

— Parte 4. —

Tidyverse

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

## 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 . . . . .	10
1.5.1	Aesthetics . . . . .	11
1.5.2	Facets . . . . .	12
1.5.3	Scale . . . . .	13
1.5.4	Palette . . . . .	14
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 . . . . .	20
2.1.5	Iistogrammi marginali . . . . .	20
2.2	Modelli . . . . .	21
2.3	Serie temporali . . . . .	23
2.4	Diamanti grezzi!	26
2.4.1	Fattori confusi . . . . .	26
2.4.2	Fattori non ortogonali . . . . .	32

## 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    1.22  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 (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 al loro valore
- **summarise()** riconduce 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>       <dbl> <chr> <chr>
## 1 Palpati~    170     75 grey        pale       yellow        82 male   mascul-
## 2 Gregar ~    185     85 black       dark       brown        NA male   mascul-
## 3 Cordé       157     NA brown      light       brown        NA fema~ feminis-
## 4 Dormé       165     NA brown      light       brown        NA fema~ feminis-
```

```
## 5 Padm  A~ 165 45 brown light brown 46 fema~ femin~  
## # ... 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  
## 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  
## 7 Palpatine         170    75  26  
## 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  masculin~  
## 2 Darth ~     202    136 none       white      yellow          41.9 male  masculin~  
## 3 Leia O~     150     49 brown      light      brown            19 fema~ femin~
```

```

##  4 Owen L~    178   120 brown, grey light      blue       52 male  masculin-
##  5 Beru W~    165    75 brown      light      blue       47 female feminin-
##  6 Biggs ~    183    84 black      light     brown       24 male  masculin-
##  7 Obi-Wa~    182    77 auburn, wh~ fair  blue-gray     57 male  masculin-
##  8 Anakin~    188    84 blond      fair      blue      41.9 male  masculin-
##  9 Wilhuf~    180     NA auburn, gr~ fair      blue       64 male  masculin-
## 10 Han So~    180    80 brown      fair     brown       29 male  masculin-
## # ... 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"          head

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

# Equivalento 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

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 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 Dec 29 18:16:11 2021. 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* (maiusscolo/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

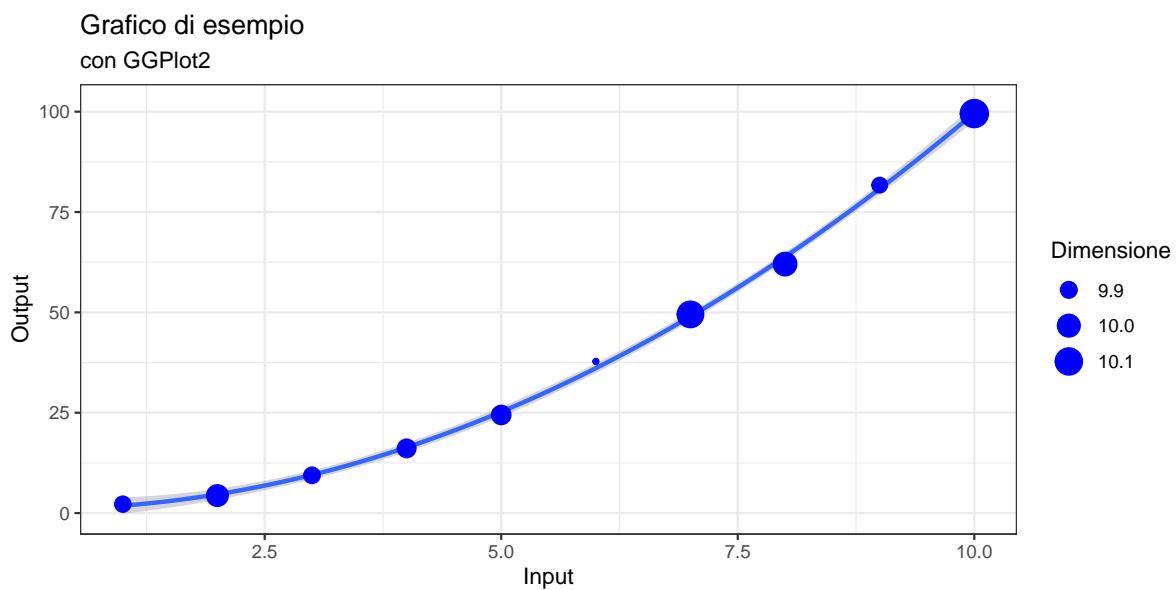
Forse una delle innovazioni più importanti di Tidyverse è la nuova interfaccia di plotting, che è fornita dalla libreria `ggplot2`, dove la doppia `g` sta per *Grammar of Graphics*, secondo l'idea di comporre un grafico accostando funzioni secondo una grammatica base che consente di tenere separati i 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 GGPlot 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*, **sommando** al `ggplot` opportuni comandi:

```
ggplot(a, aes(In, Out)) +
  geom_smooth(formula = y~poly(x,2), method="lm") +
  geom_point(aes(size=Size), color="blue") +
  labs(title="Grafico di esempio", subtitle = "con GGPlot2") +
  xlab("Input") +
  ylab("Output") +
  labs(size="Dimensione")
```

