

Variabili Aleatorie

Valor medio statistico (o valore atteso):

$$E\{X\} = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f_X(x) dx$$

Se $g(X)$ è una **funzione** di V.A., si ha:

$$E\{g(X)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \cdot f_X(x) dx$$

Esempi di valore atteso di funzione di variabile aleatoria.

a) **Varianza**

$$\sigma_X^2 = \text{var}(X) = E\left\{\left(X - E\{X\}\right)^2\right\}$$

► Si può dimostrare che: $\sigma_X^2 = E\left\{\left(X - E\{X\}\right)^2\right\} = E\{X^2\} - \left(E\{X\}\right)^2$

b) **Deviazione standard**

$$\sigma_X = \sqrt{\text{var}(X)}$$



Variabili Aleatorie

c) Momento di ordine n :

$$E\{X^n\} = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n \cdot f_X(x) dx$$

➔ (si noti che il momento di ordine 1 è il valor medio, mentre il momento di ordine 2 coincide con la varianza nel caso di V.A. a media nulla)

d) Funzione caratteristica:

$$\Psi_X(\nu) = E\{e^{j\nu x}\} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \cdot e^{j\nu x} dx$$

(legata alla trasformata di Fourier della densità di probabilità)

e) Funzione generatrice dei momenti

$$M_X(t) = E\{e^{tx}\} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \cdot e^{tx} dx$$



Alcune V.A. di interesse pratico

1) **V. A. uniforme** sull'intervallo reale $[a,b]$. In breve, si scrive:

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

La p.d.f. è espressa da:

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a < x < b \\ 0 & \text{altrove} \end{cases}$$

mentre la cumulativa (CDF) è:

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{1}{b-a}(x-a) & a < x < b \\ 1 & x \geq b \end{cases}$$

Si dimostra facilmente che:

$$E\{X\} = \frac{a+b}{2} \quad \sigma_X^2 = \text{var}(X) = \frac{1}{12}(b-a)^2$$



Alcune V.A. di interesse pratico (2)

2) **V. A. normale o gaussiana.** In breve, si scrive:

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

La p.d.f. è espressa da:

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad \text{dove} \quad \begin{cases} \mu = E\{X\} \\ \sigma^2 = \text{var}(X) \end{cases}$$

La cumulativa è:

$$F_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt$$

e non è esprimibile in forma chiusa tramite funzioni elementari. Tuttavia, l'integrale a secondo membro si può risolvere per via numerica. Si definisce usualmente la **funzione errore**:

$$\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad [\text{funzione } \text{dispari} \text{ di } x]$$



Alcune V.A. di interesse pratico (3)

Si noti che risulta:

$$P(|X| \leq x) = \operatorname{erf}(x), \text{ per } X \sim N\left(\mu = 0, \sigma^2 = \frac{1}{2}\right)$$

Inoltre, si può dimostrare facilmente che:

$$F_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}\right)$$

Solitamente, si usa la **funzione errore complementare** (disponibile in forma tabulare **➡** valori ottenuti con integrazione numerica):

$$\operatorname{erfc}(x) = 1 - \operatorname{erf}(x)$$

per cui si ha anche:

$$F_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}\right) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\mu-x}{\sqrt{2}\sigma}\right)$$



Alcune V.A. di interesse pratico (4)

3) V. A. log-normale

La p.d.f. è espressa da:

$$f_Z(z) = \begin{cases} \frac{1}{z\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\ln z - \mu)^2}{2\sigma^2}} & z > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Si noti che tale funzione è ottenibile applicando la **trasformazione** $X = \ln(Z)$, essendo $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $X \geq 0$. Si ricordi infatti la regola di trasformazione delle p.d.f.:

$$f_Y(y) = \sum_{i=1}^n \frac{f_X(x_i)}{|g'(x_i)|} \quad \text{con } x_1, x_2, \dots, x_n \text{ soluzioni dell'equazione } y=g(x)$$

La cumulativa è:

$$F_Z(z) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{0^+}^z \frac{1}{t} e^{-\frac{(\ln t - \mu)^2}{2\sigma^2}} dt & z > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

e non è esprimibile in forma chiusa tramite funzioni elementari.



