

Probabilità e Processi Stocastici (455AA)

Lezione 8

Dario Trevisan – <https://web.dm.unipi.it/trevisan>

15/10/2025

Varianza e deviazione standard

Varianza

La moda, la mediana ed il valore medio sono tutti indicatori *puntuali*, riassumono tutta la legge con un singolo valore.

Per descrivere in modo più efficace una variabile X si affianca un indicatore della dispersione, ossia della “concentrazione” della sua legge intorno ad un indicatore puntuale.

- ▶ Un indicatore di dispersione molto usato è la *deviazione standard* (o scarto quadratico medio), definita come

$$\sigma_X = \sqrt{\text{Var}(X)},$$

dove la *varianza* è

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E} [(X - \mathbb{E}[X])^2].$$

L'unità di misura di σ_X è la stessa di X , mentre $\text{Var}(X)$ ha come unità di misura il quadrato dell'unità di X .

Operativamente:

1. si calcola il valor medio di X ,

L'unità di misura di σ_X è la stessa di X , mentre $\text{Var}(X)$ ha come unità di misura il quadrato dell'unità di X .

Operativamente:

1. si calcola il valor medio di X ,
2. si considera lo scarto (variabile aleatoria centrata)

$$X - \mathbb{E}[X],$$

L'unità di misura di σ_X è la stessa di X , mentre $\text{Var}(X)$ ha come unità di misura il quadrato dell'unità di X .

Operativamente:

1. si calcola il valor medio di X ,
2. si considera lo scarto (variabile aleatoria centrata)

$$X - \mathbb{E}[X],$$

3. se ne prende il quadrato e il valor medio

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2].$$

L'unità di misura di σ_X è la stessa di X , mentre $\text{Var}(X)$ ha come unità di misura il quadrato dell'unità di X .

Operativamente:

1. si calcola il valor medio di X ,
2. si considera lo scarto (variabile aleatoria centrata)

$$X - \mathbb{E}[X],$$

3. se ne prende il quadrato e il valor medio

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2].$$

4. Per la deviazione standard si prende la radice quadrata

$$\sigma_X = \sqrt{\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2]}.$$

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2].$$

Partendo dalla densità di X e usando $g(x) = (x - \mathbb{E}[X])^2$, si trova la formula

$$\text{Var}(X) = \begin{cases} \sum_{x \in \mathbb{R}} (x - \mathbb{E}[X])^2 P(X = x) & \text{se } X \text{ ha densità discreta} \\ \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mathbb{E}[X])^2 p(X = x) dx & \text{se } X \text{ ha densità continua.} \end{cases}$$

Esempi

Espressione alternativa per la varianza

Vale l'identità

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2.$$

Dimostrazione

Un altro esempio

Diseguaglianza di Chebyshev

Sia $X \in \mathbb{R}$ una variabile aleatoria. Allora per ogni costante $k > 0$, si ha

$$P(|X - \mathbb{E}[X]| > k) \leq \frac{\text{Var}(X)}{k^2},$$

- ▶ o, equivalentemente, per ogni $k \geq 1$,

$$P(\mathbb{E}[X] - k\sigma_X \leq X \leq \mathbb{E}[X] + k\sigma_X) \geq 1 - \frac{1}{k^2}.$$

Diseguaglianza di Chebyshev

Sia $X \in \mathbb{R}$ una variabile aleatoria. Allora per ogni costante $k > 0$, si ha

$$P(|X - \mathbb{E}[X]| > k) \leq \frac{\text{Var}(X)}{k^2},$$

- ▶ o, equivalentemente, per ogni $k \geq 1$,

$$P(\mathbb{E}[X] - k\sigma_X \leq X \leq \mathbb{E}[X] + k\sigma_X) \geq 1 - \frac{1}{k^2}.$$

- ▶ Una conseguenza è che, se $\sigma_X = 0$ la variabile X è costante con probabilità 1

Diseguaglianza di Chebyshev

Sia $X \in \mathbb{R}$ una variabile aleatoria. Allora per ogni costante $k > 0$, si ha

$$P(|X - \mathbb{E}[X]| > k) \leq \frac{\text{Var}(X)}{k^2},$$

- ▶ o, equivalentemente, per ogni $k \geq 1$,

$$P(\mathbb{E}[X] - k\sigma_X \leq X \leq \mathbb{E}[X] + k\sigma_X) \geq 1 - \frac{1}{k^2}.$$

- ▶ Una conseguenza è che, se $\sigma_X = 0$ la variabile X è costante con probabilità 1
- ▶ Informalmente scriviamo

$$X \approx \mathbb{E}[X] \pm \sigma_X$$

Dimostrazione

Standardizzazione

Data X , la variabile $Y = X - \mathbb{E}[X]$ è **centrata**, ossia $\mathbb{E}[Y] = 0$:

- ▶ La **standardizzazione** X è la variabile

$$\hat{X} = \frac{X - \mathbb{E}[X]}{\sigma_X},$$

che è centrata e ha deviazione standard $\sigma_{\hat{X}} = 1$.

