

— Parte 4. —

Tidyverse

Paolo Bosetti ([paolo.bosetti@unitn.it](mailto:paolo.bosetti@unitn.it))

Data creazione: 2022-01-12 17:26:52

## Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione al Tidyverse</b>	<b>1</b>
1.1	Strutture dati . . . . .	2
1.2	Lettura e importazione dati . . . . .	3
1.3	Manipolazione dati . . . . .	4
1.4	Stringhe . . . . .	9
1.5	Grafici base . . . . .	9
1.5.1	Aesthetics . . . . .	10
1.5.2	Facets . . . . .	12
1.5.3	Scale . . . . .	13
1.5.4	Palette . . . . .	13
1.5.5	Limiti degli assi . . . . .	14
<b>2</b>	<b>Esempi</b>	<b>16</b>
2.1	Distribuzioni . . . . .	16
2.1.1	Distribuzioni discrete . . . . .	16
2.1.2	Distribuzioni continue . . . . .	17
2.1.3	Iistogrammi e QQ-plot . . . . .	18
2.1.4	Boxplot . . . . .	21
2.1.5	Iistogrammi marginali . . . . .	21
2.2	Modelli . . . . .	22
2.3	Serie temporali . . . . .	24
2.4	Diamanti grezzi!	32
2.4.1	Fattori confusi . . . . .	32
2.4.2	Fattori non ortogonali . . . . .	38

## 1 Introduzione al Tidyverse

*Tidyverse* rappresenta una collezione di librerie nate attorno a RStudio (spesso dagli stessi sviluppatori), allo scopo di modernizzare R sia come linguaggio sia come potenzialità soprattutto nella creazione di grafici complessi e nella gestione di *big data*.

Un elemento comune alle librerie Tidyverse è quello di sostituire funzioni nidificate, tipiche di R, con sequenze di operazioni: da `f(g(x))` a `g(x) %>% f()`. Lo scopo è generalmente rendere il codice più leggibile e flessibile.

Questo nuovo approccio è reso possibile dal due caratteristiche di R:



1. R è un linguaggio funzionale, in cui le funzioni sono *first class objects*;
2. Le funzioni accettano parametri nominati in qualsiasi ordine, anonimi nell'ordine in cui sono definiti;
3. Gli stessi operatori come `+`, `-`, ..., sono in realtà *funzioni* con due argomenti;
4. Gli operatori possono essere *ridefiniti* per nuovi oggetti, ed è possibile definire *nuovi operatori* del tipo `%op%`, dove `op` può essere un qualsiasi insieme di caratteri.

Grazie a queste caratteristiche, Tidyverse introduce la possibilità di accodare operazioni, avendo ridefinito l'operatore `+`, e di passare strutture dati mediante l'operatore `%>%` (*pipe*). In quest'ultimo caso un esempio è particolarmente efficace:

```
set.seed(123)
(x <- rnorm(10)) %>% mean %>% round(digits=2)

## [1] 0.07
```

che è equivalente alla “vecchia” sintassi:

```
set.seed(123)
round(mean(x <- rnorm(10)), digits=2)

## [1] 0.07
```

ma molto più leggibile.

Nell’ultimo esempio, si noti che il vettore `x` **rimane invariato**, mentre se avessimo scritto `x <- rnorm(10) %>% mean %>% round(digits=2)`, allora `x` conterrebbe la media del vettore generato (che a sua volta andrebbe perso).

In generale, tuttavia, la “nuova moda” non sostituisce completamente la vecchia, per alcuni motivi:

- Tidyverse è comunque abbastanza pesante
- se certe funzionalità (ad esempio il *pipe*) sostanzialmente non hanno svantaggi, altre vanno poco d'accordo con librerie e funzioni “vecchie”, ed è soprattutto il caso dei grafici
- in certi casi, ed è di nuovo il caso dei grafici, le vecchie funzioni sono semplicemente più concise e rapide, quindi preferibili se si generano grafici per analisi dati piuttosto che per la pubblicazione finale
- spesso le funzioni grafiche sono molto potenti, ma tendono a nascondere all’utente i dettagli degli algoritmi utilizzati

Le librerie che fanno parte di Tidyverse possono essere caricate individualmente oppure con un unica istruzione `library(tidyverse)`. Tuttavia, se se ne usa solo un limitato sottoinsieme spesso conviene caricarle individualmente.

## 1.1 Strutture dati

Le librerie Tidyverse si aspettano i dati in formato *tidy*, cioè un’osservazione per riga, un osservando per colonna. I dati sono tipicamente contenuti in data frame o, preferibilmente, nella nuova classe `tibble`, che è per lo più interscambiabile con i data frame, dato che ne eredita la classe. Una `tibble` può essere creata convertendo un data frame, oppure passando i dati per colonne (come per la funzione `data.frame()`), oppure ancora passando i dati **per righe**, mediante la funzione `tribble()` (notare la `r`, per `rows`):

```
n <- 10
a <- data.frame(
  In=1:n,
  Out=(1:n)^2 + rnorm(n, sd=1),
  Size=rnorm(n, 10, 0.1)) %>%
  tribble %>%
  print

## # A tibble: 10 x 3
##       In     Out   Size
##   <int> <dbl>  <dbl>
## 1     1      1  9.99
## 2     2      4  9.99
## 3     3      9  9.99
## 4     4     16  9.99
## 5     5     25  9.99
## 6     6     36  9.99
## 7     7     49  9.99
## 8     8     64  9.99
## 9     9     81  9.99
## 10    10    100  9.99
```

```
## 1      1  2.22  9.89
## 2      2  4.36  9.98
## 3      3  9.40  9.90
## 4      4 16.1   9.93
## 5      5 24.4   9.94
## 6      6 37.8   9.83
## 7      7 49.5   10.1
## 8      8 62.0   10.0
## 9      9 81.7   9.89
## 10     10 99.5  10.1

(b <- tribble(
  ~name, ~age,
  "Paolo", 50,
  "Luca", 45,
  "Lucia", 38,
  "Anna", 52
)) %>% knitr::kable()
```

name	age
Paolo	50
Luca	45
Lucia	38
Anna	52

Gli argomenti della funzione `tibble()` sono valutati in maniera *lazy*, cioè solo quando sono effettivamente utilizzati, a differenza che in `data.frame()`:

```
rm(x, y)
try(
  df <- data.frame(x=1:10, y=x^2)
)

## Error in data.frame(x = 1:10, y = x^2) : object 'x' not found

tb <- tibble(x=1:5, y=x^2)
tb

## # A tibble: 5 x 2
##       x     y
##   <int> <dbl>
## 1     1     1
## 2     2     4
## 3     3     9
## 4     4    16
## 5     5    25
```

## 1.2 Lettura e importazione dati

La libreria `readr` mette a disposizione:

- `read_csv()`/`read_csv2()`: comma separated value (CSV) files
- `read_tsv()`: tab separated files
- `read_delim()`: general delimited files
- `read_fwf()`: fixed width files
- `read_table()`: tabular files where columns are separated by white-space.

- `read_log()`: web log files

Tutte queste funzioni restituiscono una `tibble`.

```
stat <- read_csv2(mydata("censimento_TAA_2011.csv"))

## i Using ',',',' as decimal and "'.'" as grouping mark. Use `read_delim()` for more control.

## Rows: 2055 Columns: 154

## -- Column specification -----
## Delimiter: ";"
## chr (5): REGIONE, PROVINCIA, COMUNE, LOCALITA, ALTITUDINE
## dbl (149): CODREG, CODPRO, CODCOM, PROCOM, LOC2011, CODLOC, TIPOLOC, AMPLOC, ...

##
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.

trace <- read_csv2(mydata("tracciato_2011_localita.csv"))

## i Using ',',',' as decimal and "'.'" as grouping mark. Use `read_delim()` for more control.

## Rows: 154 Columns: 2

## -- Column specification -----
## Delimiter: ","
## chr (2): Nome Campo, Definizione

##
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.
```

Ovviamente esistono anche le controparti `write_*`(), che accettano come primo argomento un data frame oppure una `tibble`. Generalmente queste funzioni sono molto più veloci delle controparti della libreria `base` (`write.*()`).

### 1.3 Manipolazione dati

La libreria `dplyr` mette a disposizione un'ampia scelta di funzioni per la manipolazione di tabelle e `tibble`. In generale, queste funzioni semplificano e rendono più leggibili operazioni che sarebbero comunque realizzabili mediante approcci più standard, anche se con più passaggi e in maniera meno efficiente.

Nella nomenclatura tidy, una `tibble` contiene una o più *variabili* (colonne), ciascuna con valori per uno o più *casi* (righe). Secondo questa convenzione, le principali funzioni di `dplyr` sono:

- `mutate()` aggiunge nuove variabili, funzione di variabili esistenti
- `select()` seleziona variabili in base al loro nome
- `filter()` seleziona casi in base ai loro valori
- `summarise()` riporta più valori ad un unico indicatore
- `arrange()` riordina i casi (righe)

Vediamo esempi di filtraggio:

```
starwars %>%
  filter(homeworld == "Naboo" & species == "Human")

## # A tibble: 5 x 14
##   name      height  mass hair_color skin_color eye_color birth_year sex   gender
##   <chr>     <int> <dbl> <chr>       <chr>       <chr>       <dbl> <chr> <chr>
## 1 Palpati~    170     75 grey        pale       yellow        82 male   mascul-
## 2 Grevar ~    185     85 black       dark       brown        NA male   mascul-
## 3 Cordé      157     NA brown      light       brown        NA fema~ femini~
```

```
## 4 Dormé      165    NA brown     light     brown      NA fema~ femini~
## 5 Padm  A~  165     45 brown     light     brown      46 fema~ femini~
## # ... with 5 more variables: homeworld <chr>, species <chr>, films <list>,
## #   vehicles <list>, starships <list>
```

Selezione:

```
starwars %>%
  select(name, ends_with("color")) %>%
  names

## [1] "name"      "hair_color" "skin_color" "eye_color"
```

Modifica:

```
starwars %>%
  filter(species == "Human") %>%
  mutate(name, bmi = round(mass / ((height / 100) ^ 2), 1)) %>%
  select(name:mass, bmi) %>%
  arrange(desc(bmi), )

## # A tibble: 35 x 4
##       name           height   mass   bmi
##       <chr>        <int> <dbl> <dbl>
## 1 Owen Lars        178    120  37.9
## 2 Jek Tono Porkins 180    110  34.0
## 3 Darth Vader      202    136  33.3
## 4 Beru Whitesun lars 165     75  27.5
## 5 Wedge Antilles   170     77  26.6
## 6 Luke Skywalker   172     77  26.0
## 7 Palpatine         170     75  26.0
## 8 Lobot             175     79  25.8
## 9 Lando Calrissian 177     79  25.2
## 10 Biggs Darklighter 183    84  25.1
## # ... with 25 more rows
```

Si noti che la variante %<>% dell'operatore pipe consente di fare una *modifica sul posto* di una tibble:

```
library(magrittr)

##
## Attaching package: 'magrittr'

## The following object is masked from 'package:purrr':
## 
##     set_names

## The following object is masked from 'package:tidyverse':
## 
##     extract

humans <- starwars %>% filter(species == "Human")
humans %<>% mutate(name, bmi = round(mass / ((height / 100) ^ 2), 1))
humans

## # A tibble: 35 x 15
##       name   height   mass hair_color skin_color eye_color birth_year sex   gender
##       <chr>    <int> <dbl> <chr>      <chr>      <chr>      <dbl> <chr> <chr>
## 1 Luke S~     172     77 blond     fair       blue        19 male   masculi~
## 2 Darth ~    202    136 none      white      yellow      41.9 male   masculi~
```

```
## 3 Leia 0~    150    49 brown     light     brown      19  fema~ femin~
## 4 Owen L~   178    120 brown, grey light     blue      52  male  masculu~
## 5 Beru W~   165     75 brown     light     blue      47  fema~ femin~
## 6 Biggs ~   183     84 black     light     brown      24  male  masculu~
## 7 Obi-Wa~   182     77 auburn, wh~ fair blue-gray  57  male  masculu~
## 8 Anakin~   188     84 blond     fair     blue      41.9 male  masculu~
## 9 Wilhuf~   180     NA auburn, gr~ fair     blue      64  male  masculu~
## 10 Han So~  180     80 brown     fair     brown      29  male  masculu~
## # ... with 25 more rows, and 6 more variables: homeworld <chr>, species <chr>,
## #   films <list>, vehicles <list>, starships <list>, bmi <dbl>
```

Talvolta i dati sono inclusi come *nomi di riga*. Ciò può avvenire solo se i dati sono originariamente in un data frame, dato che le `tibble` non supportano i nomi di riga:

```
mtcars %>% row.names

## [1] "Mazda RX4"           "Mazda RX4 Wag"       "Datsun 710"
## [4] "Hornet 4 Drive"      "Hornet Sportabout"  "Valiant"
## [7] "Duster 360"          "Merc 240D"         "Merc 230"
## [10] "Merc 280"            "Merc 280C"         "Merc 450SE"
## [13] "Merc 450SL"          "Merc 450SLC"        "Cadillac Fleetwood"
## [16] "Lincoln Continental" "Chrysler Imperial" "Fiat 128"
## [19] "Honda Civic"         "Toyota Corolla"    "Toyota Corona"
## [22] "Dodge Challenger"   "AMC Javelin"       "Camaro Z28"
## [25] "Pontiac Firebird"   "Fiat X1-9"         "Porsche 914-2"
## [28] "Lotus Europa"        "Ford Pantera L"    "Ferrari Dino"
## [31] "Maserati Bora"       "Volvo 142E"        ""

mtcars %>% mutate(
  kpl=round(mpg*0.621371/3.78541, 1),
  lp100k=round(100/kpl, 1)) %>%
  rownames_to_column(var="Model") %>%
  head

##               Model mpg cyl disp hp drat    wt  qsec vs am gear carb kpl
## 1      Mazda RX4 21.0   6 160 110 3.90 2.620 16.46  0  1    4    4 3.4
## 2      Mazda RX4 Wag 21.0   6 160 110 3.90 2.875 17.02  0  1    4    4 3.4
## 3      Datsun 710 22.8   4 108  93 3.85 2.320 18.61  1  1    4    1 3.7
## 4 Hornet 4 Drive 21.4   6 258 110 3.08 3.215 19.44  1  0    3    1 3.5
## 5 Hornet Sportabout 18.7   8 360 175 3.15 3.440 17.02  0  0    3    2 3.1
## 6      Valiant 18.1   6 225 105 2.76 3.460 20.22  1  0    3    1 3.0
##   lp100k
## 1 29.4
## 2 29.4
## 3 27.0
## 4 28.6
## 5 32.3
## 6 33.3
```

La funzione `summarise()` è particolarmente utile assieme a `group_by()`:

```
starwars %>%
  group_by(species) %>%
  summarise(
    n = n(),
    mass = round(mean(mass, na.rm=T), 1),
    "max height" = max(height, na.rm=T),
```

```

  "min height" = min(height, na.rm=T)
) %>%
filter(
  n > 1,
  mass > 50
)

## # A tibble: 8 x 5
##   species     n  mass `max height` `min height`
##   <chr>    <int> <dbl>        <int>        <int>
## 1 Droid      6  69.8        200         96
## 2 Gungan     3   74          224        196
## 3 Human     35  82.8        202        150
## 4 Kaminoan   2   88          229        213
## 5 Mirialan   2  53.1        170        166
## 6 Twi'lek    2   55          180        178
## 7 Wookiee    2 124          234        228
## 8 Zabrak     2   80          175        171

```

Sono infine particolarmente utili le funzioni per **combinare tabelle di dati** secondo il paradigma relazionale:

```

persons <- tribble(
  ~name, ~surname, ~role,
  "Paolo", "Bosetti", 1,
  "John", "Smith", 2,
  "Phil", "Cameron", 1,
  "Eddy", "Hunt", 3,
  "Sebastian", "Hauer", 3
)

roles <- tribble(
  ~id, ~role,
  1, "attack",
  2, "play",
  3, "defense"
)

team <- left_join(persons, roles, by=c("role"="id"))
team %>% filter(role.y=="attack")

## # A tibble: 2 x 4
##   name  surname  role role.y
##   <chr> <chr>    <dbl> <chr>
## 1 Paolo Bosetti     1 attack
## 2 Phil Cameron      1 attack

# Equivalente a:
team[team$role.y=="attack",]

## # A tibble: 2 x 4
##   name  surname  role role.y
##   <chr> <chr>    <dbl> <chr>
## 1 Paolo Bosetti     1 attack
## 2 Phil Cameron      1 attack

```

La libreria **purrr** mette inoltre a disposizione funzioni di mapping più comode rispetto alle equivalenti di R base (**lapply** e simili), ed hanno il vantaggio di ritornare sempre lo stesso tipo di oggetto, a differenza delle

funzioni base, e quindi di essere più adatte alla programmazione:

```
df <- tibble(
  a = rnorm(10),
  b = rnorm(10),
  c = rnorm(10),
  d = rnorm(10)
)
map(df, mean) %>% class
## [1] "list"
map_dbl(df, mean) %>% class
## [1] "numeric"
map_lgl(df$a, function(x) x>=0)
## [1] TRUE FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE
```

Esistono anche versioni per funzioni a due parametri e a  $n$  parametri:

```
mu <- list(1, 3, -10)
sigma <- list(1, 0.2, 2)
map2(mu, sigma, rnorm, n=5)

## [[1]]
## [1] 0.5089688 -1.3091689 2.0057385 0.2907992 0.3119914
##
## [[2]]
## [1] 3.205114 2.943045 2.755856 3.036261 2.972222
##
## [[3]]
## [1] -9.988472 -9.229439 -10.741320 -8.711247 -10.440973

n <- 1:3
list(n=n, mean=mu, sd=sigma) %>%
  pmap(rnorm) %>%
  str

## List of 3
## $ : num 1.33
## $ : num [1:2] 3.22 3.09
## $ : num [1:3] -10.65 -7.7 -8.01
```

Se tutti gli argomenti hanno la stessa lunghezza si può usare anche un data frame:

```
params <- tribble(
  ~mean, ~sd, ~n,
  5,      1,   1,
  10,     5,   2,
  -3,     10,  3
)
params %>%
  pmap(rnorm) %>%
  str

## List of 3
## $ : num 5.55
## $ : num [1:2] 11.19 6.86
## $ : num [1:3] 10.6 -9 18.9
```

## 1.4 Stringhe

La manipolazione delle stringhe è tradizionalmente più laboriosa in R che in altri linguaggi dinamici (come Ruby o Python). Le librerie `glue` e `stringr` semplificano due classi di operazioni: la prima l'interpolazione di stringhe, la seconda il matching.

