

Breve introduzione agli errori in una misura

Facendo una misura ci sono essenzialmente due tipi di errori che posso commettere:

- **Errori sistematici:** sono errori che commetto perché utilizzo uno strumento in modo errato, perché lo strumento è tarato.... Sono errori che mi limitano l'accuratezza della misura, ovvero di quanto mi avvicino al valore vero. Possono essere molto difficili da individuare ma, se sono abile, posso annullarli.
Esempio: Misuro una lunghezza con righello metallico che è stato tarato a 25°C ma sono in una stanza a -10°C.
- **Errori casuali:** sono errori dovuti all'imprecisione di uno strumento e della mia capacità di utilizzarlo. E' impossibile annullarli del tutto, posso solo limitarli il più possibile.
Esempio: Misuro il tempo di caduta di un masso da una determinata altezza, avendo cura di non commettere errori sistematici...

Una grandezza può quindi essere misurata solo con una certa *incertezza*

Se ho una grandezza q a cui associo l'errore o incertezza δq , si definisce errore relativo il valore: $\frac{\delta q}{q}$

Dato un insieme di misure $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ di una certa grandezza X , si definisce

$$\bar{X} \equiv \frac{1}{N} \sum_i x_i \quad \text{valore medio}$$

Se non commetto errori sistematici, avrò che $\lim_{N \rightarrow \infty} \bar{X}$ è il valore vero X .

Per valutare la **precisione** delle misure, devo quantificare quanto le N misure fatte sono disperse.

$$d_i = x_i - \bar{X} \quad \text{è la dispersione della misura } i\text{-esima}$$

Però, $\sum d_i = 0$ per definizione di \bar{X} . Si introduce per questo il concetto di **deviazione standard** σ

$$\sigma \equiv \sqrt{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{X})^2}$$

per indicare una stima della dispersione di un set di misure.

In realtà, è più corretto definire la deviazione standard σ come:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

(N-1) tiene conto del fatto che per calcolare \bar{x} ho "usato" una volta i dati, e lascio (N) sottostimo l'errore.

Il caso estremo $N=1$ ci fa capire che la scelta (N-1) è corretta:

$$\text{Per } N=1 \quad \sigma_N \text{ diventa } \sigma_N = \sqrt{\frac{1}{1} x_1 - \bar{x}} = 0 \quad \text{perché } \bar{x} = x_1$$

che non ha senso, mi dice che ho errore 0 avendo fatto una sola misura.

Viceversa:

$$\sigma_{N-1} = \sqrt{\infty \cdot 0}$$

è indefinito, come giusto: se faccio una sola misura non so associare un valore alla dispersione di valori del set.

Generalmente, $N \gg 1$, così che $\frac{1}{N} \approx \frac{1}{N-1}$

La quantità σ_x^2 è detta varianza.

Si ha la seguente proprietà:

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

La deviazione standard σ_x , per come è definita, è una buona rappresentazione dell'errore da associare alle grandezze x .

LA DISTRIBUZIONE DI POISSON

Se ho un segnale dato da, ad esempio, il conteggio di eventi in un certo tempo t , quale errore devo associare alle misure? (esempio: sto contando il numero di elettroni fotoemessi ad una certa E_{in} ...)

Supponiamo di avere λt eventi nel tempo t .

Divido t in intervalli δt così piccoli che non ho più di un evento che accade in δt

$\lambda \delta t$ sarà ≤ 1 e mi definisce la probabilità di avere un evento in δt

$$P(1; \delta t) = \lambda \delta t$$

Quindi, la probabilità di avere 0 eventi in δt :

$$P(0; \delta t) = 1 - \lambda \delta t$$

Supponiamo ora di conoscere $P(0; t)$, la probabilità che a t non abbia ancora misurato eventi. -
Potremmo chiederci quanto vale $P(0; t + \delta t)$:

$$P(0; t + \delta t) = P(0; t) (1 - \lambda \delta t)$$



$$\frac{P(0; t + \delta t) - P(0; t)}{\delta t} = -\lambda P(0; t)$$

$$\frac{d}{dt} P(0; t) = -\lambda P(0; t)$$

$$P(0; t) = C e^{-\lambda t}$$

Siccome voglio che $P(0; 0) = 1 \Rightarrow C = 1$

$$P(0; t) = e^{-\lambda t}$$

Analogamente, posso esprimere la probabilità di avere n eventi al tempo $t + \delta t$.