Alcune V.A. di interesse pratico (5)

Anche se la cumulativa non è esprimibile analiticamente, qualora interessi valutare la probabilità che una V.A. log-normale appartenga a un intervallo reale, si può aggirare il problema riconducendosi ad una V.A. gaussiana, e determinare poi tale probabilità con l'ausilio della funzione *erfc*. Ad esempio, se una grandezza aleatoria espressa in unità lineari ha distribuzione log-normale, **la medesima grandezza, espressa in dB, seguirà una distribuzione gaussiana!**

4) **V.A. di Rayleigh**. In breve, si scrive:

$$X \sim \text{Rayleigh}(\alpha^2)$$

La p.d.f. è espressa da:

$$\begin{cases} f_X(x) = \frac{x}{\alpha^2} e^{-\frac{x^2}{2\alpha^2}} & x \geq 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$



Alcune V.A. di interesse pratico (6)

V.A. di Rayleigh

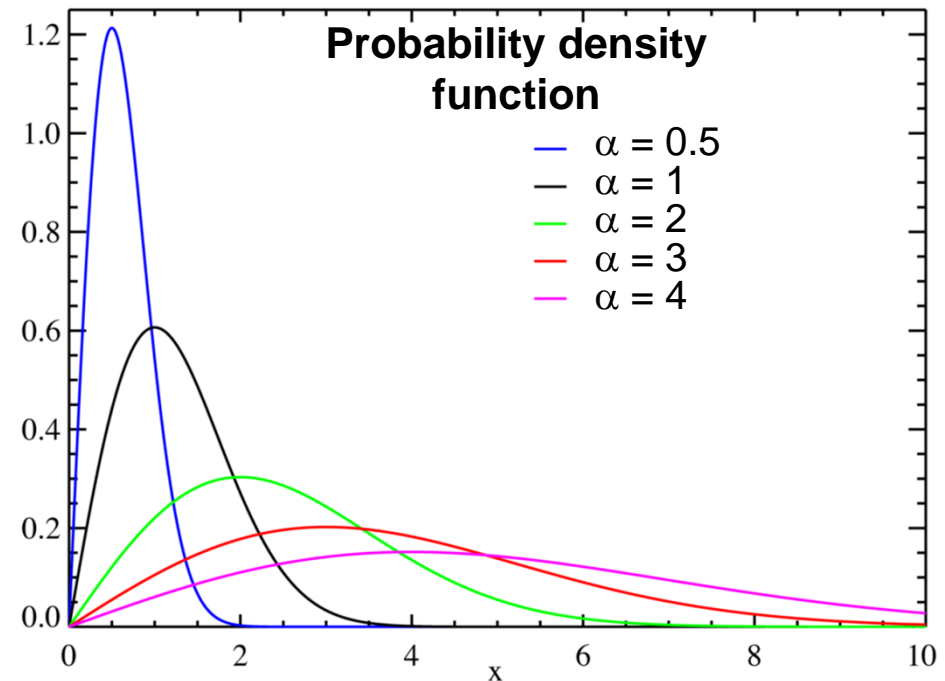
Si può dimostrare che:

$$E\{X\} = \alpha \sqrt{\frac{\pi}{2}}$$

$$E\{X^2\} = 2\alpha^2$$

$$\text{var}(X) = \frac{4-\pi}{2} \alpha^2$$

Il massimo della funzione si ha per $x = \alpha$ (figura) e vale $1/\alpha\sqrt{e}$



5) **V.A. di Rice.** In breve, si scrive:

$$X \sim \text{Rice}(\alpha^2, \mu)$$

La p.d.f. è espressa da:

$$\begin{cases} f_X(x) = \frac{x}{\alpha^2} \cdot e^{-\frac{x^2 + \mu^2}{2\alpha^2}} \cdot I_0\left(\frac{\mu x}{\alpha^2}\right) & x \geq 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$



Alcune V.A. di interesse pratico (7)

essendo I_0 la funzione di Bessel modificata di prima specie e di ordine 0, definita da:

$$I_0(\xi) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{\xi \cos \vartheta} d\vartheta$$

e μ un parametro non negativo. Si noti che per $\mu=0$ la p.d.f. di Rice diventa la p.d.f. di Rayleigh.