In R base non c'è un meccanismo per l'interpolazione di stringhe, ma esse vanno combinate con ripetute chiamate a `cat()`. `glue` invece introduce l'interpolazione:

```
library(glue)
glue("Questo istante: {date()}. Autore: {author}", author="Paolo Bosetti")

## Questo istante: Wed Jan 12 17:27:01 2022. Autore: Paolo Bosetti

La versione glue_data() è fatta per accettare pipe:
```

```
head(mtcars) %>% glue_data("{rownames(.)} has {hp} hp")

## Mazda RX4 has 110 hp
## Mazda RX4 Wag has 110 hp
## Datsun 710 has 93 hp
## Hornet 4 Drive has 110 hp
## Hornet Sportabout has 175 hp
## Valiant has 105 hp
```

La libreria `stringr` offre numerose funzioni, tra cui le più utili sono quelle per spezzare, per cambiare *case* (maiuscolo/minuscolo) e per effettuare il *pattern matching* con espressioni regolari. Per queste ultime, è utile installare l'add-in di RStudio `RegExplain`:

```
devtools::install_github("gadenbuie/regexplain")

library(stringr)
str_split(c("a,b", "c,d,e"), ",")

## [[1]]
## [1] "a" "b"
##
## [[2]]
## [1] "c" "d" "e"

c("Paolo Bosetti", "Bosetti, Paolo") %>%
  str_match_all("(\\w+)[,\\s]+(\\w+)")

## [[1]]
## [,1]      [,2]      [,3]
## [1,] "Paolo Bosetti" "Paolo" "Bosetti"
##
## [[2]]
## [,1]      [,2]      [,3]
## [1,] "Bosetti, Paolo" "Bosetti" "Paolo"
```

## 1.5 Grafici base

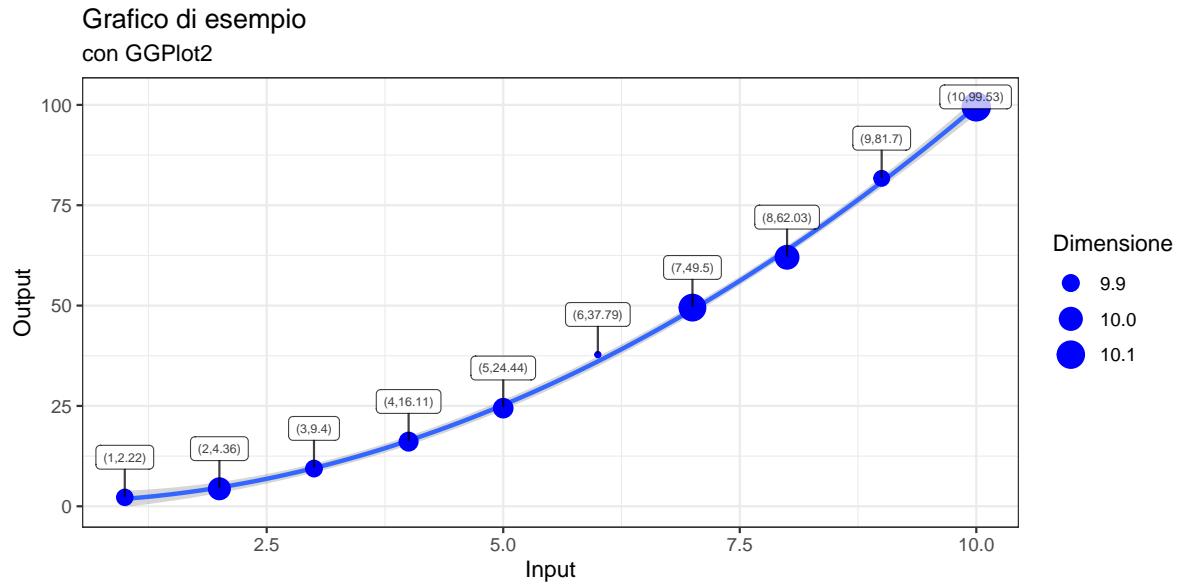
Forse una delle innovazioni più importanti di Tidyverse è la nuova interfaccia di plotting, che è fornita dalla libreria `ggplot2`, dove la doppia g sta per *Grammar of Graphics*, secondo l'idea di comporre un grafico accostando funzioni secondo una grammatica base che consente di tenere separati i dati dagli algoritmi e dall'estetica.

Una interessante caratteristica di `ggplot2` è che consente di adottare dei temi (personalizzabili) in modo da controllare l'aspetto estetico dei grafici realizzati. I temi vengono caricati così:

```
theme_set(theme_bw())
```

Un GGPPlot viene creato inizialmente con la funzione `ggplot()` che richiede la struttura dati (`tibble` o `dataframe`) e gli *aesthetics*, cioè un comando che specifica *cosa* deve essere visualizzato nel grafico (funzione `aes()`). Quest'unico comando tuttavia produce esclusivamente un grafico vuoto: per riempirlo è necessario aggiungere dei *layer*, **sommmando** al `ggplot` opportuni comandi:

```
library(ggrepel)
ggplot(a, aes(x=In, y=Out, label=glue("({In},{y})", y=round(Out,2)))) +
  geom_smooth(formula = y~poly(x,2), method="lm") +
  geom_point(aes(size=Size), color="blue") +
  geom_label_repel(alpha=3/4, nudge_x=0, nudge_y=10, size=2) +
  labs(title="Grafico di esempio", subtitle = "con GGPlot2") +
  xlab("Input") +
  ylab("Output") +
  labs(size="Dimensione")
```

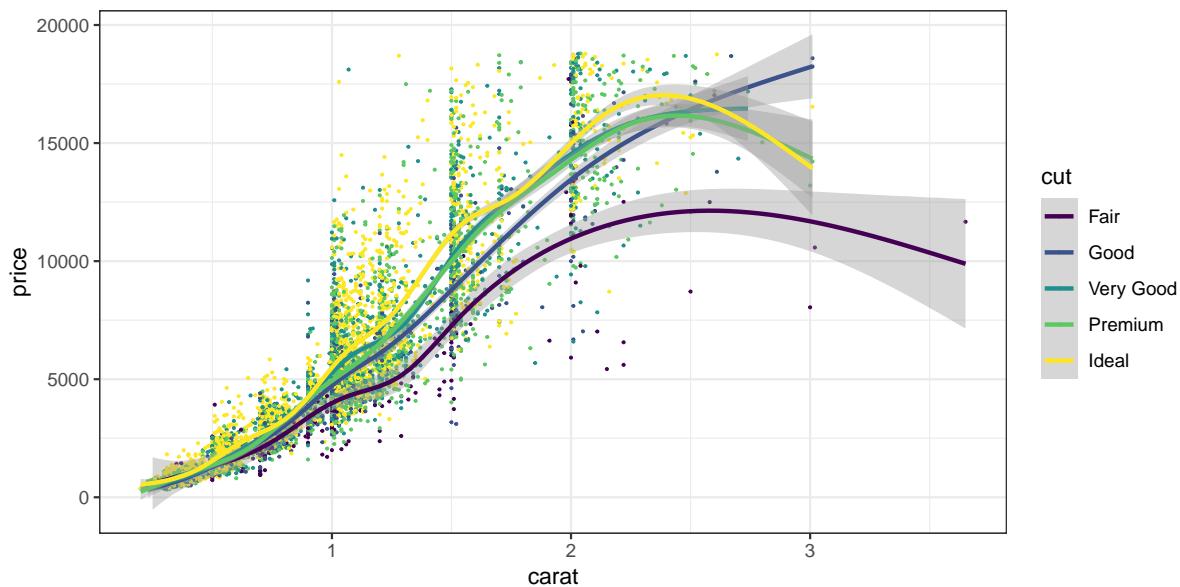


### 1.5.1 Aesthetics

È importante comprendere il ruolo degli *aesthetics*: essi definiscono quali *variabili* nei dati originali vengono mappati sui due assi e sui vari indicatori del grafico (colori, dimensioni, forma, riempimento, ecc.). A seconda dei casi `aes()` può essere indicata solo in `ggplot()` oppure anche nei comandi `geom_*`() successivi:

```
gp <- diamonds %>%
  slice_sample(prop=0.2) %>%
  ggplot(aes(x=carat, y=price, color=cut)) +
  geom_point(size=1/4) +
  geom_smooth()
print(gp)

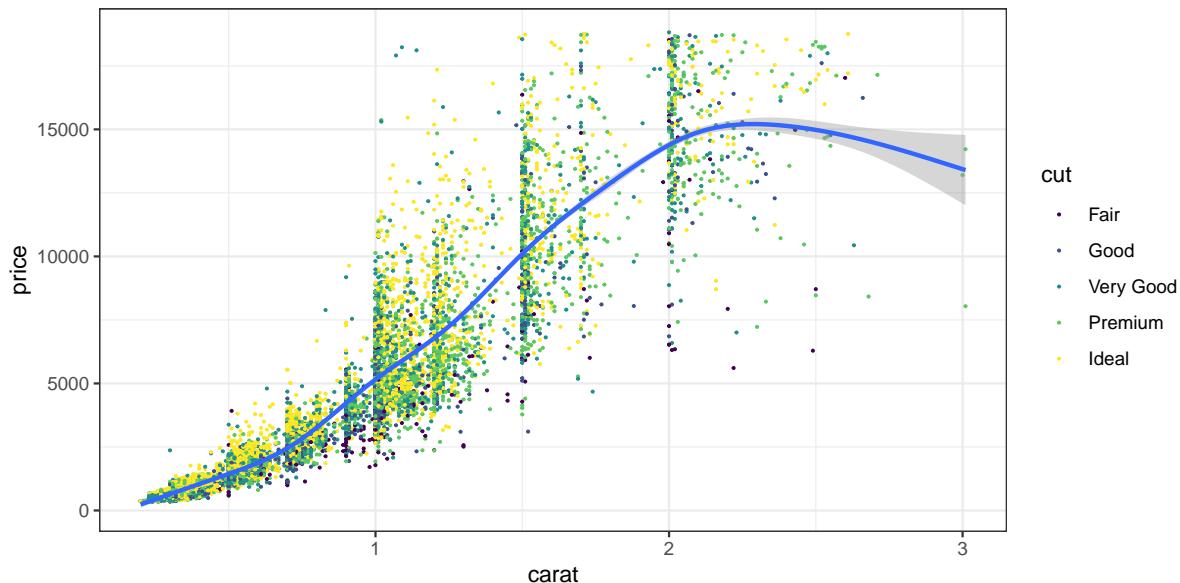
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



Come si vede, siccome l'estetica include i tre parametri, se non si specifica nessuna estetica per `geom_smooth()` essa viene applicata per ciascun raggruppamento previsto dall'estetica `color`. Se invece volessimo un'unica linea di tendenza dovremmo specificare un'estetica apposita e **separata** per `geom_point()` e per `geom_smooth()`:

```
diamonds %>%
  slice_sample(prop=0.2) %>%
  ggplot() +
  geom_point(aes(x=carat, y=price, color=cut), size=1/4) +
  geom_smooth(aes(x=carat, y=price))

## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```

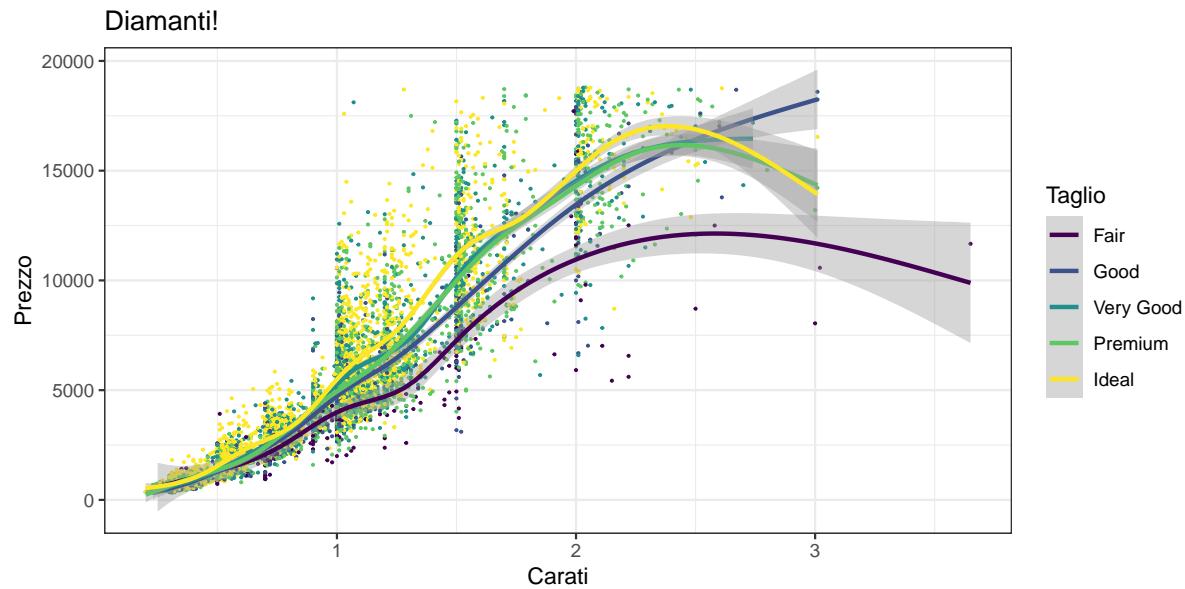


Si noti l'uso della funzione `slice_sample()` (in `dplyr`) per estrarre a caso solo il 20% dei dati, in modo da velocizzare la creazione del grafico.

Le etichette di testo possono essere modificate con il verbo `labs()`:

```
gp + labs(title="Diamanti!", x="Carati", y="Prezzo", color="Taglio")
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```

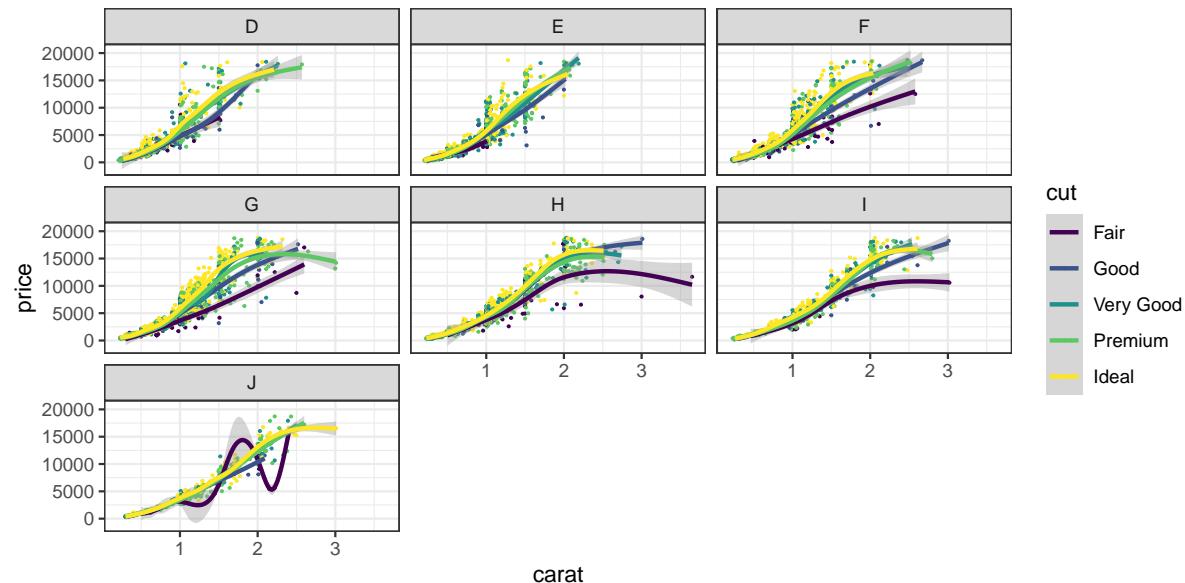


### 1.5.2 Facets

Altri termini di raggruppamento possono essere inclusi variando ad esempio `size`, `shape`, `fill` dei punti del grafico, oppure creando matrici di grafici in cui le variabili da utilizzare sulle righe e sulle colonne della matrice vanno indicate mediante una `formula` di tipo `row ~ column`, omettendo eventualmente la prima o la seconda:

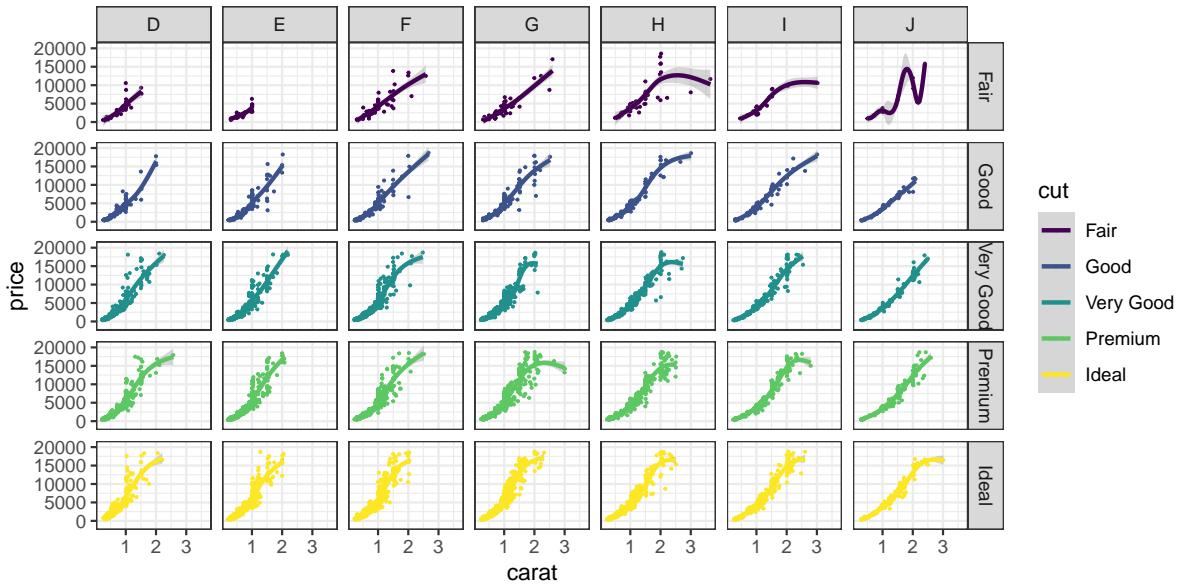
```
gp + facet_wrap(~color)
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



```
gp + facet_grid(cut~color)
```

