x_k x_j\right] \right\} = \\ &= \frac{1}{n-1} \left\{ \frac{n-1}{n} \sum E[x_k^2] - \frac{1}{n} \sum_{k \neq j} E[x_k]E[x_j] \right\} = \end{aligned}$$

Notiamo che  $E[x_k] = E[x_j] = E[x] = \mu(x)$  e

$$E[x_k^2] = E[x^2] = \sigma^2(x) + \mu^2(x)$$

$$\begin{aligned} \text{Dim. } \sigma^2(x) &= E[(x - \mu(x))^2] = E[x^2] - 2E[x\mu(x)] + E[\mu^2(x)] \\ &= E[x^2] - \mu^2(x) \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{n-1} \left\{ \frac{n-1}{n} \left[ n(\sigma^2(x) + \mu^2(x)) \right] - \frac{1}{n} n(n-1)\mu^2(x) \right\}$$

$$= \frac{1}{n-1} \left\{ \frac{n-1}{n} \sum E[x^2] - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left( E[x] \underbrace{\sum_{j=k+1}^n E[x]}_{(n-1)\mu(x)} \right) \right\} =$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{n-1} \left\{ (n-1)\sigma^2(x) + (n-1)\mu^2(x) - (n-1)\mu^2(x) \right\} = \\ &= \sigma^2(x) \end{aligned}$$

Dimostrazione D3

$$S^2(x) \triangleq \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2 = \frac{1}{n-1} \left[ \left( \sum_{k=1}^n x_k^2 \right) - n \bar{x}^2 \right]$$

Dimostrazione

$$\begin{aligned} \sum (x_k - \bar{x})^2 &= \sum (x_k^2 - 2x_k\bar{x} + \bar{x}^2) = \\ &= \left( \sum x_k^2 \right) - 2\bar{x} \sum x_k + \sum \bar{x}^2 = \\ &= \left( \sum x_k^2 \right) - 2\bar{x} n\bar{x} + n\bar{x}^2 = \\ &= \left( \sum x_k^2 \right) - n\bar{x}^2 \end{aligned}$$

La varianza campionaria di  $n$  campioni si può calcolare come la somma dei campioni elevati al quadrato meno  $n$  volte la media dei campioni, sempre elevata al quadrato, il tutto diviso per  $(n-1)$ .

$$S^2(\bar{x}) = \frac{S^2(x)}{n}$$

Dimostrazione D4

$$\begin{aligned} S^2(\bar{x}) &= S^2 \left[ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \right] = \left( \frac{1}{n} \right)^2 S^2 \left[ \sum_{k=1}^n x_k \right] = \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n S^2(x_k) = \frac{1}{n^2} n S^2(x) = \frac{S^2(x)}{n} \end{aligned}$$

e quindi

$$S(\bar{x}) = \frac{S(x)}{\sqrt{n}}$$

$S^2$  è un "operatore quadratico", per cui  
 $S^2(a \cdot z) = a^2 \cdot S^2(z)$

Dim. D5

$$\begin{aligned} S^2(az) &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n \left[ (az)_k - (\overline{az}) \right]^2 = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n \left[ a \cdot z_k - a \cdot \bar{z} \right]^2 = \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n a^2 [z_k - \bar{z}]^2 = \\ &= a^2 \cdot \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (z_k - \bar{z})^2 = \\ &= a^2 \cdot S^2(z) \end{aligned}$$



ESERCIZIO: Calcolo dell'incertezza di categoria A

Si dispone di  $n=10$  determinazioni di tensione  $V_k$

Calcolare  $V$  e  $\mu_A(V)$

$k [1]$  1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10

$V_k [V]$  7, 9, 8, 6, 7, 5, 7, 8, 6, 7

$$V = \bar{V} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n V_k = \frac{1}{10} \cdot 70 V = 7 V$$

$$\mu_A(V) = \frac{S(\bar{V})}{\sqrt{n}} = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{k=1}^n (V_k - \bar{V})^2} = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \left[ \sum_{k=1}^n V_k^2 - n\bar{V}^2 \right]}$$

Se utilizziamo la 2<sup>a</sup> espressione per  $\mu_A(V)$  ci conviene calcolare <sup>(deviazioni dagli scarti)</sup>  $(V_k - \bar{V})$  <sup>deviazioni dal valore medio</sup> prima  $(V_k - \bar{V})$