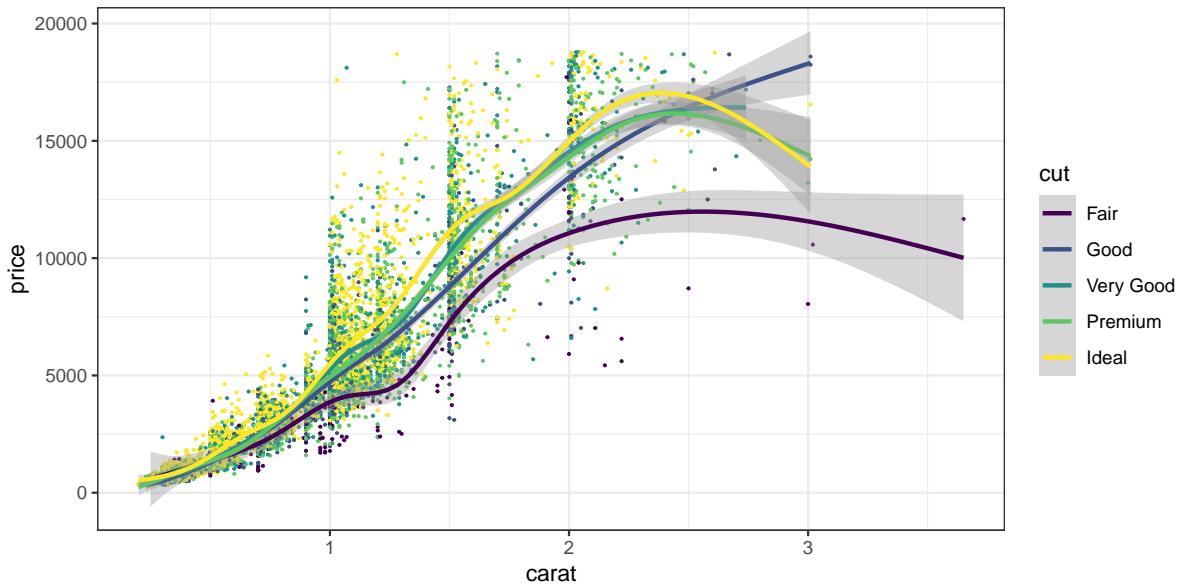


### 1.5.1 Aesthetics

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)

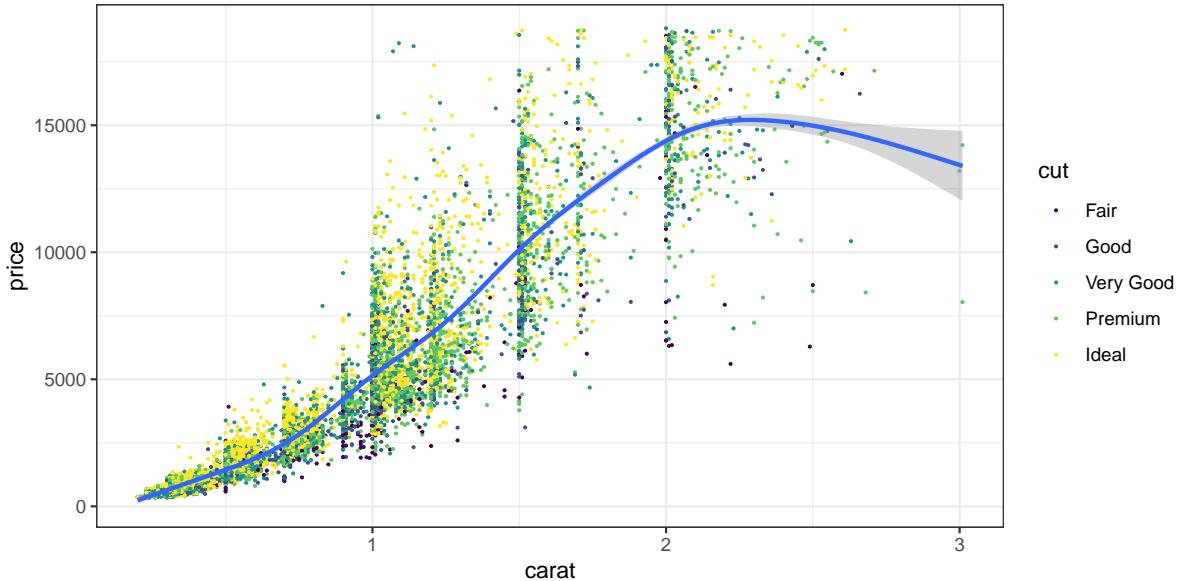
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