$$P(n, t + \delta t) = P(n, t) (1 - \lambda \delta t) + P(n-1; t) \lambda \delta t$$

\Downarrow

$$\frac{d}{dt} P(n; t) + \lambda P(n; t) = \lambda P(n-1; t)$$

trucco: introduco la funzione $\mu(t) = e^{\lambda t}$, moltiplico e dx e sx per questa funzione e scopro che:

$$\mu(t) \left(\frac{d}{dt} P(n; t) + \lambda P(n; t) \right) = \frac{d}{dt} \left[\mu(t) P(n; t) \right]$$

$$\frac{d}{dt} \left[e^{\lambda t} P(n; t) \right] = e^{\lambda t} \lambda P(n-1; t)$$

metodo del FATTORE DI
INTEGRAZIONE

Ad esempio, per $n=1$:

$$\frac{d}{dt} \left[e^{\lambda t} P(n, t) \right] = \lambda e^{\lambda t} P(0, t) = \lambda e^{\lambda t} e^{-\lambda t} = \lambda$$

↓ *integro*

$$e^{\lambda t} P(1, t) = \lambda t + C$$

Voglio che $P(1, 0) = 0 \Rightarrow C = 0$

$$P(1, t) = \lambda t e^{-\lambda t}$$

Principio di induzione: Se ho $P(0)$ e $P(n) \rightarrow P(n+1)$ allora $P(n)$ ok per ogni n

Con il metodo usato per trovare $P(1)$ posso dedurre

$$P(n; t) = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t}$$

Vediamo che $P(n; t) \Rightarrow P(n+1; t)$:

$$\frac{d}{dt} [e^{\lambda t} P(n+1; t)] = e^{\lambda t} \lambda P(n; t) = e^{\lambda t} \lambda \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t} = \frac{\lambda (\lambda t)^n}{n!}$$

↓ integra

$$e^{\lambda t} P(n+1; t) = \int \lambda \frac{(\lambda t)^n}{n!} dt = \frac{\lambda}{n!} \frac{1}{(n+1)\lambda} (\lambda t)^{n+1} + C$$
$$= \frac{(\lambda t)^{n+1}}{(n+1)!} + C$$

Ovvero:

$$P(n+1; t) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^{n+1}}{(n+1)!}$$

(dove $C=0$ perché voglio che $P(n+1; 0) = 0$)
→ OK, ha la stessa forma di $P(n; t)$

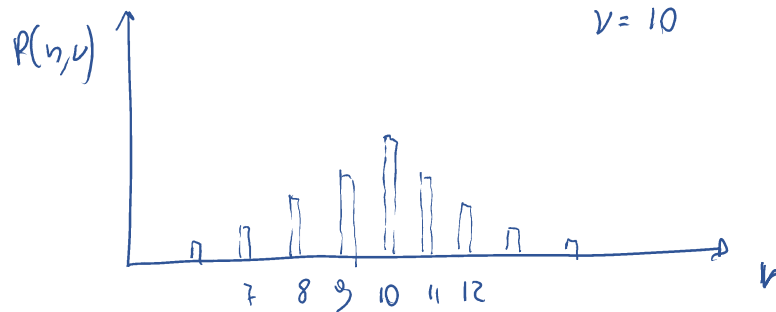
Ora definisco $\lambda t = \nu$

⇒

$$P(n; \nu) = \frac{\nu^n}{n!} e^{-\nu}$$

distribuzione di Poisson

Mi dà la probabilità di avere n eventi nell'intervallo in cui mediamente ho ν eventi



Proprietà:

$$\langle n \rangle = \sum n P(n) = \nu$$

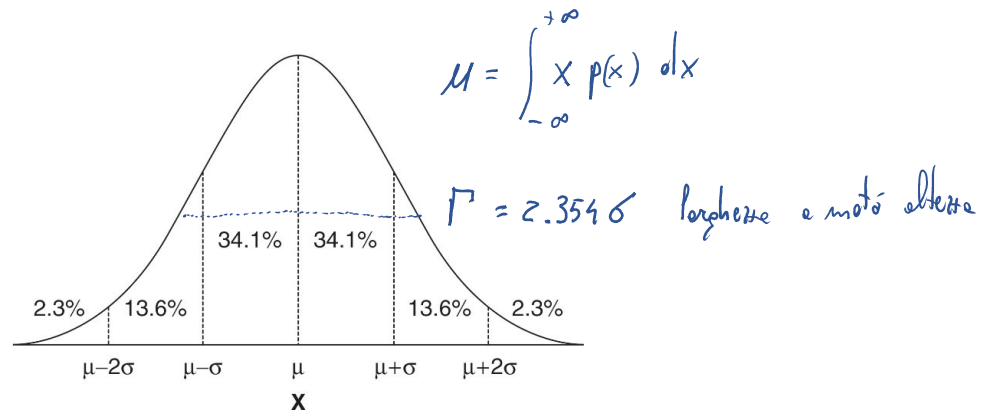
$$\sigma = \sqrt{\nu}$$

DISTRIBUZIONE NORMALE o GAUSSIANA

Nel caso in cui io commetta solo errori random, mi aspetto che la distribuzione dei valori che misuro segua una

Curva gaussiana:

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



Se faccio una misura,

$p(x) dx$ mi dà la probabilità di trovare un valore in un intervallo dx attorno a x .

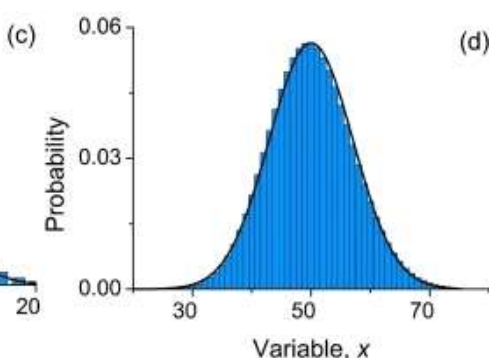
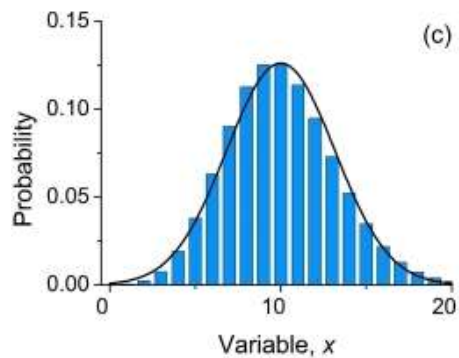
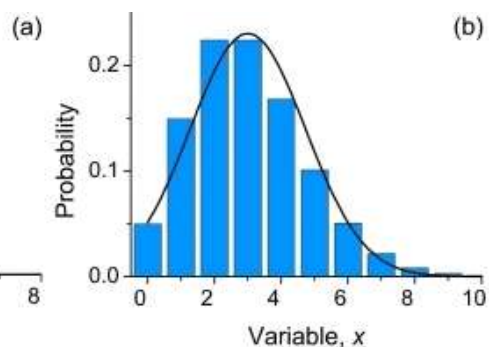
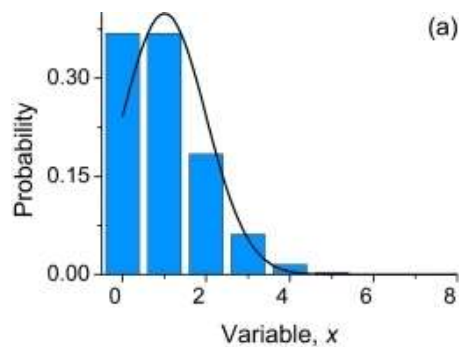
La deviazione standard: $\int_{-\infty}^{+\infty} (x-\mu)^2 p(x) dx = \sigma^2$

Ho il 68% di probabilità di misurare un valore entro $\pm \sigma$ da μ

95%

$\pm 2\sigma$

Per $\lambda \approx 20-30$, il profilo di Poisson è praticamente sovrapponibile ad una gaussiana



PROPAGAZIONE DEGLI ERRORI

Supponiamo di avere una grandezza ottenuta come funzione di grandezze che ho misurato - $q = q(x, y)$

Che errore associa a q , conoscendo gli errori su x e y ?