$(V_k - \bar{V}) [V]$  0, +2, +1, -1, 0, -2, 0, +1, -1, 0

per poi ricavare

$$\mu_A(V) = \sqrt{\frac{1}{10 \cdot 9} (0+4+1+1+0+4+0+1+1+0) V^2} = \sqrt{\frac{12}{90} V^2} = \sqrt{\frac{2}{15} V^2} \approx 0.36 V$$

utilizzando la 3<sup>a</sup> espressione per  $\mu_A(V)$  dobbiamo calcolare prima  $\sum_{k=1}^n V_k^2 = 502 V^2$  oltre a conoscere  $\bar{V} = 7 V$ . Quindi si ricava

$$\mu_A(V) = \sqrt{\frac{1}{10 \cdot 9} [502 V^2 - 10 \cdot 49 V^2]} = \sqrt{\frac{12}{90} V^2} \approx 0.36 V$$

utilizzando la 1<sup>a</sup> espressione per  $\mu_A(V)$  dobbiamo prima calcolare/conoscere la radice della varianza campionaria,

$S(V) = 1.1547 V$  e poi dividerla per  $\sqrt{n}$

$$\mu_A(V) = \frac{1.1547 V}{\sqrt{10}} \approx 0.36 V$$

## D Incertezza di categoria B

- Si basa sulla definizione "a priori" di un opportuno intervallo di valori entro il quale si suppone debbano cadere i valori del misurando (con una data probabilità).
- A questo intervallo si associa quindi una densità di probabilità (PDF) e di questa si calcolano media, varianza, e deviazione standard.
- L'intervallo così fissato è tipicamente centrato attorno al valor medio  $a_0 = \frac{(a_0+a) + (a_0-a)}{2}$  e ha una piena larghezza  $\Delta = (a_0+a) - (a_0-a) = 2a$ .
- Tanto la larghezza dell'intervallo quanto la PDF ad esso associata si scelgono sulla base di:
  - precedenti conoscenze o dati di misura
  - esperienza sul comportamento del misurando
  - specifiche dei costruttori di materiali e strumenti coinvolti nella misurazione
  - dati forniti da calibratori o pubblicazioni precedenti
  - incertezza sui parametri di riferimento presa da manuali

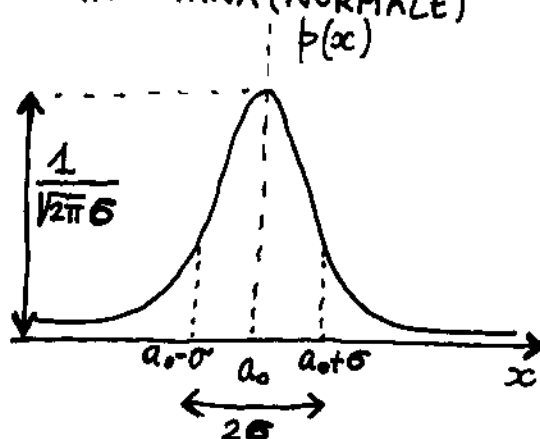
## PROCEDURE DI STIMA DI $M_B$

- ⊗ Quando dispongo di una PDF, ancorché ipotizzata, posso calcolare  $\mu(x)$  e  $\sigma(x)$  che mi danno il valore di misura e la sua incertezza:

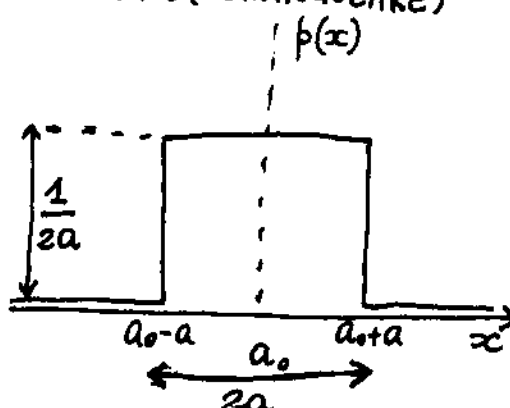
$$x_{MIS} = \mu(x)$$

$$e \quad M_B(x) = \sigma(x)$$

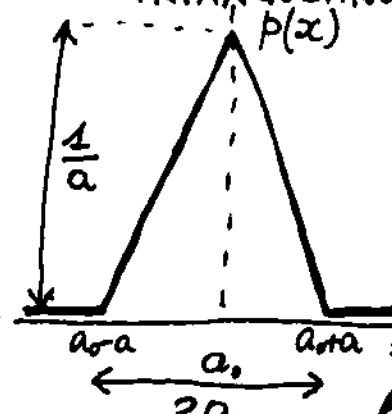
PDF di comune impiego:  
GAUSSIANA (NORMALE)



UNIFORME (RETTANGOLARE)