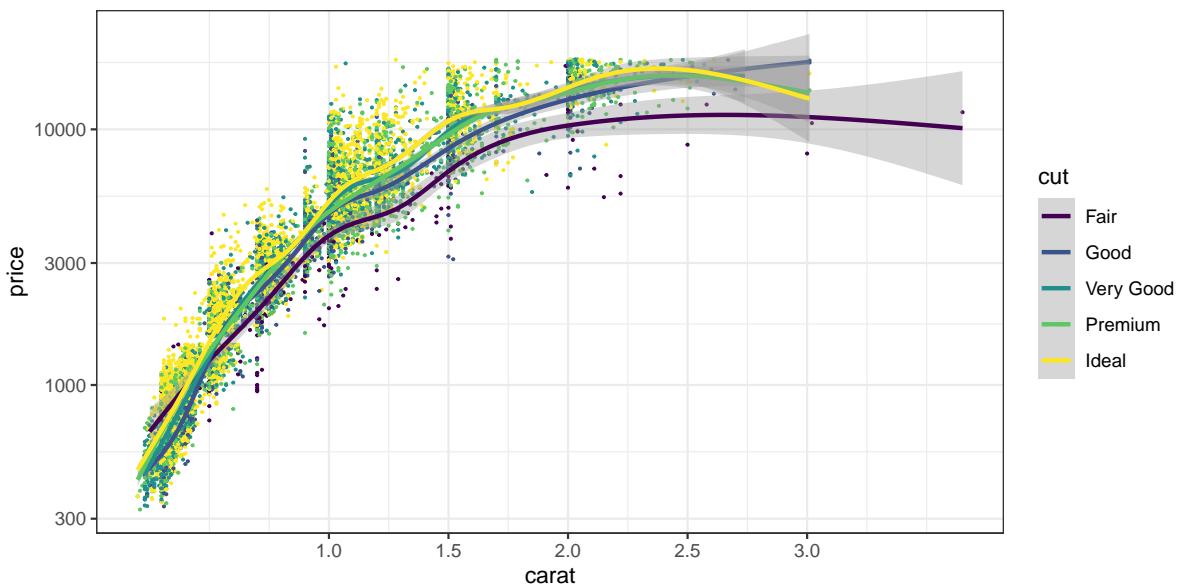
```
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



### 1.5.3 Scale

I verbi ggplot che cominciano con `scale_` possono essere utilizzati per manipolare le scale degli assi (sia gli assi `x` e `y` che gli assi virtuali). Ad esempio è possibile cambiare la spaziatura delle etichette degli assi (`scale_*_continuous(breaks=c(...))`) che il tipo di scala (`scale_*_log10()` piuttosto che `scale_*_reverse()`):

```
gp + scale_x_continuous(breaks = seq(1, 3, 0.5)) +
  scale_y_log10()
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



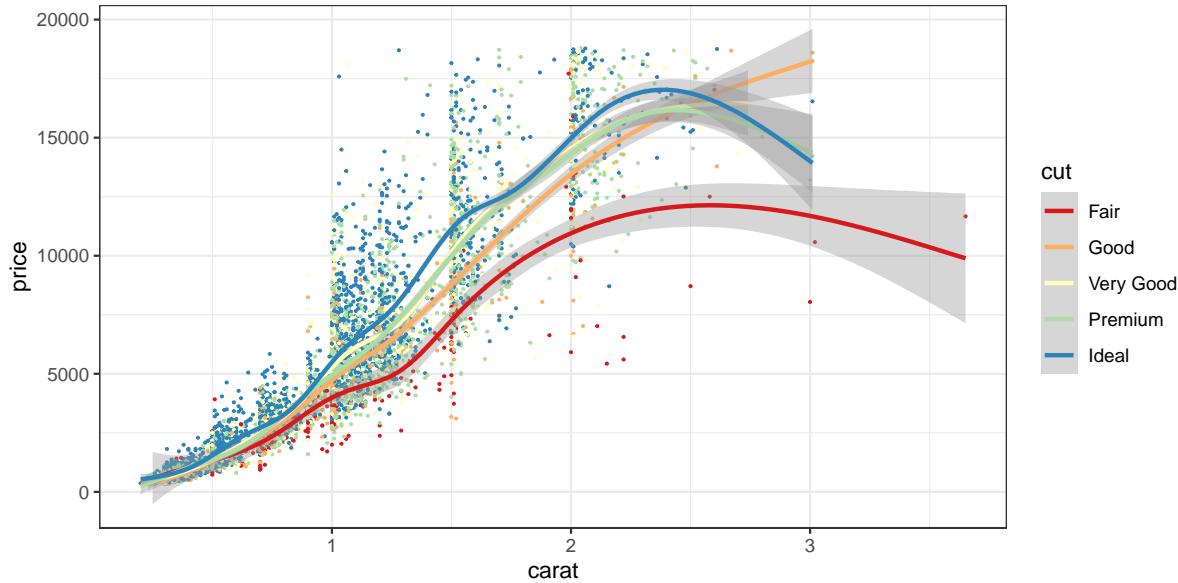
### 1.5.4 Palette

Un particolare tipo di scala è quella dei colori. Le palette di colori disponibili sono visualizzabili con il comando (libreria RColorBrewer):

```
display.brewer.all()
```

Ad esempio:

```
gp +
  scale_color_brewer(palette = "Spectral")
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



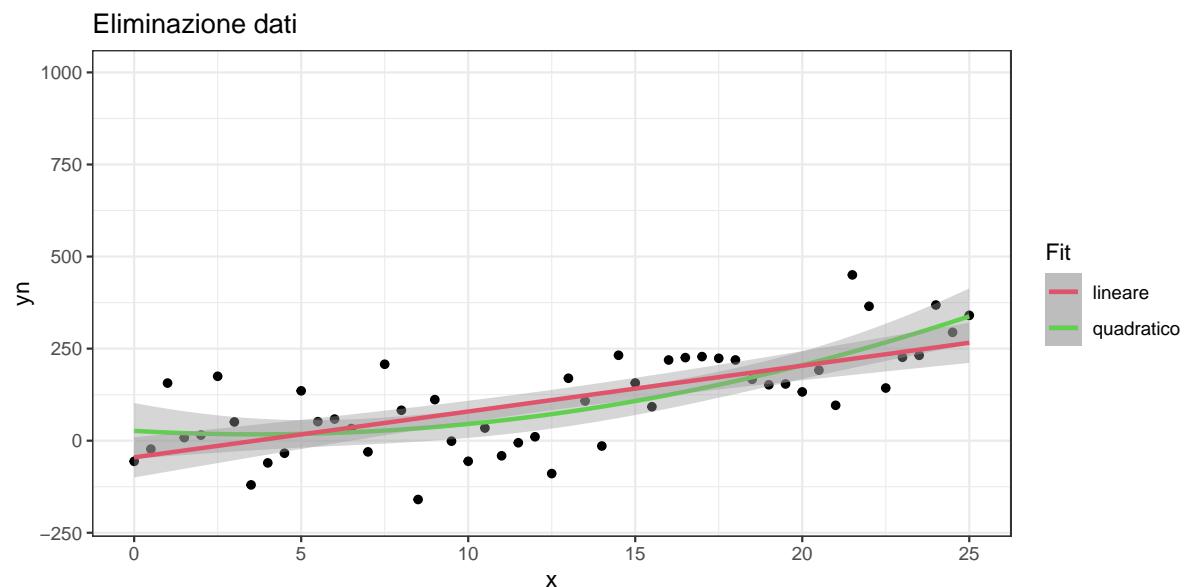
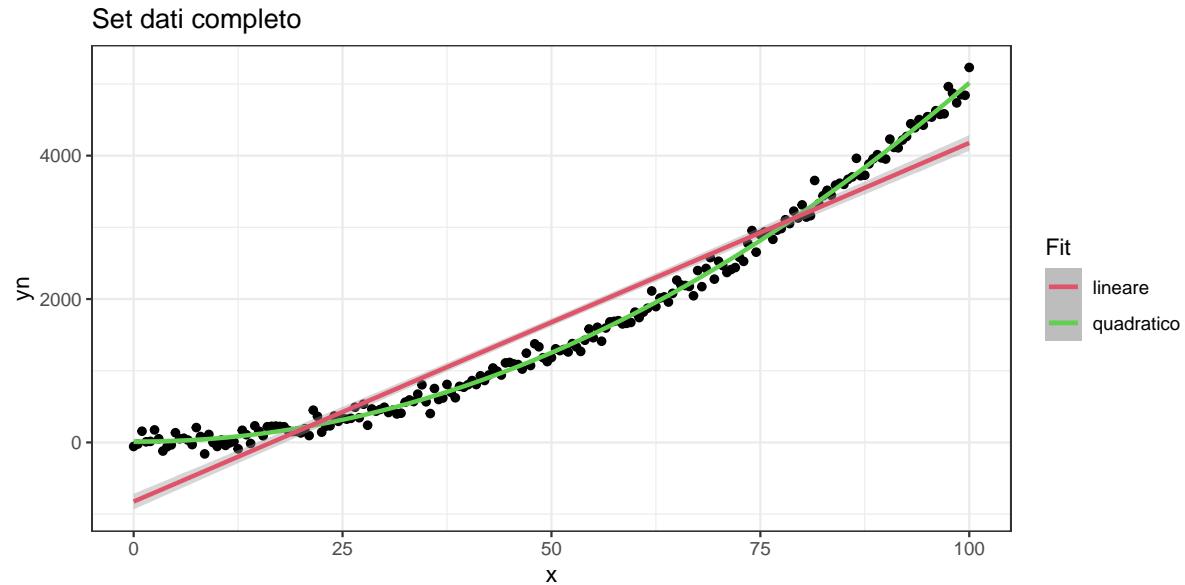
### 1.5.5 Limiti degli assi

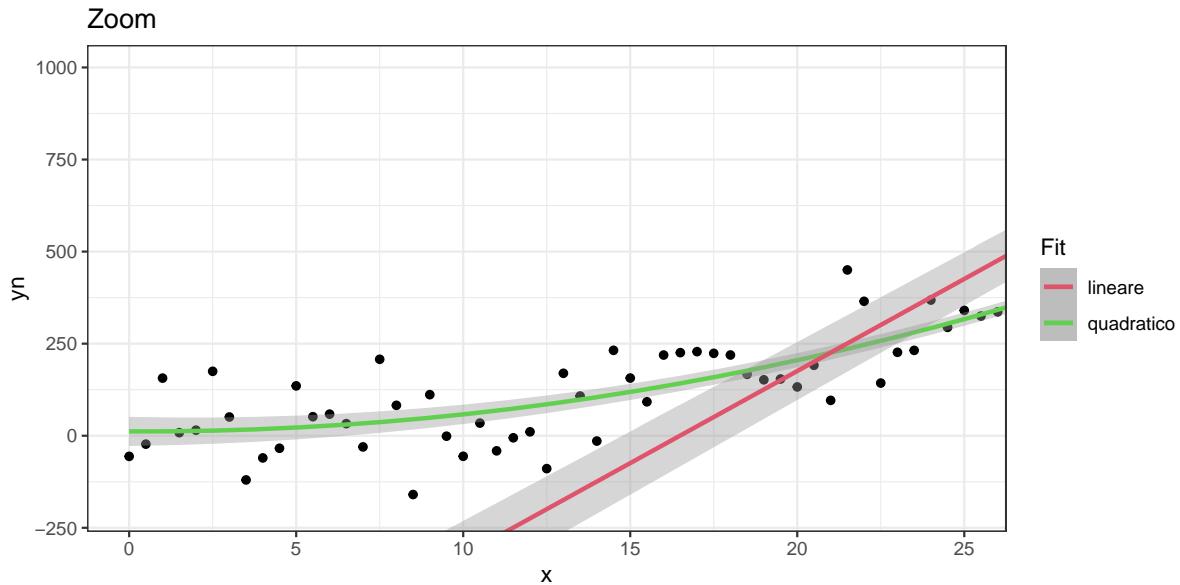
In GGplot2 ci sono due modi per modificare i limiti degli assi:

1. *rimuovendo* i dati esterni ad un intervallo: questo modifica il set di dati iniziali, e quindi cambia il comportamento di funzioni come `geom_smooth()`
2. *zoomando* sul grafico, mantenendo intatto il set di dati.

```
set.seed(123)
data <- tibble(
  x=seq(0,100,0.5),
  y=0.5*x^2+0.1*x,
  yn=y+rnorm(length(x), 0, 100)
)

(gp <- data %>% ggplot(aes(x=x, y=yn)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method="lm", formula=y~poly(x, 2)+x, aes(color="quadratico")) +
  geom_smooth(method="lm", formula=y~x, aes(color="lineare")) +
  scale_color_manual(name="Fit", values=c(2, 3)) +
  ggtitle("Set dati completo"))
```





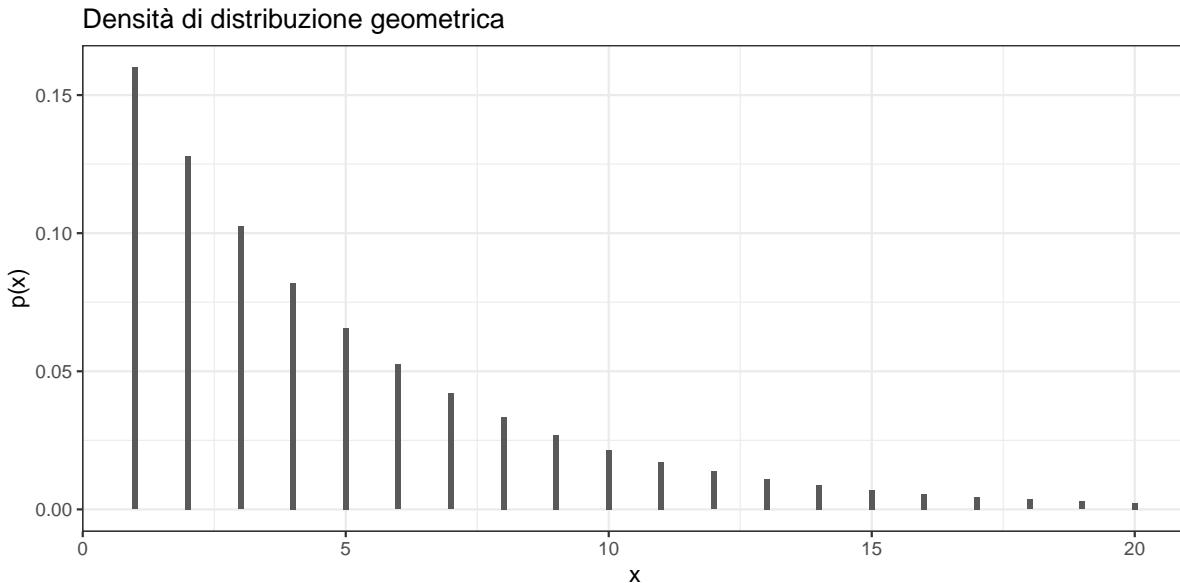
## 2 Esempi

In questo capitolo riprendiamo alcuni concetti espressi nelle parti precedenti e ricreiamo gli stessi grafici in GGplot2.

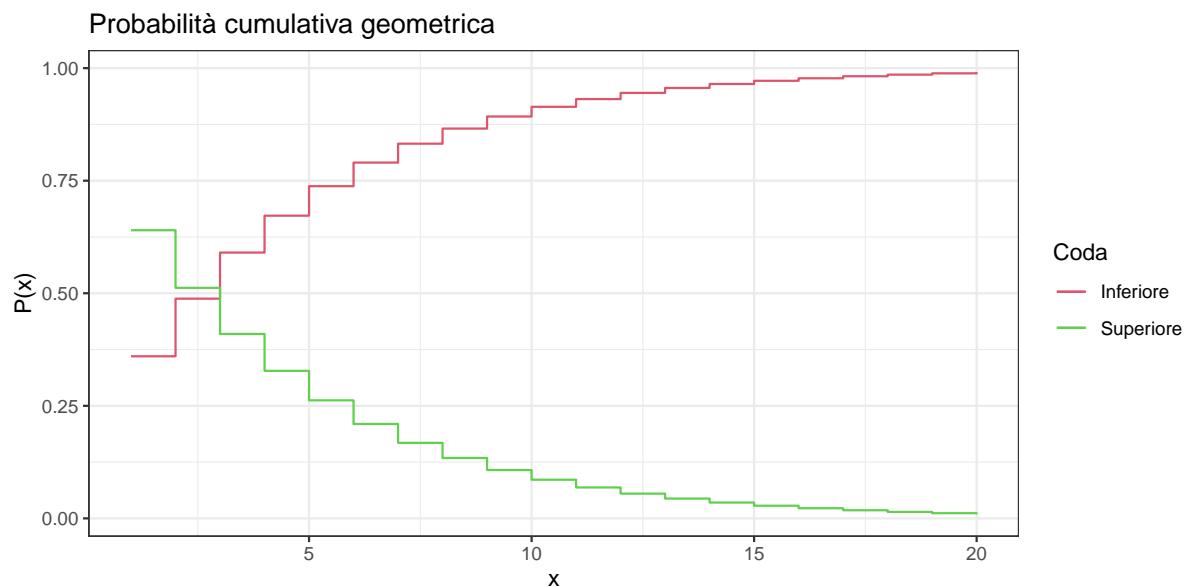
### 2.1 Distribuzioni

#### 2.1.1 Distribuzioni discrete