Si può dimostrare che:

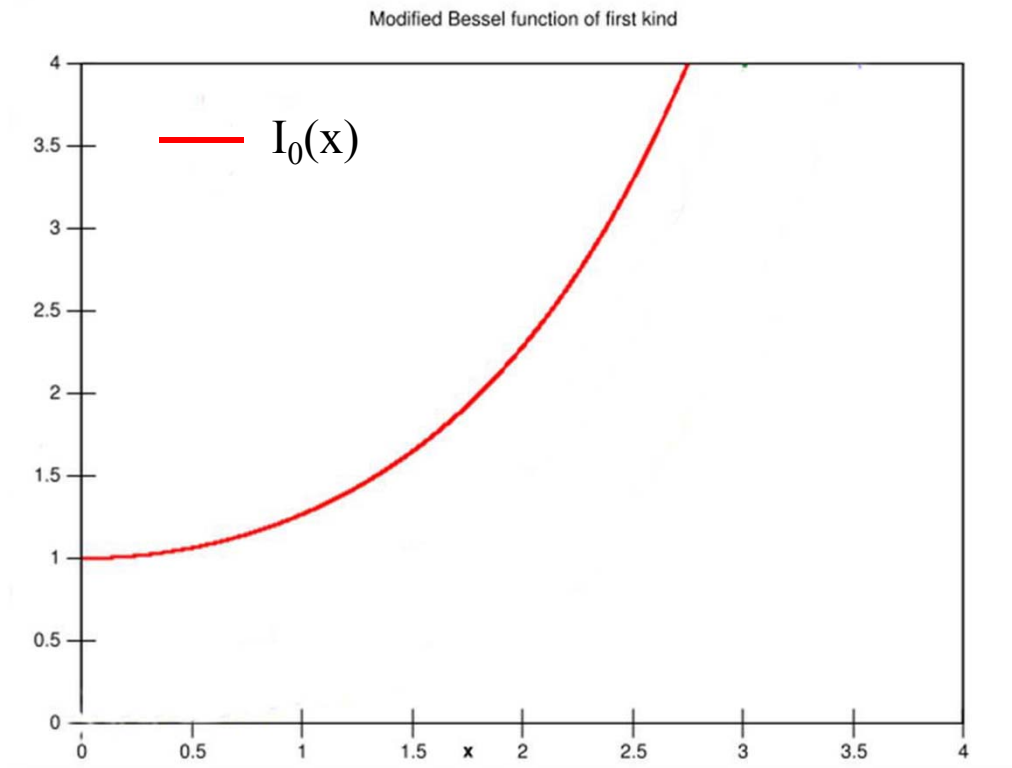
$$E\{X\} = \alpha \sqrt{\frac{\pi}{2}} L_{1/2} \left(-\frac{\mu^2}{2\alpha^2} \right)$$