TRIANGOLARE



### PDF normale

già dispongo di  $\mu(x)$  e  $\sigma(x)$ ; ricordo che

1  $\sigma$  level  $P[\mu(x) - \sigma(x) \leq x \leq \mu(x) + \sigma(x)] = 68.3\%$

2  $\sigma$  level  $P[x \text{ in } \mu(x) \pm 2\sigma(x)] = 95.5\%$

3  $\sigma$  level  $P[x \text{ in } \mu(x) \pm 3\sigma(x)] = 99.7\%$

### PDF uniforme

$$p(x) = \begin{cases} 0 & x < a_0 - a \\ \frac{1}{2a} & a_0 - a \leq x \leq a_0 + a \\ 0 & x > a_0 + a \end{cases}$$

È immediato verificare che  $\mu(x) = E[x] = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx = a_0$

$$\begin{aligned} \sigma^2(x) &= E[(x - \mu(x))^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu(x))^2 p(x) dx = \int_{a_0 - a}^{a_0 + a} (x - a_0)^2 \frac{1}{2a} dx = \\ &= \frac{1}{2a} \left[ \frac{(x - a_0)^3}{3} \right]_{a_0 - a}^{a_0 + a} = \frac{1}{2a} \left[ \frac{a^3}{3} - \left( -\frac{a^3}{3} \right) \right] = \frac{a^2}{3} = \frac{\Delta^2}{12} \end{aligned}$$

$$\sigma(x) = \frac{\Delta}{\sqrt{12}} \quad \text{con } \Delta = 2a \text{ piena larghezza dell'intervallo}$$

### PDF triangolare

$$\mu(x) = a_0$$

$$\sigma^2(x) = \frac{a^2}{6} = \frac{\Delta^2}{24}$$

$$\sigma(x) = \frac{\Delta}{\sqrt{24}}$$

PDF uniforme : Dimostrazione che  $\mu(x) = a_0$

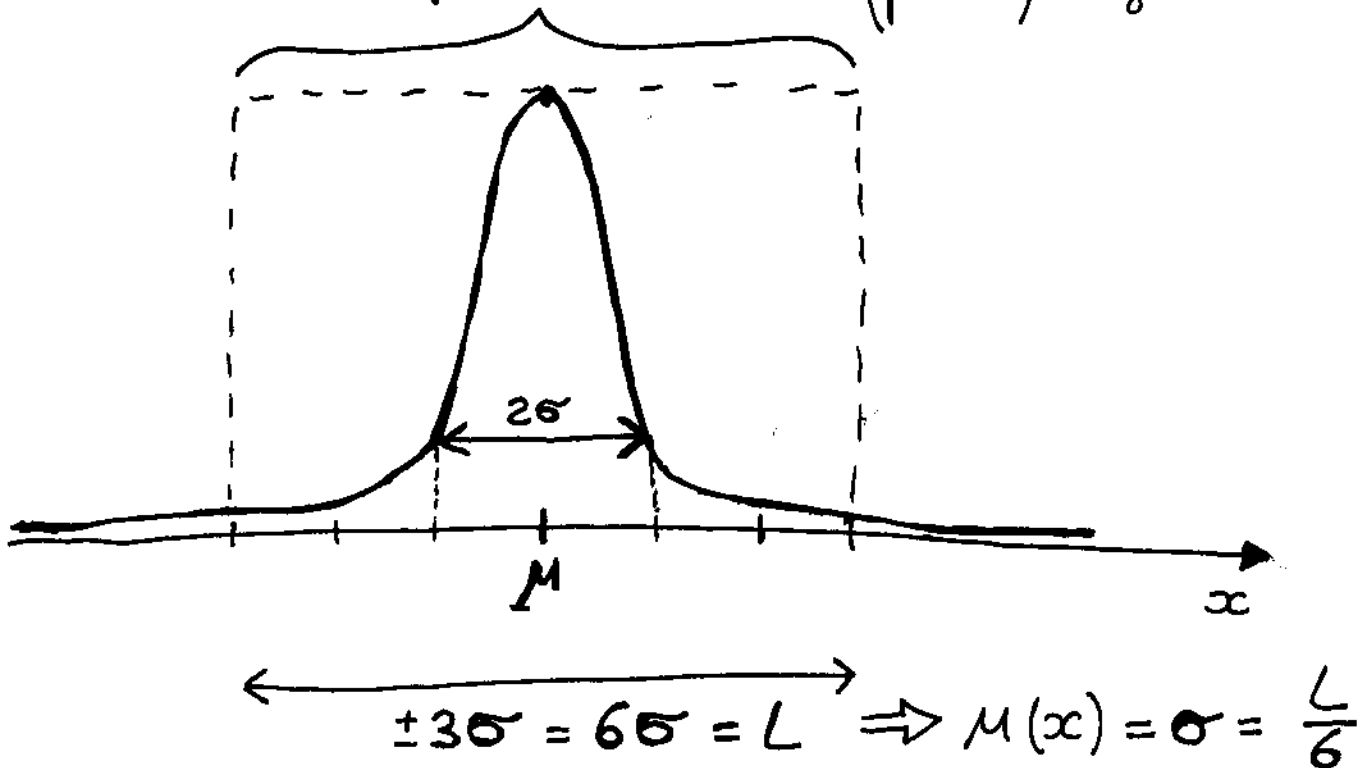
$$\mu(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x p(x) dx = \int_{a_0-a}^{a_0+a} x \frac{1}{2a} dx =$$

