

# Statistica - 6<sup>a</sup> lezione

21 marzo 2023

Qual è la densità di  $X + Y$  se conosco la densità di  $X$  e quella di  $Y$ ?

## Teorema

Se  $X \sim B(m, q)$  e  $Y \sim B(n, q)$  (con lo stesso parametro  $q$ ) sono indipendenti, allora  $X + Y \sim B(m + n, q)$

## Teorema

Se  $X \sim B(m, q)$  e  $Y \sim B(n, q)$  (con lo stesso parametro  $q$ ) sono indipendenti, allora  $X + Y \sim B(m + n, q)$

## DIMOSTRAZIONE:

$X + Y$  = numero di successi in  $m + n$  prove indipendenti e tutte con la stessa probabilità di successo  $q$   
 $\sim B(m + n, q)$

## Teorema

Se  $X \sim B(m, q)$  e  $Y \sim B(n, q)$  (con lo stesso parametro  $q$ ) sono indipendenti, allora  $X + Y \sim B(m + n, q)$

## Teorema

Se  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$  e  $Y \sim \mathcal{P}(\mu)$  sono indipendenti, allora  $X + Y \sim \mathcal{P}(\lambda + \mu)$

## Teorema

Se  $X \sim B(m, q)$  e  $Y \sim B(n, q)$  (con lo stesso parametro  $q$ ) sono **indipendenti**, allora  $X + Y \sim B(m + n, q)$

## Teorema

Se  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$  e  $Y \sim \mathcal{P}(\mu)$  sono **indipendenti**, allora  $X + Y \sim \mathcal{P}(\lambda + \mu)$

## Teorema (non dimostrato)

Se  $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$  e  $Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$  sono **indipendenti**, allora

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

Come si calcola  $\mathbb{E}[g(X)]$  o  $\mathbb{E}[g(X, Y)]$  ?

Come si calcola  $\mathbb{E}[g(X)]$  o  $\mathbb{E}[g(X, Y)]$  ?

- Se  $X$  è continua, sappiamo che

$$\mathbb{E}[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(z) f_X(z) dz$$

Ma l'integrale potrebbe essere difficile!



Come si calcola  $\mathbb{E}[g(X)]$  o  $\mathbb{E}[g(X, Y)]$  ?

- Se  $X$  è continua, sappiamo che

$$\mathbb{E}[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(z) f_X(z) dz$$

Ma l'integrale potrebbe essere difficile!

- Se  $g(X, Y) = X + Y$ , sappiamo che

$$\mathbb{E}[X + Y] = \mathbb{E}[X] + \mathbb{E}[Y]$$

Ma  $g(X, Y)$  potrebbe essere una funzione più complicata!

## Teorema

- In prima approssimazione,

$$\mathbb{E}[g(X, Y)] \simeq g(\mu_X, \mu_Y)$$

## Teorema

- In prima approssimazione,

$$\mathbb{E}[g(X, Y)] \simeq g(\mu_X, \mu_Y)$$

- In prima approssimazione, **se  $X$  e  $Y$  sono indipendenti**,

$$\begin{aligned}\text{var}[g(X, Y)] &\simeq [\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[X] + \\ &\quad + [\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[Y]\end{aligned}$$

dove

$$\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y) = \left. \frac{\partial g(x, y)}{\partial x} \right|_{(\mu_X, \mu_Y)}$$

$$\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y) = \left. \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} \right|_{(\mu_X, \mu_Y)}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) = g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y) + \dots$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(\mathbf{x} - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(\mathbf{y} - \mu_Y) +$$


## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(X - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(Y - \mu_Y)$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[g(X, Y)] &\simeq g(\mu_X, \mu_Y) + && \text{linearità di } \mathbb{E} \\ &+ \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y) \mathbb{E}[X - \mu_X] + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y) \mathbb{E}[Y - \mu_Y]\end{aligned}$$



## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[g(X, Y)] &\simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \text{linearità di } \mathbb{E} \\ &\quad + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[X - \mu_X]}_{=\mu_X - \mu_X} + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[Y - \mu_Y]}_{=\mu_Y - \mu_Y} \end{aligned}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

$$\mathbb{E}[g(X, Y)] \simeq g(\mu_X, \mu_Y) +$$

$$+ \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[X - \mu_X]}_{=\mu_X - \mu_X} + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[Y - \mu_Y]}_{=\mu_Y - \mu_Y}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[g(X, Y)] &\simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \\ &\quad + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[X - \mu_X]}_{=\mu_X - \mu_X} + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y) \underbrace{\mathbb{E}[Y - \mu_Y]}_{=\mu_Y - \mu_Y} \\ &= g(\mu_X, \mu_Y)\end{aligned}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}}(Y - \mu_Y)$$

Per calcolare  $\text{var}[g(X, Y)]$ , uso la formula

$$\text{var}[aX + bY + c] = a^2 \text{var}[X] + b^2 \text{var}[Y] \quad \text{se } X \text{ e } Y \text{ sono indipendenti}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=c} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=a}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=b}(Y - \mu_Y)$$

Per calcolare  $\text{var}[g(X, Y)]$ , uso la formula

$\text{var}[aX + bY + c] = a^2 \text{var}[X] + b^2 \text{var}[Y]$  se  $X$  e  $Y$  sono indipendenti

$$\begin{aligned} \text{var}[g(X, Y)] &\simeq \\ &\simeq [\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[X - \mu_X] + [\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[Y - \mu_Y] \end{aligned}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=c} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=a}(X - \mu_X) + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=b}(Y - \mu_Y)$$

Per calcolare  $\text{var}[g(X, Y)]$ , uso la formula

$\text{var}[aX + bY + c] = a^2 \text{var}[X] + b^2 \text{var}[Y]$  se  $X$  e  $Y$  sono indipendenti

$$\begin{aligned} \text{var}[g(X, Y)] &\simeq \\ &\simeq [\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \underbrace{\text{var}[X - \mu_X]}_{=\text{var}[X]} + [\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \underbrace{\text{var}[Y - \mu_Y]}_{=\text{var}[Y]} \end{aligned}$$