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))

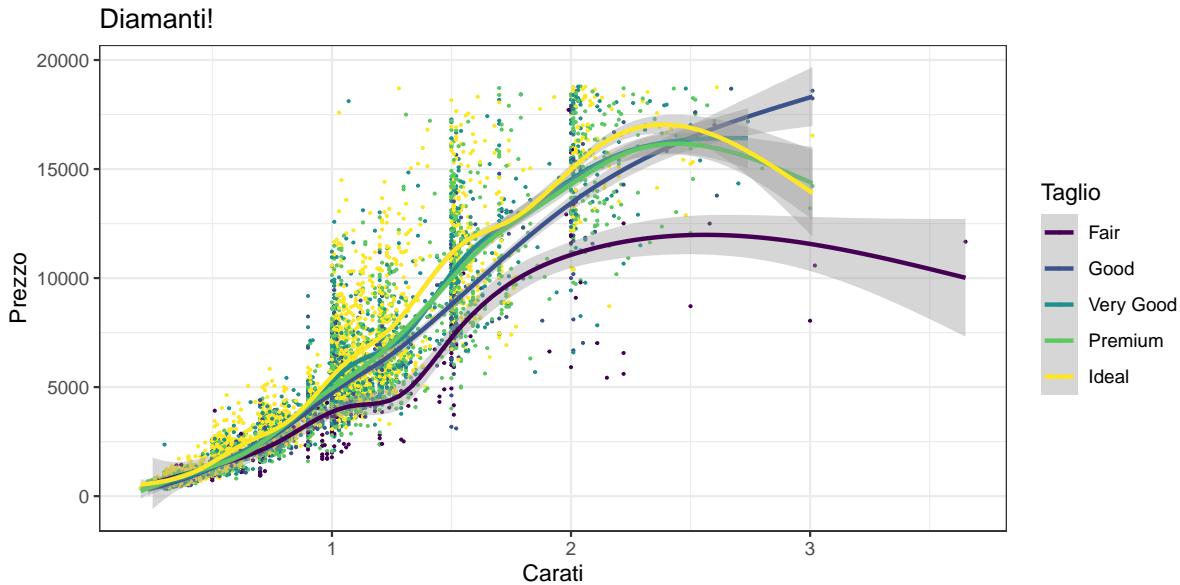
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



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()`:

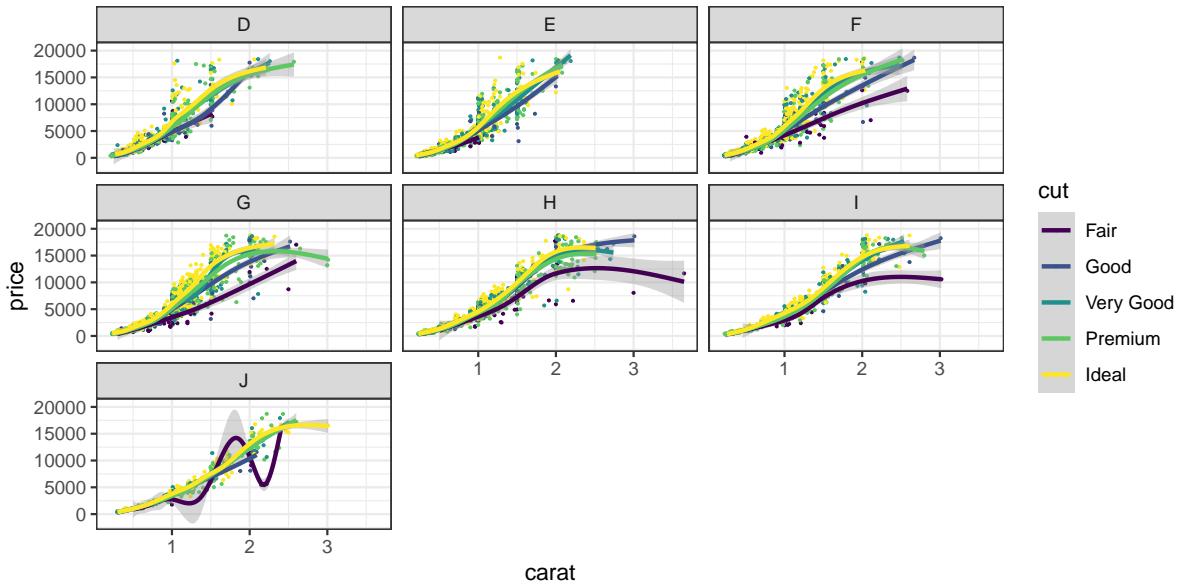
```
gp + labs(title="Diamanti!", x="Carati", y="Prezzo", color="Taglio")
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



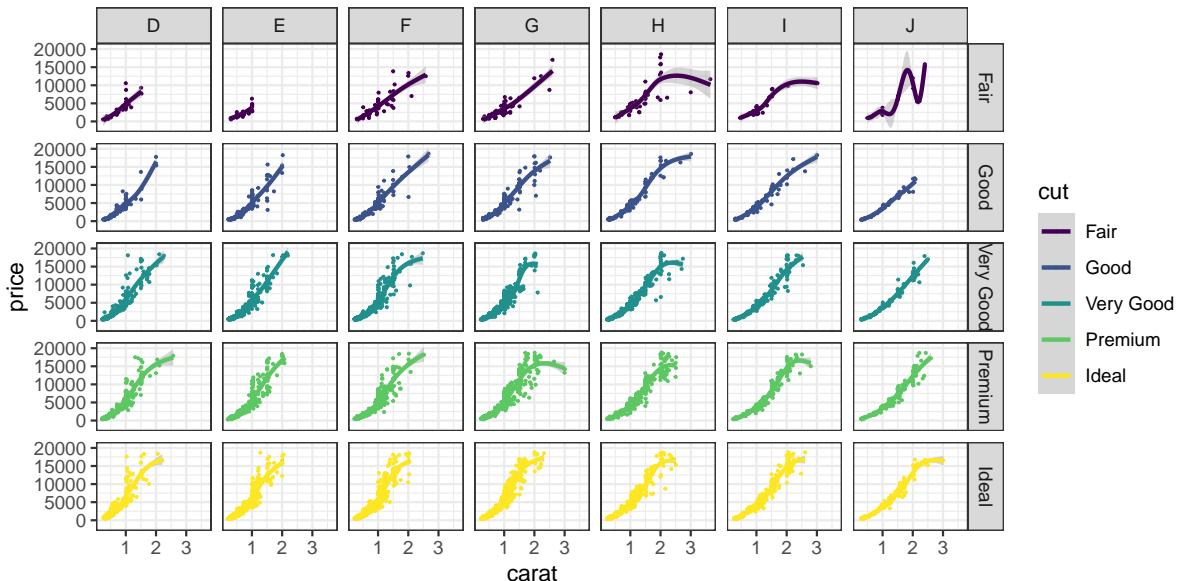
### 1.5.2 Facets

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")'
```