$$= \frac{1}{2a} \left[ \frac{x^2}{2} \right]_{a_0-a}^{a_0+a} = \frac{1}{4a} \left[ (a_0+a)^2 - (a_0-a)^2 \right]$$

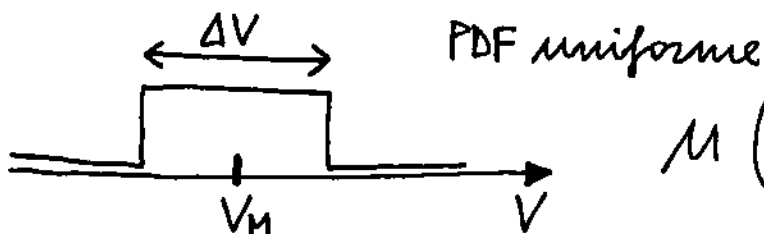
$$= \frac{1}{4a} 4a_0a = a_0$$

- Calcolo  $\mu_B$  partendo dalle conoscenze di un intervallo di confidenza con probabilità  $P$ : utilizzo (ipotizzo) una PDF normale con lo stesso livello di confidenza e utilizzo la sua  $\sigma$  come stima della  $\mu_B$
- Calcolo  $\mu_B$  partendo dalle conoscenze di una ~~incertezza~~ incertezza estesa  $U_B = K \mu_B$  e dividendo per il fattore  $K$ .

ESEMPIO di calcolo di  $\mu_B$  dalla conoscenza di intervallo con confidenza 99.7% e (piena) lunghezza  $L$



ESEMPIO di calcolo di  $\mu_B$  per una misura quantizzata  
 Voltmetro con portata (dinamica)  $\pm 10V$  e risoluzione di 20 000 livelli  
 la risoluzione dimensionale è  $\Delta V = \frac{20V}{20000} = 1mV$



$$\mu(V_M) = \frac{\Delta V}{\sqrt{12}} \cong 0.29 mV$$

▷ Quando si vuole definire un intervallo di valori, attorno al valore di misura  $y = \bar{y}$ , all'interno del quale si ritiene che il misurando debba "cadere" con un certo livello di confidenza (probabilità  $P$ ), si parla di INCERTEZZA ESTESA

$$U = K \mu_c$$

con  $K$  FATTORE DI COPERTURA

▷ Parleremo invece di INCERTEZZA RELATIVA quando normalizziamo il valore di incertezza tipo al valore di misura

$$\mu_{r,c}(y) = \frac{\mu_c(y)}{\bar{y}} \quad [1]$$

Incertezze relative anche di grandezze diverse (non omologhe) possono in qualche modo essere confrontate direttamente fra loro. Questo parametro <sup>e tipo</sup> indice, indipendentemente dal valore del misurando, il grado di conoscenza che abbiamo raggiunto sul valore di misura.

Per le misure dirette, ricordiamo che  $M_C^2 = M_A^2 + M_B^2$

Vediamo ora come si affronta il calcolo dell'incertezza combinata in una MISURA INDIRETTA

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N) - \text{RELAZIONE FUNZIONALE}$$