## DIMOSTRAZIONE:

Sviluppo  $g$  in serie di Taylor intorno a  $(\mu_X, \mu_Y)$ :

$$g(x, y) \simeq g(\mu_X, \mu_Y) + \partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(x - \mu_X) + \partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(y - \mu_Y)$$

$$g(X, Y) \simeq \underbrace{g(\mu_X, \mu_Y)}_{\text{costante}=c} + \underbrace{\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)(X - \mu_X)}_{\text{costante}=a} + \underbrace{\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)(Y - \mu_Y)}_{\text{costante}=b}$$

Per calcolare  $\text{var}[g(X, Y)]$ , uso la formula

$\text{var}[aX + bY + c] = a^2 \text{var}[X] + b^2 \text{var}[Y]$  se  $X$  e  $Y$  sono indipendenti

$$\begin{aligned} \text{var}[g(X, Y)] &\simeq \\ &\simeq [\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \underbrace{\text{var}[X - \mu_X]}_{=\text{var}[X]} + [\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \underbrace{\text{var}[Y - \mu_Y]}_{=\text{var}[Y]} \\ &= [\partial_1 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[X] + [\partial_2 g(\mu_X, \mu_Y)]^2 \text{var}[Y] \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

## ESEMPI:

- Nel lancio di due dadi:

$X = \text{numero che uscirà sul primo dado}$	}	$X, Y$ è un campione aleatorio
$Y = \text{numero che uscirà sul secondo dado}$		

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

## ESEMPI:

- Nel lancio di due dadi:

$$\left. \begin{array}{l} X = \text{numero che uscirà sul primo dado} \\ Y = \text{numero che uscirà sul secondo dado} \end{array} \right\} X, Y \text{ è un campione aleatorio}$$

- Nel lancio di tre monete:

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se uscirà testa all}'i\text{-esimo lancio} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$X_1, X_2, X_3$  è un campione aleatorio

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

## ESEMPI:

- Nel sondaggio fra 100 studenti:

$X_i$  = altezza dell' $i$ -esimo intervistato

$X_1, \dots, X_{100}$  è un campione aleatorio

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

La media campionaria di un campione aleatorio  
è una variabile aleatoria

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\mathbb{E}[\bar{X}_n] = ???$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right]$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \quad \text{linearità di } \mathbb{E}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\bar{X}_n] &= \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu \end{aligned}$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\bar{X}_n] &= \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} \cdot n\mu \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ) :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\bar{X}_n] &= \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} \cdot n\mu = \mu \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\bar{X}_n] &= \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} \cdot n\mu = \mu \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\text{var}[\bar{X}_n] = ???$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\text{var}[\bar{X}_n] = \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right]$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\text{var}[\bar{X}_n] = \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \quad \begin{array}{l} \text{quadraticità} \\ \text{di var} \end{array}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\begin{aligned} \text{var}[\bar{X}_n] &= \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] \quad \text{indipendenza delle } X_i \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\begin{aligned} \text{var}[\bar{X}_n] &= \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \sigma^2 \end{aligned}$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\begin{aligned} \text{var}[\bar{X}_n] &= \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \cdot n\sigma^2 \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):

$$\begin{aligned} \text{var}[\bar{X}_n] &= \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \left(\frac{1}{n}\right)^2 n \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\text{var}[\bar{X}_n] = \frac{\sigma^2}{n}$

$$\begin{aligned} \text{var}[\bar{X}_n] &= \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \left(\frac{1}{n}\right)^2 \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \left(\frac{1}{n}\right)^2 n \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

- Posto  $\mu = \mathbb{E}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$
- Posto  $\sigma^2 = \text{var}[X_i]$  (uguale per tutte le  $i$ ):  $\text{var}[\bar{X}_n] = \frac{\sigma^2}{n}$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim N$$

riproducibilità di  $N$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N$$

$$X \sim N \Rightarrow aX + b \sim N$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \quad\right) \qquad \mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu$$

## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{var} [\bar{X}_n] = \frac{\sigma^2}{n}$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

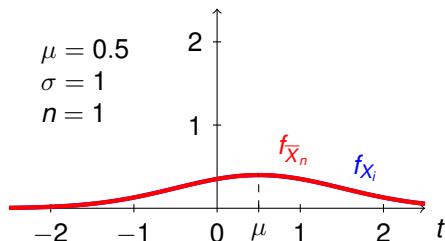
$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

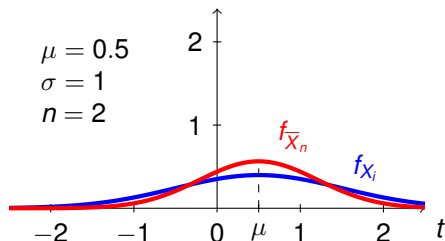
$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

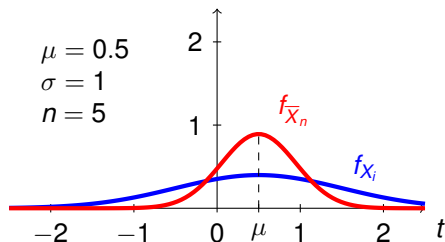
$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

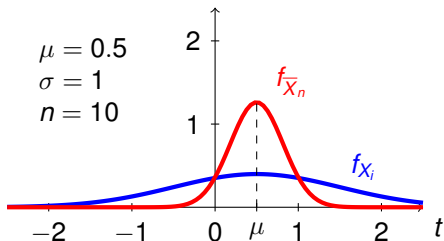
$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$



## Definizione

Un *campione aleatorio* di numerosità  $n$  è una successione  $X_1, \dots, X_n$  di v.a. indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.)