Supponiamo di aver fatto N misure di x e di y . Potremo calcolarci gli N valori di q : $q_i = q(x_i, y_i)$

Se assumo che i valori $\{x_i\}$ e $\{y_i\}$ siano tutti molto vicini ai valori medi \bar{x} e \bar{y} , potrò scrivere:

$$q_i = q(x_i, y_i) \approx q(\bar{x}, \bar{y}) + \underbrace{\frac{\partial q}{\partial x} (x_i - \bar{x}) + \frac{\partial q}{\partial y} (y_i - \bar{y})}_{\text{derivate calcolate in } \bar{x}, \bar{y}} \quad \text{ovvero, faccio uno sviluppo in serie di } q(x, y) \dots$$

Ma, applicando la definizione di valore medio:

$$\begin{aligned} \overline{q} &= \frac{1}{N} \sum q_i = \frac{1}{N} \sum \left(q(\bar{x}, \bar{y}) + \frac{\partial q}{\partial x} (x_i - \bar{x}) + \frac{\partial q}{\partial y} (y_i - \bar{y}) \right) \\ &= \frac{1}{N} \cdot N \cdot q(\bar{x}, \bar{y}) = \boxed{q(\bar{x}, \bar{y})} \end{aligned}$$

Cioè, il valore medio di q è q calcolate per i valori medi di x e y

Possiamo ora calcolare la deviazione standard di q :

$$\sigma_q^2 = \frac{1}{N} \sum (q_i - \bar{q})^2$$

dalle ipotesi precedenti:

$$q_i - \bar{q} = \frac{\partial q}{\partial x} (x_i - \bar{x}) + \frac{\partial q}{\partial y} (y_i - \bar{y})$$

$$= \frac{1}{N} \sum \left(\frac{\partial q}{\partial x} (x_i - \bar{x}) + \frac{\partial q}{\partial y} (y_i - \bar{y}) \right)^2$$

$$= \left(\frac{\partial q}{\partial x} \right)^2 \underbrace{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})^2}_{\sigma_x^2} + \left(\frac{\partial q}{\partial y} \right)^2 \underbrace{\frac{1}{N} \sum (y_i - \bar{y})^2}_{\sigma_y^2} + 2 \frac{\partial q}{\partial x} \frac{\partial q}{\partial y} \underbrace{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}_{\equiv \sigma_{xy} \text{ è chiamata covarianza di } x \text{ e } y}$$

Se x e y sono indipendenti, è intuitivo che $\sigma_{xy} \rightarrow 0$ (non c'è correlazione tra errori in x e in y)

$$\sigma_q^2 = \left(\frac{\partial q}{\partial x} \right)^2 \sigma_x^2 + \left(\frac{\partial q}{\partial y} \right)^2 \sigma_y^2$$

Esempio:

Somma

$$q = x + y$$

$$\sigma_q^2 = \sigma_x^2 \left(\frac{\partial q}{\partial x} \right)^2 + \sigma_y^2 \left(\frac{\partial q}{\partial y} \right)^2 = \sigma_x^2 + \sigma_y^2$$

="1" "1"

Esempio: $E_{\text{binding}} = E_{\text{hv}} - E_{\text{kin}} - \phi$

↓

$$\sigma_{E_b} = \sqrt{\sigma_{E_{\text{kin}}}^2 + \sigma_{E_b}^2 + \underbrace{\sigma_{\phi}^2}_{\approx 0}}$$

Prodotto

$$q = x \cdot y$$

$$\sigma_q^2 = \sigma_x^2 y^2 + \sigma_y^2 x^2$$



$$\frac{\sigma_q^2}{q^2} = \frac{\sigma_x^2}{x^2} + \frac{\sigma_y^2}{y^2}$$

Propagazione degli errori

$$x = au + bv \quad \sigma_x^2 = a^2\sigma_u^2 + b^2\sigma_v^2 + 2ab\sigma_{uv}^2$$

$$x = auv \quad \frac{\sigma_x^2}{x^2} = \frac{\sigma_u^2}{u^2} + \frac{\sigma_v^2}{v^2} + 2 \frac{\sigma_{uv}^2}{uv}$$

$$x = \frac{au}{v} \quad \frac{\sigma_x^2}{x^2} = \frac{\sigma_u^2}{u^2} + \frac{\sigma_v^2}{v^2} - 2 \frac{\sigma_{uv}^2}{uv}$$

$$x = au^b \quad \frac{\sigma_x}{x} = b \frac{\sigma_u}{u}$$

$$x = ae^{bu} \quad \frac{\sigma_x}{x} = b\sigma_u$$

$$x = a^{bu} \quad \frac{\sigma_x}{x} = (b \ln a)\sigma_u$$

$$x = a \ln(bu) \quad \sigma_x = ab \frac{\sigma_u}{u}$$

$$x = a \cos(bu) \quad \sigma_x = -\sigma_u ab \sin(bu)$$

$$x = a \sin(bu) \quad \sigma_x = \sigma_u ab \cos(bu)$$