$L_\nu(x)$ polinomio di Laguerre

$$E\{X^2\} = 2\alpha^2 + \mu^2 = \mu^2 \left(1 + \frac{1}{K} \right)$$

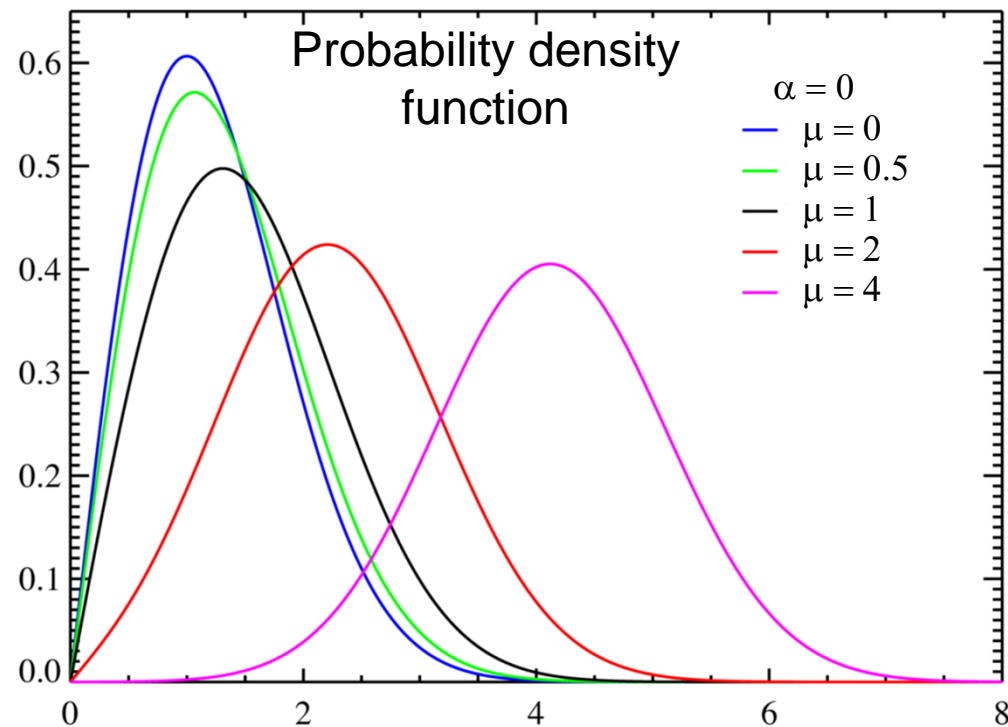
dove

$$K = \frac{\mu^2}{2\alpha^2} \quad \text{fattore di Rice}$$



Alcune V.A. di interesse pratico (8)

V.A. di Rice



La p.d.f. viene spesso espressa in funzione di $E\{X^2\}$ e del fattore di Rice:

$$f_X(x) = \begin{cases} 2e^{-K} \cdot \frac{(1+K)x}{E\{X^2\}} \cdot e^{-\frac{(1+K)x^2}{E\{X^2\}}} \cdot I_0\left(2\sqrt{\frac{(1+K)K}{E\{X^2\}}}x\right) & x \geq 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$



Distribuzioni bivariate

Siano X, Y due Variabili Aleatorie. Si può definire la **funzione di distribuzione cumulativa congiunta**:

$$F_{XY}(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y)$$

Analogamente si può definire la **densità di probabilità congiunta** (joint pdf):

$$f_{XY}(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} F_{XY}(x, y)$$

Valgono le seguenti proprietà:

- 1) $F_X(x) = F_{XY}(x, \infty)$, $F_Y(y) = F_{XY}(\infty, y)$
- 2) $f_X(x) = \int f_{XY}(x, y) dy$, $f_Y(y) = \int f_{XY}(x) dx$
[$f_X(x)$ e $f_Y(y)$ pdf **marginali**]
- 3) $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx dy = 1$



Distribuzioni bivariate

$$4) \quad P[(x, y) \in A] = \iint_{(x, y) \in A} f_{XY}(x, y) dx dy$$

e in particolare:

$$f_{XY}(x, y) dx dy = P(x < X < x + dx, y < Y < y + dy)$$

$$5) \quad F_{XY}(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f_{XY}(x, y) dx dy$$

La coppia di V.A. (X, Y) è **completamente descritta** dalla cumulativa congiunta o dalla densità congiunta.

Sia $g(X, Y)$ una **funzione di 2 Variabili Aleatorie**.

Si può definire il valore atteso:

$$E\{g(X, Y)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(X, Y) f_{XY}(x, y) dx dy$$



Variabili Aleatorie Congiunte

Esempi di valore atteso di funzione di 2 V.A.

a) **Funzione di correlazione**

$$\text{corr}(X, Y) = E\{XY\}$$

b) **Funzione di covarianza**

$$\text{cov}(X, Y) = E\{(X - E\{X\})(Y - E\{Y\})\}$$

➡ Si può dimostrare che: $\text{cov}(X, Y) = E\{XY\} - E\{X\}E\{Y\}$

➡ Se $X=Y$, si ha: $\text{cov}(X, X) = \text{var}(X) = \sigma_X^2$

c) **Coefficiente di correlazione**

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E\{XY\} - E\{X\}E\{Y\}}{\sigma_X \sigma_Y}$$



Indipendenza e incorrelazione di V.A.