Esempi

Covarianza

La dispersione nel caso vettoriale

- ▶ L'estensione del valor medio al caso vettoriale $X \in \mathbb{R}^d$ è immediata:

$$\mathbb{E}[X] = (\mathbb{E}[X_1], \mathbb{E}[X_2], \dots, \mathbb{E}[X_d]).$$

La dispersione nel caso vettoriale

- ▶ L'estensione del valor medio al caso vettoriale $X \in \mathbb{R}^d$ è immediata:

$$\mathbb{E}[X] = (\mathbb{E}[X_1], \mathbb{E}[X_2], \dots, \mathbb{E}[X_d]).$$

- ▶ Estensione della varianza? Le varianze delle componenti non sono “sufficienti” a descrivere la dispersione della legge.

Esempio

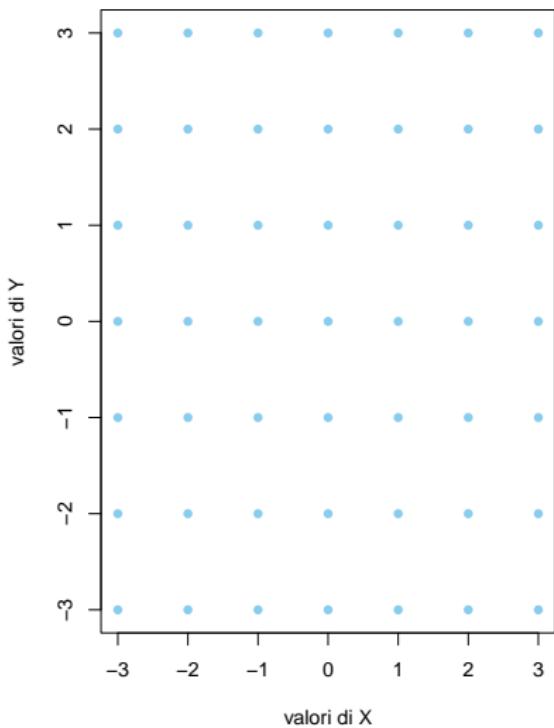
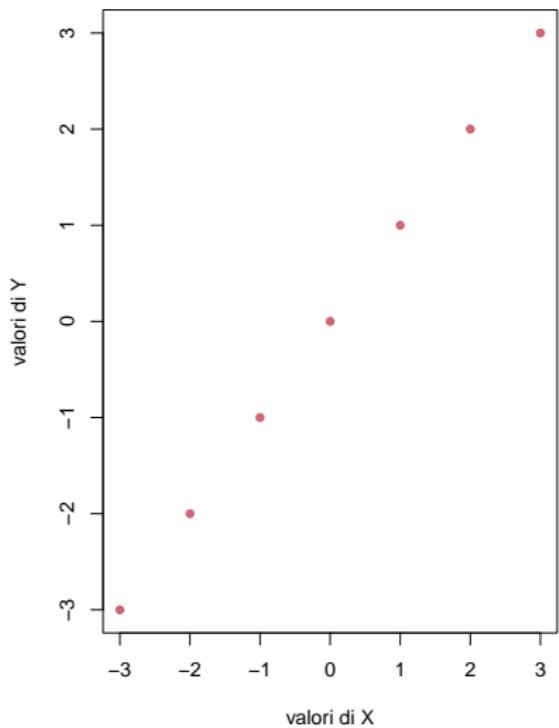
Si considerino due variabili X , Y uniformi discrete sui valori $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ (in modo che siano già centrate). La deviazione standard risulta $\sigma_X = \sigma_Y = 2$.

