



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI VERONA

# LABORATORIO DI PROBABILITA' E STATISTICA

Docente: Bruno Gobbi

Corso di laurea in Informatica e Bioinformatica

4 - ESERCIZI RIEPILOGATIVI PRIME 3 LEZIONI

# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

**ESERCIZIO 1:** La seguente tabella riporta i volumi di vendita (in migliaia di pezzi) dei principali produttori di computer nel 2012.

Creare una tabella in R che riporti i volumi di vendita in migliaia di pezzi e in percentuale. Alla fine creare un grafico a istogramma per i volumi di vendita in migliaia e uno a torta per le percentuali.

MARCHIO	VENDITE
Dell	9.000
HP	14.800
Lenovo	14.000
Acer	8.700
Asus	6.500
Apple Mac	4.000

# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

```
> marchio=c("Dell", "HP", "Lenovo", "Acer", "ASUS", "Apple Mac")
```

```
> vendite=c(9000, 14800, 14000, 8700, 6500, 4000)
```

```
> venditepc=data.frame(marchio, vendite)
```

```
> venditepc
```

	marchio	vendite
1	Dell	9000
2	HP	14800
3	Lenovo	14000
4	Acer	8700
5	ASUS	6500
6	Apple Mac	4000

# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

## # CREIAMO LA COLONNA DELLE PERCENTUALI DI VENDITA

```
> tot_vendite=sum(vendite)
```

```
> tot_vendite
```

```
[1] 57000
```

```
> perc=vendite/tot_vendite
```

```
> perc
```

```
[1] 0.15789474 0.25964912 0.24561404 0.15263158 0.11403509  
0.07017544
```

## # SE VOLESSIMO LE PERCENTUALI FORMATTATE CON IL %

```
> sprintf("%1.2f%%", 100*perc)
```

```
[1] "15.79%" "25.96%" "24.56%" "15.26%" "11.40%" "7.02%"
```

# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

## # CREIAMO LA COLONNA DELLE PERCENTUALI DI VENDITA

```
> venditepc=data.frame(venditepc, perc)
```

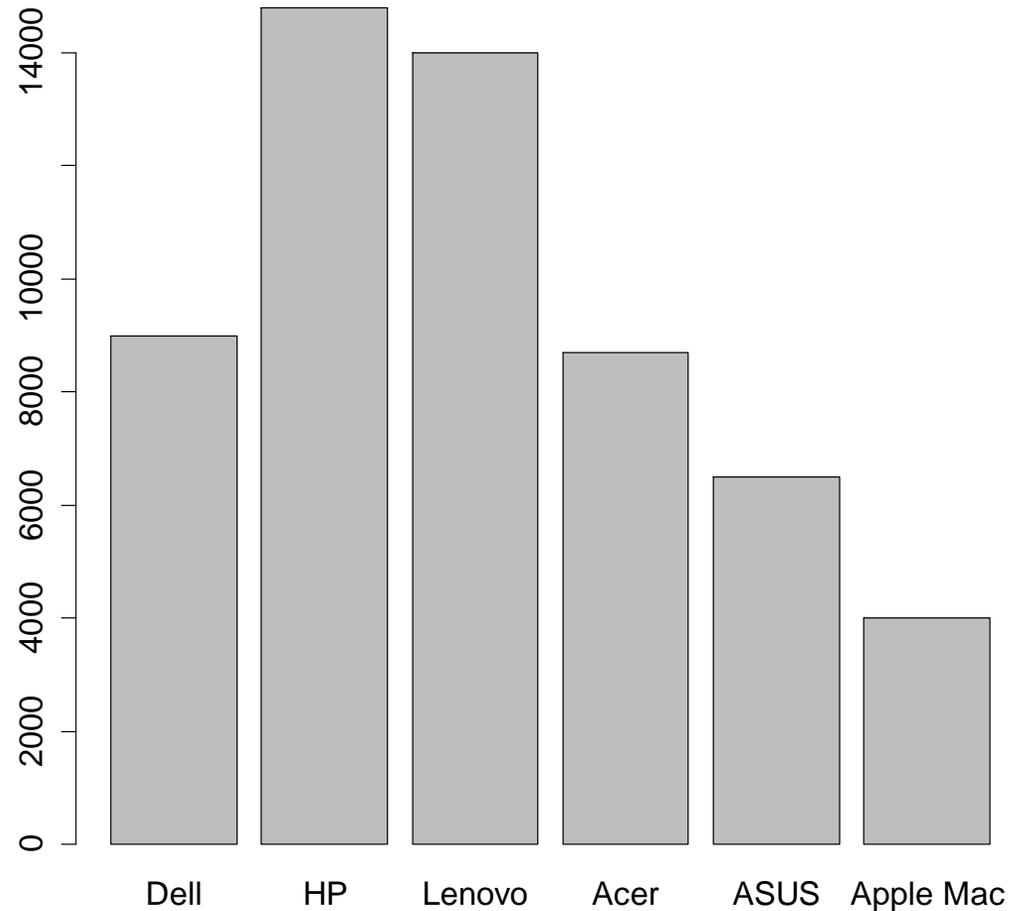
```
> venditepc
```

	marchio	vendite	perc
1	Dell	9000	0.15789474
2	HP	14800	0.25964912
3	Lenovo	14000	0.24561404
4	Acer	8700	0.15263158
5	ASUS	6500	0.11403509
6	Apple Mac	4000	0.07017544

# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

## # GRAFICO DEI VOLUMI DI VENDITA

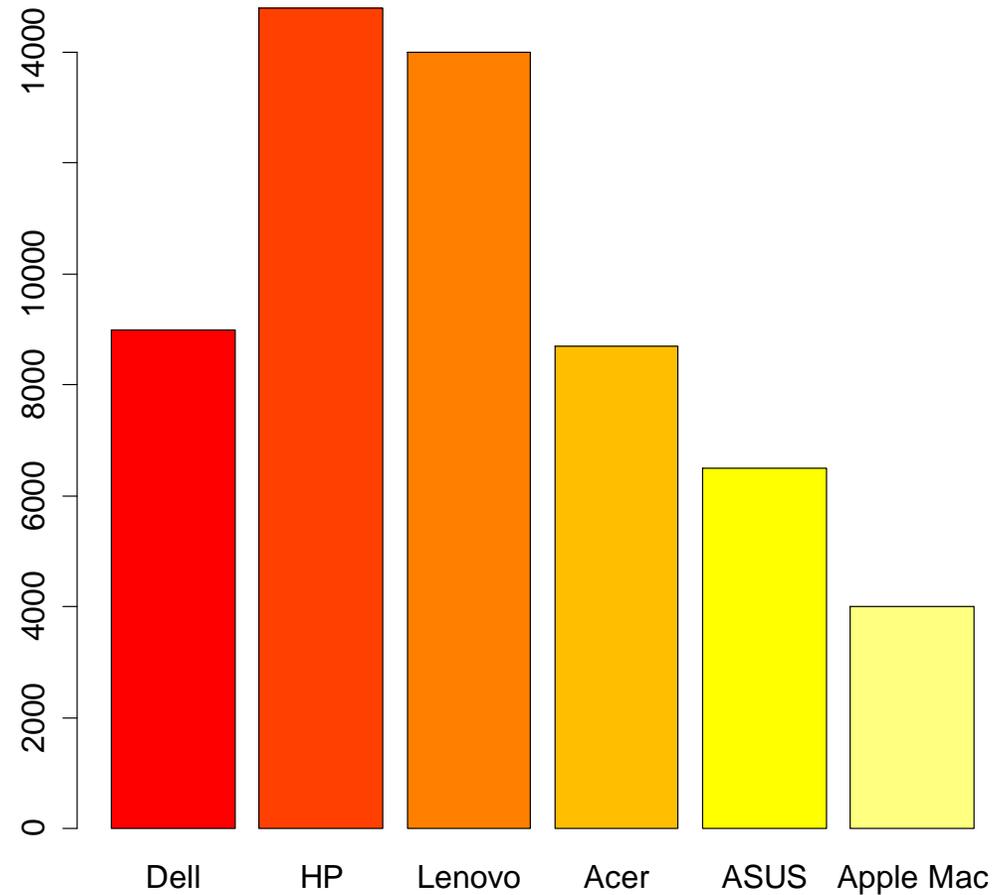
```
> barplot(vendite, names.arg=marchio)
```



# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

## # GRAFICO DEI VOLUMI DI VENDITA

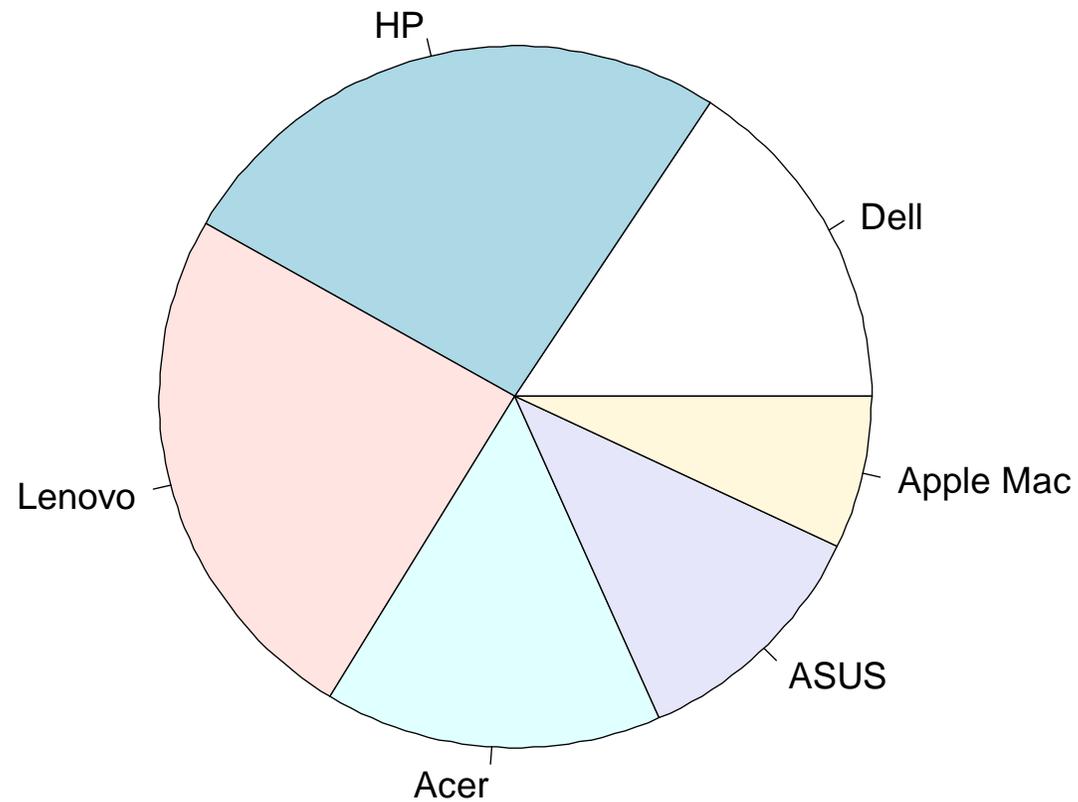
```
> barplot(vendite, names.arg=marchio, col=heat.colors(6))
```



# 1 - STATISTICA DESCRITTIVA - VENDITE PC

## # GRAFICO A TORTA DELLE PERCENTUALI DI VENDITA

> pie(perc, labels=marchio)



## 2 - CURTOSI E APPIATTIMENTO - VENDITE PC

**ESERCIZIO 2:** Sui dati della tabella precedente calcolare la simmetria e l'appiattimento della distribuzione delle vendite in migliaia utilizzando degli opportuni indici.

<b>MARCHIO</b>	<b>VENDITE</b>
Dell	9.000
HP	14.800
Lenovo	14.000
Acer	8.700
Asus	6.500
Apple Mac	4.000

## INDICE DI SIMMETRIA $\gamma$ (gamma) DI FISHER

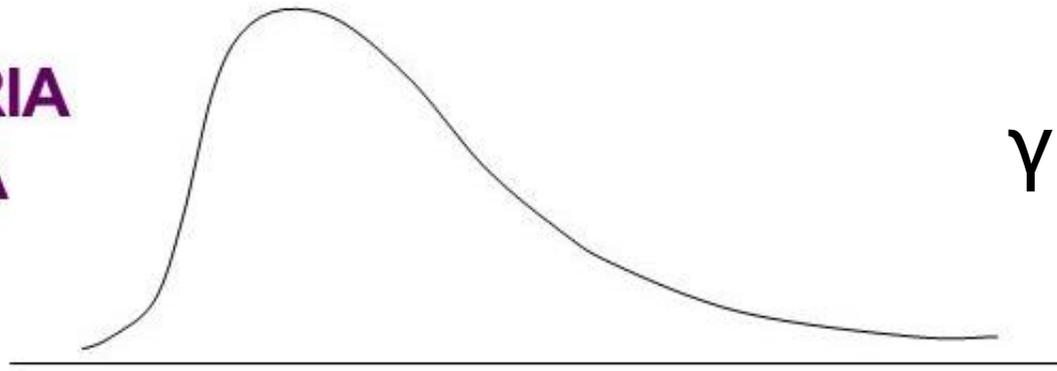
$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3$$

Se  $\gamma = 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è simmetrica

Se  $\gamma < 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è asimmetrica negativa

Se  $\gamma > 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è asimmetrica positiva