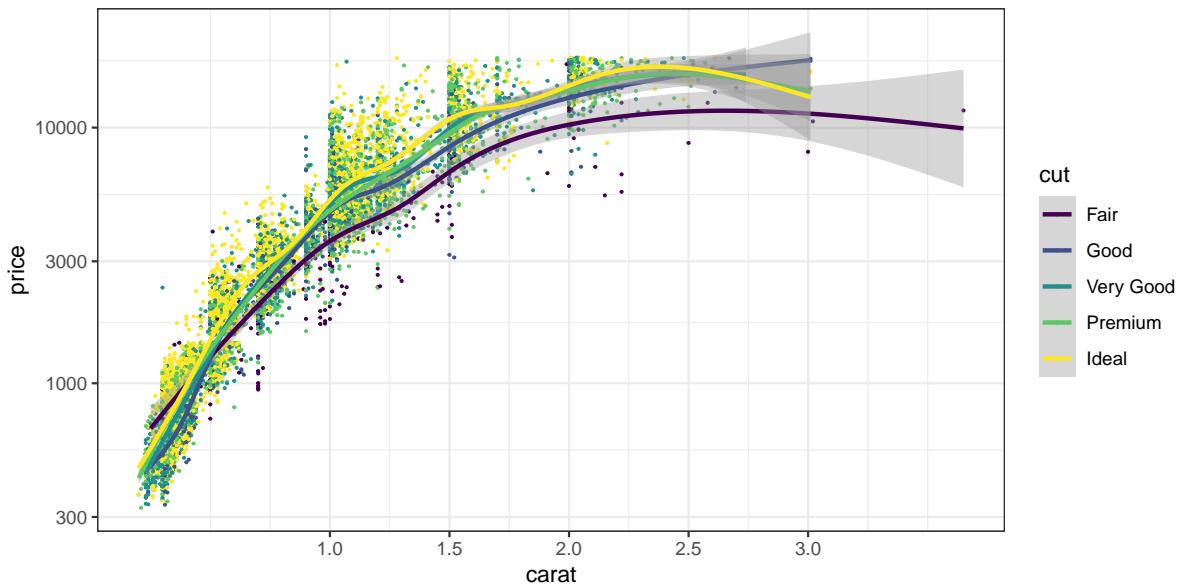
```
gp + facet_grid(cut~color)
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
```