```
df <- tibble(
  x=1:20,
  d=dgeom(x, prob=0.2),
  pl=pgeom(x, prob=0.2, lower.tail = T),
  pu=pgeom(x, prob=0.2, lower.tail = F)
)
ggplot(df, aes(x=x, y=d)) +
  geom_col(width=0.1) +
  labs(title="Densità di distribuzione geometrica", y="p(x)")
```

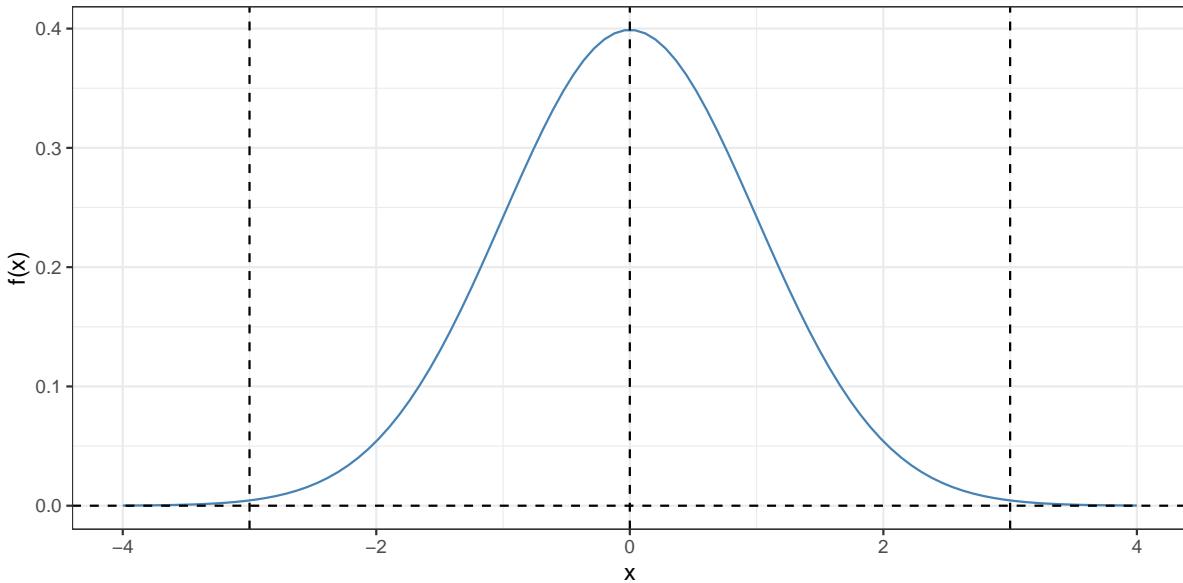


```
ggplot(df) +
  geom_step(aes(x=x, y=pl, col="Inferiore")) +
  geom_step(aes(x=x, y=pu, col="Superiore")) +
  scale_color_manual(name="Coda", values=c(2,3)) +
  labs(title="Probabilità cumulativa geometrica", y="P(x)")
```



### 2.1.2 Distribuzioni continue

```
df <- tibble(
  x=seq(-4,4,length.out=100),
  f=dnorm(x, 0, 1)
)
df %>% ggplot(aes(x=x, y=f)) +
  geom_line(color="steelblue") +
  geom_hline(yintercept=0, linetype=2) +
  geom_vline(xintercept=c(-3, 0, 3), linetype=2) +
  labs("Standard normal density function", y="f(x)")
```

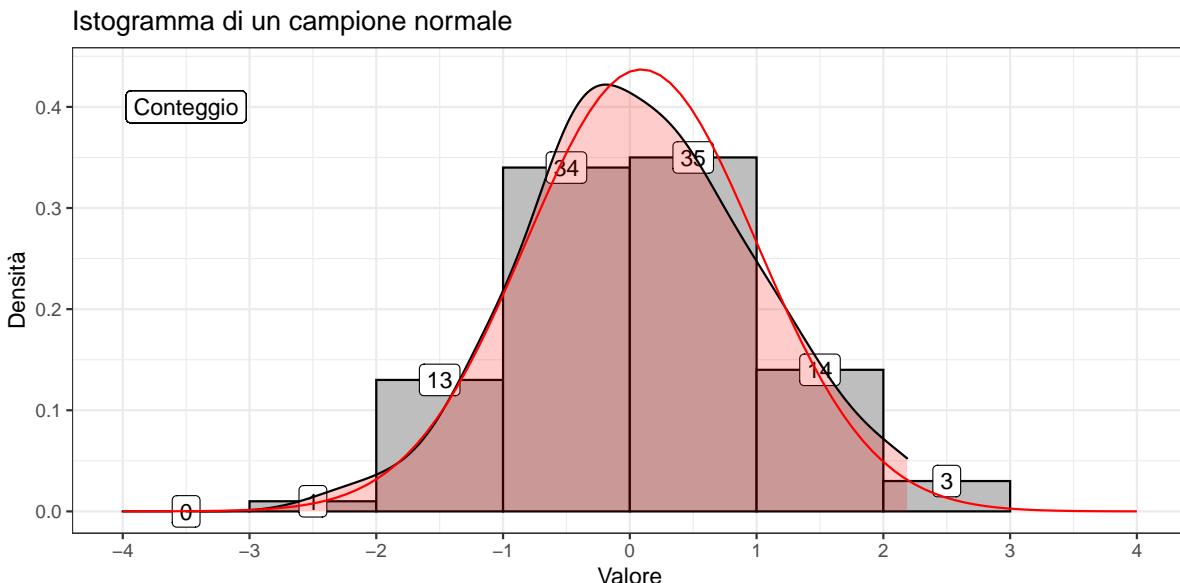


### 2.1.3 Istogrammi e QQ-plot

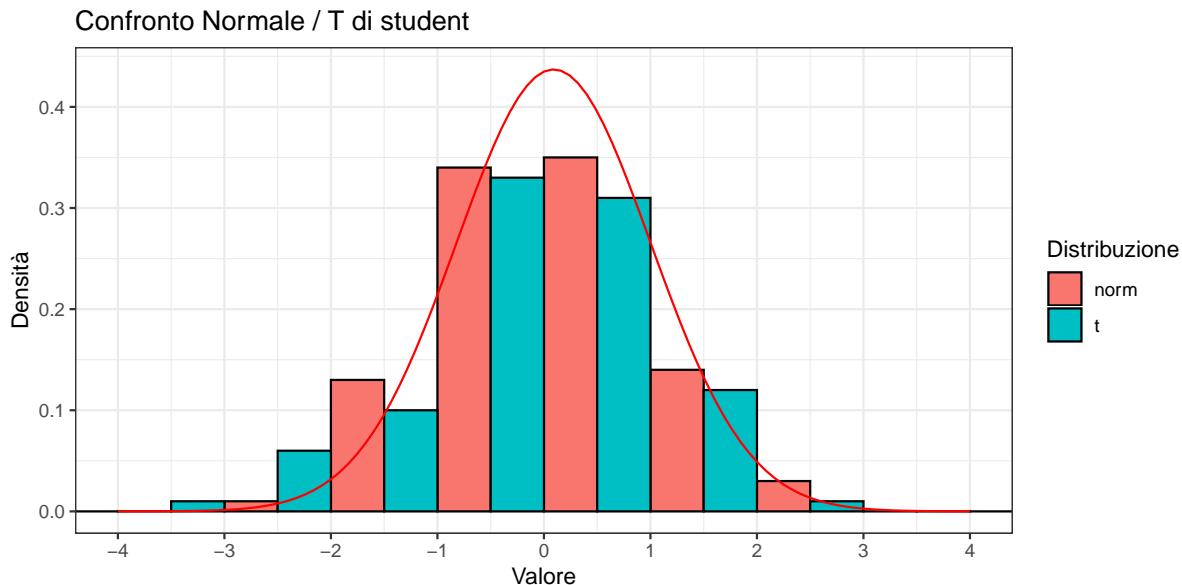
Ottenere istogrammi simili a quelli prodotti dalla funzione `hist()` non è immediato, a causa di alcune differenze nei default. In particolare, `geom_histogram()`:

- assume sempre un default di 30 bins, mentre `hist()` li calcola automaticamente con la formula di Sturges,  $k = \lceil \log_2(n) \rceil + 1$ , fornita da `nclass.Sturges()`;
- ciascuna barra è centrata sul suo intervallo, mentre in `hist()` va da estremo sinistro a estremo destro

```
set.seed(123)
df <- (data <- tibble(
  x=1:100,
  norm=rnorm(length(x)),
  t=rt(length(x), 3)
))
df %>% ggplot(aes(x=norm)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..),
    fill="gray",
    color="black",
    binwidth=1,
    boundary=0
  ) +
  geom_label(aes(y=..density.., label=..count..),
    stat="bin",
    binwidth=1,
    boundary=0) +
  geom_label(aes(x=-3.5, y=0.4, label="Conteggio")) +
  geom_density(fill="red", alpha=0.2) +
  geom_function(fun=dnorm,
    args=list(
      mean=mean(df$norm),
      sd=sd(df$norm)),
    color="red",
    xlim=c(-4,4)) +
  scale_x_continuous(breaks=-4:4) +
  labs(x="Valore", y="Densità", title="Istogramma di un campione normale")
```



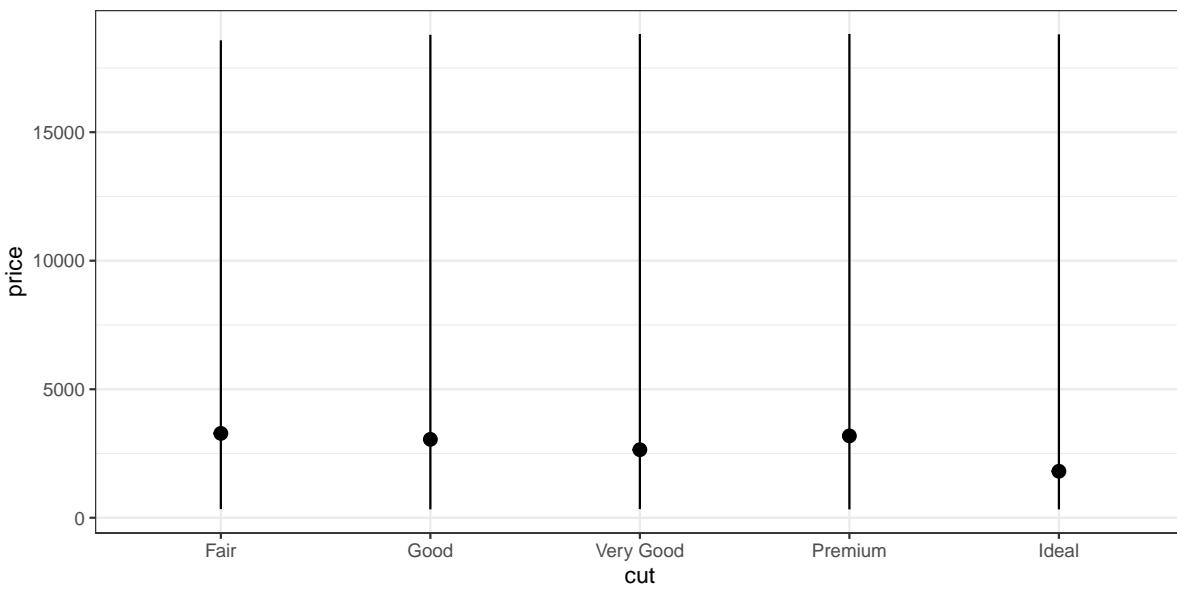
```
df %>%
  pivot_longer(c("norm", "t"), names_to = "type", values_to = "value") %>%
  ggplot(aes(x=value)) +
  geom_histogram(aes(y=..density.., fill=type),
                 color="black",
                 binwidth=1,
                 boundary=0,
                 position="dodge"
  ) +
  geom_function(fun=dnorm,
                args=list(
                  mean=mean(df$norm),
                  sd=sd(df$norm)
                ),
                color="red",
                xlim=c(-4,4)) +
  scale_x_continuous(breaks=-4:4) +
  coord_cartesian(xlim=c(-4,4)) +
  labs(x="Valore", y="Densità",
       fill="Distribuzione",
       title="Confronto Normale / T di student")
```



**Nota:** in `aes()` la notazione `..density..` sta a indicare “applica la *statistica density* ai dati in ingresso”. Le statistiche disponibili sono elencate nella sezione *Computed variables* dell’help delle funzioni `geom_*`.

A volte si desidera una raffigurazione comparativa:

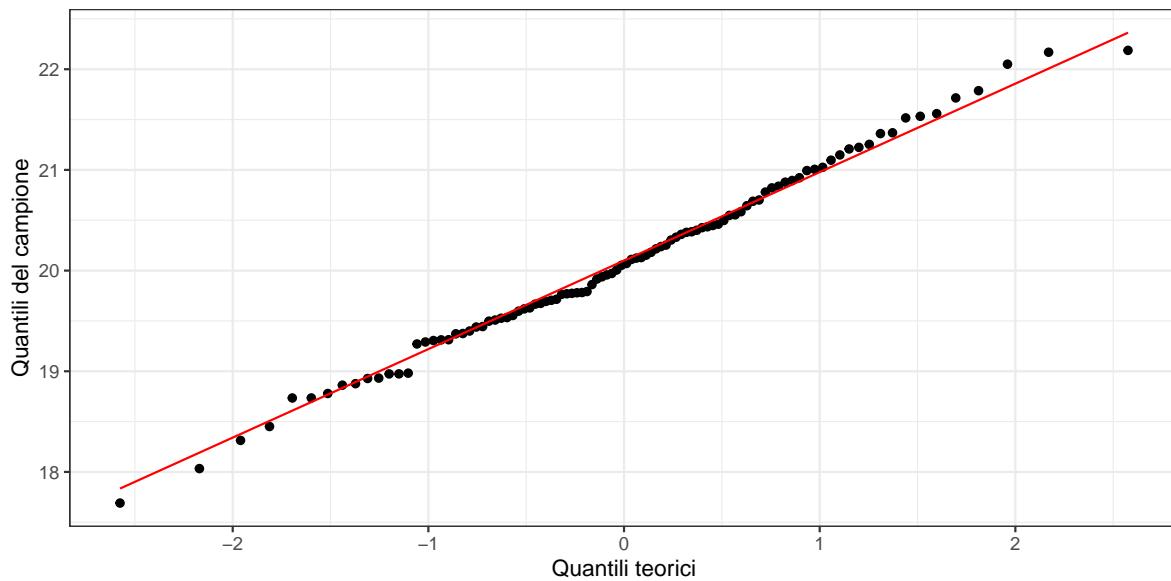
```
ggplot(data=diamonds) +
  stat_summary(mapping=aes(x=cut, y=price),
              fun.min=min,
              fun.max=max,
              fun=median)
```



Infine, la distribuzione può essere analizzata mediante i diagrammi quantile-quantile:

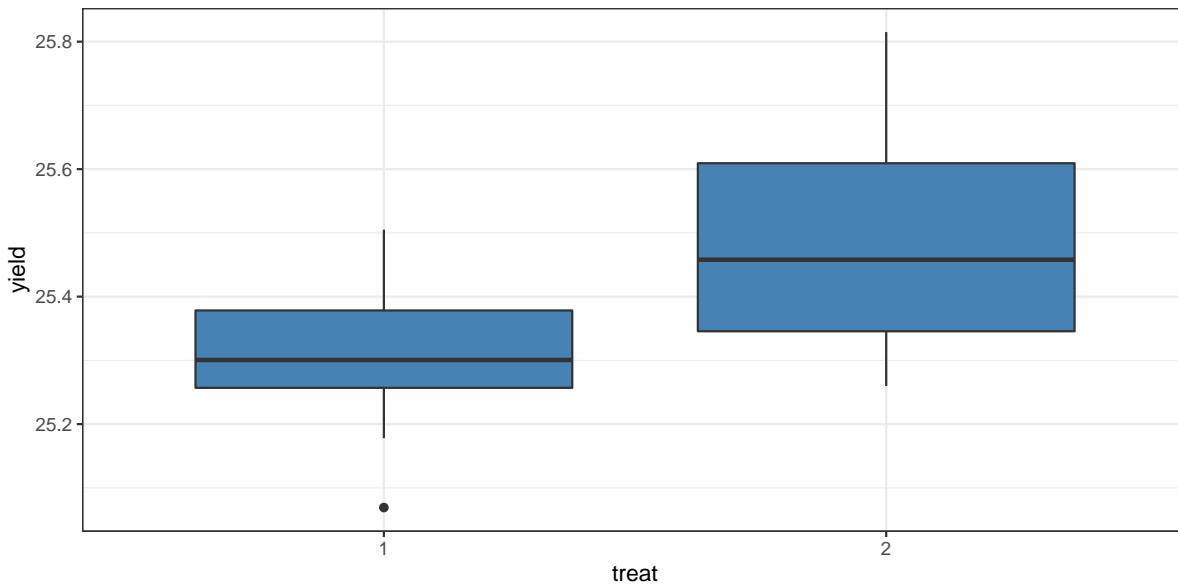
```
set.seed(123)
tibble(
  x=rnorm(100, mean=20)
) %>%
  ggplot(aes(sample=x)) +
```