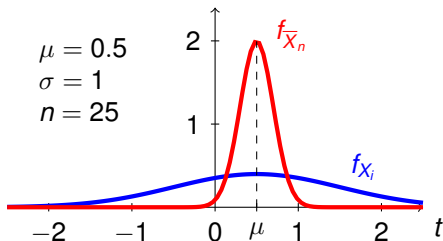
$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \text{media campionaria}$$

## ESEMPIO:

Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$  per ogni  $i$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\Rightarrow \bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

La media campionaria *tende in probabilità* al valore atteso delle  $X_i$ :

$$\bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \mu$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

La media campionaria *tende in probabilità* al valore atteso delle  $X_i$ :

$$\bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \mu$$

$\mu$  non si può misurare, ma  $\bar{X}_n$  sì !

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$1 \geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon)$$

$\mathbb{P}(E) \leq 1$



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\underset{\mathbb{P}(E) \leq 1}{1} \geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \underset{\substack{\mathbb{P}(E) = \\ = 1 - \mathbb{P}(\bar{E})}}{=} 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon)$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\begin{aligned} 1 &\geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) && \stackrel{\mathbb{P}(E) \leq 1}{=} && 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) \\ &&& \stackrel{\mathbb{P}(E) = 1 - \mathbb{P}(\bar{E})}{=} && \\ &&& \stackrel{\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu}{=} && 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}[\bar{X}_n]| \geq \varepsilon) \end{aligned}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\begin{aligned} 1 &\geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \\ \mathbb{P}(E) &\leq 1 & \mathbb{P}(E) &= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) \\ & & \mathbb{P}(E) &= 1 - \mathbb{P}(\bar{E}) \\ & & &= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}[\bar{X}_n]| \geq \varepsilon) \\ & & \mathbb{E}[\bar{X}_n] &= \mu \\ & & &\geq 1 - \frac{\text{var}[\bar{X}_n]}{\varepsilon^2} \\ & & \text{Chebyshev} & \end{aligned}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\begin{aligned} 1 &\geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) &&= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) \\ \mathbb{P}(E) \leq 1 &&&\mathbb{P}(E) = 1 - \mathbb{P}(\bar{E}) \\ &&&= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}[\bar{X}_n]| \geq \varepsilon) \\ &&&\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu \\ &&&\geq 1 - \frac{\text{var}[\bar{X}_n]}{\varepsilon^2} \\ &&&\text{Chebyshev} \\ &&&= 1 - \frac{(\sigma^2/n)}{\varepsilon^2} \\ &&&\sigma^2 := \text{var}[X_i] \end{aligned}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\begin{aligned} 1 &\geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) &&= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) \\ \mathbb{P}(E) \leq 1 &&&\mathbb{P}(E) = 1 - \mathbb{P}(\bar{E}) \\ &&&= 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}[\bar{X}_n]| \geq \varepsilon) \\ &&&\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu \\ &&&\geq 1 - \frac{\text{var}[\bar{X}_n]}{\varepsilon^2} \\ &&&\text{Chebyshev} \\ &&&= 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \\ &&&\sigma^2 := \text{var}[X_i] \end{aligned}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

## DIMOSTRAZIONE:

$$\begin{aligned} 1 &\stackrel{\mathbb{P}(E) \leq 1}{\geq} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) && \stackrel{\substack{\mathbb{P}(E) = \\ = 1 - \mathbb{P}(\bar{E})}}{=} 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) \\ &&& \stackrel{\substack{\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mu}}{=} 1 - \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}[\bar{X}_n]| \geq \varepsilon) \\ &&& \stackrel{\substack{\geq \\ \text{Chebyshev}}}{\geq} 1 - \frac{\text{var}[\bar{X}_n]}{\varepsilon^2} \\ &&& \stackrel{\substack{= \\ \sigma^2 := \text{var}[X_i]}}{=} 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \end{aligned}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### DIMOSTRAZIONE:

$$1 \geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### DIMOSTRAZIONE:

$$1 \geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1$$



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### DIMOSTRAZIONE:

$$1 \geq \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1$$

$$\Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

$$\mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

$$\mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \equiv p$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

$$\mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \equiv p$$

$$\Rightarrow \varepsilon(n, p) = \frac{\sigma}{\sqrt{n(1-p)}}$$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

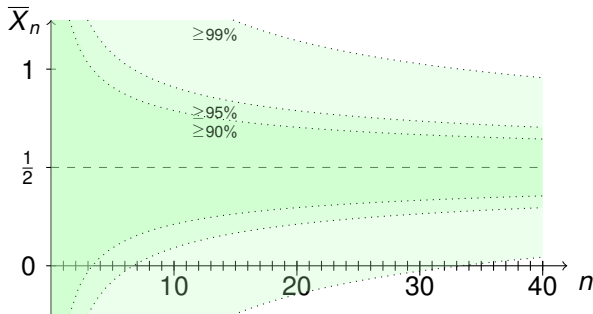
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### ESEMPIO:

$$X_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{2}$$

con Chebyshev



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

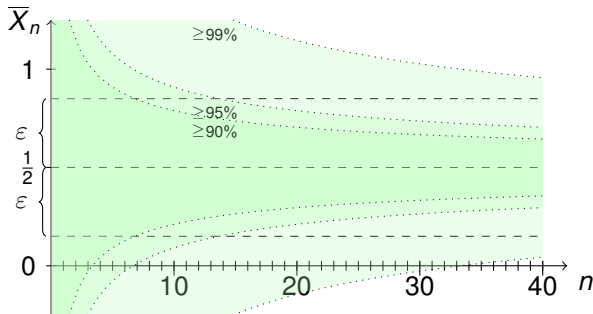
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### ESEMPIO:

$$X_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{2}$$

con Chebyshev



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

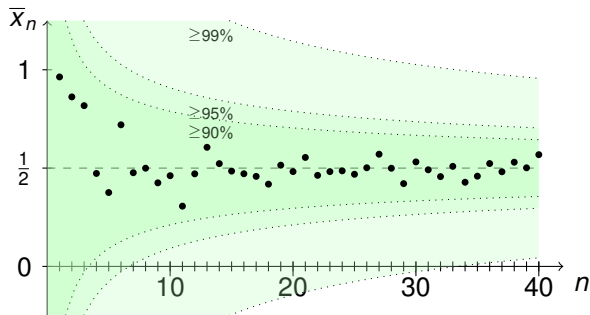
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### ESEMPIO:

$$X_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{2}$$

con Chebyshev



$\bar{X}_n = \text{realizzazione di } \bar{X}_n \text{ dopo l'esperimento}$

# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

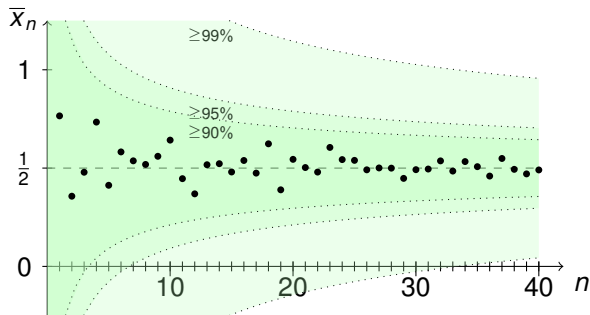
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### ESEMPIO:

$$X_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{2}$$

con Chebyshev



$\bar{X}_n = \text{realizzazione di } \bar{X}_n \text{ dopo l'esperimento}$



# Legge dei grandi numeri

## Teorema (Legge (debole) dei Grandi Numeri)

Sia  $X_1, X_2, \dots$  un campione aleatorio con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ . Allora:

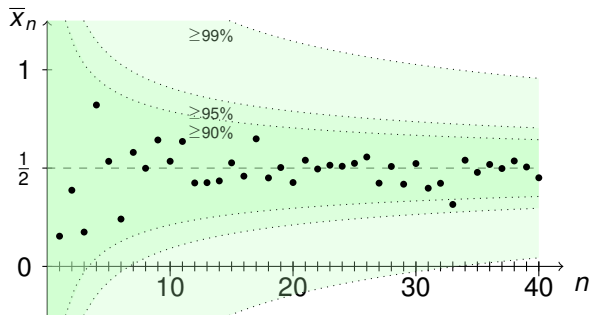
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mu| < \varepsilon) = 1 \quad \text{per ogni } \varepsilon > 0$$

### ESEMPIO:

$$X_i \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{1}{2}$$

con Chebyshev



$\bar{X}_n = \text{realizzazione di } \bar{X}_n \text{ dopo l'esperimento}$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \text{probabilità di successo in una prova}$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \text{probabilità di successo in una prova}$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q$  = probabilità di successo in una prova

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}}$$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q$  = probabilità di successo in una prova

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica (dei successi)}$$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q$  = probabilità di successo in una prova

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

# Legge dei grandi numeri e prove di Bernoulli

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all'$i$-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q$  = probabilità di successo in una prova

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se avrò successo all}'i\text{-esima prova} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q$  = probabilità di successo in una prova

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !



# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \text{probabilità di successo in una prova}$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.
- $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \mathbb{P}(a \leq Z_i \leq b)$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

•  $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.

•  $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \mathbb{P}(a \leq Z_i \leq b) = \int_a^b f(z) dz$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{frequenza empirica}$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

•  $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.

•  $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \mathbb{P}(a \leq Z_i \leq b) = \int_a^b f(z) dz$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{FR}([a, b])$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} q$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

•  $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.

•  $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \mathbb{P}(a \leq Z_i \leq b) = \int_a^b f(z) dz$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{FR}([a, b])$$

$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \text{FR}([a, b]) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \int_a^b f(z) dz$$

La frequenza empirica converge alla probabilità teorica !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{se troverò } Z_i \text{ nella classe } [a, b] \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

•  $X_1, X_2, \dots$  i.i.d.

•  $X_i \sim B(1, q)$  con  $q = \mathbb{P}(a \leq Z_i \leq b) = \int_a^b f(z) dz$

$$\bar{X}_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} = \frac{\text{num. di successi}}{\text{num. di prove}} =: \text{FR}([a, b])$$

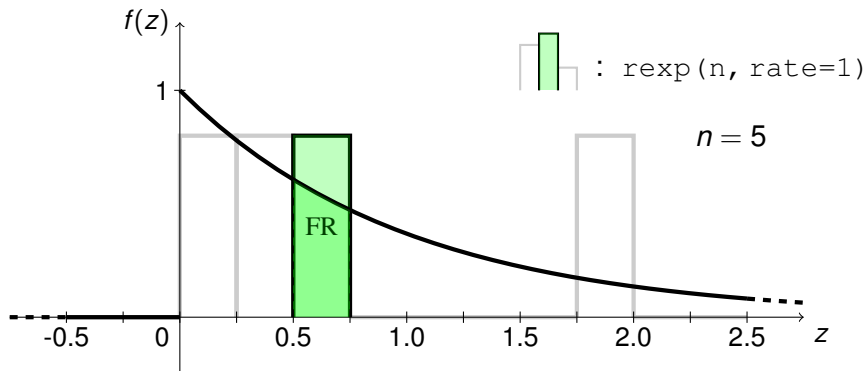
$$\mathbb{E}[X_i] = q \quad \Rightarrow \quad \text{FR}([a, b]) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} \int_a^b f(z) dz$$

La frequenza relativa converge all'area sottesa dalla densità !

# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

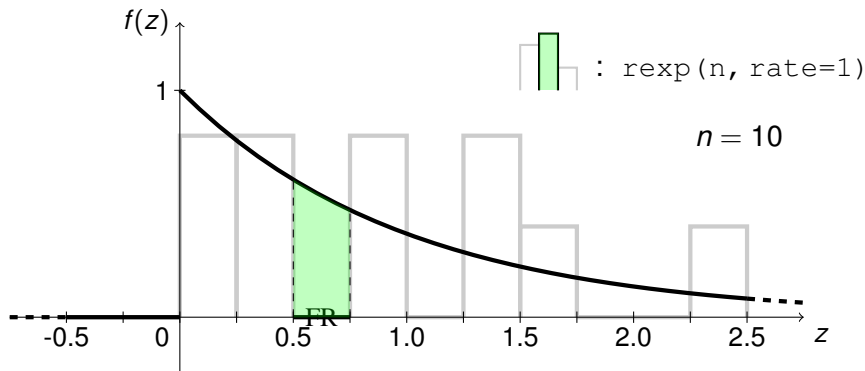
$$f(z) = \begin{cases} e^{-z} & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$



# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$f(z) = \begin{cases} e^{-z} & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$

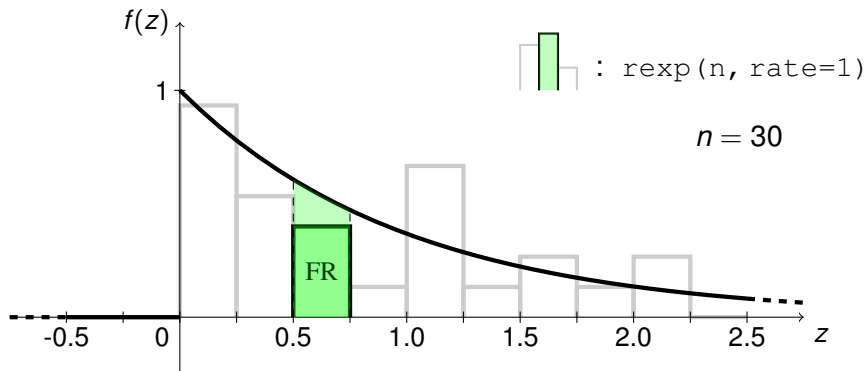




# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

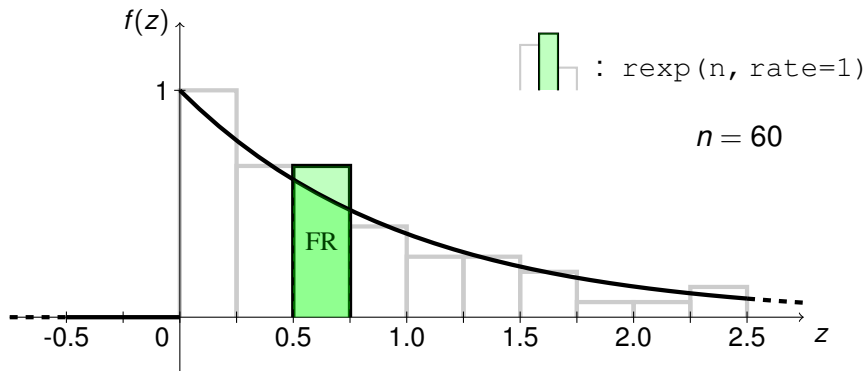
$$f(z) = \begin{cases} e^{-z} & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$



# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

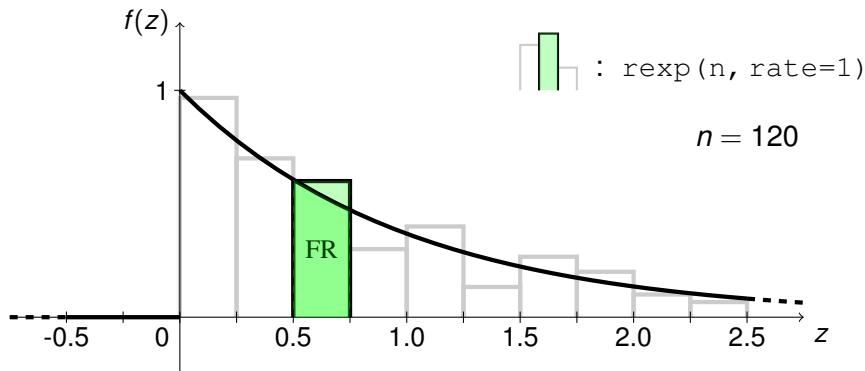
$$f(z) = \begin{cases} e^{-z} & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$



# Legge dei grandi numeri e istogrammi

$Z_1, Z_2, \dots$  i.i.d. con  $Z_i \sim f$

$$f(z) = \begin{cases} e^{-z} & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$



# Teorema del limite centrale

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $X_i \sim f$ , qual è la densità di  $\overline{X}_n$ ?

# Teorema del limite centrale

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $X_i \sim f$ , qual è la densità di  $\bar{X}_n$ ?

- Se  $n = 1$ :  $\bar{X}_n = X_1 \sim f$  (ovviamente!)

# Teorema del limite centrale

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $X_i \sim f$ , qual è la densità di  $\bar{X}_n$ ?

- Se  $n = 1$ :  $\bar{X}_n = X_1 \sim f$  (ovviamente!)
- Se  $n > 1$  è **piccolo**: non lo so

# Teorema del limite centrale

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $X_i \sim f$ , qual è la densità di  $\bar{X}_n$ ?

- Se  $n = 1$ :  $\bar{X}_n = X_1 \sim f$  (ovviamente!)
- Se  $n > 1$  è piccolo: non lo so
- Se  $n > 1$  è **grande**: esiste il famoso...

# Teorema del limite centrale

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $X_i \sim f$ , qual è la densità di  $\bar{X}_n$ ?

- Se  $n = 1$ :  $\bar{X}_n = X_1 \sim f$  (ovviamente!)
- Se  $n > 1$  è piccolo: non lo so
- Se  $n > 1$  è grande: esiste il famoso...