1) V.A. **indipendenti**:

$$f_{XY}(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y)$$

2) V.A. **incorrelate**:

$$E\{XY\} = E\{X\} \cdot E\{Y\}$$

Se X, Y incorrelate, risulta anche $\rho_{XY} = 0$

3) V.A. **ortogonali**:

$$E\{XY\} = 0$$

- L'indipendenza è una caratteristica molto **più stringente** delle altre
- Se X, Y sono entrambe a media nulla, ortogonalità e incorrelazione coincidono



Indipendenza e incorrelazione di V.A. (2)

Proprietà:

a) Siano X, Y due V.A. **indipendenti**: allora esse **sono anche incorrelate**

➡ Si noti che **il viceversa non è vero**, in generale!

[Unica eccezione: il caso di V.A. gaussiane]

b) Siano X, Y due V.A. **incorrelate**: allora $X - E\{X}$ e $Y - E\{Y}$ sono **ortogonali**. Si ha quindi:

$$E\{(X - E\{X\})(Y - E\{Y\})\} = 0$$

c) Siano x, y due V.A. **ortogonali**. Allora:

$$E\{(X + Y)^2\} = E\{X^2\} + E\{Y^2\}$$

[Se X, Y sono V.A. che rappresentano le **intensità di 2 segnali**, significa che vale la proprietà di **somma delle potenze**, cioè che la potenza del segnale somma è uguale alla somma delle potenze]



Trasformazione di V.A. bidimensionali

$$\begin{cases} Z = g(X, Y) \\ W = h(X, Y) \end{cases} \quad Z, W \text{ funzioni di 2 V.A. } X, Y$$

La cumulativa congiunta è:

$$F_{Z,W}(z, w) = P\{Z \leq z, W \leq w\} = P\{g(X, Y) \leq z, h(X, Y) \leq w\}$$

Si può dimostrare che se il sistema di equazioni

$$\begin{cases} z = g(x, y) \\ w = h(x, y) \end{cases} \quad \text{ammette le soluzioni } \{x_i, y_i\}, \text{ e in tali punti} \\ \text{il determinante della matrice Jacobiana } \underline{J}(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial g}{\partial y} \\ \frac{\partial h}{\partial x} & \frac{\partial h}{\partial y} \end{bmatrix} \\ \text{è non nullo, risulta:}$$

$$f_{Z,W}(z, w) = \sum_i \frac{f_{X,Y}(x_i, y_i)}{|\det J(x_i, y_i)|}$$



V.A. congiuntamente gaussiane

Due V.A. X , Y si dicono **congiuntamente gaussiane** se risulta:

$$X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2) \quad Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$$

e se la p.d.f. congiunta è:

$$f_{XY}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho^2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_X)^2}{\sigma_X^2} + \frac{(y-\mu_Y)^2}{\sigma_Y^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_X)(y-\mu_Y)}{\sigma_X\sigma_Y} \right] \right\}$$

dove $\rho_{XY} = \rho$ è il **coefficiente di correlazione**.

Proprietà:

- 1) La p.d.f. congiunta è completamente individuata da μ_X , μ_Y , σ_X , σ_Y e dal coefficiente di correlazione ρ
- 2) se $\rho = 0$, risulta anche $f_{XY}(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y)$ cioè **V.A. gaussiane incorrelate sono anche sempre indipendenti**
- 3) Una qualunque combinazione lineare di X e Y è ancora una V. A. gaussiana



Distribuzioni multivariate (cenno)

Siano date n V.A. X_1, X_2, \dots, X_n . Si definisce la **densità di probabilità congiunta**:

$$f_n(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n = P(x_1 \leq X_1 \leq x_1 + dx_1, \dots, x_n \leq X_n \leq x_n + dx_n)$$

e valgono le proprietà seguenti:

(i) Normalizzazione: $\int \int \dots \int_{R^n} f_n(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n = 1$