In generale sarà  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_N)$

In un intorno di  $\bar{y} = f(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N)$  possiamo sviluppare la funzione  $f(\cdot)$  in serie di Taylor, al prim'ordine, così da ottenere:

$$(y - \bar{y}) = \left. \frac{\partial f}{\partial x_1} \right|_{\bar{y}} (x_1 - \bar{x}_1) + \left. \frac{\partial f}{\partial x_2} \right|_{\bar{y}} (x_2 - \bar{x}_2) + \dots + \left. \frac{\partial f}{\partial x_N} \right|_{\bar{y}} (x_N - \bar{x}_N)$$

$$\begin{aligned} E\{(y - \bar{y})^2\} &= E\left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left. \frac{\partial f}{\partial x_i} \right|_{\bar{y}} \left. \frac{\partial f}{\partial x_j} \right|_{\bar{y}} (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j) \right\} = \\ &= E\left\{ \sum_{i=1}^N \left[ \left. \frac{\partial f}{\partial x_i} \right|_{\bar{y}} \right]^2 (x_i - \bar{x}_i)^2 + \right. \\ &\quad \left. + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \left. \frac{\partial f}{\partial x_i} \right|_{\bar{y}} \left. \frac{\partial f}{\partial x_j} \right|_{\bar{y}} (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j) \right\} \end{aligned}$$

Ricordiamo che

$$E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\} \triangleq \sigma^2(x_i) = M^2(x_i)$$

è la VARIANZA della variabile  $x_i$

e definiamo COVARIANZA tra  $x_i$  e  $x_j$

$$E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)\} \triangleq \sigma^2(x_i, x_j) = M(x_i, x_j)$$

▷ Il valore di misura della grandezza  $Y$  sarà dato da

$$y = \bar{y} = f(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N)$$

▷ con una incertezza (combinata o composta)

$$M_c(y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N C_i^2 M^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N C_i C_j M(x_i, x_j)}$$

■ avendo definito i COEFFICIENTI DI SENSIBILITA'

$$C_i \triangleq \left. \frac{\partial f}{\partial x_i} \right|_{\bar{y}}$$

ossia pari alle derivate prime (parziali) rispetto alla variabile  $x_i$  contenute.

Il coefficiente di sensibilità  $C_i$  indica come varia il misurando  $Y$  in corrispondenza a una variazione del parametro  $X_i$  di dipendenza.

In generale, ogni incertezza  $M(x_i)$  sarà data da:

$$M_c(x_i) = \sqrt{\frac{M_A^2(x) + M_B^2(x)}{n}} = \sqrt{\frac{S^2(\bar{x}_i)}{n} + M_B^2(x_i)}$$



▷ Coefficiente di correlazione

$$r_{ij}(x_i, x_j) \triangleq \frac{M(x_i, x_j)}{M(x_i)M(x_j)} \in [-1, +1]$$

$$r_{ij} = 0 \iff x_i \text{ e } x_j \text{ STATISTICAMENTE INDIPENDENTI}$$

▷ Utilizzando la definizione di coefficiente di correlazione, si può anche esprimere l'incertezza composta sul risultato di misura come

$$M_c(y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N c_i^2 M^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N c_i c_j r_{ij}(x_i, x_j) M(x_i) M(x_j)}$$

▷ Casi particolari di relazioni funzionali e  $M_c$  per variabili di ingresso statisticamente indipendenti:

■ Misurando SOMMA o DIFFERENZA di più parametri

$$\bar{y} = \bar{x}_1 \pm \bar{x}_2 \pm \dots \pm \bar{x}_N \Rightarrow M_c(y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N M^2(x_i)}$$

L'incertezza di  $y$  è la somma (quadratica) delle incertezze degli  $x_i$

■ Misurando PRODOTTO o RAPPORTO di più parametri

$$\bar{y} = \bar{x}_1^{m_1} \times \bar{x}_2^{m_2} \times \dots \times \bar{x}_N^{m_N} \Rightarrow \frac{M_c(y)}{y} = \sqrt{\sum_{i=1}^N m_i^2 \frac{M^2(x_i)}{x_i^2}}$$

L'incertezza relativa di  $y$  è la somma (quadratica) delle incertezze relative degli  $x_i$  pesate con i quadrati degli esponenti  $m_i$

## ESEMPIO $P = VI$

$V$  e  $I$  sono misurate in maniera statisticamente indipendente portando a  $V = \bar{V} \pm M(V)$  e  $I = \bar{I} \pm M(I)$   
In particolare  $V = 5V \pm 1\mu V$  e  $I = 100mA \pm 1mA$   
Il risultato della misura indiretta di  $P$  si ottiene da

$$\bar{P} = \bar{V}\bar{I}$$

e

$$\frac{M_c(P)}{\bar{P}} = \sqrt{\frac{M^2(V)}{\bar{V}^2} + \frac{M^2(I)}{\bar{I}^2}}$$