Ma non abbiamo indicazioni sulla la “dispersione” della variabile congiunta (X, Y) :

- ▶ potrebbe essere noto che $X = Y$, e quindi la densità discreta della variabile congiunta è “concentrata” sulla diagonale principale;

Ma non abbiamo indicazioni sulla la “dispersione” della variabile congiunta (X, Y):

- ▶ potrebbe essere noto che $X = Y$, e quindi la densità discreta della variabile congiunta è “concentrata” sulla diagonale principale;
- ▶ oppure le due variabili potrebbero essere indipendenti, e quindi la densità è “diffusa” su tutte le possibili coppie di valori.



La covarianza: definizione e proprietà

Date due variabili aleatorie reali X, Y , si definisce la covarianza come la quantità (reale)

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])].$$

- ▶ La covarianza è una estensione della varianza

La covarianza: definizione e proprietà

Date due variabili aleatorie reali X, Y , si definisce la covarianza come la quantità (reale)

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])].$$

- ▶ La covarianza è una estensione della varianza
- ▶ è una funzione *bilineare* (ossia separatamente lineare) di X e Y

La covarianza: definizione e proprietà

Date due variabili aleatorie reali X , Y , si definisce la covarianza come la quantità (reale)

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])].$$

- ▶ La covarianza è una estensione della varianza
- ▶ è una funzione *bilineare* (ossia separatamente lineare) di X e Y
- ▶ A volte si indica anche con K_{XY}

Date variabili aleatorie reali X , Y , Z e una costante $a > 0$, valgono le seguenti proprietà:

1. $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$

Date variabili aleatorie reali X , Y , Z e una costante $a > 0$, valgono le seguenti proprietà:

- 1.** $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$
- 2.** (simmetria) $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$

Date variabili aleatorie reali X , Y , Z e una costante $a > 0$, valgono le seguenti proprietà:

1. $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$
2. (simmetria) $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$
3. (bilinearità) $\text{Cov}(X + Z, Y) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(Z, Y)$ e
similmente $\text{Cov}(X, Y + Z) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(X, Z)$.
Inoltre $\text{Cov}(aX, Y) = a \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(X, aY)$.

Date variabili aleatorie reali X , Y , Z e una costante $a > 0$, valgono le seguenti proprietà:

1. $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$
2. (simmetria) $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$
3. (bilinearità) $\text{Cov}(X + Z, Y) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(Z, Y)$ e
similmente $\text{Cov}(X, Y + Z) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(X, Z)$.
Inoltre $\text{Cov}(aX, Y) = a \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(X, aY)$.
4. (varianza della somma)
 $\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y).$

Date variabili aleatorie reali X , Y , Z e una costante $a > 0$, valgono le seguenti proprietà:

1. $\text{Cov}(X, X) = \text{Var}(X)$
2. (simmetria) $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$
3. (bilinearità) $\text{Cov}(X + Z, Y) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(Z, Y)$ e
similmente $\text{Cov}(X, Y + Z) = \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(X, Z)$.
Inoltre $\text{Cov}(aX, Y) = a \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(X, aY)$.
4. (varianza della somma)
 $\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y).$
5. (formula alternativa) $\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y].$

Dimostrazione

Indipendenza e covarianza

Se due variabili reali X, Y sono indipendenti (rispetto ad una informazione I), allora sono *non correlate*, ossia

$$\text{Cov}(X, Y) = 0.$$

- ▶ In particolare,

$$\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y).$$

Dimostrazione

Questo fatto segue dalla formula alternativa per la covarianza

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]$$

- e la proprietà vista del valor medio del prodotto di variabili indipendenti,

$$\mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y].$$

Segno della covarianza

- ▶ Se X, Y sono indipendenti, allora sono *non correlate*, ossia $\text{Cov}(X, Y) = 0$

Segno della covarianza

- ▶ Se X, Y sono indipendenti, allora sono *non correlate*, ossia $\text{Cov}(X, Y) = 0$
- ▶ Il viceversa non è vero in generale: se $\text{Cov}(X, Y) = 0$, non necessariamente X, Y sono indipendenti.

Segno della covarianza

- ▶ Se X, Y sono indipendenti, allora sono *non correlate*, ossia $\text{Cov}(X, Y) = 0$
- ▶ Il viceversa non è vero in generale: se $\text{Cov}(X, Y) = 0$, non necessariamente X, Y sono indipendenti.
- ▶ Se $\text{Cov}(X, Y) > 0$, X, Y sono *positivamente correlate*

Segno della covarianza

- ▶ Se X, Y sono indipendenti, allora sono *non correlate*, ossia $\text{Cov}(X, Y) = 0$
- ▶ Il viceversa non è vero in generale: se $\text{Cov}(X, Y) = 0$, non necessariamente X, Y sono indipendenti.
- ▶ Se $\text{Cov}(X, Y) > 0$, X, Y sono *positivamente correlate*
- ▶ Se $\text{Cov}(X, Y) < 0$, sono *negativamente correlate*.