### 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")'
```



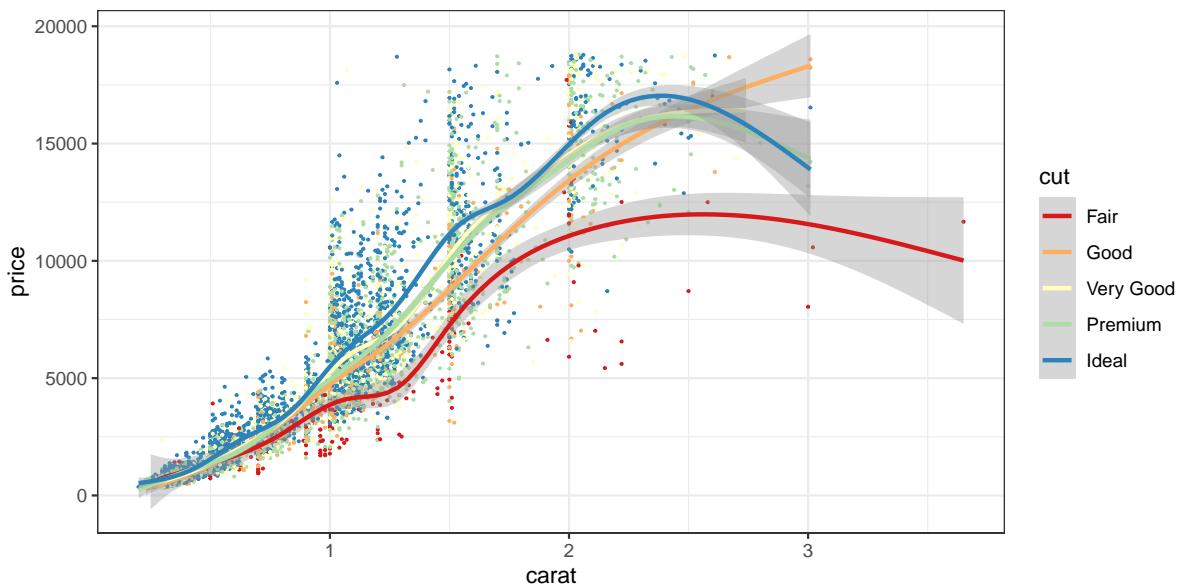
#### 1.5.4 Palette

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

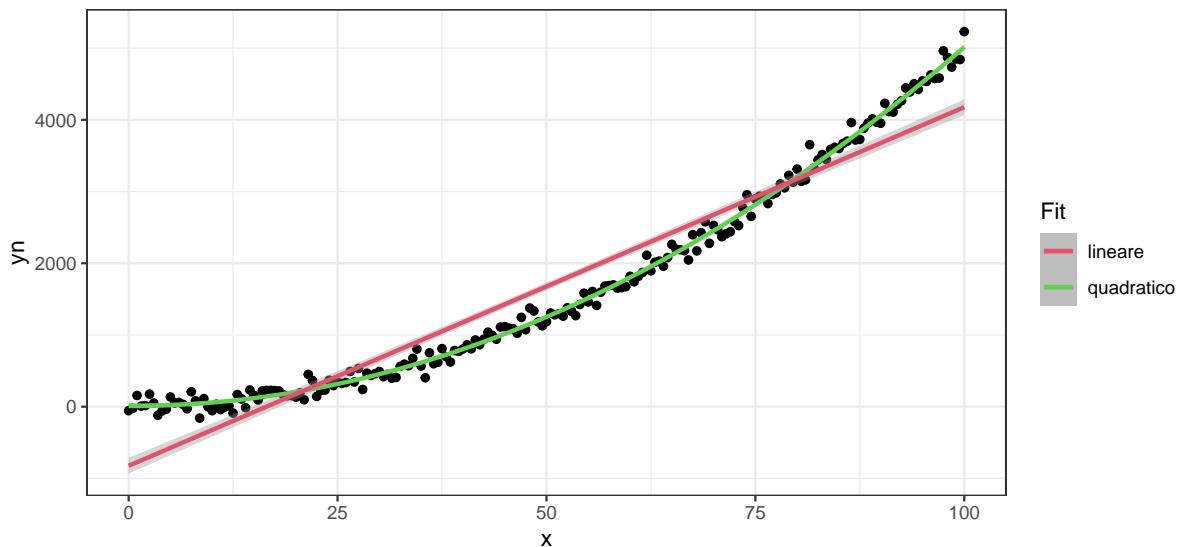
In GGplot2 ci sono due modi per modificare i limiti degli assi:

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.

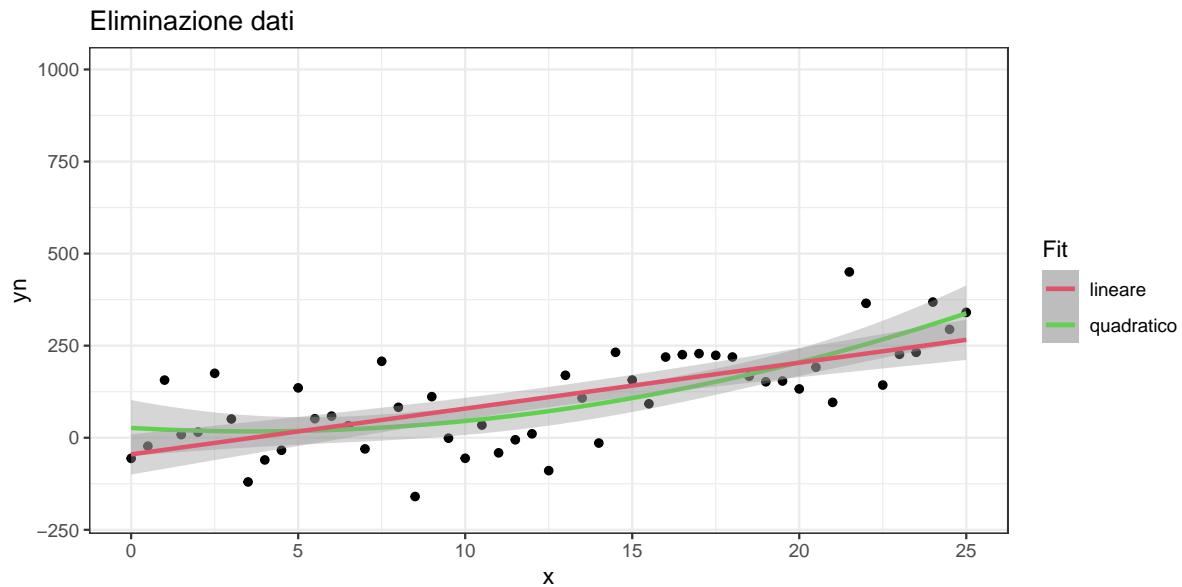
```
set.seed(123)
data <- tibble(
  x=seq(0,100,0.5),
  y=0.5*x^2+0.1*x,
  yn=y+rnorm(length(x), 0, 100)
)