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$

$\approx$ : 'ha circa densità'



# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$

### OSSERVAZIONI:

- Tipicamente, **'grande' = 'maggiore di 30'**

# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$

### OSSERVAZIONI:

- Tipicamente, 'grande' = 'maggiore di 30'
- Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , già sapevamo che  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$

## OSSERVAZIONI:

- Tipicamente, 'grande' = 'maggiore di 30'
- Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , già sapevamo che  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$
- Il TLC vale **qualunque sia** la densità delle  $X_i$

# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$

## OSSERVAZIONI:

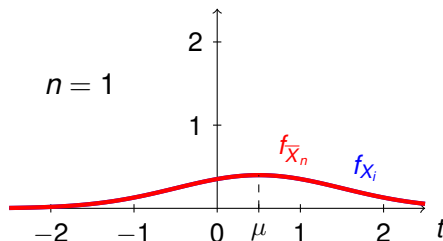
- Tipicamente, 'grande' = 'maggiore di 30'
- Se  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , già sapevamo che  $\bar{X}_n \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$
- Il TLC vale qualunque sia la densità delle  $X_i$
- Il TLC **non dice nulla** sulla densità delle  $X_i$

# Teorema del limite centrale

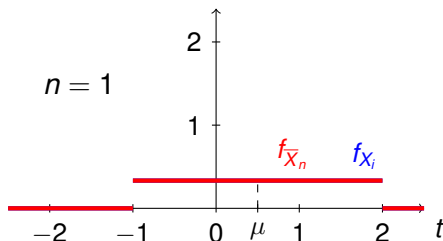
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



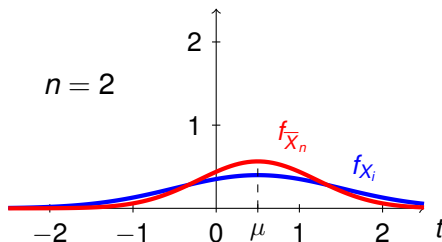
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

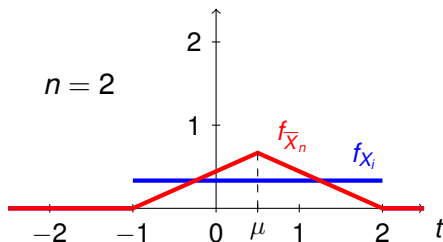
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



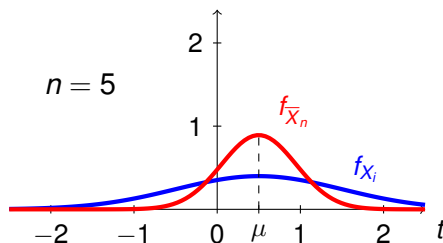
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

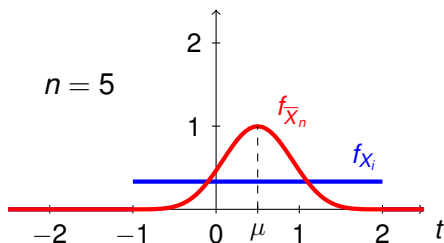
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



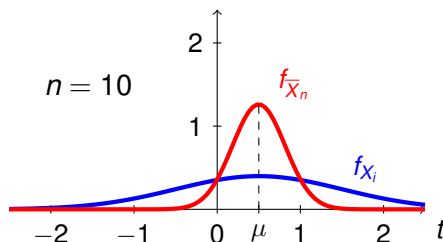
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

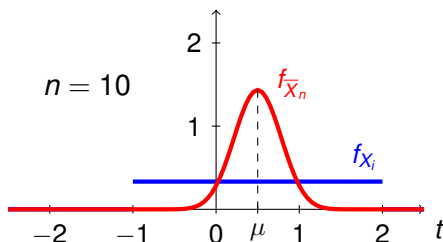
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

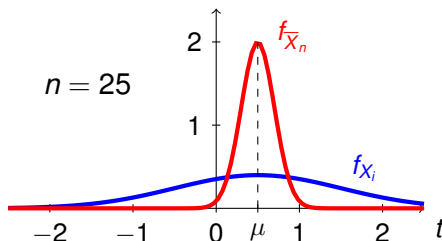


# Teorema del limite centrale

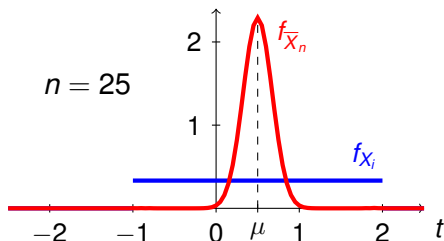
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



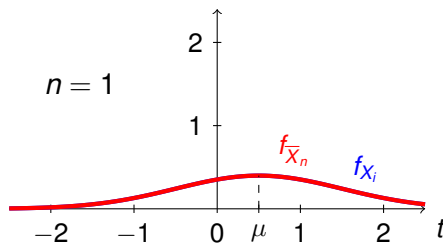
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

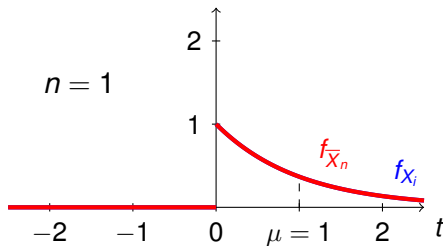
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



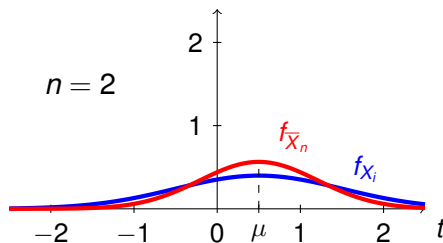
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

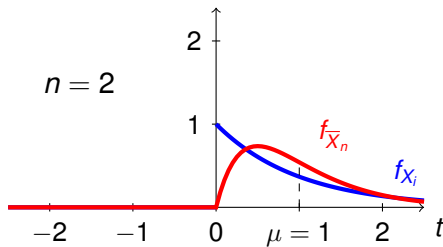
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



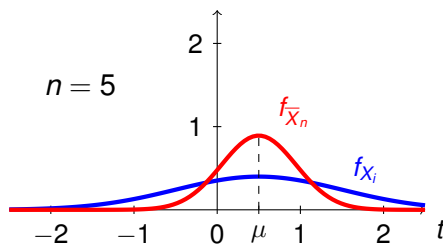
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

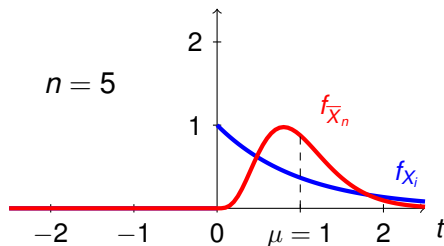
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