Covarianza di variabili Bernoulli

Siano $X \in \{0, 1\}$, indicatrice dell'evento A , $Y \in \{0, 1\}$ indicatrice dell'evento B .

- ▶ Allora $XY \in \{0, 1\}$ è indicatrice di “ A e B ” e

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] = P(A \text{ e } B) - P(A)P(B).$$

Covarianza di variabili Bernoulli

Siano $X \in \{0, 1\}$, indicatrice dell'evento A , $Y \in \{0, 1\}$ indicatrice dell'evento B .

- ▶ Allora $XY \in \{0, 1\}$ è indicatrice di “ A e B ” e

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] = P(A \text{ e } B) - P(A)P(B).$$

- ▶ X e Y sono positivamente correlate se e solo se

$$P(A \text{ e } B) - P(A)P(B) > 0, \quad \text{ossia} \quad \frac{P(A \text{ e } B)}{P(A)P(B)} > 1,$$

Covarianza di variabili Bernoulli

Siano $X \in \{0, 1\}$, indicatrice dell'evento A , $Y \in \{0, 1\}$ indicatrice dell'evento B .

- ▶ Allora $XY \in \{0, 1\}$ è indicatrice di “ A e B ” e

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] = P(A \text{ e } B) - P(A)P(B).$$

- ▶ X e Y sono positivamente correlate se e solo se

$$P(A \text{ e } B) - P(A)P(B) > 0, \quad \text{ossia} \quad \frac{P(A \text{ e } B)}{P(A)P(B)} > 1,$$

- ▶ ossia $P(A|B) > P(A)$ (B è una informazione a favore di A)

Covarianza di variabili Bernoulli

Siano $X \in \{0, 1\}$, indicatrice dell'evento A , $Y \in \{0, 1\}$ indicatrice dell'evento B .

- ▶ Allora $XY \in \{0, 1\}$ è indicatrice di “ A e B ” e

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] = P(A \text{ e } B) - P(A)P(B).$$

- ▶ X e Y sono positivamente correlate se e solo se

$$P(A \text{ e } B) - P(A)P(B) > 0, \quad \text{ossia} \quad \frac{P(A \text{ e } B)}{P(A)P(B)} > 1,$$

- ▶ ossia $P(A|B) > P(A)$ (B è una informazione a favore di A)
- ▶ sono negativamente corrette se e solo se il rapporto è < 1 ,

Covarianza di variabili Bernoulli

Siano $X \in \{0, 1\}$, indicatrice dell'evento A , $Y \in \{0, 1\}$ indicatrice dell'evento B .

- ▶ Allora $XY \in \{0, 1\}$ è indicatrice di “ A e B ” e

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] = P(A \text{ e } B) - P(A)P(B).$$

- ▶ X e Y sono positivamente correlate se e solo se

$$P(A \text{ e } B) - P(A)P(B) > 0, \quad \text{ossia} \quad \frac{P(A \text{ e } B)}{P(A)P(B)} > 1,$$

- ▶ ossia $P(A|B) > P(A)$ (B è una informazione a favore di A)
- ▶ sono negativamente corrette se e solo se il rapporto è < 1 ,
- ▶ sono non correlate se e solo se il rapporto vale 1 **ossia** A, B sono indipendenti.

Valor medio e varianza di variabili Binomiali

Interpretazione del segno della covarianza

- ▶ Come interpretare il segno della covarianza nel caso di variabili generali?

Interpretazione del segno della covarianza

- ▶ Come interpretare il segno della covarianza nel caso di variabili generali?
- ▶ Vedremo una spiegazione precisa trattando la regressione lineare.

Interpretazione del segno della covarianza

- ▶ Come intepretare il segno della covarianza nel caso di variabili generali?
- ▶ Vedremo una spiegazione precisa trattando la regressione lineare.
- ▶ X e Y sono positivamente correlate se, sapendo che $X > \mathbb{E}[X]$ allora è più probabile che sia anche $Y > \mathbb{E}[Y]$ (e similmente, sapendo $X \leq \mathbb{E}[X]$, è più probabile che sia $Y \leq \mathbb{E}[Y]$).