e pertanto

$$P = \bar{P} \pm M_c(P) = \bar{P} \left[ 1 \pm \frac{M_c(P)}{\bar{P}} \right]$$

Utilizzando i valori numerici specifici, si ha

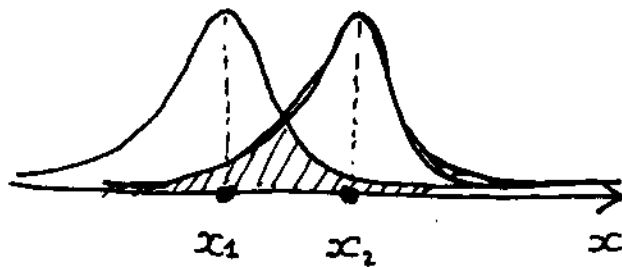
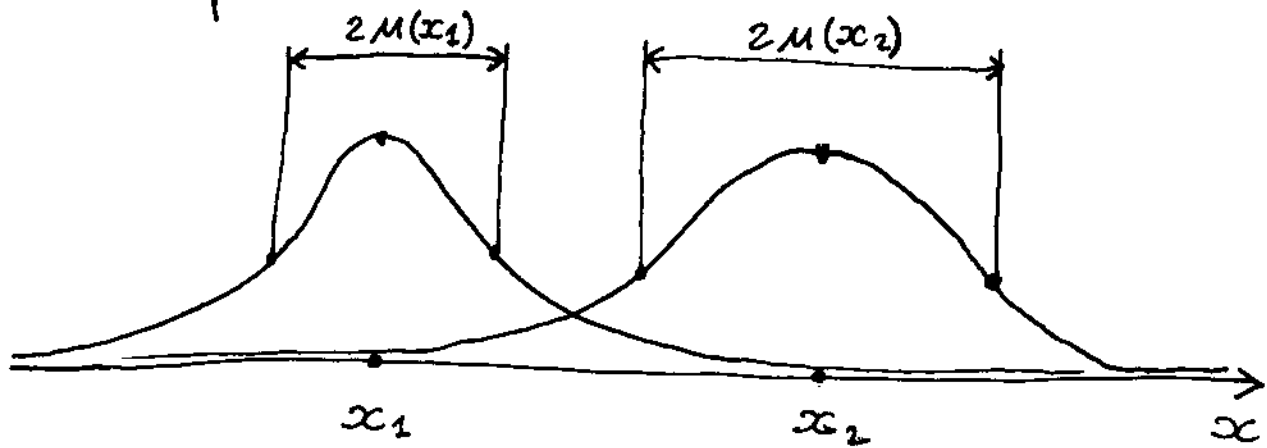
$$\bar{P} = (5V) \times (0.1A) = 0.5W$$

$$\frac{M_c(P)}{\bar{P}} = \sqrt{\frac{10^{-12}V^2}{25V^2} + \frac{10^{-6}A}{10^{-2}A}} = \sqrt{4 \times 10^{-14} + 10^{-4}} \cong 10^{-2}$$

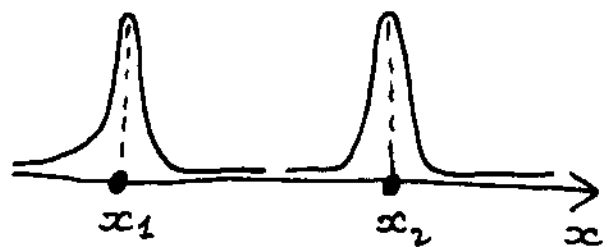
L'incertezza relativa più grande, quella sulla corrente, domina sull'incertezza degli altri parametri da cui  $P$  dipende (qui solo  $V$ ) e pertanto determina praticamente da sola l'incertezza di  $P$