(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"))
```

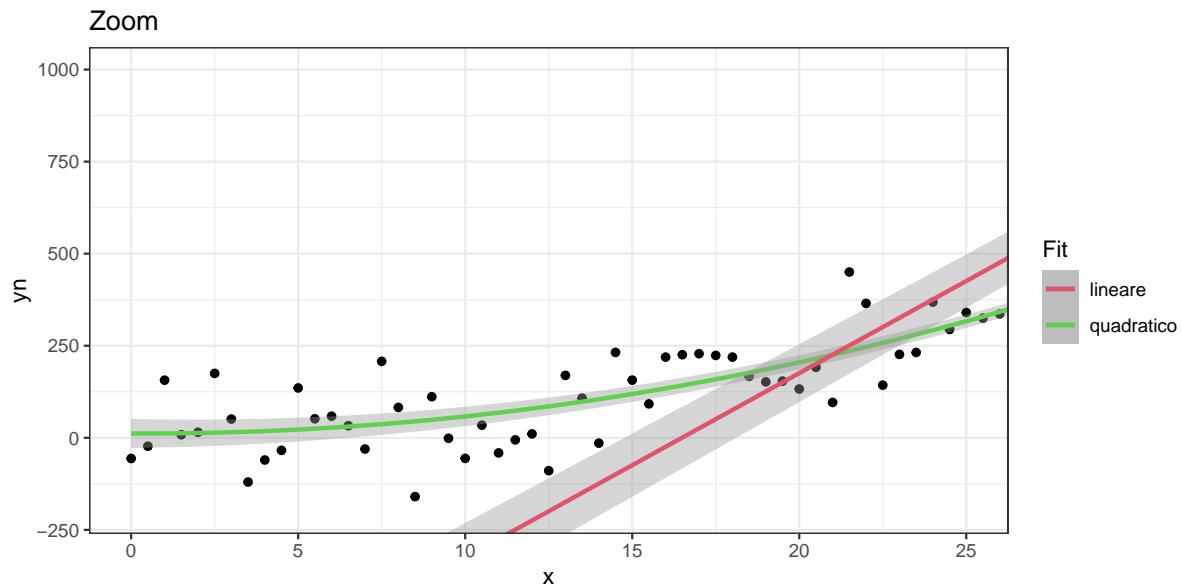
Set dati completo



```
gp +
  xlim(c(0, 25)) +
  ylim(c(-200, 1000)) +
  ggtitle("Eliminazione dati")
```