(ii) $f_{n-1}(x_1, \dots, x_{n-1}) = \int_R f_n(x_1, \dots, x_n) dx_n$

(iii) $P[(x_1, \dots, x_n) \in A] = \int \int \dots \int_A f_n(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$



Esempio: n V.A. congiuntamente gaussiane

Le V.A. X_1, X_2, \dots, X_n sono dette congiuntamente gaussiane se e solo se la p.d.f. congiunta si scrive:

$$f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \det(\underline{\underline{C}})}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\underline{x} - \underline{\mu})\underline{\underline{C}}^{-1}(\underline{x} - \underline{\mu})^T\right\}$$

- $\underline{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_n)$ **vettore dei valori medi** $\mu_i = E[X_i]$
- $\underline{\underline{C}} = \{C_{ij}\}_{i,j=1,2,\dots,n}$ **matrice di covarianza** $C_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j) = E[X_i X_j] - E[X_i]E[X_j]$

Proprietà:

- La p.d.f. congiunta è **completamente individuata** da $\underline{\mu}$ (momenti del primo ordine) e da $\underline{\underline{R}} = \{R_{ij}\}_{i,j=1,\dots,n}$ con $R_{ij} = \text{corr}\{X_i, X_j\} = \frac{E[X_i X_j] - E[X_i]E[X_j]}{\sigma_i \sigma_j}$ (momenti del secondo ordine). **$\underline{\underline{R}}$ matrice di correlazione**
- V.A. **incorrelate** se risulta: $\underline{\underline{C}} = \underline{\underline{I}}_n \rightarrow X_1, X_2, \dots, X_n$ **indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)**
- Una qualunque combinazione lineare di V.A. congiuntamente gaussiane è ancora una V.A. gaussiana.



Fading da cammini multipli (1)

Segnale trasmesso: portante sinusoidale non modulata

$$x(t) = \cos(2\pi f_c t + \psi)$$

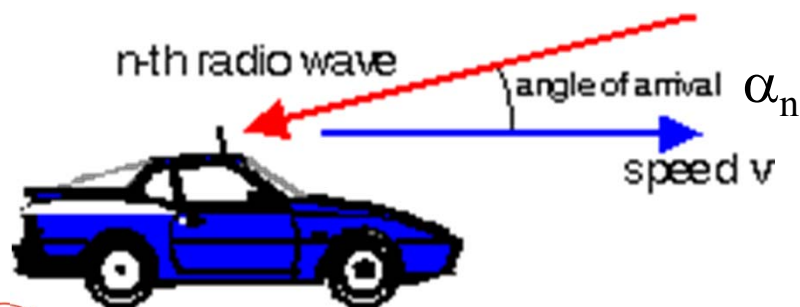
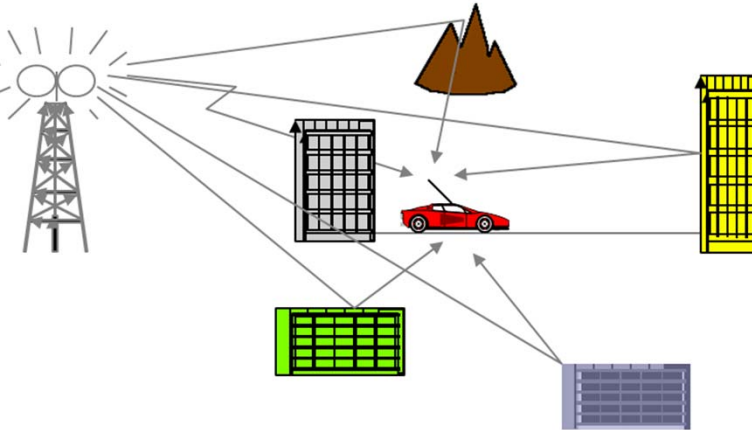
In un ambiente caratterizzato dalla presenza di cammini multipli, il segnale ricevuto assume la forma:

$$r(t) = \sum_{n=1}^N c_n \cos(2\pi f_c t + \psi + \phi_n + 2\pi\Delta f_n t) = \text{Re}\{R \cdot e^{j2\pi f_c t}\} =$$