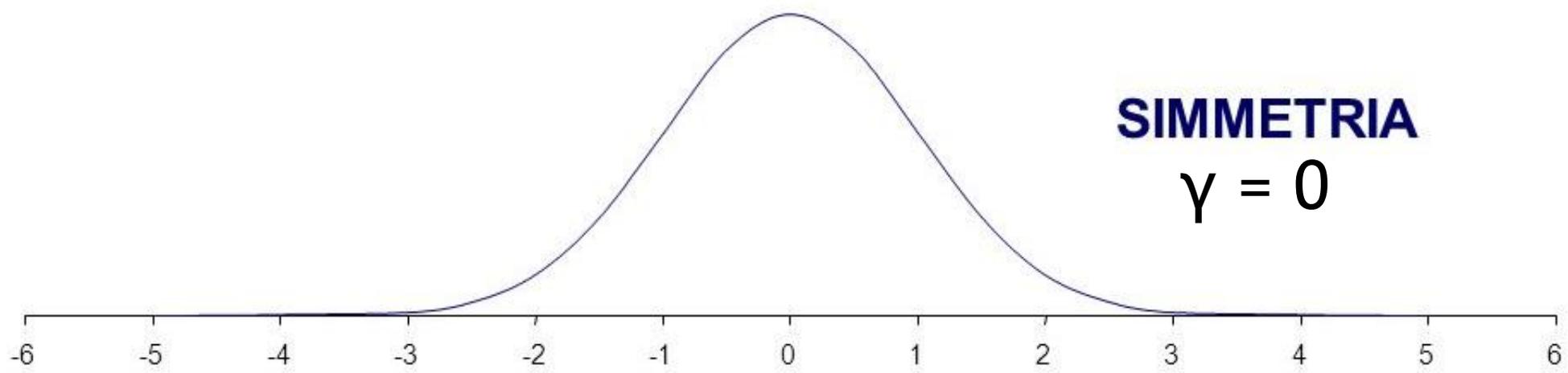
**ASIMMETRIA  
POSITIVA**



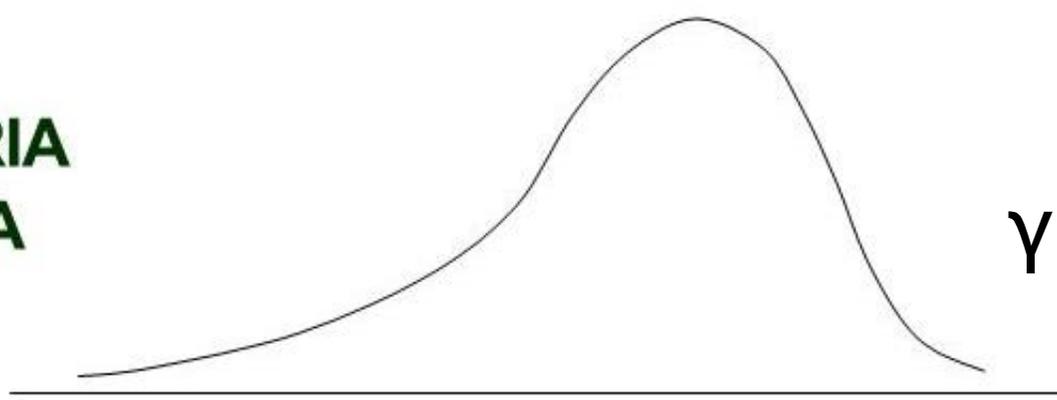
$$\gamma > 0$$

**SIMMETRIA**

$$\gamma = 0$$



**ASIMMETRIA  
NEGATIVA**



$$\gamma < 0$$

# CREAZIONE DI UNA FUNZIONE PER GAMMA

$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3$$

```
gamma = function(x) {  
  m3 = mean((x-mean(x))^3)  
  skew = m3 / (sd(x)^3)  
  skew  
}
```

{ = AltGr + 7  
} = AltGr + 0  
NO tastiera numerica

## 2 - CURTOSI E APPIATTIMENTO - VENDITE PC

> gamma(x) = 0.1029673

# C'È UN'ASIMMETRIA POSITIVA, LA  
DISTRIBUZIONE PRESENTA UNA CODA PIÙ  
LUNGA A DESTRA.

## INDICE DI CURTOSI $\beta$ (beta) DI PEARSON

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4$$

Se  $\beta = 3 \rightarrow$  allora la distribuzione è MESOCURTICA

Se  $\beta < 3 \rightarrow$  allora la distribuzione è PLATICURTICA

Se  $\beta > 3 \rightarrow$  allora la distribuzione è LEPTOCURTICA

## INDICE DI CURTOSI $\gamma_2$ (gamma2) DI FISHER

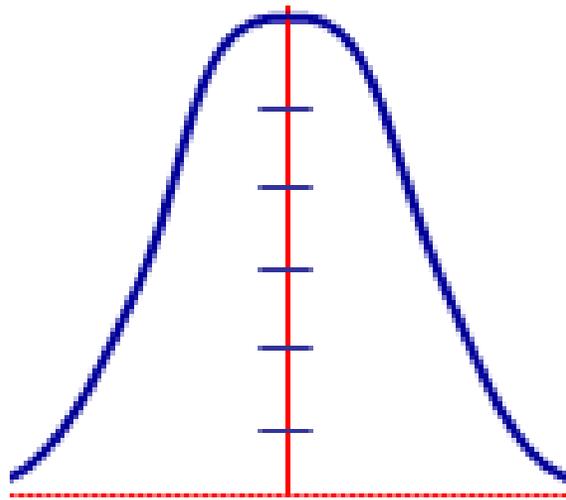
$$\gamma_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3$$

Se  $\gamma_2 = 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è MESOCURTICA

Se  $\gamma_2 < 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è PLATICURTICA

Se  $\gamma_2 > 0 \rightarrow$  allora la distribuzione è LEPTOCURTICA

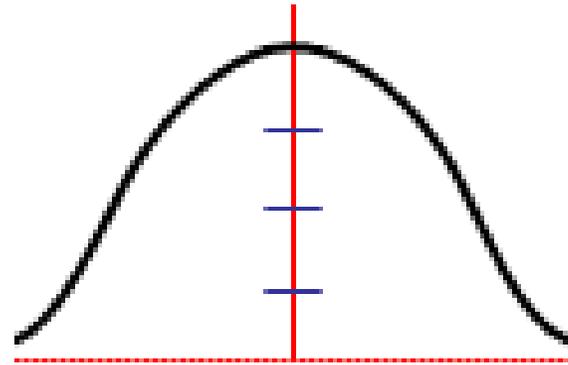
# INDICI DI APPIATTIMENTO (CURTOSI)



Leptocurtica

$$\beta > 3$$

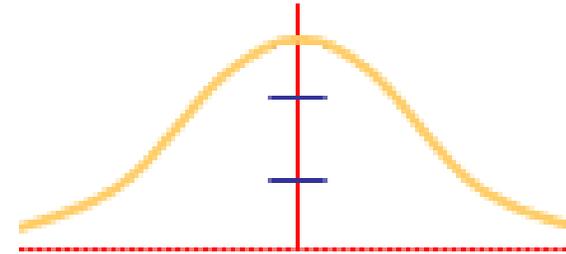
$$\gamma_2 > 0$$



Mesocurtica

$$\beta = 3$$

$$\gamma_2 = 0$$



Platicurtica

$$\beta < 3$$

$$\gamma_2 < 0$$

# CREAZIONE DI UNA FUNZIONE PER BETA

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4$$

```
beta = function(x) {  
  m4 = mean((x-mean(x))^4)  
  curt = m4/(sd(x)^4)  
  curt  
}
```

## 2 - CURTOSI E APPIATTIMENTO - VENDITE PC

```
> beta(vendite)
```

```
[1] 1.168586
```

# LA DISTRIBUZIONE APPARE SCHIACCIATA,  
PLATICURTICA

```
> beta(vendite)-3
```

```
[1] -1.831414
```

# 3 - STATISTICHE E BOXPLOT - LAGO HURON

**ESERCIZIO 3:** Utilizzando la base dati già presente in R relativamente ai livelli del Lago Huron fra il 1875 e il 1972 (nome del database: "LakeHuron"), calcolare:

- Media
- Mediana
- Primo e terzo quartile
- Minimo e Massimo
- Varianza campionaria
- Numero di elementi del database

Infine disegnare il grafico boxplot della serie storica.

