Testing Psicologico

Lezione 3

Filippo Gambarota

@Università di Padova

21/11/2022

Probabilità

Le distribuzioni di probabilità in R

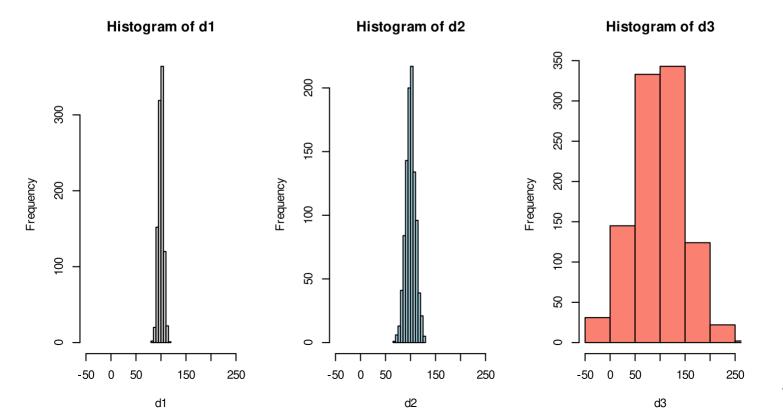
Ci sono tantissime distribuzioni implementate in R, e molte altre caricando specifici pacchetti. t, norm, gamma, beta, poisson, exp, chisq, binom, ...

Tutte queste distribuzioni possono essere combinate con 4 funzioni: r, q, d e p:

- rnorm: genera numeri da una distribuzione normale (molto utile per simulare dati)
- dnorm: calcola la densità di probabilità
- pnorm: calcola la probabilità cumulata dato un quantile
- qnorm: calcola il quantile data la probabilità cumulata

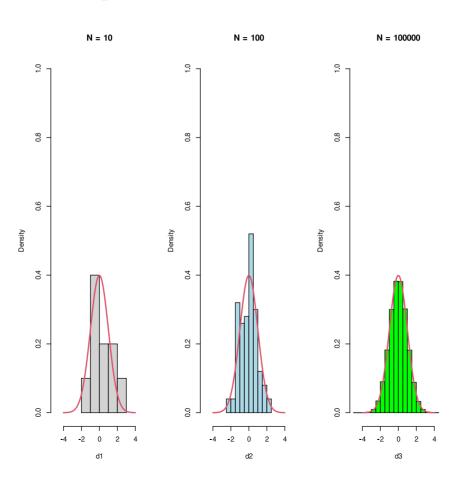
Distribuzione Normale - rnorm

```
par(mfrow = c(1,3))
d1 <- rnorm(n = 1000, mean = 100, sd = 5)
d2 <- rnorm(n = 1000, mean = 100, sd = 10)
d3 <- rnorm(n = 1000, mean = 100, sd = 50)
hist(d1, xlim = c(100-3*50, 100+3*50))
hist(d2, col = "lightblue", xlim = c(100-3*50, 100+3*50))
hist(d3, col = "salmon", xlim = c(100-3*50, 100+3*50))</pre>
```



Distribuzione Normale - rnorm

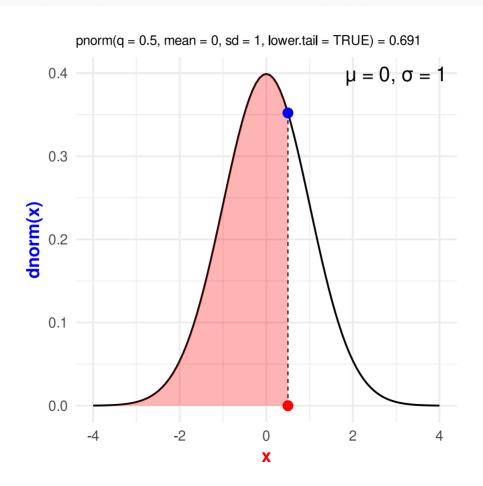
Il parametro critico di rnorm è la numerosità. Più osservazioni generiamo più la nostra distribuzione è precisa.