```
geom_qq() +
  geom_qq_line(color="red") +
  xlab("Quantili teorici") +
  ylab("Quantili del campione")
```



#### 2.1.4 Boxplot

```
df <- read_table(mydata("twosample.dat"), col_types=cols(
  treat=col_factor(),
  yield=col_double()))
df %>% ggplot(aes(x=treat, y=yield)) +
  geom_boxplot(fill="steelblue")
```

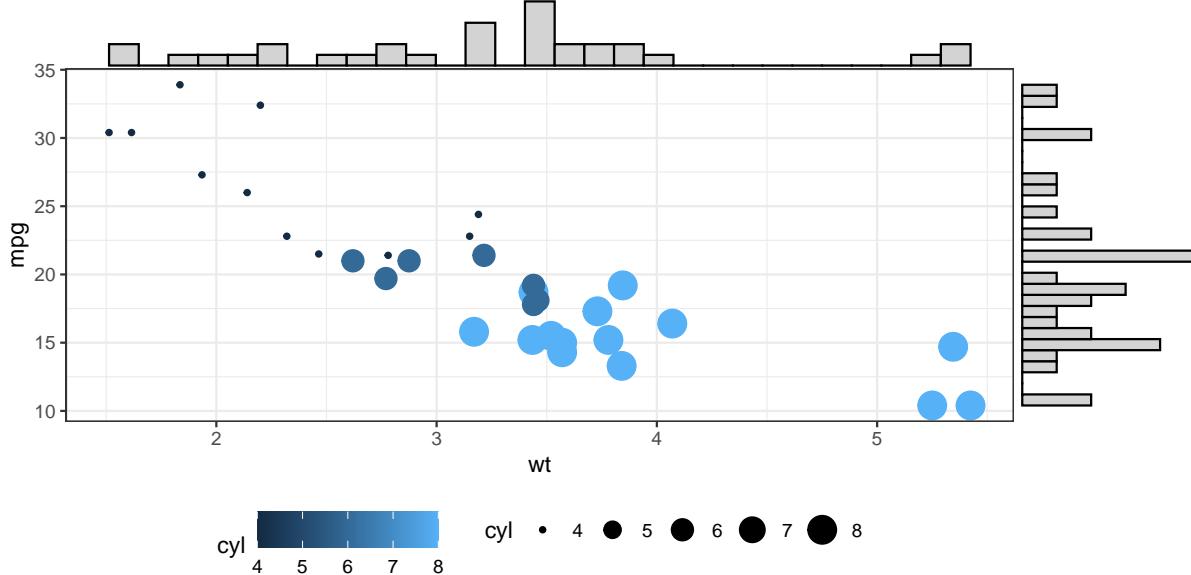


#### 2.1.5 Istogrammi marginali

```
df <- tibble(mtcars)
gp <- df %>% ggplot(aes(x=wt, y=mpg, color=cyl, size=cyl)) +
```

```
geom_point() +
theme(legend.position="bottom")

gp %>% ggMarginal(type="histogram", fill="lightgray")
```



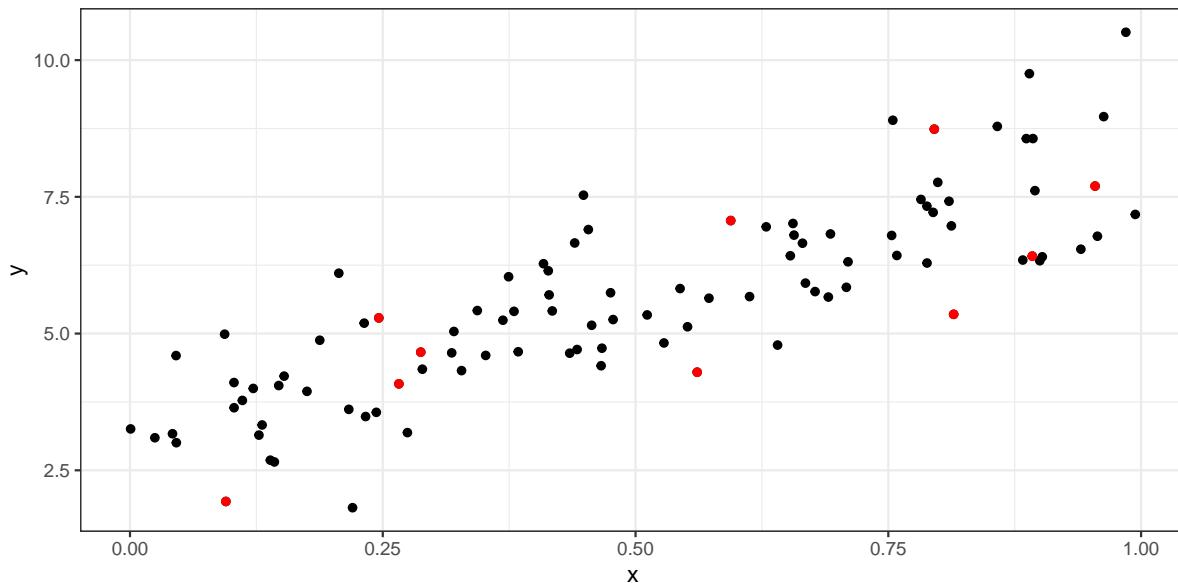
## 2.2 Modelli

La libreria `modelr` è utile nella costruzione e analisi di modelli lineari.

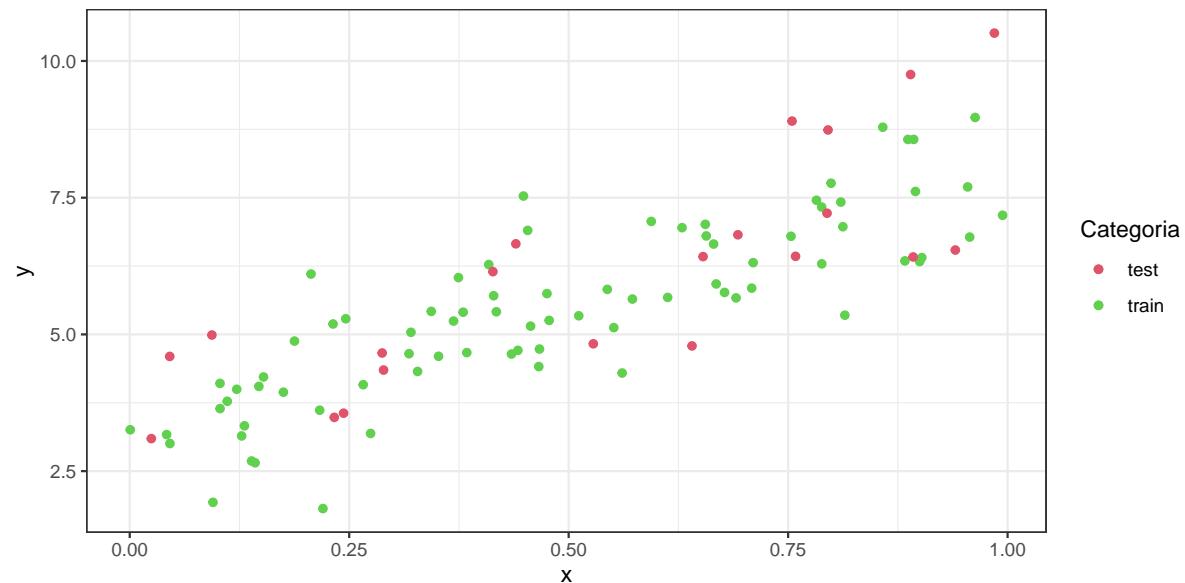
```
set.seed(123)
df <- tibble::tibble(
  x = sort(runif(100)),
  y = 5 * x + 0.5 * x ^ 2 + 3 + rnorm(length(x))
)
```

Il *subsetting* viene effettuato mediante le funzioni `resample()` e `resample_partition()`. Esse ritornano oggetti `resample`, che contengono solo la lista degli indici campionati e un *puntatore* ai dati originali; in questo modo, ri-campionamenti successivi su larghe quantità di dati sono più efficienti:

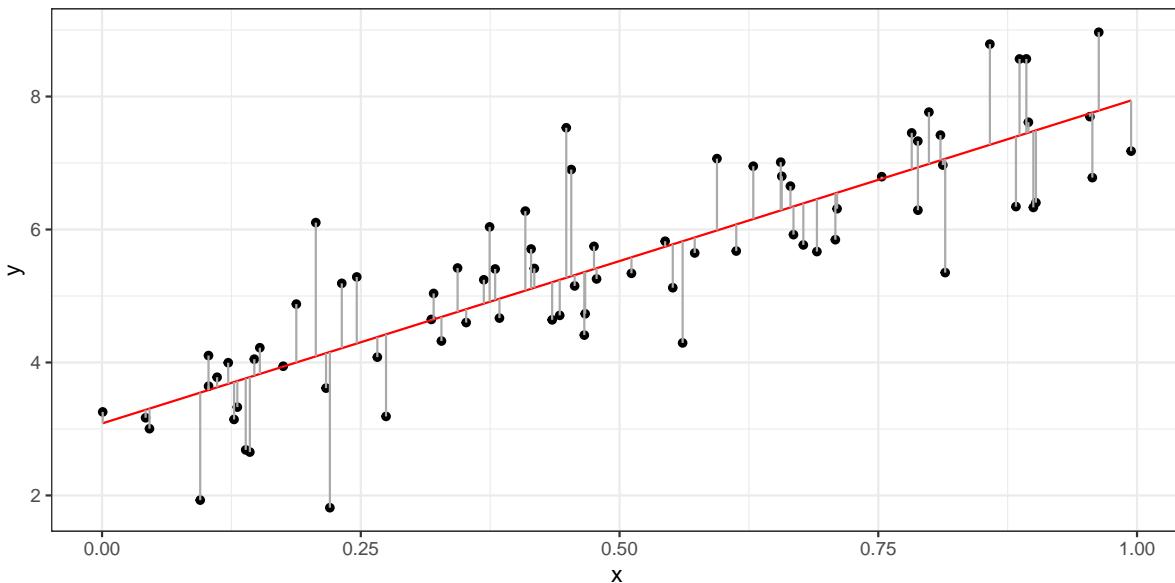
```
df1 <- resample(df, sample(seq_along(df$x), 10)) # 10 elementi casuali
ggplot(df, aes(x=x, y=y)) + geom_point() +
  geom_point(data=as_tibble(df1), mapping=aes(x=x, y=y), color="red")
```



```
dfp <- resample_partition(df, c(train=0.8, test=0.2))
ggplot(as_tibble(dfp$train)) +
  geom_point(aes(x=x, y=y, color="train")) +
  geom_point(aes(x=x, y=y, color="test"), as_tibble(dfp$test)) +
  scale_color_manual(name="Categoria", values=c(2,3))
```



```
df.train <- as_tibble(dfp$train)
df.lm <- lm(y~x, data=df.train)
df.train %>% add_predictions(df.lm)
df.train %>% add_residuals(df.lm)
ggplot(df.train) +
  geom_point(aes(x=x, y=y)) +
  geom_line(aes(x=x, y=pred), col="red") +
  geom_linerange(aes(x=x, ymin=y, ymax=y-resid), color=gray(2/3))
```



### 2.3 Serie temporali

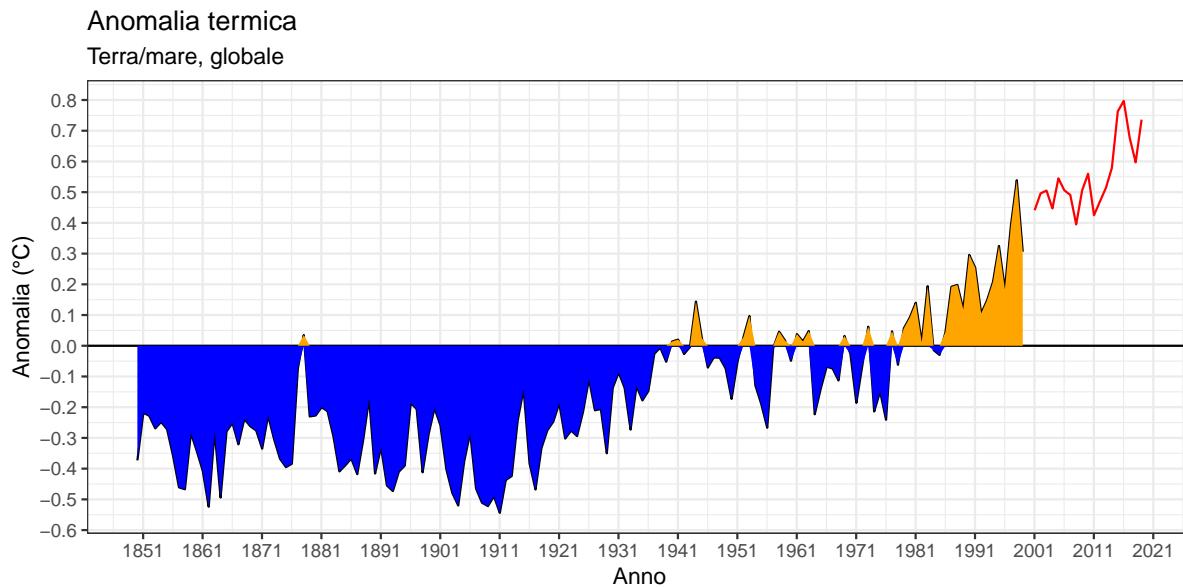
```

data <- read.csv(mydata("temperature-anomaly.csv"))
data <- data[data$Entity=="Global",]
t.global <- xts(data$Median.temp,
                  order.by=as.Date(as.character(data$Year), format="%Y"),
                  frequency = 1)

x1 <- t.global["/1999-12-31"]
p1 <- autoplot(x1) +
  geom_hline(yintercept = 0) +
  geom_area(aes(x=index(x1), y=ifelse(x1<0, x1, 0)), fill="blue") +
  geom_area(aes(x=index(x1), y=ifelse(x1>0, x1, 0)), fill="orange") +
  labs(title="Anomalia termica", subtitle = "Terra/mare, globale") +
  xlab("Anno") +
  ylab("Anomalia (°C)")

x2 <- t.global["2000-1-1/"]
p1 + geom_line(data=x2, aes(Index, x2), color="red") +
  #scale_x_continuous(breaks=seq(start(x1), end(x2), by="20 years")) +
  scale_x_date(breaks="10 years", date_labels="%Y") +
  scale_y_continuous(breaks=seq(round(min(t.global), 0.1), round(max(t.global), 0.1), by=0.1))

```



Si noti che gli oggetti `xts` vengono automaticamente convertiti in `data.frame` invocando automaticamente la funzione `fortify()`. Quest'ultima crea la colonna dei tempi con il nome `Index`:

```
x2 %>% fortify %>% str
## 'data.frame':    19 obs. of  2 variables:
##   $ Index: Date, format: "2001-01-12" "2002-01-12" ...
##   $ .    : num  0.441 0.496 0.505 0.447 0.545 0.506 0.491 0.395 0.506 0.56 ...
Per questo motivo, si usa l'estetica aes(x=Index, y=x2)
```

```
passl <- AirPassengers %>% log %>% ts_xts
```

```
gp <- passl %>%
  ggplot(aes(x=Index, y=value)) +
  geom_line()

(fit <- auto.arima(ts_ts(passl)))

## Series: ts_ts(passl)
## ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]
##
## Coefficients:
##             ma1      sma1
##           -0.4018  -0.5569
## s.e.     0.0896   0.0731
## 
## sigma^2 estimated as 0.001371:  log likelihood=244.7
## AIC=-483.4  AICc=-483.21  BIC=-474.77
```

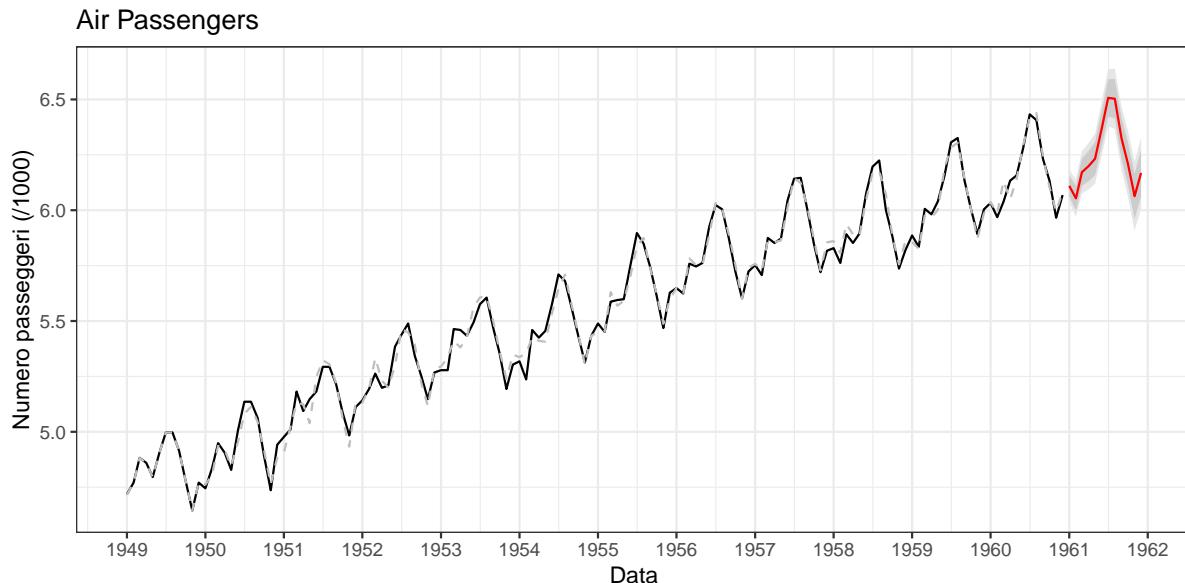
```
pred <- forecast(fit, h=12)
```