# 3 - STATISTICHE E BOXPLOT - LAGO HURON

```
> summary(LakeHuron)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
576.0	578.1	579.1	579.0	579.9	581.9

```
> var(LakeHuron)
```

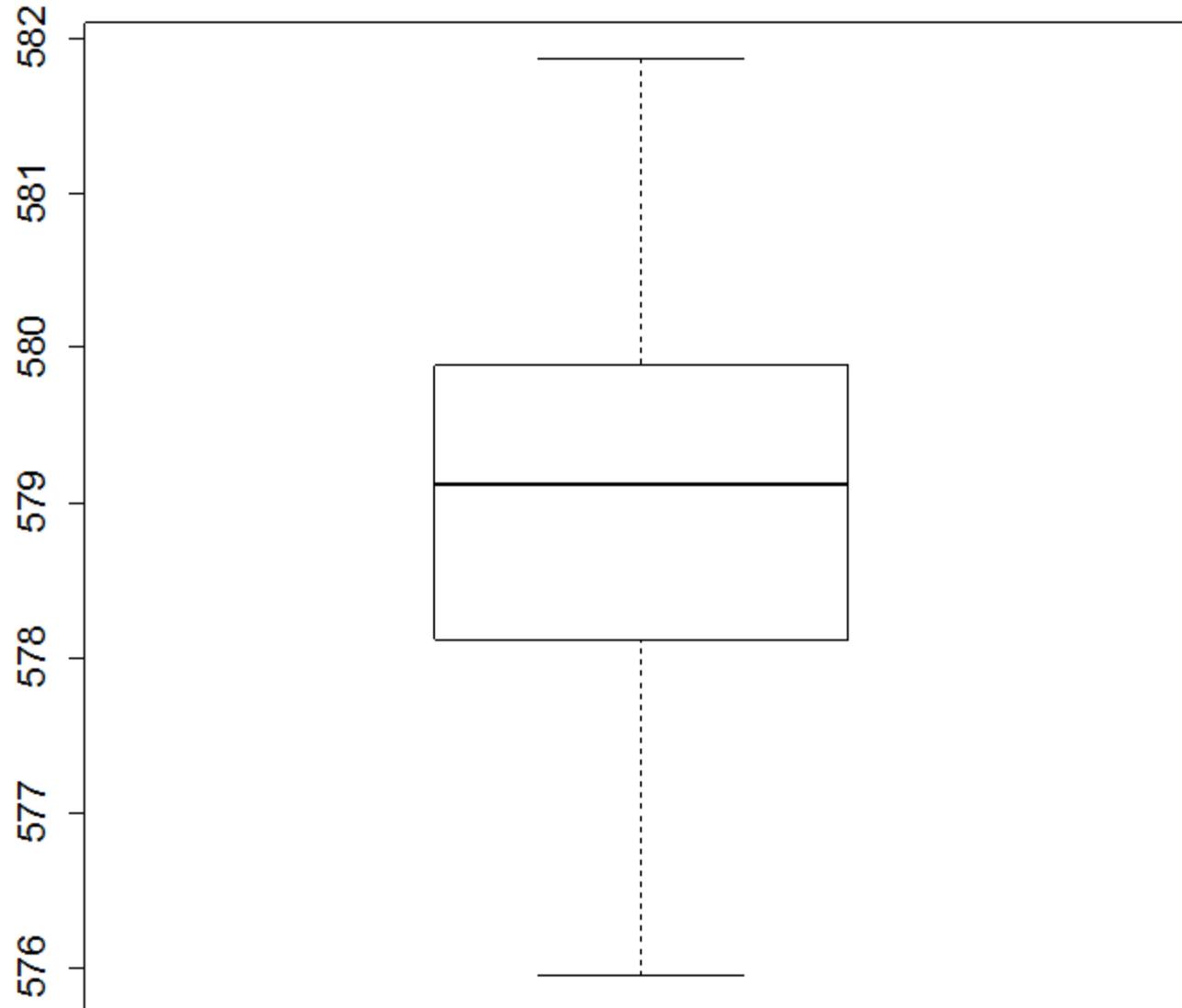
```
[1] 1.737911
```

```
> length(LakeHuron)
```

```
[1] 98
```

# 3 - STATISTICHE E BOXPLOT - LAGO HURON

```
> boxplot(LakeHuron)
```



## ES. PRECIPITAZIONI INVERNALI E TEMPERATURE ESTIVE

**ESERCIZIO 4:** La tabella riporta la distribuzione delle precipitazioni medie nei mesi invernali dal 1950 in 10 città italiane e le temperature medie nelle estati seguenti. Giudicare se esiste una connessione fra la quantità di pioggia caduta d'inverno e le temperature delle estati seguenti.

PRECIPITAZIONI INVERNALI (IN MM)	TEMPERATURE MEDIE ESTIVE		
	Da 26 a 27	Da 27 a 28	Oltre 28
Da 40 a 50	50	53	49
Da 50 a 60	35	65	60
Da 60 a 70	40	56	50
Oltre 70	32	60	50

g.d.l.	alpha (significatività)	
	1%	5%
1	6,64	3,84
2	9,21	5,99
3	11,35	7,82
4	13,28	9,49
5	15,09	11,07
6	16,81	12,59
7	18,48	14,07
8	20,09	15,51
9	21,67	16,92
10	23,21	18,31

## ES. PRECIPITAZIONI INVERNALI E TEMPERATURE ESTIVE

```
> meteo=matrix(c(50, 53, 49, 35, 65, 60, 40, 56, 50, 32, 60,
50), nrow=4, byrow=TRUE)
> pioggia=c("Da 40 a 50", "Da 50 a 60", "Da 60 a 70", "Oltre 70")
> temp=c("Da 26 a 27", "Da 27 a 28", "Oltre 28")
> dimnames(meteo)=list(pioggia, temp)
> meteo
```

	Da 26 a 27	Da 27 a 28	Oltre 28
Da 40 a 50	50	53	49
Da 50 a 60	35	65	60
Da 60 a 70	40	56	50
Oltre 70	32	60	50

```
> mosaicplot(meteo)
```

## ES. PRECIPITAZIONI INVERNALI E TEMPERATURE ESTIVE

```
> testchiq=chisq.test(meteo)
```

```
> testchiq
```

Pearson's Chi-squared test

data: meteo

X-squared = 6.3715, df = 6, p-value = 0.3829

# I GRADI DI LIBERTA' SONO 6 PERCHE' DATI DA (r-

1)\*(c\*1)=(4-1)\*(3-1)

POICHE' IL VALORE CALCOLATO DEL CHI-QUADRATO E' 6.3715, INFERIORE ALLA SOGLIA CRITICA DI 16,81 VALIDO ALL'1% PER 6 G.D.L., SI ACCETTA L'IPOTESI NULLA DI INDIPENDENZA A LIVELLO DELL'1%. LA STESSA COSA VALE PER LA SOGLIA PER IL LIVELLO DI SIGNIFICATIVITA' DEL 5% E 6 G.D.L., IN QUANTO IL CHI-QUADRATO CALCOLATO E' SUPERIORE A 12,59

PROVIAMO COMUNQUE A CALCOLARE IL V DI CRAMER

g.d.l.	alpha (significatività)	
	1%	5%
1	6,64	3,84
2	9,21	5,99
3	11,35	7,82
4	13,28	9,49
5	15,09	11,07
6	16,81	12,59
7	18,48	14,07
8	20,09	15,51
9	21,67	16,92
10	23,21	18,31

# ES. PRECIPITAZIONI INVERNALI E TEMPERATURE ESTIVE

## # CALCOLIAMO IL VALORE DELLA STATISTICA V DI CRAMER

```
> chiquadrato= testchisq$statistic
```

```
> chiquadrato
```

```
X-squared
```

```
6.371519
```

## # IL TOTALE DI ELEMENTI PRESENTI SI OTTIENE IN QUESTO MODO:

```
> N = sum(meteo)
```

```
> N
```

```
[1] 600
```

## # SI SCEGLIE IL MINORE FRA IL NUMERO DI RIGHE E DI COLONNE E SI SOTTRAE 1

```
> V=sqrt( chiquadrato / (N*(3-1)) )
```

```
> V
```

```
X-squared
```

```
0.07286699
```

# IL RISULTATO PORTA AD AFFERMARE CHE C'È UNA BASSISSIMA CONNESSIONE FRA I DUE FENOMENI. IN ALTRE PAROLE NON SEMBRA ESSERCI UN LEGAME FRA LA QUANTITA' DI PIOGGIA CHE CADE IN INVERNO E LE TEMPERATURE MEDIE DELLE ESTATI SUCCESSIVE.

## ES. LAUREATI PER FACOLTA' E LAVORO

**ESERCIZIO 5:** La tabella presenta la distribuzione di alcuni laureati in diverse facoltà e la loro condizione occupazionale dopo un anno dalla laurea.

CONDIZIONE OCCUPAZIONALE	FACOLTA'		
	Informatica	Lettere	Giurisprudenza
Occupati	70	40	30
In cerca di occupazione	20	15	30

g.d.l.	alpha (significatività)	
	1%	5%
1	6,64	3,84
2	9,21	5,99
3	11,35	7,82
4	13,28	9,49
5	15,09	11,07
6	16,81	12,59
7	18,48	14,07
8	20,09	15,51
9	21,67	16,92
10	23,21	18,31

## ES. LAUREATI PER FACOLTA' E LAVORO