$$P = 0.5W [1 \pm 10^{-2}] = 0.5W \pm 5mW$$

## D Compatibilità tra due misure



MISURE COMPATIBILI

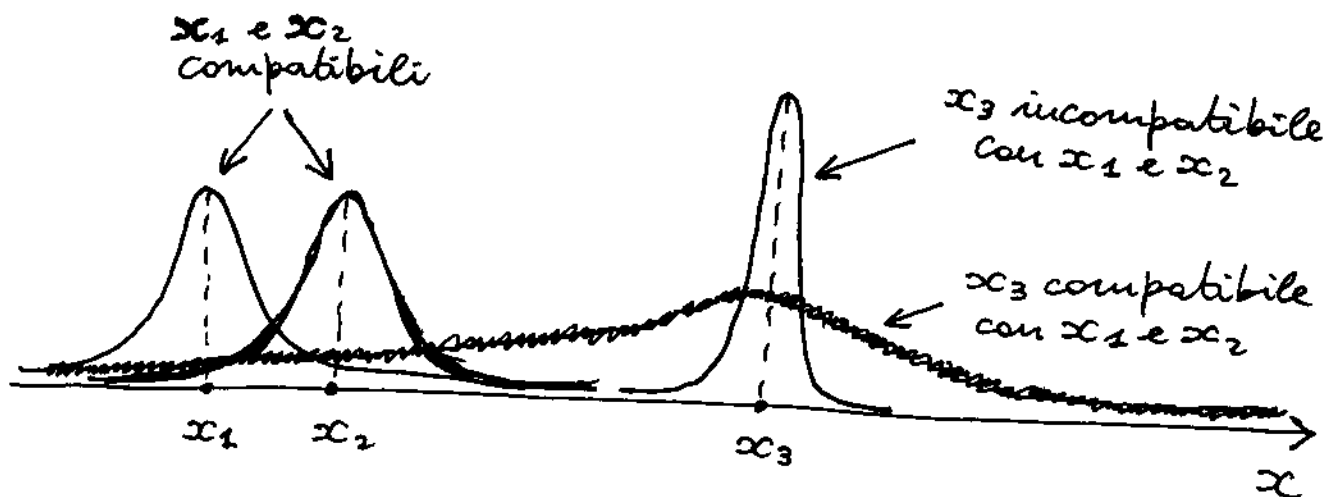


MISURE INCOMPATIBILI

## ■ COMPATIBILITA' fra $x_1$ e $x_2$

$$d = |x_1 - x_2| \leq K \sqrt{M^2(x_1) + M^2(x_2) - 2T_{12}M(x_1)M(x_2)}$$

$\left( \begin{array}{l} \text{distanza fra i} \\ \text{due risultati} \end{array} \right) \leq \left( \begin{array}{l} \text{"combinazione" delle incertezze} \\ \text{associate alle due misure} \end{array} \right)$



## ▷ Media pesata

Nel caso di  $N$  risultati di misura, COMPATIBILI fra loro, indipendenti e normalmente distribuiti

$$x = \bar{x}_p = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{M^2(x_i)}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{M^2(x_i)}} = \frac{\sum_{i=1}^N W_i x_i}{\sum_{i=1}^N W_i}$$

i PESI  $W_i = \frac{1}{M^2(x_i)}$  sono i reciproci delle varianze stimate e dunque indicano il grado di confidenza che abbiamo sulla validità dei risultati  $x_i$  (loro dispersione)

↳ l'incertezza della media pesata è data da

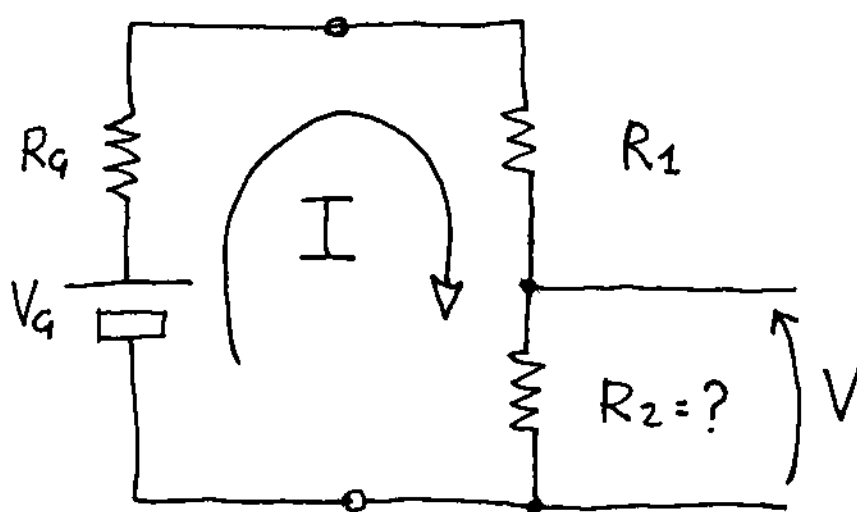
$$M^2(\bar{x}_p) = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{M^2(x_i)}}$$

Dunque, "in termini <sup>equivalenti</sup> di incertezze relative (o meglio dei loro reciproci)", si ha

$$\frac{\bar{x}}{M^2(\bar{x}_p)} = \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{M^2(x_i)}$$

$$W_p \bar{x}_p = \sum_{i=1}^N W_i x_i \quad \text{con } W_p = \sum_{i=1}^N W_i$$

ESEMPIO (di calcolo dell' INC composta in una misura indiretta)