```
gp +
  geom_line(aes(x=Index, y=value),
            data=ts_xts(pred$fit), color="gray", lty=2) +
  geom_ribbon(aes(x=Index,
                  ymin=ts_xts(pred$lower)[,2],
                  ymax=ts_xts(pred$upper)[,2]),
```

```

  data=ts_xts(pred$mean), fill=gray(0.9)) +
geom_ribbon(aes(x=Index,
                 ymin=ts_xts(pred$lower)[,1],
                 ymax=ts_xts(pred$upper)[,1]),
            data=ts_xts(pred$mean), fill=gray(0.8)) +
geom_line(aes(x=Index, y=value), data=ts_xts(pred$mean), color="red") +
labs(title="Air Passengers", x="Data", y="Numero passeggeri (/1000)") +
scale_x_date(breaks="1 year", date_labels="%Y")

```



In conclusione, è opportuno ricordarsi quanto segue:

- le funzioni ARIMA supportano gli oggetti `ts`, e *non* gli oggetti `xts`: se si passa un `xts` a `arima()` esso viene convertito in un `data.frame`, perdendo l'informazione temporale. È quindi **sempre opportuno convertire un `xts` mediante la funzione `tsbox::ts_ts()`**;
- viceversa, GGplot2 opera su oggetti `xts` e *non* su `ts`; gli oggetti `xts` vengono convertiti in `tibble` automaticamente invocando la funzione `ggplot2::fortify()`;
- la predizione restituisce un oggetto `predict`, che al suo interno contiene `ts` per il fit, la predizione e gli intervalli di confidenza. Per essere plottati essi devono prima essere convertiti nuovamente in un `xts` mediante `tsbox::ts_xts()`.

Infine, quando si costruisce l'estetica con `aes()` è utile verificare i *nomi* delle variabili messe a disposizione dai dati in questo modo:

```

ggplot(ts_xts(pred$mean))$data %>% str
## 'data.frame':    12 obs. of  2 variables:
##   $ Index: Date, format: "1961-01-01" "1961-02-01" ...
##   $ value: num  6.11 6.05 6.17 6.2 6.23 ...

```

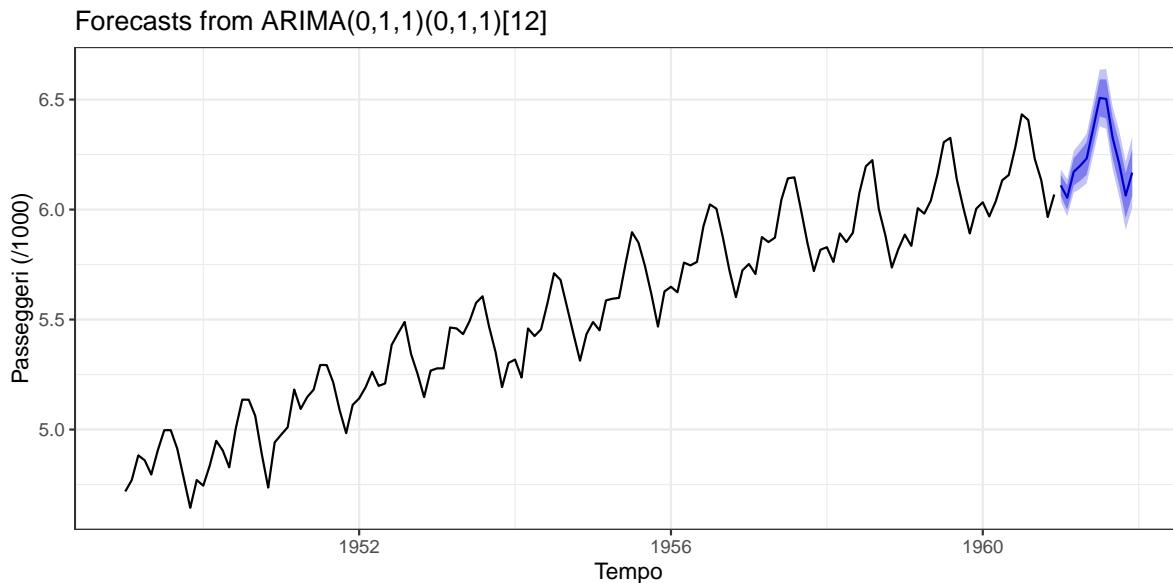
Come si vede, usando `ts_xts(pred$mean)` come parametro `data` i tempi vengono nominati `Index` e i valori `value`.

Ovviamente quanto sopra è già fornito mediante un'unica funzione, `forecast::autoforecast()`, che accetta come argomento sia `ts` che `xts`, che addirittura `forecast`:

```

autoforecast(pred) +
  labs(x="Tempo", y="Passeggeri (/1000)")

```



Riprendiamo ora i dati COVID-19 per illustrare alcuni dettagli dell'uso di oggetti `xts` con `ggplot`:

```
library(lubridate)
##
## Attaching package: 'lubridate'
## The following object is masked from 'package:cowplot':
##       stamp
## The following objects are masked from 'package:base':
##       date, intersect, setdiff, union
library(scales)
##
## Attaching package: 'scales'
## The following object is masked from 'package:purrr':
##       discard
## The following object is masked from 'package:readr':
##       col_factor
url <- "https://covid.ourworldindata.org/data/owid-covid-data.csv"
datafile <- basename(url)
if (!file.exists(datafile) | difftime(now(), file.mtime(datafile), units="hours") > 24 ) {
  print("Downloading new data from the Internet")
  download.file(url, datafile)
}
covid <- read_csv(datafile) %>%
  filter(location=="Italy") %>%
  select(c("date", "new_cases", "new_deaths",
          "new_tests", "people_vaccinated_per_hundred",
          "positive_rate", "icu_patients"))
```

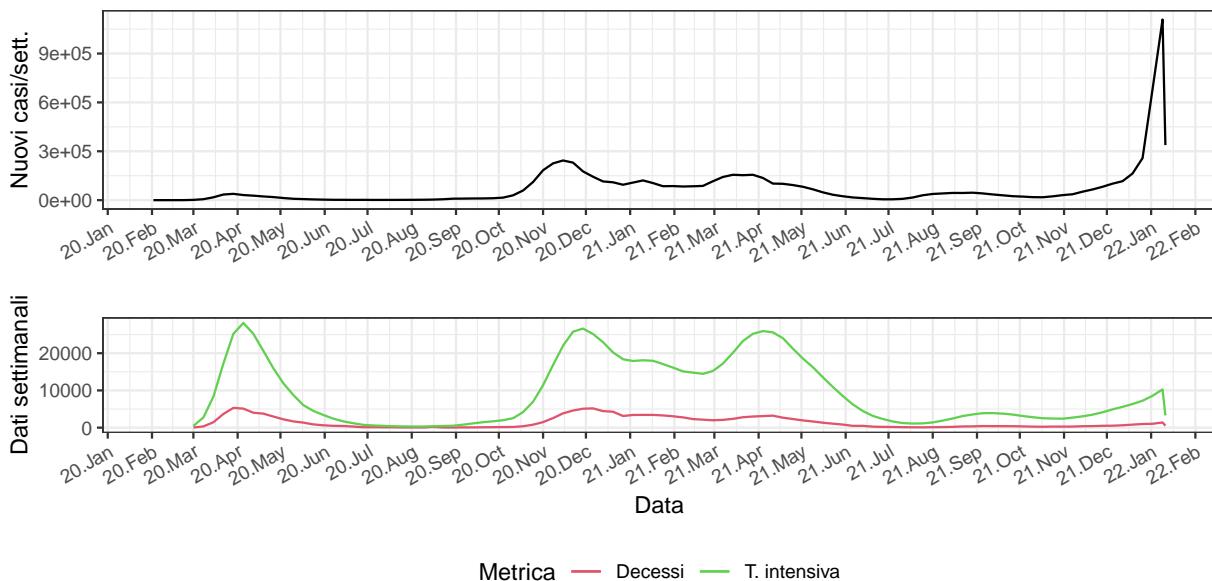
```
## Rows: 153857 Columns: 67
## -- Column specification -----
## Delimiter: ","
## chr (4): iso_code, continent, location, tests_units
## dbl (62): total_cases, new_cases, new_cases_smoothed, total_deaths, new_dea...
## date (1): date
##
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.
cts <- xts(select(covid, new_cases:icu_patients), order.by = covid$date)
```

Una delle utili funzionalità di `xts` è quella di semplificare l'applicazione di funzioni a sotto-periodi, ad esempio per sommarizzare l'andamento settimanale (non risentendo in questo caso della periodicità settimanale dei test). In questo caso, però, l'oggetto `cts` che abbiamo creato è *multi-variato*, e le funzioni `apply.*` si applicano solo ad una colonna. Quindi bisogna procedere con alcuni accorgimenti:

```
p1 <- apply.weekly(cts$new_cases, sum) %>% ggplot(aes(x=Index, y=new_cases)) +
  geom_line() +
  labs(x="", y="Nuovi casi/sett.") +
  scale_x_date(date_breaks = "1 month", labels=label_date("%y.%b")) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 30, hjust = 1))
p2 <- cbind(
  apply.weekly(cts$new_deaths, sum),
  apply.weekly(cts$icu_patients, sum)
) %>% ggplot() +
  geom_line(aes(x=Index, y=new_deaths, color="Decessi")) +
  geom_line(aes(x=Index, y=icu_patients, color="T. intensiva")) +
  labs(x="Data", y="Dati settimanali") +
  scale_x_date(date_breaks = "1 month", labels=label_date("%y.%b")) +
  scale_color_manual(name="Metrica", values=c(2,3)) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 30, hjust = 1)) +
  theme(legend.position="bottom")
plot_grid(p1, p2, align="v", nrow=2)

## Warning: Removed 4 row(s) containing missing values (geom_path).

## Warning: Removed 4 row(s) containing missing values (geom_path).
```



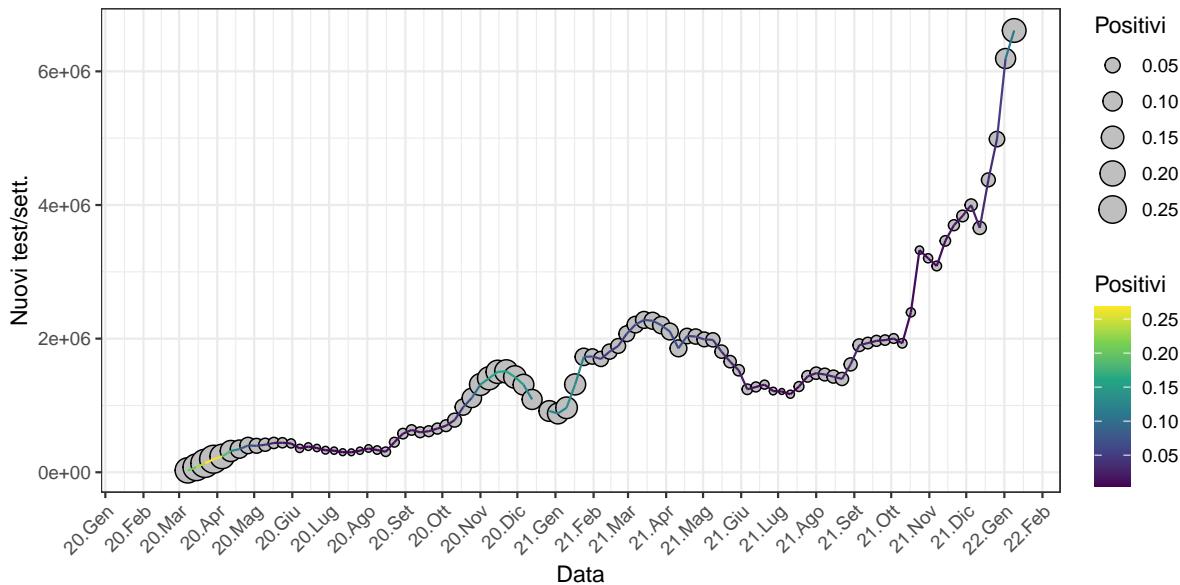
Come si vede, si può usare `cbind` per ricostruire un `xts` dopo aver applicato le funzioni di somma settimanale alle colonne di interesse.

In questo modo si possono realizzare anche grafici abbastanza complessi, *localizzando ad esempio l'asse dei tempi*:

```
Sys.setlocale("LC_TIME", "it_IT.UTF-8")
## [1] "it_IT.UTF-8"

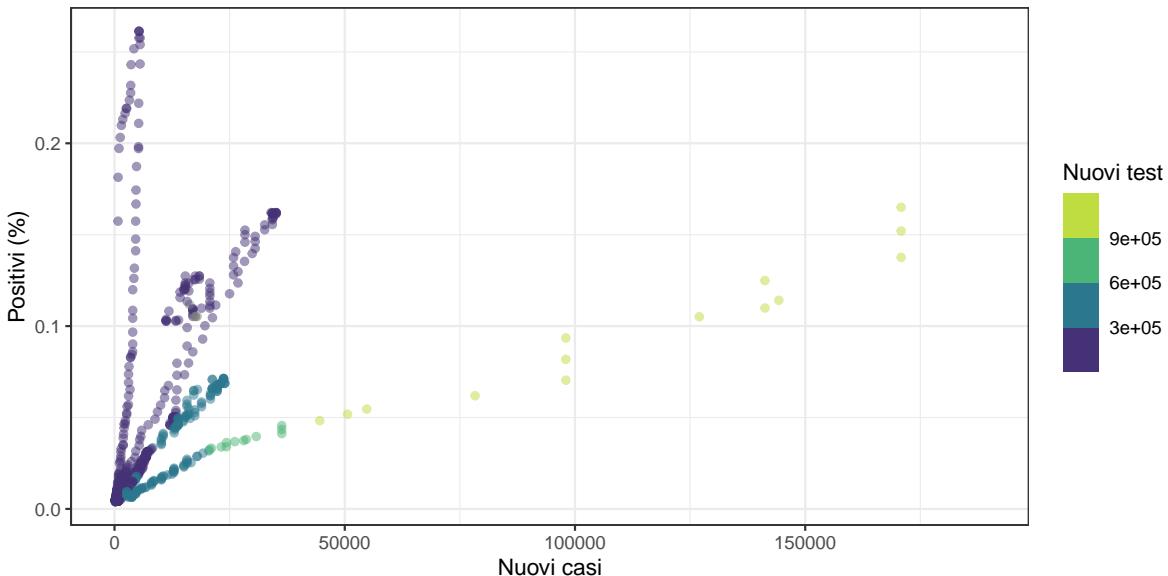
cbind(
  apply.weekly(cts$new_tests, sum),
  apply.weekly(cts$positive_rate, max)
) %>%
  ggplot() +
  geom_point(aes(x=Index, y=new_tests, size=positive_rate),
             pch=21, color="black", fill=gray(0.75)) +
  geom_line(aes(x=Index, y=new_tests, color=positive_rate)) +
  scale_color_viridis_c() +
  scale_x_date(date_breaks = "1 month", labels=label_date("%y.%b")) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
  labs(x="Data", y="Nuovi test/sett.", size="Positivi", color="Positivi")

## Warning: Removed 7 rows containing missing values (geom_point).
## Warning: Removed 6 row(s) containing missing values (geom_path).
```



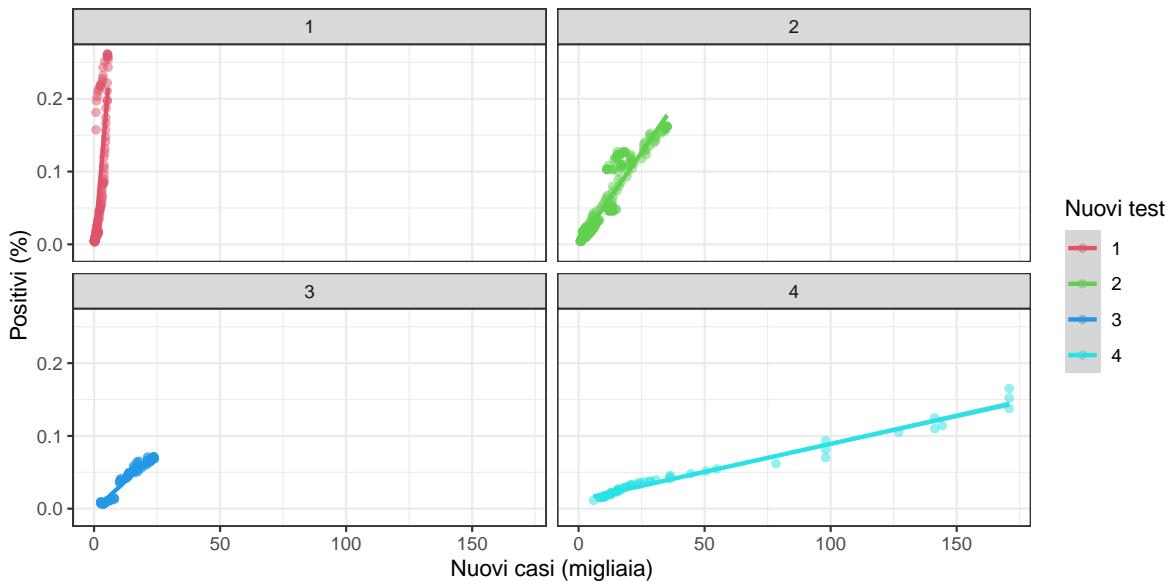
Oltre che mediante la somma settimanale, i dati possono essere trattati anche mediante estimatori a finestra mobile di 7 giorni:

```
ctsm <- rollmedian(cts, 7)
ctsm %>%
  ggplot(aes(x=new_cases, y=positive_rate, color=new_tests)) +
  geom_point(alpha=0.5) +
  scale_color_viridis_b() +
  labs(x="Nuovi casi", y="Positivi (%)", color="Nuovi test")
## Warning: Removed 32 rows containing missing values (geom_point).
```



In questo caso particolare possiamo notare una clusterizzazione dei dati. Proviamo ad approfondire per capirne il motivo. Useremo la funzione base `cut` per assegnare un indice di classe in corrispondenza di un dato intervallo sul numero di test effettuati al giorno. Si noti inoltre che se vogliamo usare verbi `dplyr` su un `xts` dobbiamo prima convertirlo in data frame mediante `fortify`: mentre infatti questo passaggio è implicito in `ggplot`, non lo è nelle funzioni `dplyr`.

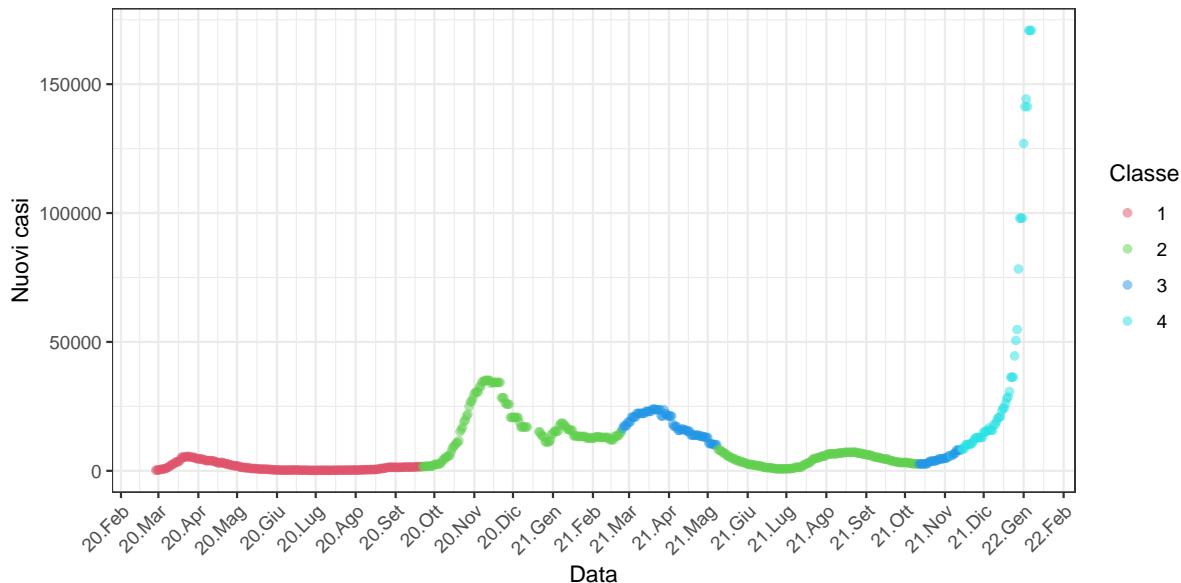
```
ctsm$cat <- cut(ctsm$new_tests,
                 breaks=c(0, 100, 310, 500, 5000) * 1000)
ctsm %>% fortify() %>%
  filter(!is.na(new_tests)) %>%
  ggplot(aes(x=new_cases, y=positive_rate, color=factor(cat))) +
  geom_point(alpha=0.5) +
  geom_smooth(method="lm") +
  scale_x_continuous(labels=~ .x/1000) +
  scale_color_manual(values = c(2:6)) +
  facet_wrap(~cat) +
  labs(x="Nuovi casi (migliaia)", y="Positivi (%)", color="Nuovi test")
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
## Warning: Removed 6 rows containing non-finite values (stat_smooth).
## Warning: Removed 6 rows containing missing values (geom_point).
```



Cioè con numeri diversi di campioni ci sono diverse relazioni tra percentuale di positivi e nuovi casi individuati.

Vediamo ora di vedere queste classi come sono mappate sul tempo:

```
ctsm %>% fortify() %>%
  filter(!is.na(new_tests)) %>%
  ggplot(aes(x=Index, y=new_cases, color=factor(cat))) +
  geom_point(alpha=0.5) +
  scale_color_manual(values = c(2:6)) +
  scale_x_date(date_breaks = "1 month", labels=label_date("%y.%b")) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
  labs(x="Data", y="Nuovi casi", color="Classe")
```



## 2.4 Diamanti grezzi!

L'analisi dei sistemi multi-variati richiede sempre particolare attenzione. Sono due i casi in cui l'analista può essere fuorviato dai dati:

1. fattori confusi
2. fattori non ortogonali

In entrambi i casi le tecniche di *Design of Experiments* viste nella Parte 1 sono d'aiuto.

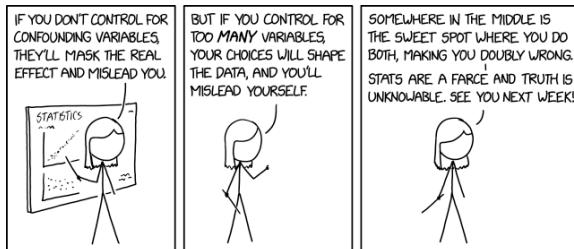
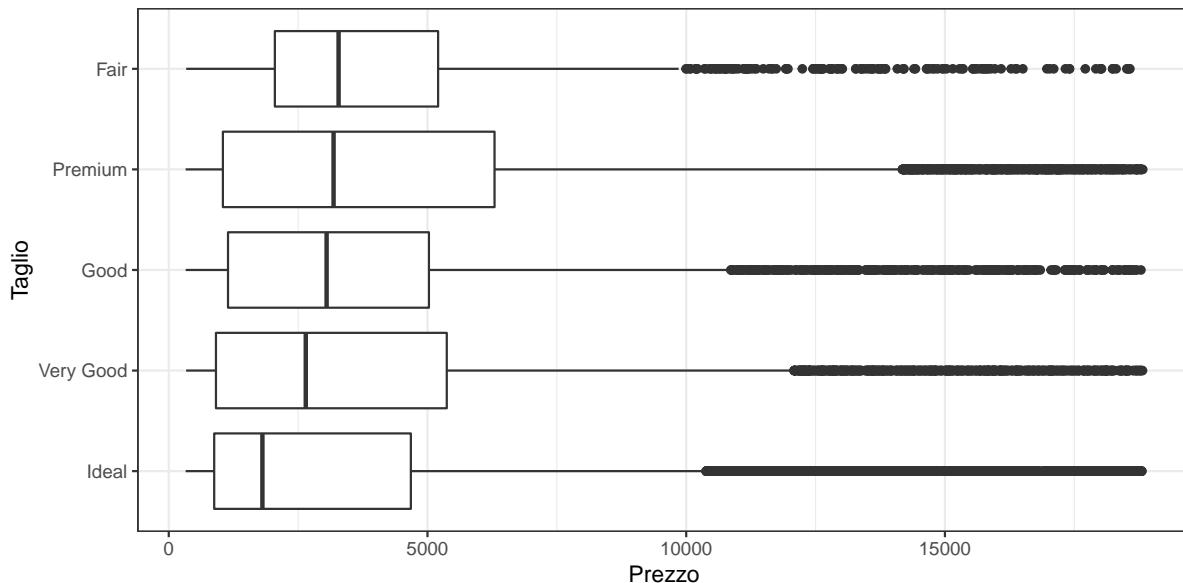


Figura 1: <https://xkcd.com/2560/>

### 2.4.1 Fattori confusi

La libreria `tidyverse` contiene la `tibble diamonds`, un elenco di caratteristiche di 53940 diamanti. Vediamo come il prezzo dipende da alcuni fattori:

```
ggplot(diamonds, aes(x=reorder(cut, price, FUN=median), y=price)) +
  geom_boxplot() +
  coord_flip() +
  labs(x="Taglio", y="Prezzo")
```

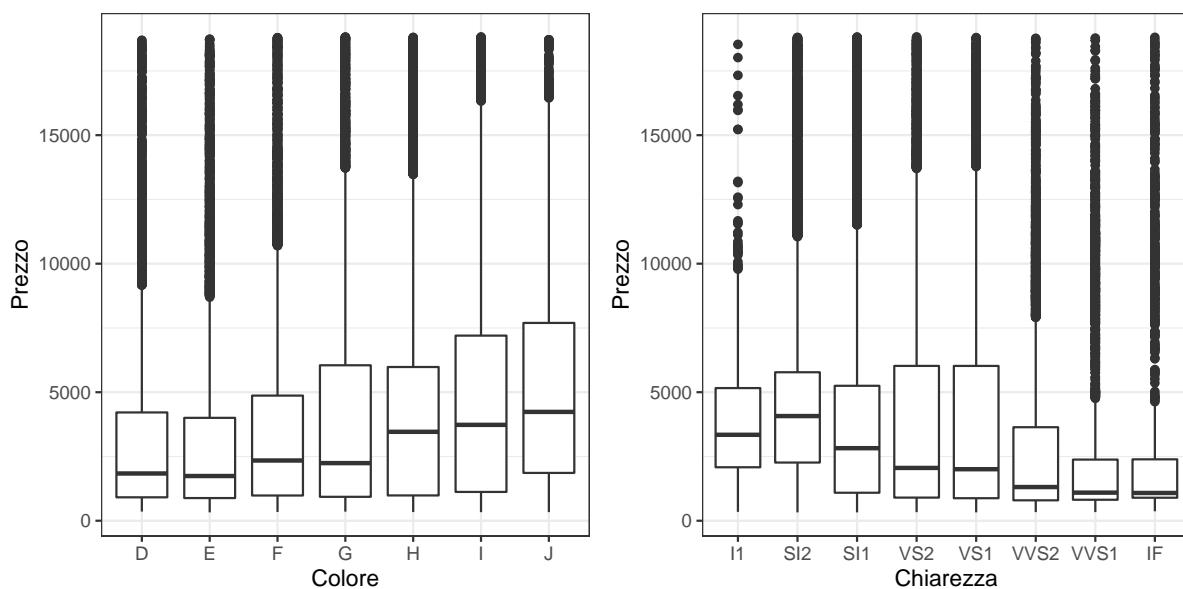


```
head(diamonds$cut)
## [1] Ideal      Premium    Good       Premium    Good       Very Good
## Levels: Fair < Good < Very Good < Premium < Ideal
```

Come si vede, nonostante **Ideal** sia il taglio migliore e **Fair** il peggiore, *in media* quest'ultimo è associato ai prezzi maggiori, e il primo ai minori.

Analogamente, in funzione di colore e chiarezza:

```
p1 <- ggplot(diamonds, aes(x=color, y=price)) +
  geom_boxplot() +
  labs(x="Colore", y="Prezzo")
p2 <- ggplot(diamonds, aes(x=clarity, y=price)) +
  geom_boxplot() +
  labs(x="Chiarezza", y="Prezzo")
plot_grid(p1, p2)
```

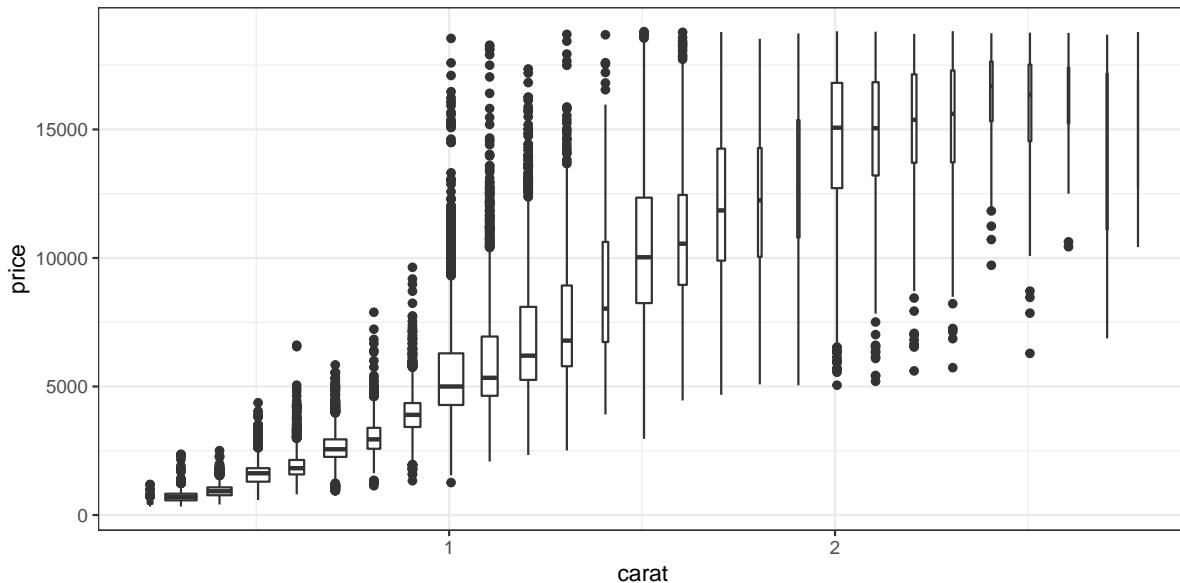


In questo caso i diamanti peggiori sono di colore J (giallognoli) e chiarezza I1, cioè con inclusioni visibili a occhio nudo. **Eppure sono tra i più cari. Perché?**

Il motivo di questa conclusione fuorviante è che stiamo trascurando un fattore confuso: la dimensione (**carat**).

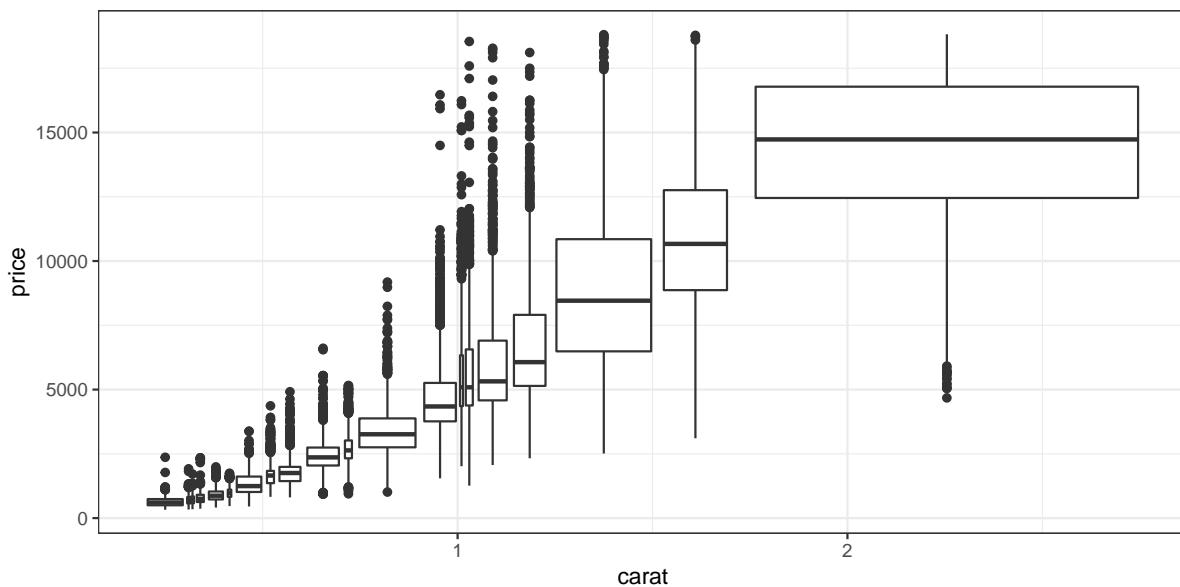
Possiamo studiare l'effetto della dimensione con grafici come quelli realizzati più su, oppure possiamo realizzare un boxplot, raggruppandoli per classi spaziate di 0.1 carati:

```
diamonds %>%
  filter(carat < 3) %>%
  ggplot(aes(x = carat, y = price)) +
  geom_boxplot(mapping = aes(group = cut_width(carat, 0.1)), varwidth = T)
```



Il parametro **varwidth=T** adatta la larghezza dei boxplot in funzione del numero di osservazioni per ogni classe. Un altro modo per visualizzare la numerosità delle classi è raggruppando le osservazioni per classi di uguale numerosità, diciamo 20 diamanti; in questo caso i box più larghi sono quelli meno numerosi:

```
diamonds %>%
  filter(carat < 3) %>%
  ggplot(aes(x = carat, y = price)) +
  geom_boxplot(mapping = aes(group = cut_number(carat, 20)))
```



Focalizziamoci sui diamanti con carati inferiori al 99-esimo percentile, cioè

```
(cmax <- quantile(diamonds$carat, p=0.99))