Distribuzione Normale - pnorm

Usiamo una la funzione ggnorm per rappresentare pnorm()

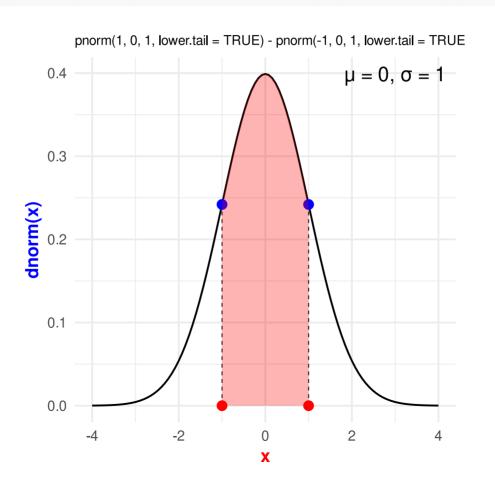
```
ggnorm(q = 0.5, mean = 0, sd = 1, lower.tail = TRUE) # pnorm(0.5, 0, 1, TRUE)
```



Distribuzione Normale - pnorm

Possiamo anche avere un'area delimitata da 2 quantili

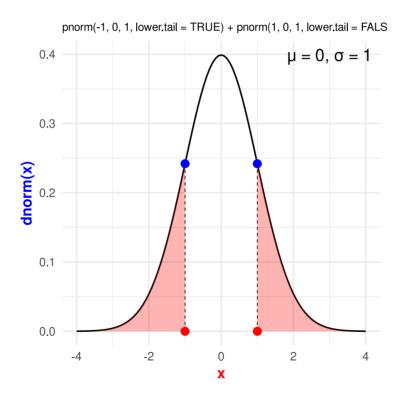
```
ggnorm(q = c(-1, 1), mean = 0, sd = 1, within = TRUE) # pnorm(1, 0, 1) - pnorm(-1, 0, 1)
```



Distribuzione Normale - pnorm

Possiamo anche rappresentare il complementare

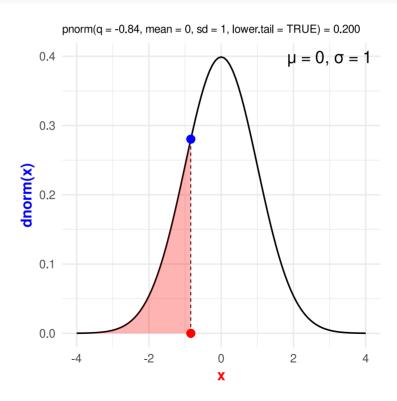
```
ggnorm(q = c(-1, 1), mean = 0, sd = 1, within = FALSE) # pnorm(-1, 0, 1, lower.tail = TRUE) + pnorm(1, 0, 1, lower.tail = TRUE) + pnorm(
```



Distribuzione Normale - qnorm

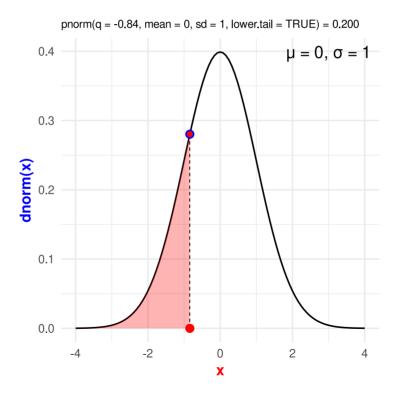
qnorm è l'operazione complementare di pnorm. Se vogliamo sapere il quantile associato ad una certa probabilità comulata p facciamo qnorm(p, mean, sd)

```
cumprob <- 0.2 # da -Inf a q
q <- round(qnorm(cumprob, 0, 1), 2)
ggnorm(q = q, mean = 0, sd = 1)</pre>
```