Interpretazione del segno della covarianza

- ▶ Come intepretare il segno della covarianza nel caso di variabili generali?
- ▶ Vedremo una spiegazione precisa trattando la regressione lineare.
- ▶ X e Y sono positivamente correlate se, sapendo che $X > \mathbb{E}[X]$ allora è più probabile che sia anche $Y > \mathbb{E}[Y]$ (e similmente, sapendo $X \leq \mathbb{E}[X]$, è più probabile che sia $Y \leq \mathbb{E}[Y]$).
- ▶ Graficamente, la densità congiunta tra (X, Y) è più concentrata nel primo e terzo quadrante cartesiano, avendo posto l'origine nel vettore dei valor medi

Interpretazione del segno della covarianza

- ▶ Come intepretare il segno della covarianza nel caso di variabili generali?
- ▶ Vedremo una spiegazione precisa trattando la regressione lineare.
- ▶ X e Y sono positivamente correlate se, sapendo che $X > \mathbb{E}[X]$ allora è più probabile che sia anche $Y > \mathbb{E}[Y]$ (e similmente, sapendo $X \leq \mathbb{E}[X]$, è più probabile che sia $Y \leq \mathbb{E}[Y]$).
- ▶ Graficamente, la densità congiunta tra (X, Y) è più concentrata nel primo e terzo quadrante cartesiano, avendo posto l'origine nel vettore dei valor medi
- ▶ La correlazione negativa indica che è più concentrata nel secondo e quarto quadrante.

Matrice delle covarianze

Dato un vettore aleatorio $X = (X_1, \dots, X_d) \in \mathbb{R}^d$, si definisce la matrice delle covarianze di X la matrice di numeri reali $\Sigma_X \in \mathbb{R}^{d \times d}$

$$(\Sigma_X)_{i,j} = \text{Cov}(X_i, X_j) = \mathbb{E}[X_i X_j] - \mathbb{E}[X_i] \mathbb{E}[X_j] \quad \text{per } i, j \in \{1, \dots, d\}.$$

- ▶ Notazioni alternative: $\text{Var}(X)$, K_{XX} o Q_X .

Proprietà

- ▶ La matrice delle covarianze è simmetrica $\Sigma_X = \Sigma_X^T$, dove T indica l'operazione di trasposizione.

Proprietà

- ▶ La matrice delle covarianze è simmetrica $\Sigma_X = \Sigma_X^T$, dove T indica l'operazione di trasposizione.
- ▶ (trasformazioni affini) Sia $X \in \mathbb{R}^d$ e

$$Y = AX + b \quad \text{ossia} \quad Y_i = \sum_{j=1}^d A_{ij} X_j + b_i,$$

dove $A \in \mathbb{R}^{k \times d}$ è una matrice e $b \in \mathbb{R}^k$ è un vettore (costanti).

Vale

$$\Sigma_{AX+b} = A\Sigma_X A^T.$$

Proprietà

- ▶ La matrice delle covarianze è simmetrica $\Sigma_X = \Sigma_X^T$, dove T indica l'operazione di trasposizione.
- ▶ (trasformazioni affini) Sia $X \in \mathbb{R}^d$ e

$$Y = AX + b \quad \text{ossia} \quad Y_i = \sum_{j=1}^d A_{ij}X_j + b_i,$$

dove $A \in \mathbb{R}^{k \times d}$ è una matrice e $b \in \mathbb{R}^k$ è un vettore (costanti).

Vale

$$\Sigma_{AX+b} = A\Sigma_X A^T.$$

- ▶ In particolare, se $k = 1$ e $A = v^T$, con $v \in \mathbb{R}^d$, si ottiene che

$$\text{Var}(v \cdot X) = \Sigma_{v \cdot X} = v^T \Sigma_X v,$$

ossia Σ_X è (semi-)definita positiva.