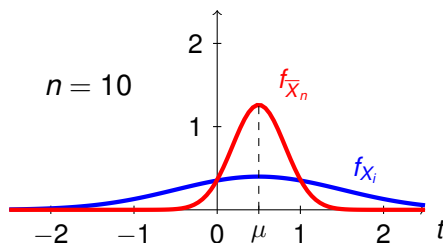
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

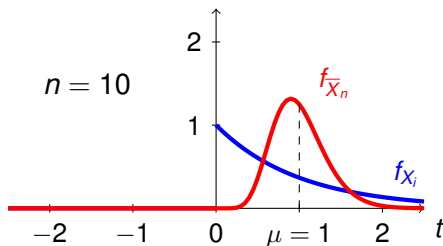
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



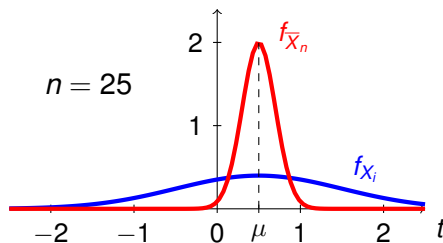
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

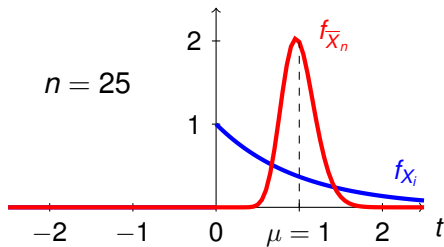
## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



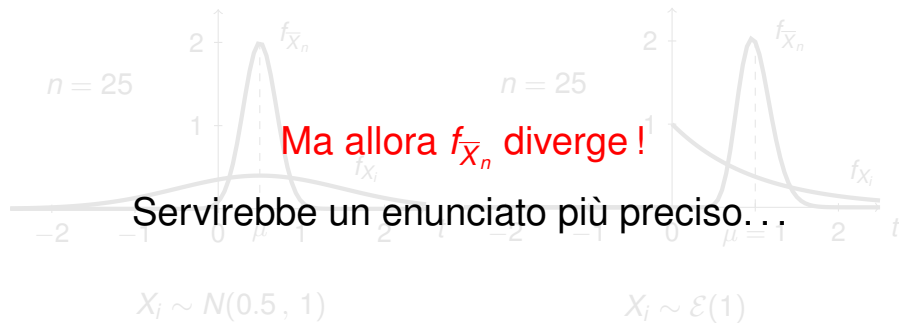
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione informale)

Se  $X_1, \dots, X_n$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\bar{X}_n \approx N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{se } n \text{ è 'grande'}$$



# Teorema del limite centrale

## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$

standardizzazione di  $\bar{X}_n$

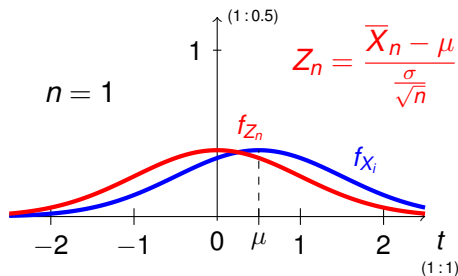


# Teorema del limite centrale

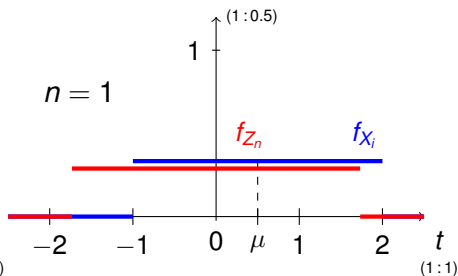
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



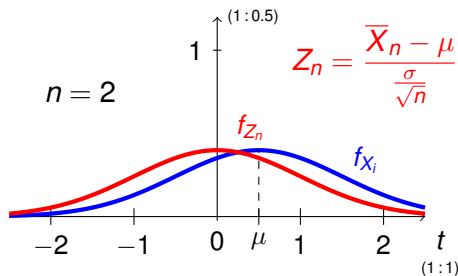
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

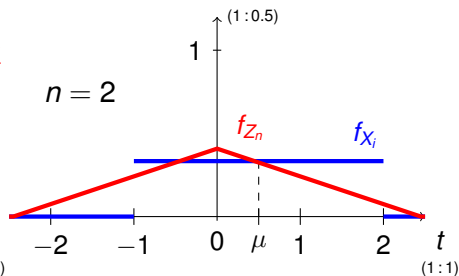
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



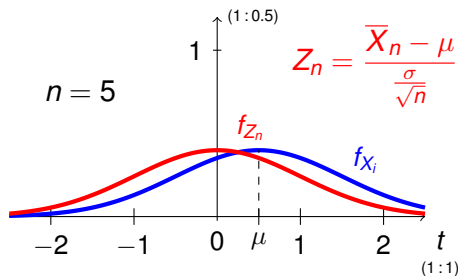
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

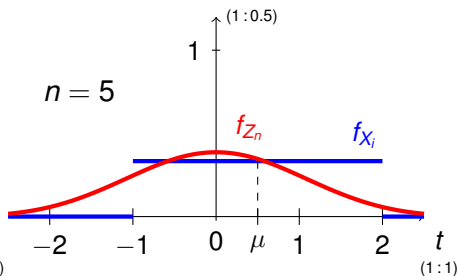
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



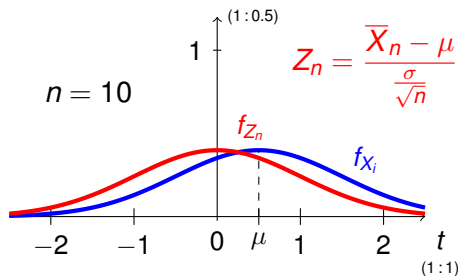
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

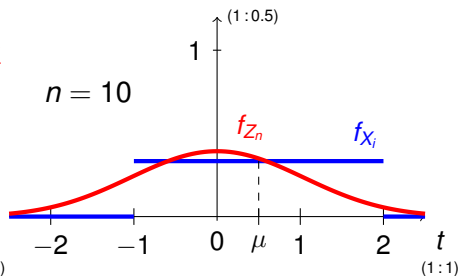
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