```
> laureati=matrix(c(70, 40, 30, 20, 15, 30), nrow=2,  
byrow=TRUE)  
> condizione=c("Occupati", "In cerca di occupazione")  
> facoltà=c("Informatica", "Lettere", "Giurisprudenza")  
> dimnames(laureati)=list(condizione, facoltà)  
> laureati
```

	Informatica	Lettere	Giurisprudenza
Occupati	70	40	30
In cerca di occupazione	20	15	30

```
> mosaicplot(laureati)
```

## ES. LAUREATI PER FACOLTA' E LAVORO

```
> testchiq=chisq.test(laureati)
> testchiq
```

Pearson's Chi-squared test

data: laureati

X-squared = 13.5108, df = 2, p-value = 0.001165

**# POICHE' IL VALORE CALCOLATO DEL CHI-QUADRATO E' 13.5108, SUPERIORE ALLA SOGLIA CRITICA DI 9,21 VALIDO ALL'1% PER 2 G.D.L., SI RIFIUTA L'IPOTESI NULLA DI INDIPENDENZA E SI CONFERMA LA CONNESSIONE FRA I FENOMENI**

**I GRADI DI LIBERTA' SONO 2 PERCHE' DATI DA  $(r-1)*(c*1)=(2-1)*(3-1)$**

g.d.l.	alpha (significatività)	
	1%	5%
1	6,64	3,84
2	9,21	5,99
3	11,35	7,82
4	13,28	9,49
5	15,09	11,07
6	16,81	12,59
7	18,48	14,07
8	20,09	15,51
9	21,67	16,92
10	23,21	18,31

# ES. LAUREATI PER FACOLTA' E LAVORO

## # CALCOLIAMO IL VALORE DELLA STATISTICA V DI CRAMER

```
> chiquadrato= testchiq$statistic  
> chiquadrato  
X-squared  
13.51079
```

## # IL TOTALE DI ELEMENTI PRESENTI SI OTTIENE IN QUESTO MODO:

```
> N = sum(laureati)  
> N  
[1] 205
```

## # SI SCEGLIE IL MINORE FRA IL NUMERO DI RIGHE E DI COLONNE E SI SOTTRAE 1

```
> V=sqrt( chiquadrato / (N*(2-1)) )  
> V  
X-squared  
0.2567223
```

## # IL RISULTATO PORTA AD AFFERMARE CHE C'È UNA DISCRETA CONNESSIONE FRA I DUE FENOMENI

# REGRESSIONE LINEARE: carotene - eritema

**ESERCIZIO 8:** Una ricerca sulla relazione fra quantità assunta di un integratore a base di beta carotene e il rischio di subire un eritema solare ha dato i risultati presenti in tabella.

Analizzare la relazione fra i due fenomeni utilizzando la regressione lineare, disegnando il grafico, calcolando i parametri della retta interpolante, i residui con grafico, il coefficiente di correlazione lineare e giudicandone la bontà di accostamento.

Quantità beta carotene	Rischio eritema
0	50
10	15
5	35
15	0

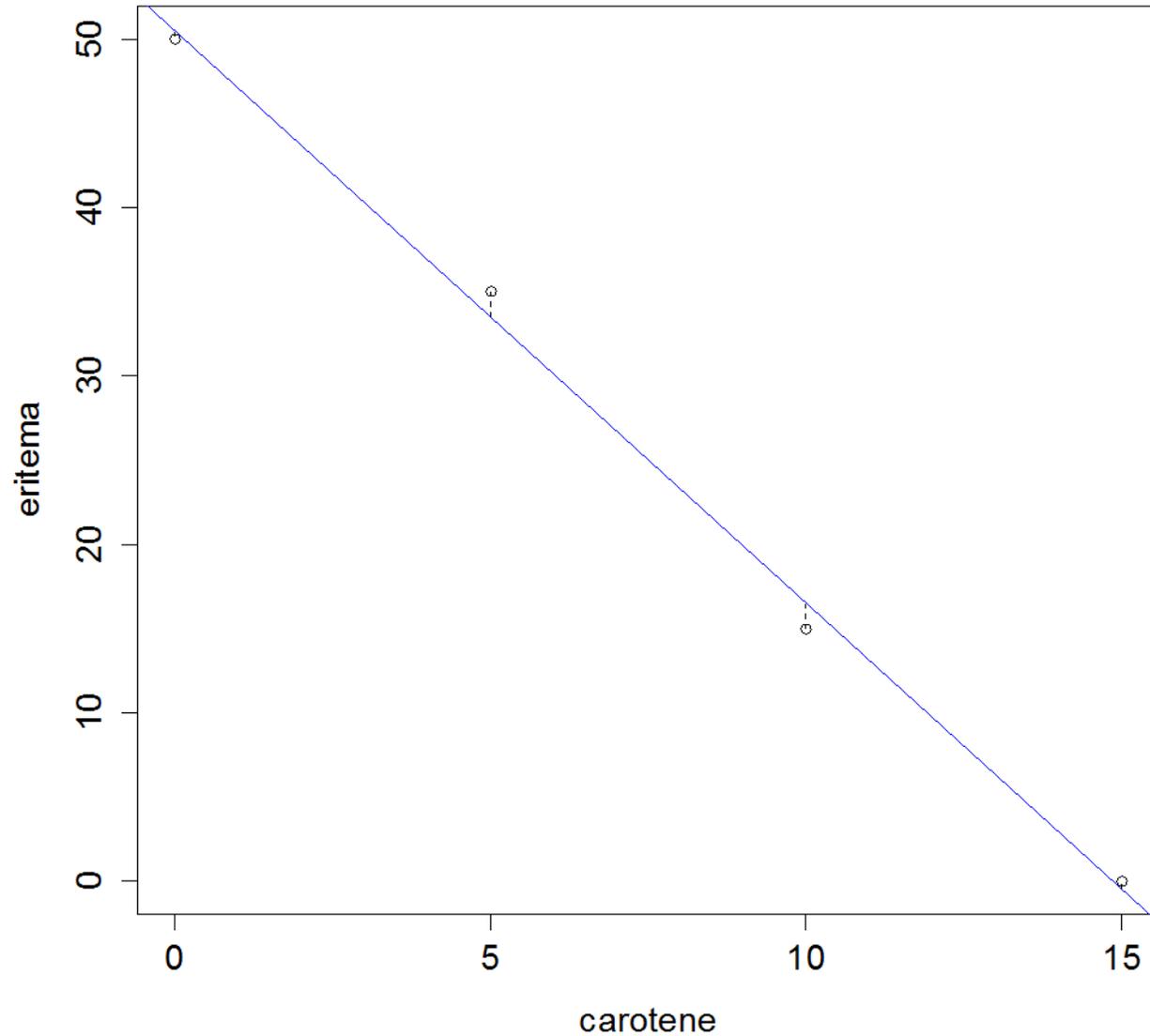
## ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