Dimostrazione

Conseguenze: il coefficiente di correlazione

- ▶ Nel caso $d = 2$, scrivendo (X, Y) per la variabile congiunta di due variabili reali X, Y , la matrice delle covarianze è esplicitamente

$$\Sigma_{(X,Y)} = \begin{pmatrix} \text{Var}(X) & \text{Cov}(X, Y) \\ \text{Cov}(X, Y) & \text{Var}(Y) \end{pmatrix}.$$

Conseguenze: il coefficiente di correlazione

- ▶ Nel caso $d = 2$, scrivendo (X, Y) per la variabile congiunta di due variabili reali X, Y , la matrice delle covarianze è esplicitamente

$$\Sigma_{(X,Y)} = \begin{pmatrix} \text{Var}(X) & \text{Cov}(X, Y) \\ \text{Cov}(X, Y) & \text{Var}(Y) \end{pmatrix}.$$

- ▶ Essendo semidefinita positiva, il suo determinante è positivo (o nullo):

$$\det(\Sigma_{(X,Y)}) = \text{Var}(X)\text{Var}(Y) - (\text{Cov}(X, Y))^2 \geq 0,$$

Conseguenze: il coefficiente di correlazione

- ▶ Nel caso $d = 2$, scrivendo (X, Y) per la variabile congiunta di due variabili reali X, Y , la matrice delle covarianze è esplicitamente

$$\Sigma_{(X,Y)} = \begin{pmatrix} \text{Var}(X) & \text{Cov}(X, Y) \\ \text{Cov}(X, Y) & \text{Var}(Y) \end{pmatrix}.$$

- ▶ Essendo semidefinita positiva, il suo determinante è positivo (o nullo):

$$\det(\Sigma_{(X,Y)}) = \text{Var}(X)\text{Var}(Y) - (\text{Cov}(X, Y))^2 \geq 0,$$

- ▶ ossia, dopo alcune operazioni elementari

$$\rho_{XY} := \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \in [-1, 1].$$

Conseguenze: il coefficiente di correlazione

- ▶ Nel caso $d = 2$, scrivendo (X, Y) per la variabile congiunta di due variabili reali X, Y , la matrice delle covarianze è esplicitamente

$$\Sigma_{(X,Y)} = \begin{pmatrix} \text{Var}(X) & \text{Cov}(X, Y) \\ \text{Cov}(X, Y) & \text{Var}(Y) \end{pmatrix}.$$

- ▶ Essendo semidefinita positiva, il suo determinante è positivo (o nullo):

$$\det(\Sigma_{(X,Y)}) = \text{Var}(X)\text{Var}(Y) - (\text{Cov}(X, Y))^2 \geq 0,$$

- ▶ ossia, dopo alcune operazioni elementari

$$\rho_{XY} := \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \in [-1, 1].$$

- ▶ ρ_{XY} è il *coefficiente di correlazione* (o indice di correlazione di Pearson).

Standardizzazione nel caso vettoriale

Il teorema spettrale permette di decomporre

$$\Sigma_X = U^T D U,$$

dove $U \in \mathbb{R}^{d \times d}$, è ortogonale $U^T U = Id$ e D è diagonale (gli autovalori di Σ_X).

- ▶ La trasformazione UX , corrisponde ad un cambio di coordinate e trasforma la covarianza

$$\Sigma_{UX} = U\Sigma_X U^T = D$$

ossia le componenti di UX sono a due a due non correlate.

- Se D è invertibile si può definire una *standardizzazione* di X

$$\hat{X} = \sqrt{D}^{-1} U(X - \mathbb{E}[X])$$

dove \sqrt{D} è la matrice diagonale con entrate date dalla radice quadrata di quelle di D .

- ▶ Se D è invertibile si può definire una *standardizzazione* di X

$$\hat{X} = \sqrt{D}^{-1} U(X - \mathbb{E}[X])$$

dove \sqrt{D} è la matrice diagonale con entrate date dalla radice quadrata di quelle di D .

- ▶ Usando le proprietà del vettore delle medie e della varianza, si ha

$$\mathbb{E}[\hat{X}] = 0 \in \mathbb{R}^d \quad \text{e} \quad \Sigma_{\hat{X}} = Id.$$

- ▶ Se D è invertibile si può definire una *standardizzazione* di X

$$\hat{X} = \sqrt{D}^{-1} U(X - \mathbb{E}[X])$$

dove \sqrt{D} è la matrice diagonale con entrate date dalla radice quadrata di quelle di D .

- ▶ Usando le proprietà del vettore delle medie e della varianza, si ha

$$\mathbb{E}[\hat{X}] = 0 \in \mathbb{R}^d \quad \text{e} \quad \Sigma_{\hat{X}} = Id.$$

- ▶ Attenzione! quando si passa alle osservazioni di un campione, la *standardizzazione* si riferisce all'operazione effettuata sulle marginali (comando `scale()` in R).