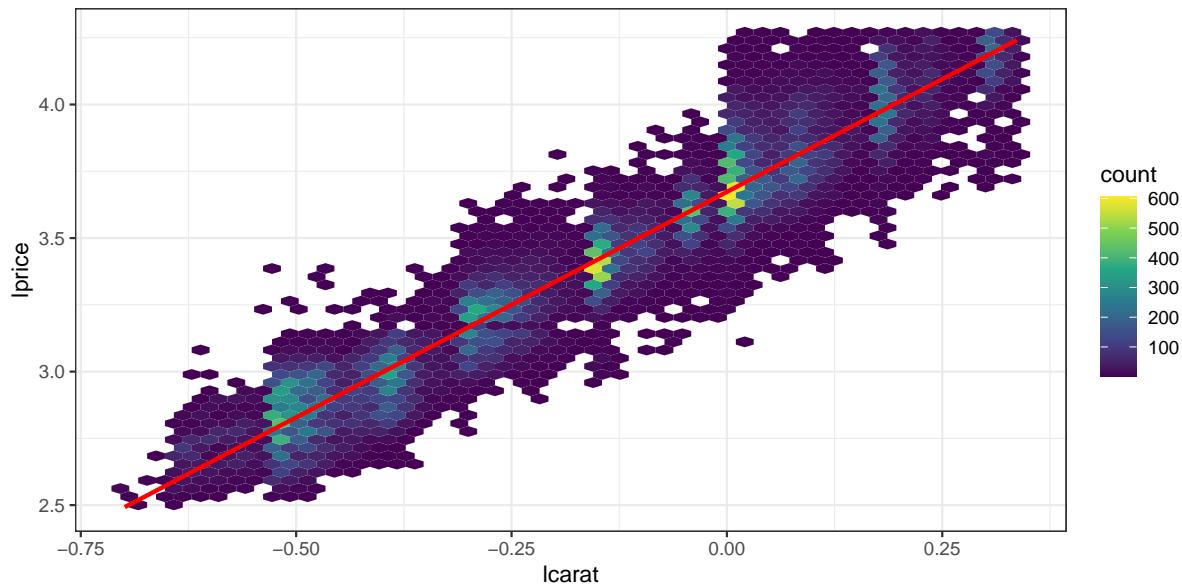
## 99%
## 2.18
```

Inoltre, data la grande variazione di prezzo trasformiamo il modello in base al logaritmo del prezzo:

```
diamonds2 <- diamonds %>%
  filter(carat < cmax) %>%
  mutate(lprice = log10(price), lcarat=log10(carat))

diamonds2 %>%
  ggplot(aes(x=lcarat, y=lprice)) +
  geom_hex(bins=50) +
  geom_smooth(method="lm", color="red") +
  scale_fill_viridis_c()

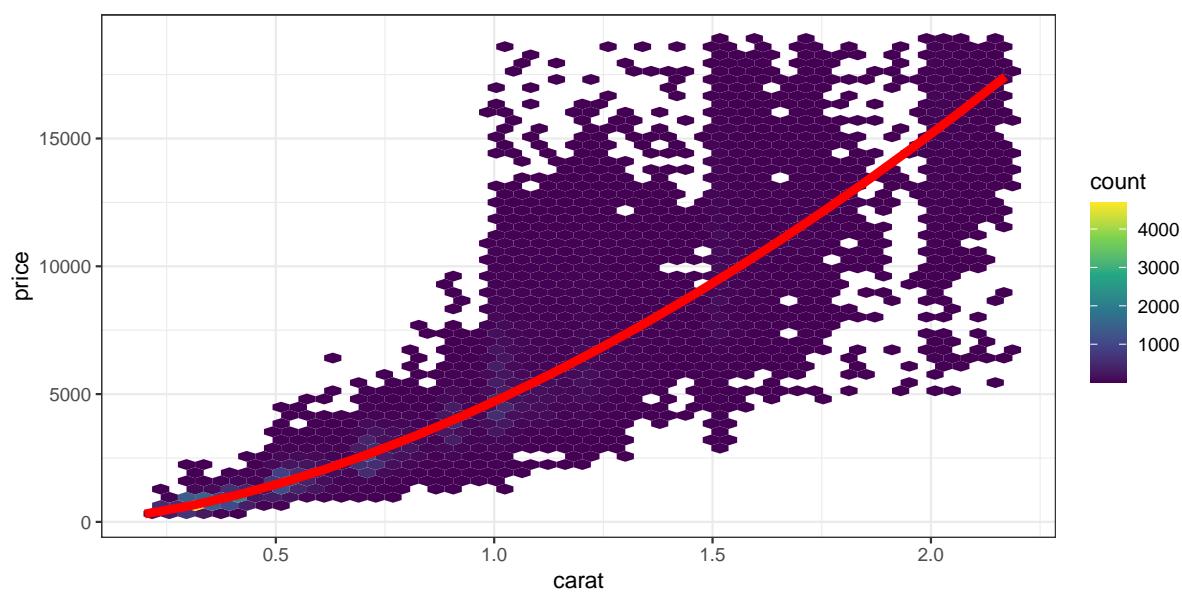
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



È evidente un andamento lineare sul piano bi-logaritmico. Ora possiamo creare un modello lineare sui dati trasformati e *sottrarlo* ai dati originali, in modo da poter studiare, indipendentemente dalla dimensione, l'effetto di colore, taglio e chiarezza sul prezzo.

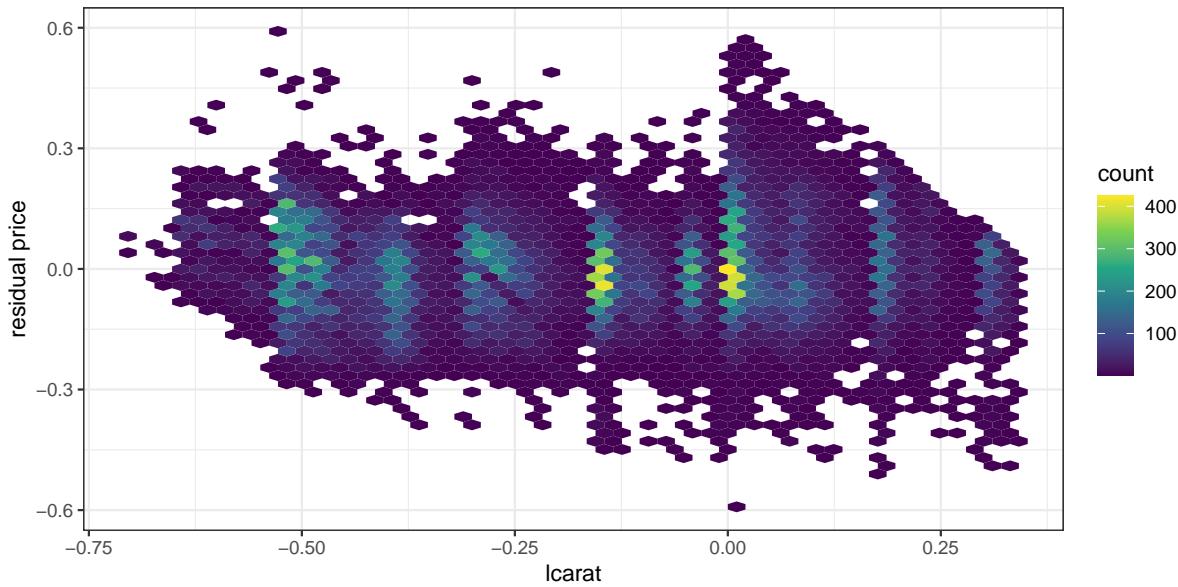
```
diamonds2.lm <- lm(lprice~lcarat, data=diamonds2)
fit <- diamonds2 %>%
  data_grid(carat = seq_range(carat, 20)) %>%
  mutate(lcarat = log10(carat)) %>%
  add_predictions(diamonds2.lm, "lprice") %>%
  mutate(price = 10^lprice)

ggplot(diamonds2, aes(x=carat, y=price)) +
  geom_hex(bins=50) +
  geom_line(data=fit, color="red", size=2) +
  scale_fill_viridis_c()
```



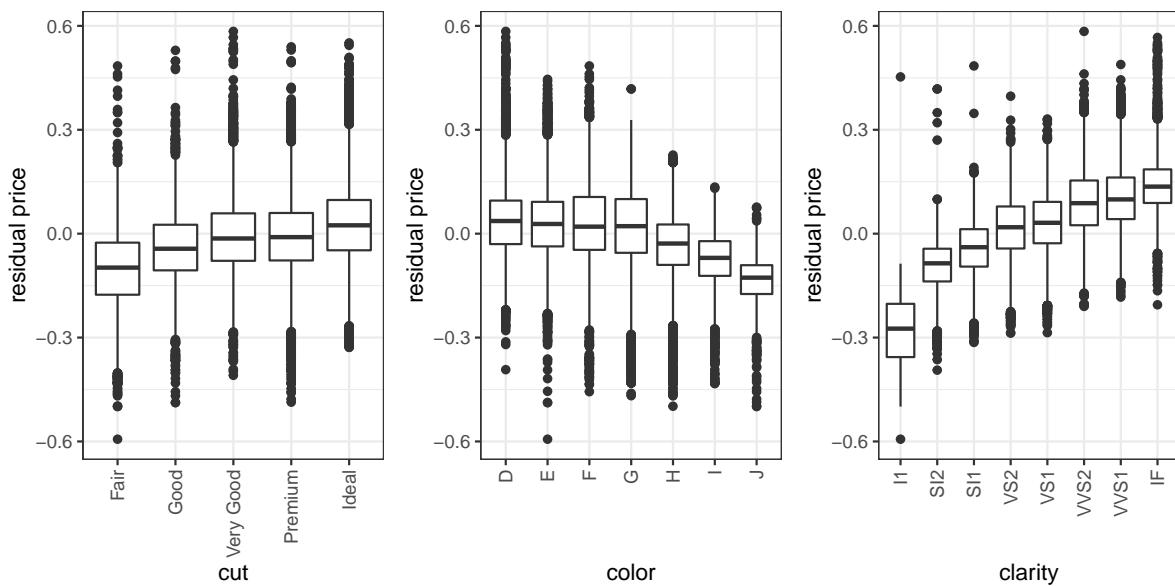
Ora aggiungiamo i residui a diamonds2:

```
(diamonds2 <- diamonds2 %>%
  add_residuals(diamonds2.lm, "residual price")) %>%
  ggplot(aes(x=lcarat, y=`residual price`)) +
  geom_hex(bins=50) +
  scale_fill_viridis_c()
```



Finalmente possiamo studiare l'effetto di taglio, colore e chiarezza:

```
p1 <- ggplot(diamonds2, aes(x=cut, y=`residual price`)) + geom_boxplot() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.5, hjust=1))
p2 <- ggplot(diamonds2, aes(x=color, y=`residual price`)) + geom_boxplot() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.5, hjust=1))
p3 <- ggplot(diamonds2, aes(x=clarity, y=`residual price`)) + geom_boxplot() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.5, hjust=1))
plot_grid(p1, p2, p3, nrow=1, align="h")
```



E questi grafici, depurati dal fattore confuso `carat`, mostrano l'effettiva influenza di questi fattori sulla componente *residua del prezzo*.

È evidente, quindi, che in generale una analisi preliminare dei fattori che influenzano un dato processo è fondamentale per assicurarsi che non ci siano fattori confusi che mascherano l'effetto di altri fattori.

### 2.4.2 Fattori non ortogonali

In certi casi l'interazione tra due fattori rilevata da un'analisi ANOVA significa che si sono scelti fattori correlati.

Consideriamo l'esempio di un processo di stampa 3D a deposizione di fuso (FDM): due importanti parametri della macchina sono la velocità di estrusione ( $\text{mm}^3/\text{min}$ ) e la velocità di spostamento della testina ( $\text{mm}/\text{min}$ ). Carichiamo i dati di un piano fattoriale a due livelli, ripetuto tre volte, per i due fattori `Extr` e `Feed`, in cui la resa è la resistenza del materiale.

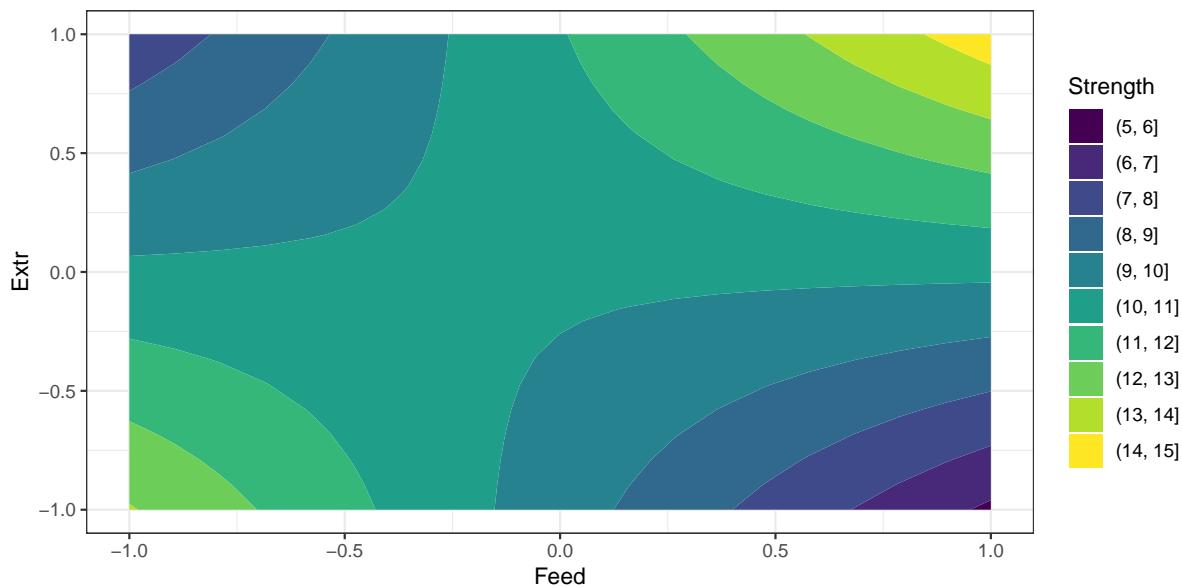
```
df <- read_delim("3dprint.txt", comment="#", col_types = c(rep="i", Feed="d", Extr="d"))
df.lm <- lm(Strength~Feed*Extr, data=df)
anova(df.lm)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: Strength
##             Df  Sum Sq Mean Sq  F value    Pr(>F)
## Feed          1   1.191   1.191   1.3050   0.2863
## Extr          1   6.660   6.660   7.2996   0.0270 *
## Feed:Extr    1 157.543 157.543 172.6651 1.07e-06 ***
## Residuals    8   7.299   0.912
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

La tabella ANOVA indica un'elevata significatività dell'interazione tra i due parametri e una modesta significatività della velocità di estrusione, mentre la velocità di avanzamento risulta non significativa. Come mai l'effetto più intenso è quello di un'interazione? come mai la velocità non ha effetto, ma lo ha la sua interazione?

Interpoliamo il modello sul dominio di analisi e realizziamo un diagramma a livelli della *superficie di risposta*:

```
df.lm <- lm(Strength~Feed:Extr + Extr, data=df)
df %>%
  data_grid(Feed=seq_range(Feed, 20), Extr=seq_range(Extr, 20)) %>%
  add_predictions(df.lm, "Strength_pred") %>%
  ggplot(aes(x=Feed, y=Extr, z=Strength_pred)) +
  geom_contour_filled() +
  labs(fill="Strength")
```



La superficie di risposta ha una forma a sella: la porosità è alta quando entrambi i fattori sono bassi o quando entrambi sono alti, mentre è bassa quando sono di segno opposto. Avere una forte interazione significa che l'effetto di un aumento di velocità dipende dal *livello* dell'altro fattore, velocità di estrusione.

Ragionando sul processo fisico, ci rendiamo conto che `Feed` e `Extr` si combinano nella *sezione* di materiale depositato (come `Extr/Feed`), e tanto più essa è piccola, tanto più alta è la probabilità di avere pori, quindi minore resistenza. Altresì, le combinazioni  $(-1, -1)$  e  $(+1, +1)$  dei due fattori producono di fatto la stessa sezione depositata, e quindi rappresentano la stessa condizione di prova.

È quindi preferibile considerare come fattore la sezione depositata e la velocità di estrusione:

```
(df2 <- df %>% mutate(Xsec = Extr/Feed)) %>% filter(rep==1) %>% select(Feed:Xsec)

## # A tibble: 4 x 4
##   Feed  Extr Strength Xsec
##   <dbl> <dbl>    <dbl> <dbl>
## 1    -1    -1     11.9    1
## 2     1    -1      5.57   -1
## 3    -1     1      7.96   -1
## 4     1     1     14.0    1

df2.lm <- lm(Strength~Extr*Xsec, data=df2)
anova(df2.lm)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: Strength
##             Df  Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Extr          1  6.660  6.660  7.2996  0.0270 *
## Xsec          1 157.543 157.543 172.6651 1.07e-06 ***
## Extr:Xsec    1  1.191  1.191  1.3050  0.2863
## Residuals    8  7.299  0.912
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Come si vede, il modello ora contiene solo l'effetto dei due fattori, mentre l'interazione risulta non significativa. In grafico:

```
df2.lm <- lm(Strength~Extr + Xsec, data=df2)
df2 %>%
  data_grid(Extr=seq_range(Extr, 20), Xsec=seq_range(Xsec, 20)) %>%
  add_predictions(df2.lm, "Strength_pred") %>%
  ggplot(aes(x=Extr, y=Xsec, z=Strength_pred)) +
  geom_contour_filled() +
  labs(fill="Strength")
```