```
> carotene=c(0, 10, 5, 15)
> eritema=c(50, 15, 35, 0)
> plot(carotene, eritema)
> rettascott=lm(eritema~carotene)
> abline(rettascott, col="blue")
> segments(carotene, fitted(rettascott), carotene, eritema, lty=2)
> title(main="Regressione lineare fra Assunzione di carotene e
eritema")
```

Per scrivere la tilde ~ in  
Ubuntu premere:  
**ALT GR + ì**

# ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

Regressione lineare fra Assunzione di carotene e eritema



# ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

> summary (rettascott)

Call:

lm(formula = eritema ~ carotene)

Residuals:

1	2	3	4
-0.5	-1.5	1.5	0.5

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>  t )	
(Intercept)	50.5000	1.3229	38.17	0.000686	***
carotene	-3.4000	0.1414	-24.04	0.001726	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.581 on 2 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9966, Adjusted R-squared: 0.9948

F-statistic: 578 on 1 and 2 DF, p-value: 0.001726

# ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

# I PARAMETRI TROVATI SONO  $a=50.5$  E  $b=-3.4$

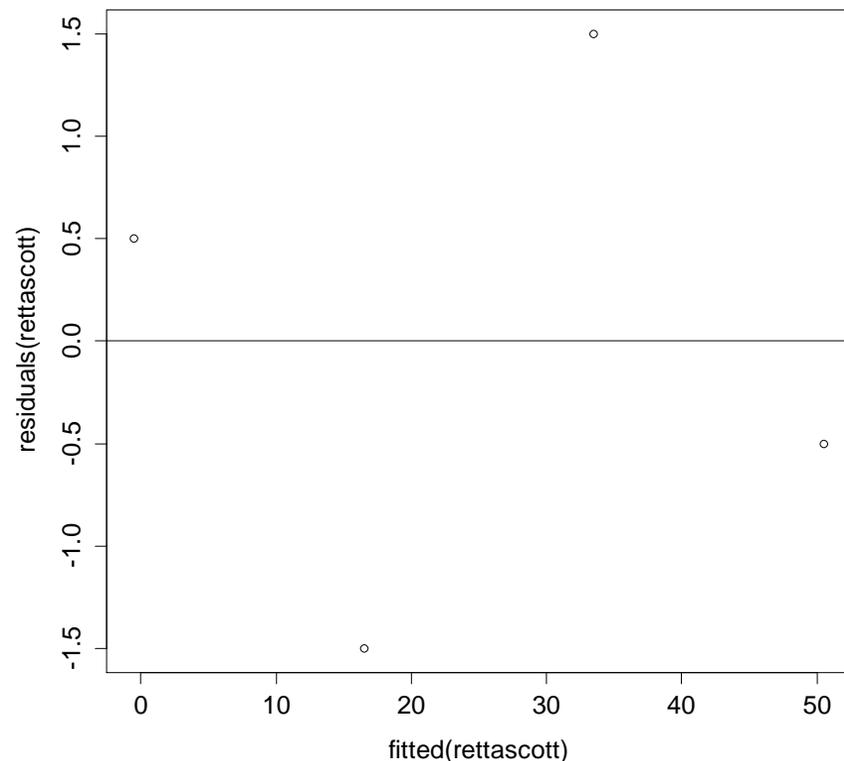
QUINDI IL MODELLO TEORICO SARA':

$$Y' = 50.5 - 3.4 * \text{carotene}$$

# EFFETTIAMO L'ANALISI DEI RESIDUI

```
> plot(fitted(rettascott), residuals(rettascott))
```

```
> abline(0, 0)
```



L'analisi dei residui conferma che questi si distribuiscono in maniera uniforme e apparentemente casuale attorno all'asse zero, quindi si può confermare l'ipotesi di distribuzione casuale degli stessi, con media nulla e incorrelazione.

ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

**# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI  
CORRELAZIONE LINEARE:**

> R=cor(carotene, eritema)

> R

[1] -0.9982744

**# POICHE' R E' MOLTO VICINO A -1 POSSIAMO  
AFFERMARE CHE C'E' UNA FORTE RELAZIONE  
LINEARE INDIRETTA FRA LE DUE VARIABILI**

ES. STUDIO RELAZIONE carotene - eritema

# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI DETERMINAZIONE FACENDO IL QUADRATO DI R PER GIUDICARE LA BONTA' DI ACCOSTAMENTO:

> R2=R^2

> R2

[1] 0.9965517

# DATO CHE R2 E' QUASI UGUALE A 1, IL MODELLO TEORICO USATO SI ADATTA MOLTO BENE AI VALORI OSSERVATI

# REGRESSIONE LINEARE: SPORT - COLESTEROLO

**ESERCIZIO 9:** La tabella seguente riporta i risultati di uno studio su 8 persone, per le quali si sono misurati il numero dedicate allo sport settimanalmente e il livello di colesterolo.

Analizzare la relazione fra i due fenomeni utilizzando la regressione lineare, disegnando il grafico, calcolando i parametri della retta interpolante, i residui con grafico, il coefficiente di correlazione lineare e giudicandone la bontà di accostamento.

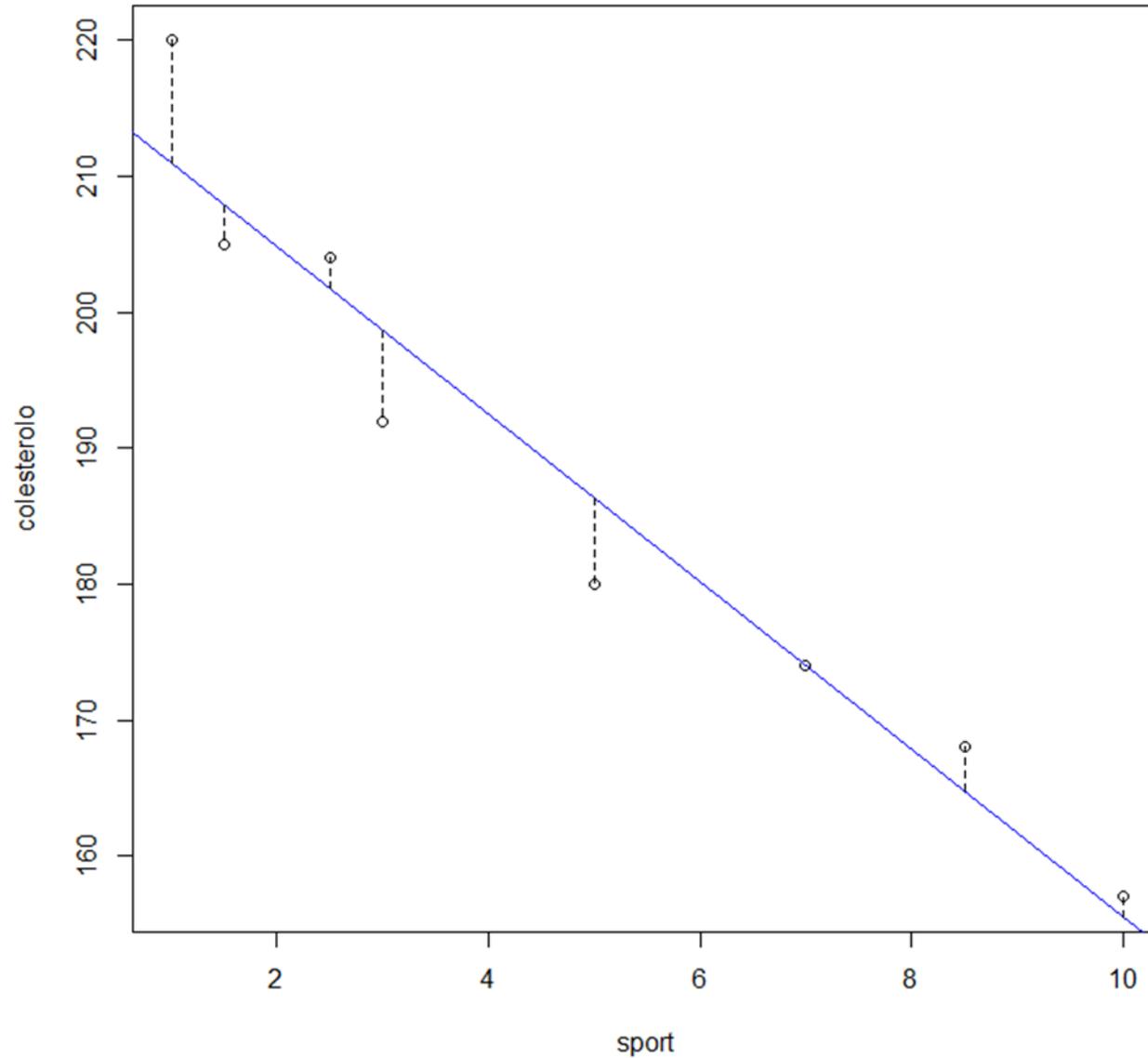
N. ore sport sett.	Livello colesterolo
1,5	205
10	157
8,5	168
7	174
1	220
3	192
5	180
2,5	204

## ES. STUDIO RELAZIONE ORE DI SPORT - COLESTEROLO