$$= \text{Re}\{(I + jQ) \cdot e^{j2\pi f_c t}\}$$

$I(t), Q(t)$ **Processi Aleatori!**

$[\forall t = t_0 \rightarrow I(t_0), Q(t_0) \text{ Variabili Aleatorie}]$



$$\Delta f_n = \frac{v}{\lambda} \cos \alpha_n$$

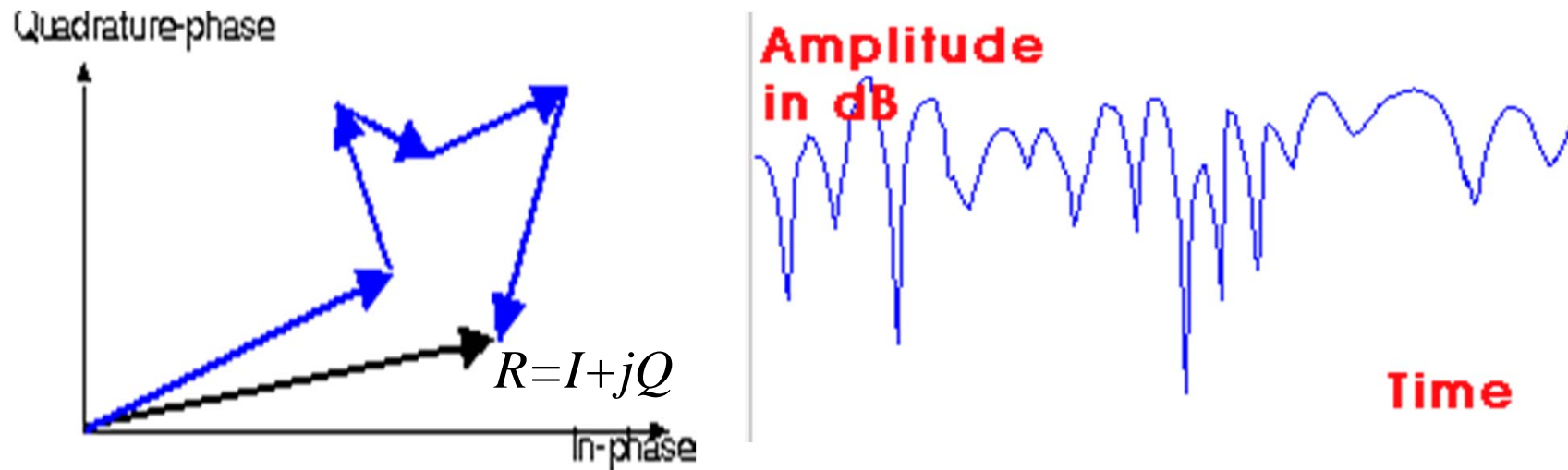
Spostamento Doppler



Fading da cammini multipli (2)

$$I(t) = \sum_{n=1}^N c_n \cos(\psi + \phi_n + 2\pi\Delta f_n t) \quad Q(t) = \sum_{n=1}^N c_n \sin(\psi + \phi_n + 2\pi\Delta f_n t)$$

$$r(t) = I(t)\cos(2\pi f_c t) - Q(t)\sin(2\pi f_c t)$$



Per $N \rightarrow \infty$, il teorema centrale limite ci dice che le componenti in fase e in quadratura I e Q tendono a diventare **V.A. gaussiane indipendenti e identicamente distribuite**

$$R = I + jQ \quad \text{V.A. gaussiana complessa}$$



Fading alla Rayleigh (1)

X, Y V.A. gaussiane indipendenti a valor medio nullo

$$X \sim N(0, \sigma^2) \quad Y \sim N(0, \sigma^2) \quad f_{X,Y}(x, y) = f_X(x) f_Y(y)$$

La p.d.f. congiunta è:

$$f_{X,Y}(x, y) = \underbrace{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-x^2/2\sigma^2}}_{f_X(x)} \cdot \underbrace{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-y^2/2\sigma^2}}_{f_Y(y)} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-x^2+y^2/2\sigma^2}$$