- $V_G$  è data pari a  $+12V$  e  $U(V_G) = 10mV$  con  $K=2$
  - $R_G$  è nota attraverso  $n=10$  letture ripetute,  $R_{G,k}$ , con  $\bar{R}_G = 50\Omega$  e  $M(R_{G,k}) = 12.65\Omega$
  - $R_1 = 1k\Omega \pm 5\Omega$
  - $V = 7.77V$  letta con un voltmetro a  $3\frac{1}{2}$  cifre ( $\pm 19.99V$  "ideale" (solo errore di quantizzazione))
- ① Calcolare l' INC, assoluta e relativa, di tutti i parametri coinvolti nella misura
  - ② Calcolare  $R_2$ , la sua INC e la sua INC relativa
  - ③ Quali parametri sono determinanti, e quali trascurabili, per il calcolo di  $M(R_2)$ ?

$$I = \frac{V_G}{R_G + R_1 + R_2} = \frac{V}{R_2} \quad \left( \begin{array}{l} \text{descrizione analitica} \\ \text{del fenomeno fisico} \end{array} \right)$$

$$R_2 V_G = (R_G + R_1 + R_2) V$$

$$R_2 (V_G - V) = (R_G + R_1) V$$

$$R_2 = \frac{V}{V_G - V} (R_G + R_1) = f(V_G, V, R_G, R_1)$$

RELAZIONE FUNZIONALE  
(equazione della misura)

$$M^2(R_2) = \left(\frac{\partial f}{\partial V_G}\right)^2 M^2(V_G) + \left(\frac{\partial f}{\partial V}\right)^2 M^2(V) + \left(\frac{\partial f}{\partial R_G}\right)^2 M^2(R_G) + \left(\frac{\partial f}{\partial R_1}\right)^2 M^2(R_1)$$

Coefficienti di sensibilità (elevati al quadrato)  
[dicono come  $R_2$  varia al variare di un parametro di dipendenza]

①  $M(V_G) = U(V_G)/K = 5 \times 10^{-3} V$  ;  $M_{R_2}(V_G) = \frac{M(V_G)}{V_G} = 4.2 \times 10^{-4}$

$M(V) = \frac{0.01 V}{\sqrt{12}} = 2.9 \times 10^{-3} V$  ;  $M_{R_2}(V) = \frac{M(V)}{V} = 3.7 \times 10^{-4}$

$M(R_1) = 5 \Omega$  ;  $M_{R_2}(R_1) = \frac{M(R_1)}{R_1} = 5 \times 10^{-3}$

$M(R_G) = M(\bar{R}_G) = \frac{M(R_{G,K})}{\sqrt{n}} = \frac{12.65 \Omega}{\sqrt{10}} = 4 \Omega$  ;

$M_{R_2}(R_G) = \frac{M(R_G)}{R_G} = 8 \times 10^{-2}$

②  $R_2 = \bar{R}_2 = \frac{\bar{V}}{\bar{V}_G - \bar{V}} (\bar{R}_G + \bar{R}_1) = \frac{7.77 V}{4.23 V} \times 1050 \Omega$

$R_2 = 1928.7 \Omega$

$$M^2(R_2) = \left[ -\frac{V(R_G + R_1)}{(V_G - V)^2} \right]^2 M^2(V_G) + \left[ \frac{R_G + R_1}{V_G - V} + \frac{V(R_G + R_1)}{(V_G - V)^2} \right]^2 M^2(V) + \left[ \frac{V}{V_G - V} \right]^2 \{ M^2(R_G) + M^2(R_1) \} =$$

$$= 2.08 \times 10^6 \frac{\Omega^2}{V^2} \cdot 2.50 \times 10^{-5} V^2 +$$

$$+ 4.96 \times 10^5 \frac{\Omega^2}{V^2} \cdot 8.41 \times 10^{-6} V^2 +$$

$$+ 3.37 \cdot 41 \Omega^2 =$$

$$= (52 + 4.17 + 138.17) \Omega^2 = 194.34 \Omega^2$$

$$M(R_2) = \sqrt{M^2(R_2)} = 13.9 \Omega$$

$$\mu_{R_2}(R_2) = \frac{M(R_2)}{R_2} = 7.2 \times 10^{-3}$$

③ Le incertezze associate a  $R_G$  e a  $R_1$  danno il maggiore contributo all'incertezza di  $R_2$  (circa in parti uguali), mentre l'incertezza sulla tensione del voltmetro  $V$  contribuisce in maniera quasi trascurabile ( $\sim 1/50$  dei rimanenti contributi).