```
> sport=c(1.5, 10, 8.5, 7, 1, 3, 5, 2.5)
> colesterolo=c(205, 157, 168, 174, 220, 192, 180, 204)
> plot(sport, colesterolo)
> rettasport=lm(colesterolo~sport)
> abline(rettasport, col="blue")
> segments(sport, fitted(rettasport), sport, colesterolo, lty=2)
> title(main="Regressione lineare fra Ore dedicate allo sport e
colesterolo")
```

# ES. STUDIO RELAZIONE ORE DI SPORT - COLESTEROLO

Regressione lineare fra Ore dedicate allo sport e colesterolo



# ES. STUDIO RELAZIONE ORE DI SPORT - COLESTEROLO

> summary (rettasport)

Call:

lm(formula = colesterolo ~ sport)

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-6.6587	-3.7565	0.7021	2.4978	9.0283

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>  t )
(Intercept)	217.1282	3.6498	59.490	1.52e-09 ***
sport	-6.1565	0.6344	-9.704	6.87e-05 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.656 on 6 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9401, Adjusted R-squared: 0.9301

F-statistic: 94.16 on 1 and 6 DF, p-value: 6.874e-05

# ES. STUDIO RELAZIONE ORE DI SPORT - COLESTEROLO

# I PARAMETRI TROVATI SONO  $a=217.1282$  E  $b=-6.1565$

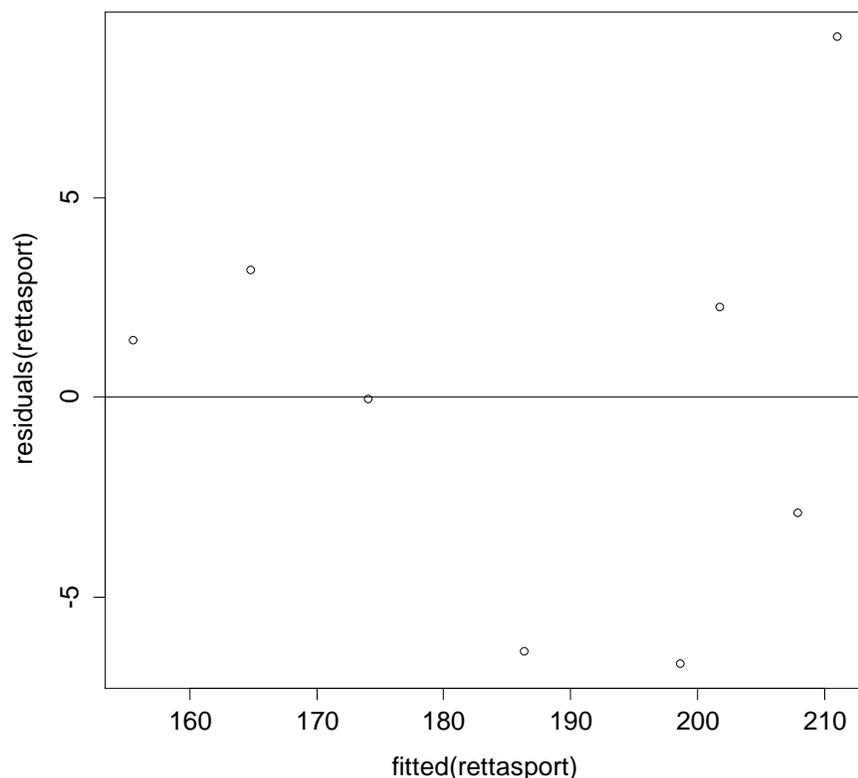
QUINDI IL MODELLO TEORICO SARA':

$$Y' = 217.1282 - 6.1565 * \text{sport}$$

# EFFETTIAMO L'ANALISI DEI RESIDUI

```
> plot(fitted(rettasport), residuals(rettasport))
```

```
> abline(0, 0)
```



L'analisi dei residui conferma che questi si distribuiscono in maniera uniforme e apparentemente casuale attorno all'asse zero, quindi si può confermare l'ipotesi di distribuzione casuale degli stessi, con media nulla e incorrelazione.

## ES. STUDIO RELAZIONE ORE DI SPORT - COLESTEROLO

**# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI CORRELAZIONE LINEARE:**

```
> R=cor(sport, colesterolo)
```

```
> R
```

```
[1] -0.9695861
```

**# POICHE' R E' MOLTO VICINO A -1 POSSIAMO AFFERMARE CHE C'E' UNA FORTE RELAZIONE LINEARE INDIRETTA FRA LE DUE VARIABILI**

**# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI DETERMINAZIONE FACENDO IL QUADRATO DI R PER GIUDICARE LA BONTA' DI ACCOSTAMENTO:**