Distribuzione Normale - dnorm

Con dnorm calcoliamo la densità di probabilità di un quantile. In termini pratici corrisponde all'asse y dei nostri grafici:



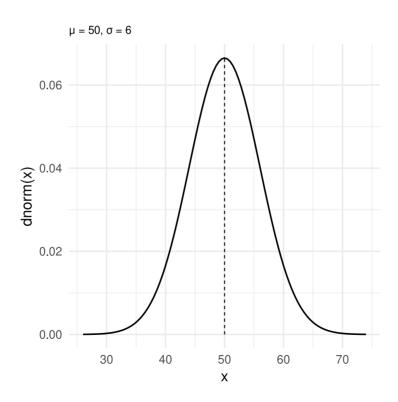




Supponiamo che il punteggio X di un test sull'ansia segua una distribuzione normale con:

- media $\mu=50$
- deviazione standard $\sigma=6$

ggnorm(mean = 50, sd = 6)





Calcolare la probabilità che un soggetto scelto a caso abbia un punteggio:

- 1. inferiore a 45
- 2. superiore a 60
- 3. compreso tra 55 e 65
- 4. inferiore alla media meno una deviazione standard
- 5. superiore alla media più una deviazione standard
- 6. superiore alla media più 4 deviazioni standard

Soluzioni

```
mu <- 50
sigma <- 6
pnorm(45, mu, sigma)
## [1] 0.2023284
1 - pnorm(45, mu, sigma) # pnorm(45, mu, sigma, lower.tail = FALSE)
## [1] 0.7976716
pnorm(65, mean=mu, sd=sigma) - pnorm(55, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.1961187
pnorm(mu - sigma, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.1586553
1 - pnorm(mu + sigma, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.1586553
```



Calcolare la probabilità che un soggetto scelto a caso abbia un punteggio che non si discosta dalla media più di

- 1. una deviazione standard
- 2. 2 deviazioni standard
- 3. 3 deviazioni standard

Calcolare

- 1. il 95-esimo percentile della distribuzione dei punteggi
- 2. il rango percentile associato a un soggetto che ha ottenuto un punteggio di 43

Soluzioni

```
a <- mu - sigma
b <- mu + sigma
pnorm(b, mean=mu, sd=sigma) - pnorm(a, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.6826895
a <- mu - 2*sigma
b <- mu + 2*sigma
pnorm(b, mean=mu, sd=sigma) - pnorm(a, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.9544997
a <- mu - 3*sigma
b <- mu + 3*sigma
pnorm(b, mean=mu, sd=sigma) - pnorm(a, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.9973002
```

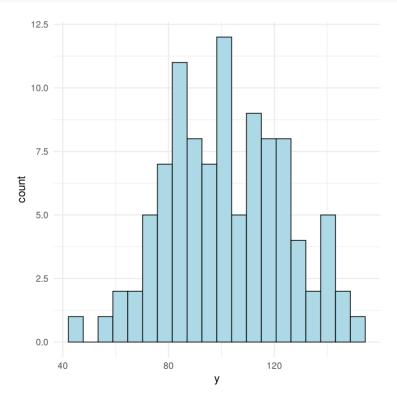
Soluzioni

```
x <- qnorm(0.95, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 59.86912
pnorm(x, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 0.95
p <- pnorm(43, mean=mu, sd=sigma)</pre>
round(p * 100,1)
## [1] 12.2
qnorm(p, mean=mu, sd=sigma)
## [1] 43
```