Definiamo la V.A. gaussiana complessa: $Z=X+jY$

$$Z = R \cdot e^{j\Theta} \quad \Rightarrow \quad \begin{cases} R \cos \Theta = X \\ R \sin \Theta = Y \end{cases}$$

Trasf. Inversa:

$$\begin{cases} R = \sqrt{X^2 + Y^2} = g(X, Y) \\ \Theta = \arctg\left(\frac{Y}{X}\right) = h(X, Y) \end{cases}$$



Fading alla Rayleigh (2)

Il determinante Jacobiano della trasformazione di V. A. è:

$$\underline{\underline{J}}(X, Y) = \begin{bmatrix} \frac{X}{\sqrt{X^2 + Y^2}} & \frac{Y}{\sqrt{X^2 + Y^2}} \\ \frac{-Y}{X^2 + Y^2} & \frac{X}{X^2 + Y^2} \end{bmatrix} \quad \left| \det [\underline{\underline{J}}(X, Y)] \right| = \frac{1}{\sqrt{X^2 + Y^2}} = \frac{1}{R}$$

La p.d.f. congiunta delle 2 V.A. trasformate R e Θ è quindi:

$$f_{r,\theta}(R, \Theta) = \frac{\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2}}{1/r} = \frac{r}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} \quad \begin{cases} 0 \leq r < \infty \\ -\pi \leq \theta \leq \pi \end{cases}$$

Passando alle p.d.f. marginali si ottiene:

$$f_{\theta}(\Theta) = \int_0^{+\infty} \frac{r}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} dr = \frac{1}{2\pi} \left[-e^{-r^2/2\sigma^2} \right]_0^{+\infty} = \frac{1}{2\pi} \left[e^{-r^2/2\sigma^2} \right]_{+\infty}^0 = \frac{1}{2\pi} [1 - 0] = \frac{1}{2\pi}$$

V.A. Uniforme nell'intervallo $[-\pi, \pi]$!

$\Theta = \arg(Z) \sim U([-\pi, \pi])$



Fading alla Rayleigh (3)

$$f_r(R) = \int_{-\pi}^{+\pi} \frac{r}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} d\theta = \left(\frac{r}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} \right) \int_{-\pi}^{+\pi} d\theta = 2\pi \cdot \frac{r}{2\pi\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} =$$
$$= \frac{r}{\sigma^2} e^{-r^2/2\sigma^2} \quad \text{V.A. di Rayleigh con } \alpha=\sigma!$$

$$R = |Z| \sim \text{Rayleigh}(\sigma^2)$$

Se si ha una V. A. $Z=X+jY$ gaussiana complessa con X, Y a **valor medio non nullo** r_0 , risulta:

$$X \sim N(r_0, \sigma^2) \quad Y \sim N(r_0, \sigma^2) \quad f_{X,Y}(x, y) = f_X(x) f_Y(y)$$

$$f_{X,Y}(x, y) = \underbrace{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(x-r_0)^2/2\sigma^2}}_{f_X(x)} \cdot \underbrace{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(y-r_0)^2/2\sigma^2}}_{f_Y(y)} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{(x^2+y^2)+2r_0^2-2xr_0-2yr_0}{2\sigma^2}}$$

Con analogo procedimento, si dimostra che:

$$R = |Z| \sim \text{Rice}(\sigma^2)$$

$$\Theta = \arg(Z) \sim U([- \pi, \pi])$$



Fading da cammini multipli (3)

In pratica:

- si ha un fading alla Rayleigh in presenza di numerosi cammini multipli, tutti con ampiezza paragonabile fra loro. Un ambiente con un numero di cammini $N \geq 6$ è già una buona approssimazione di uno scenario con fading alla Rayleigh.
 - **Caso tipico: scenario urbano denso (Manhattan)**
- si ha un fading alla Rice in presenza di un **termine dominante** (in genere cammino LOS, o cammino LOS + cammino riflesso sul terreno), e numerosi cammini che "perturbano" il contributo dominante
 - **Caso tipico: scenari indoor (solitamente con fattore di Rice K compreso fra 4 dB e 12 dB).**