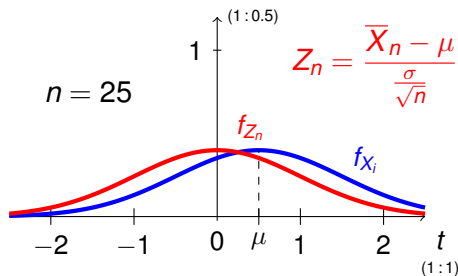
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

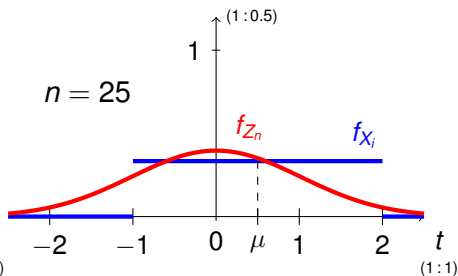
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



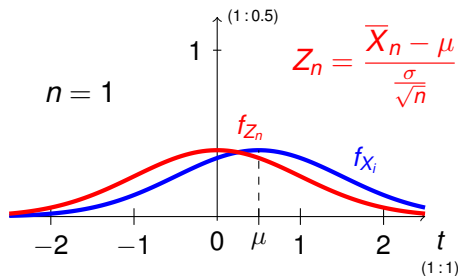
$$X_i \sim \mathcal{U}(-1, 2)$$

# Teorema del limite centrale

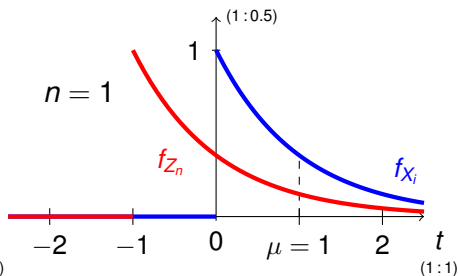
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



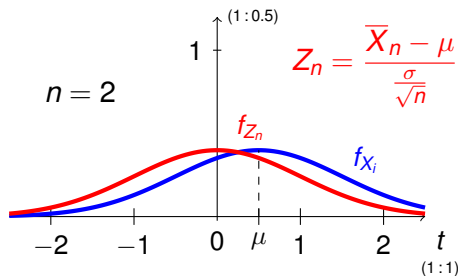
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

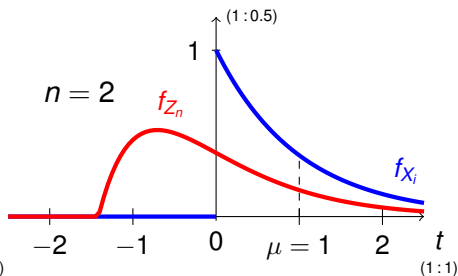
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



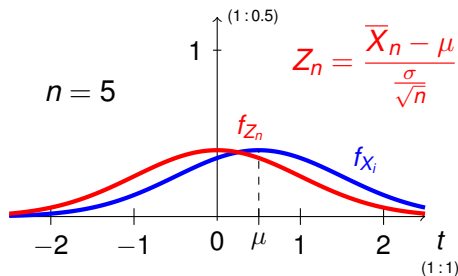
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

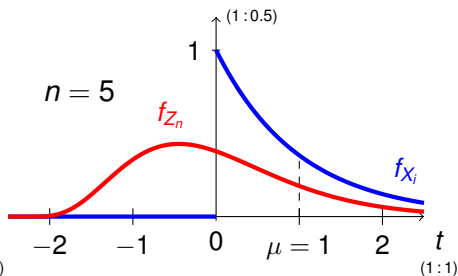
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

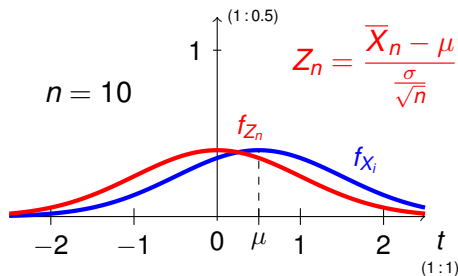


# Teorema del limite centrale

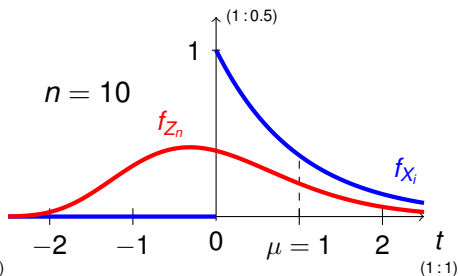
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



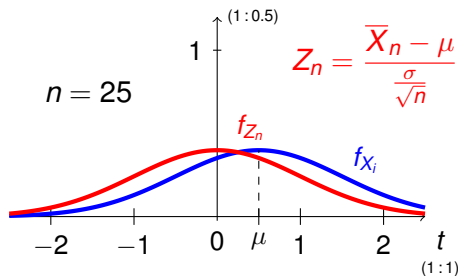
$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$

# Teorema del limite centrale

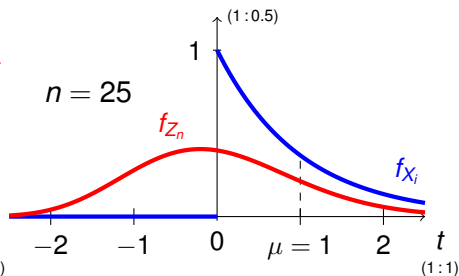
## Teorema del Limite Centrale (versione formale)

Se  $X_1, X_2, \dots$  sono i.i.d. con  $\mathbb{E}[X_i] = \mu$  e  $\text{var}[X_i] = \sigma^2$ , allora

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left( \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \leq z \right) = \Phi(z) \quad \text{per ogni } z \in \mathbb{R}$$



$$X_i \sim N(0.5, 1)$$



$$X_i \sim \mathcal{E}(1)$$