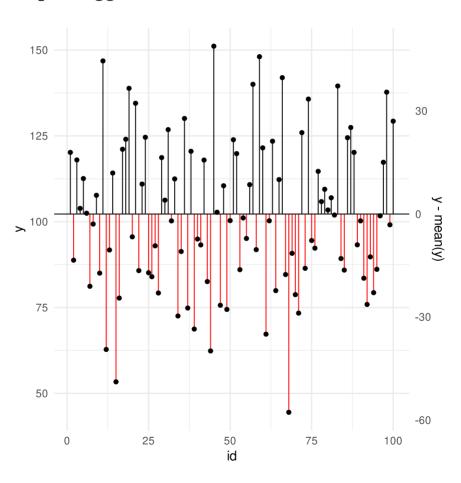
I punti Z si calcolano $z_i=\frac{x_i-\mu}{\sigma}$. Vediamo passo per passo: generiamo dei dati da una distribuzione normale con media $\mu=100$ e deviazione standard $\sigma=20$:

```
dat <- data.frame(y = rnorm(100, 100, 20))

ggplot(dat, aes(x = y)) +
  geom_histogram(bins = 20, color = "black", fill = "lightblue") +
  theme_minimal(base_size = 15)</pre>
```

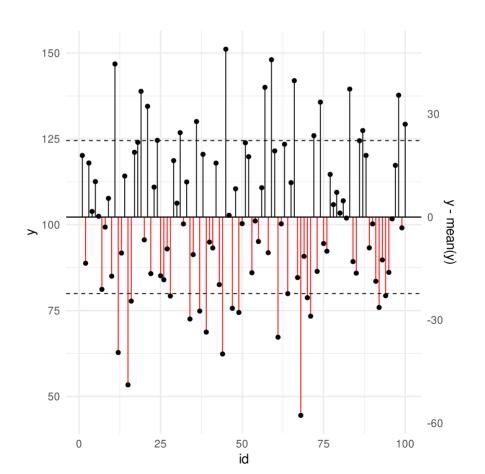


Prima sottraiamo la media da ogni valore $x_{cen}=x_i-\mu$. Se un valore è vicino alla media avrà un punteggio vicino a 0:

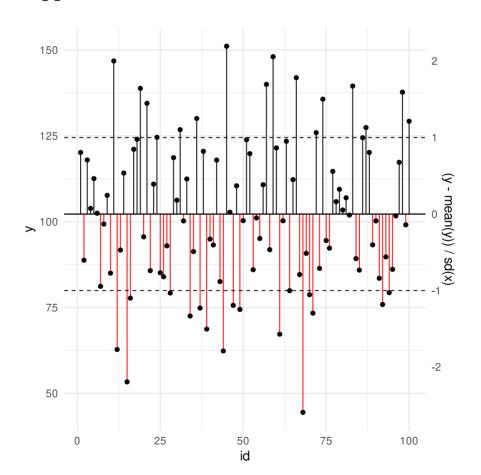


Poi calcoliamo e rappresentiamo la deviazione standard che è

$$\sigma = \sqrt{rac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu_x)^2}{N}}$$
 (la radice quadrata della media degli scarti al quadrato):



Infine dividiamo ogni scarto dalla media per la deviazione standard $z_i=\frac{x_i-\mu}{\sigma}$. In questo modo uno scarto che è vicino alla deviazione standard prenderà il valore ~ 1 e così rapportato a tutte le distanze:



Trasformare dei dati grezzi in punti z è un modo molto utile per interpretarli:

```
mu <- 10
sigma <- 4
n <- 10

datz <- data.frame(
   id = 1:n,
    y = rnorm(n, mu, sigma)
)

datz</pre>
```

```
## 1 1 7.498558
## 2 2 13.581767
## 3 3 4.596601
## 4 4 14.717096
## 5 5 4.548394
## 6 6 14.620419
## 7 7 5.706659
## 8 8 13.556807
## 9 9 12.841500
## 10 10 11.062713
```

Calcoliamo i punti z rispetto ai valori normativi con $z_i = rac{x_i - \mu}{\sigma}$:

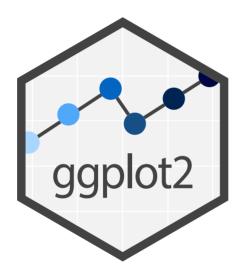
```
datz$yz <- (datz$y - mu)/sigma
datz$yz

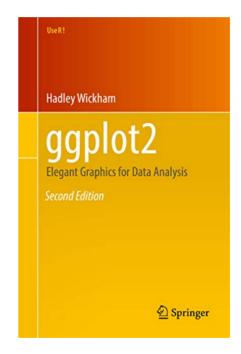
## [1] -0.6253606  0.8954419 -1.3508498  1.1792741 -1.3629016  1.1551049 -1.0733353

## [8]  0.8892017  0.7103750  0.2656782
```

Come li interpretiamo?

ggplot2 è un pacchetto per creare grafici alternativo ai grafici di base estremamente potente (e divertente 😄)

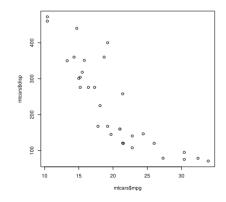




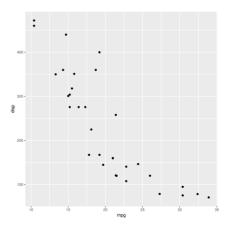
```
# install.package("ggplot2")
library(ggplot2)
```

La logica è leggermente diversa rispetto ai grafici di base. Con ggplot si compongono i grafici a *strati* concatenando con +

```
plot(mtcars$mpg, mtcars$disp)
```



```
ggplot(mtcars, aes(x = mpg, y = disp)) +
  geom_point()
```

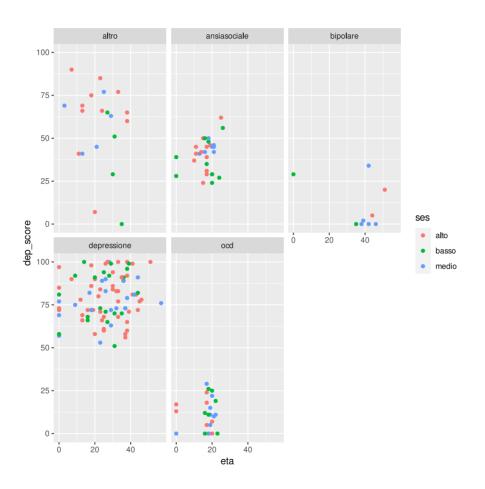


Ma la potenza di ggplot si vede nella semplicità nel creare grafici complessi. Prendiamo i dati della lezione precedente:

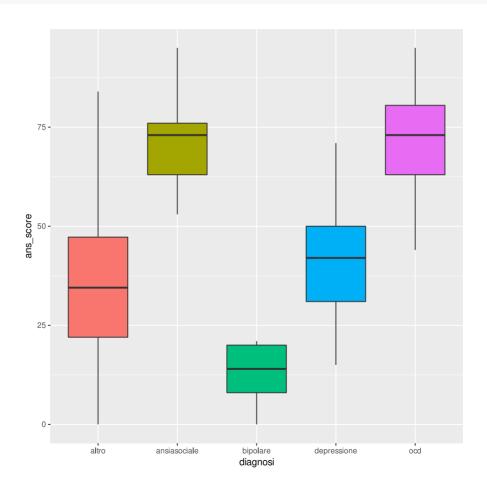
```
dat <- read.csv("../../data/psych.csv", header = TRUE, sep = ";") # importare
dat <- dat[complete.cases(dat), ]</pre>
```

Facciamo uno scatterplot della relazione tra eta e depressione per ogni diagnosi colorando in base al ses:

```
ggplot(dat, aes(x = eta, y = dep_score, color = ses)) +
  geom_point() +
  facet_wrap(~diagnosi)
```



```
ggplot(dat, aes(x = diagnosi, y = ans_score, fill = diagnosi)) +
geom_boxplot(show.legend = FALSE)
```



... ma molto altro! 😄

- https://r-graph-gallery.com/ggplot2-package.html
- https://ggplot2-book.org/
- http://r-statistics.co/Complete-Ggplot2-Tutorial-Part1-With-R-Code.html