```
> R2=R^2
```

```
> R2
```

```
[1] 0.9400972
```

**# DATO CHE R2 E' QUASI UGUALE A 1, DICIAMO CHE IL MODELLO TEORICO USATO SI ADATTA MOLTO BENE AI VALORI OSSERVATI**

# REGRESSIONE LINEARE: vitamina c - radicali

**ESERCIZIO 10:** Una ricerca sulla relazione fra quantità assunta di un integratore a base di vitamina C e il livello di radicali liberi sulle pareti cellulari vascolari ha dato i risultati presenti in tabella. Analizzare la relazione fra i due fenomeni utilizzando la regressione lineare, disegnando il grafico, calcolando i parametri della retta interpolante, i residui con grafico, il coefficiente di correlazione lineare e giudicandone la bontà di accostamento.

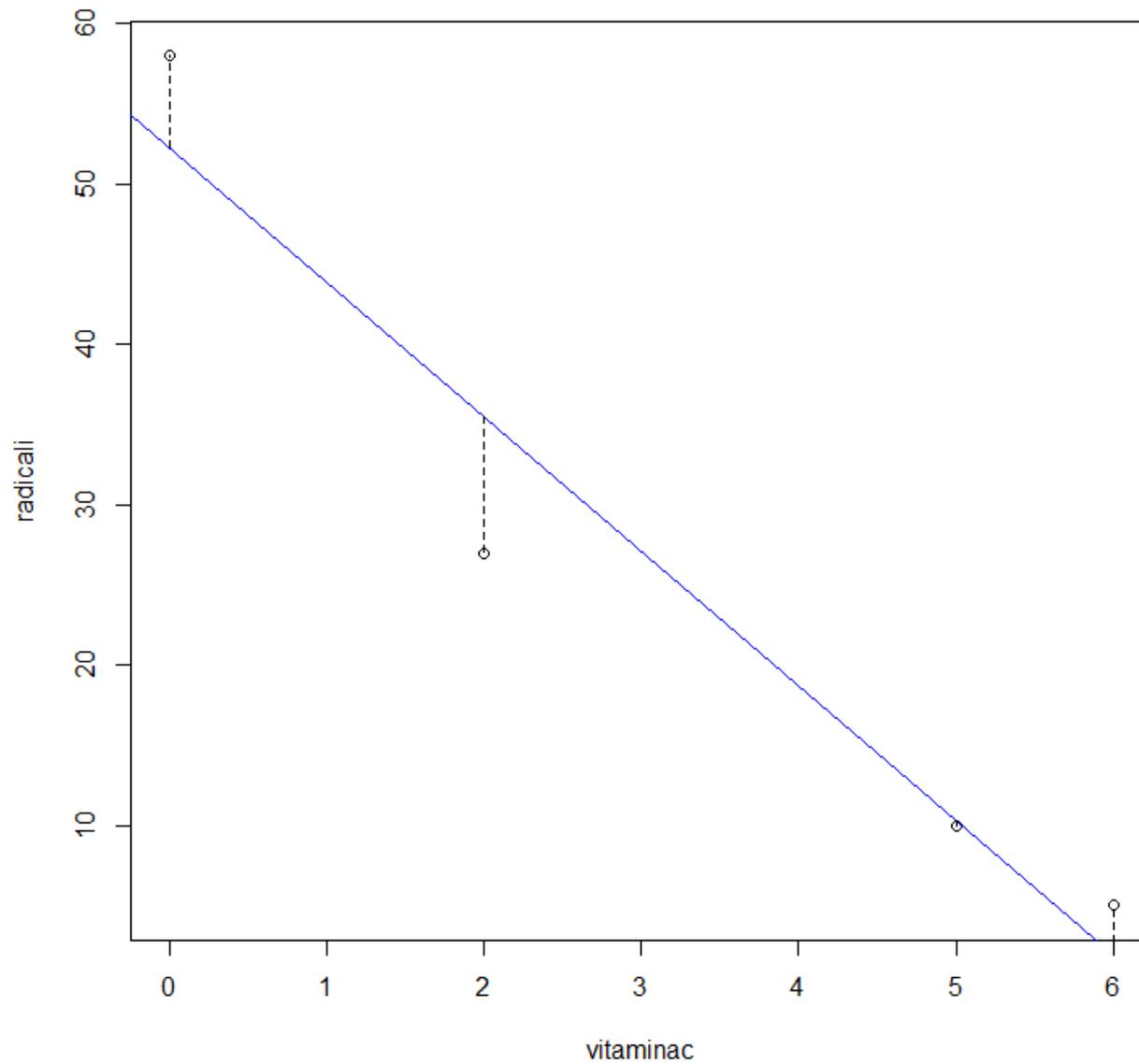
Quantità di vitamina C	Livello radicali liberi
0	58
2	27
5	10
6	5

## ES. STUDIO RELAZIONE vitamina c - radicali

```
> vitaminac=c(0, 2, 5, 6)
> radicali=c(58, 27, 10, 5)
> plot(vitaminac, radicali)
> rettavit=lm(radicali~vitaminac)
> abline(rettavit, col="blue")
> segments(vitaminac, fitted(rettavit), vitaminac, radicali, lty=2)
> title(main="Regressione lineare fra Assunzione di vitamina C e
radicali")
```

# ES. STUDIO RELAZIONE vitamina c - radicali

Regressione lineare fra Assunzione di vitamina C e radicali



# ES. STUDIO RELAZIONE vitamina c - radicali

> summary (rettavit)

Call:

```
lm(formula = radicali ~ vitaminac)
```

Residuals:

```
    1    2    3    4
5.7143 -8.4945 -0.3077 3.0879
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>  t )
(Intercept)	52.286	6.393	8.179	0.0146 *
vitaminac	-8.396	1.586	-5.294	0.0339 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 7.564 on 2 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9334, Adjusted R-squared: 0.9001

F-statistic: 28.02 on 1 and 2 DF, p-value: 0.03388

# ES. STUDIO RELAZIONE vitamina c - radicali

# I PARAMETRI TROVATI SONO  $a=52.286$  E  $b=-8.396$

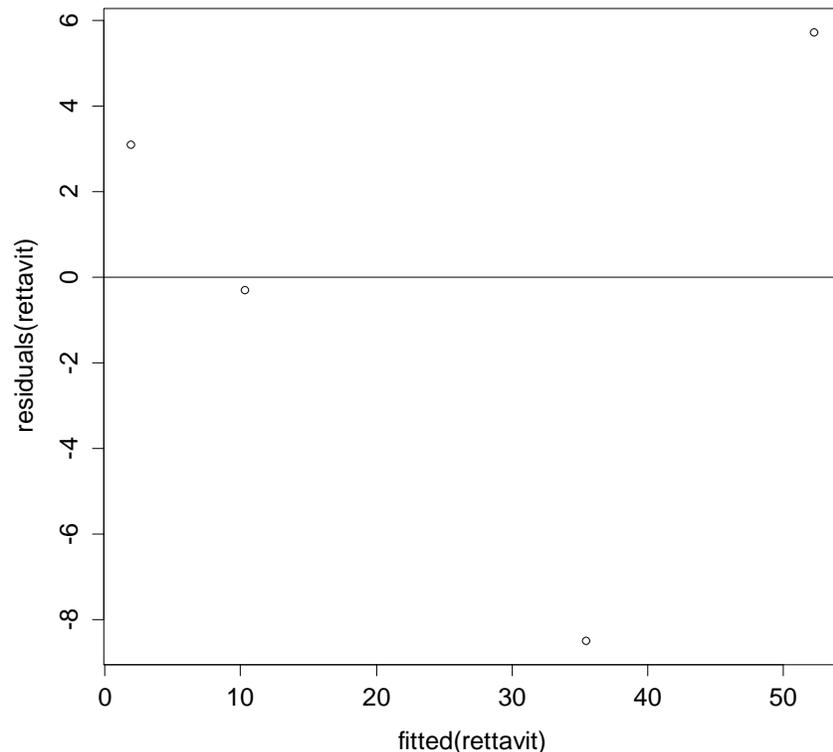
QUINDI IL MODELLO TEORICO SARA':

$$Y' = 52.286 - 8.396 * \text{vitaminac}$$

# EFFETTIAMO L'ANALISI DEI RESIDUI

```
> plot(fitted(rettavit), residuals(rettavit))
```

```
> abline(0, 0)
```



L'analisi dei residui conferma che questi si distribuiscono in maniera uniforme e apparentemente casuale attorno all'asse zero, quindi si può confermare l'ipotesi di distribuzione casuale degli stessi, con media nulla e incorrelazione.

## ES. STUDIO RELAZIONE vitamina c - radicali

# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI CORRELAZIONE LINEARE:

```
> R=cor(vitaminac, radicali)
```

```
> R
```

```
[1] -0.96612
```

# POICHE' R E' MOLTO VICINO A -1 POSSIAMO AFFERMARE CHE C'E' UNA FORTE RELAZIONE LINEARE INDIRECTA FRA LE DUE VARIABILI

# CALCOLIAMO IL COEFFICIENTE DI DETERMINAZIONE FACENDO IL QUADRATO DI R PER GIUDICARE LA BONTA' DI ACCOSTAMENTO:

```
> R2=R^2
```

```
> R2
```

```
[1] 0.9333879
```

# DATO CHE R2 E' QUASI UGUALE A 1, DICIAMO CHE IL MODELLO TEORICO USATO SI ADATTA MOLTO BENE AI VALORI OSSERVATI