```
gp +
  coord_cartesian(xlim=c(0, 25), ylim=c(-200, 1000)) +
  ggtitle("Zoom")
```



## 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

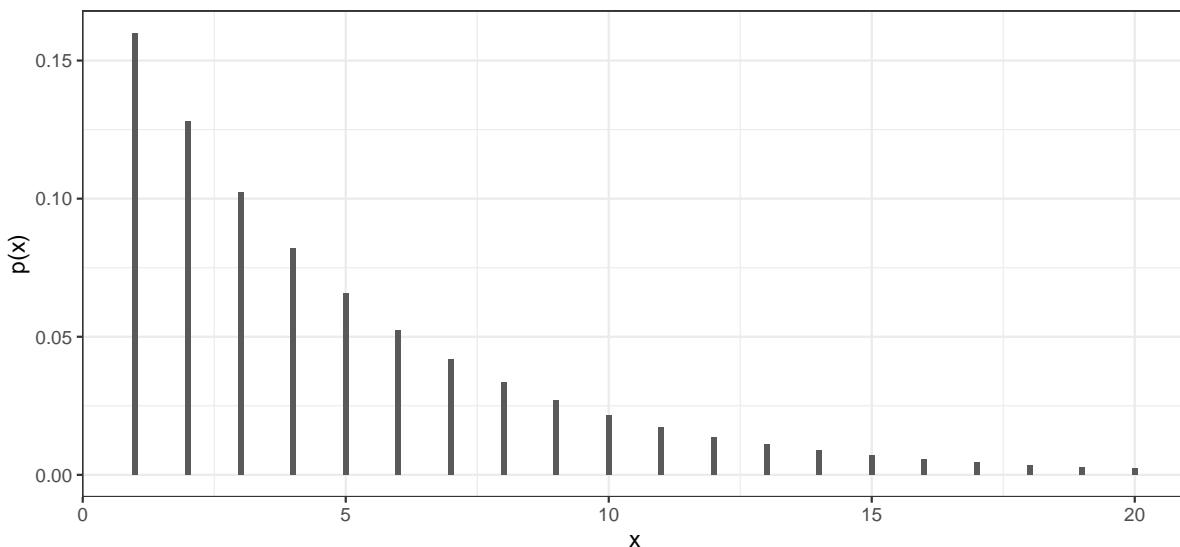
```
df <- tibble(
  x=1:20,
  d=dgeom(x, prob=0.2),
```

```

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)")

```

Densità di distribuzione geometrica

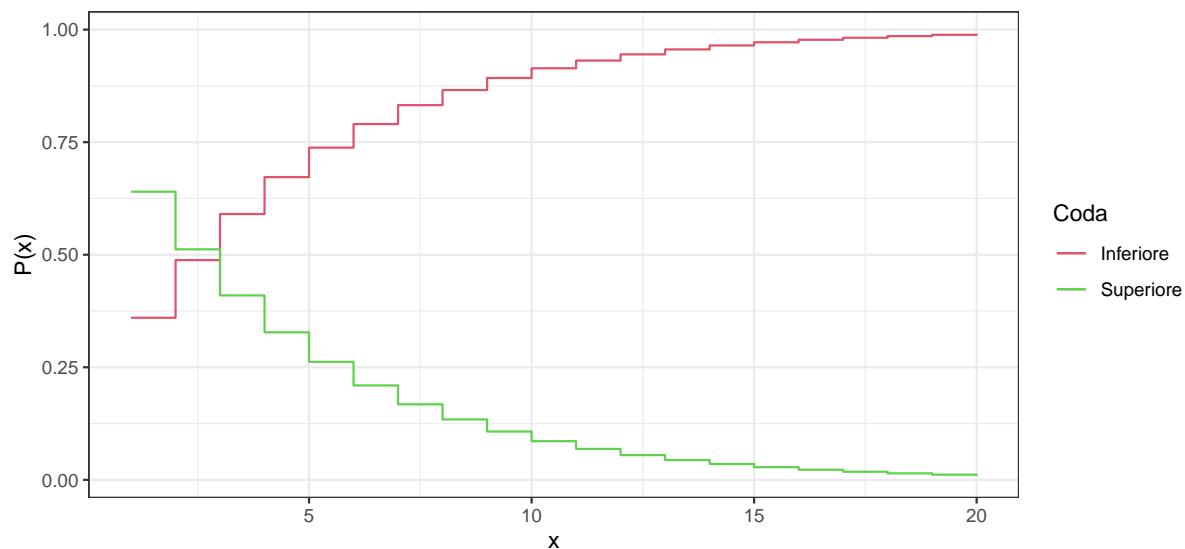


```

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)")

```

Probabilità cumulativa geometrica



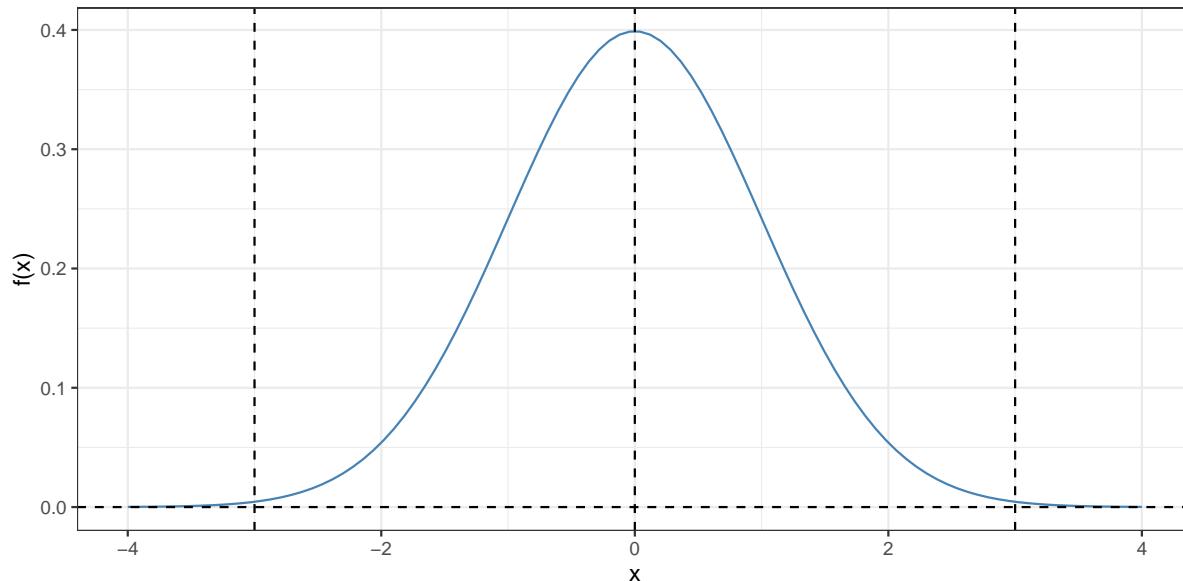
### 2.1.2 Distribuzioni continue

```

df <- tibble(
  x=seq(-4,4,length.out=100),

```

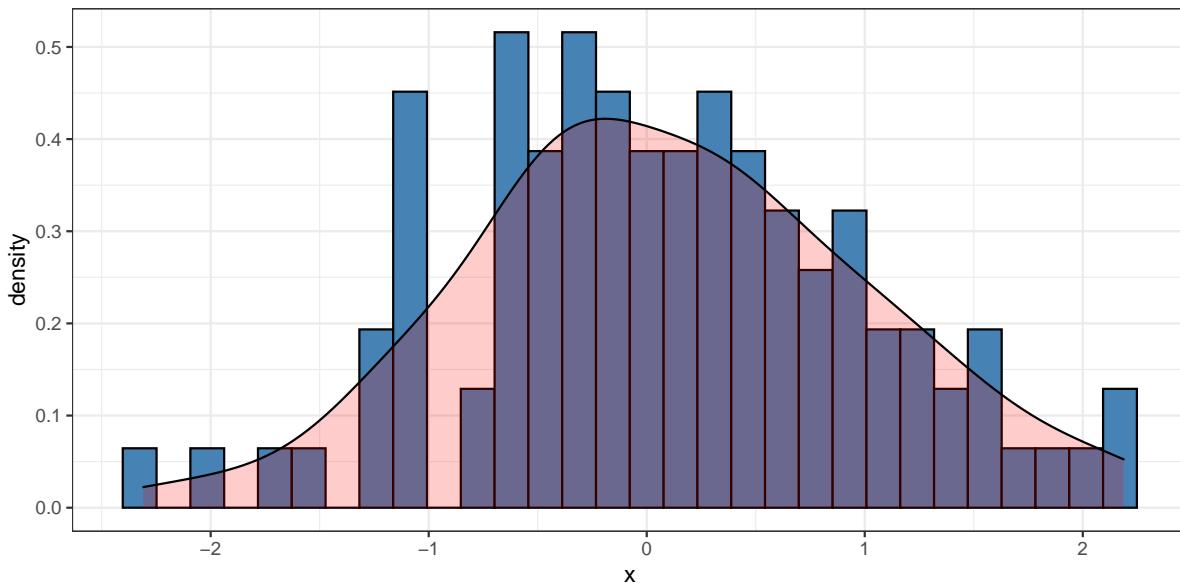
```
f=dnorm(x, 0, 1)
)
df %>% ggplot(aes(x=x, y=f)) +
  geom_line(color="steelblue") +
  geom_hline(yintercept=0, linetype=2) +
  geom_vline(xintercept=c(-3, 0, 3), linetype=2) +
  labs("Standard normal density function", y="f(x)")
```



### 2.1.3 Istogrammi e QQ-plot

```
set.seed(123)
(data <- tibble(
  x=rnorm(100)
)) %>%
ggplot(aes(x=x)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), fill="steelblue", color="black") +
  geom_density(fill="red", alpha=0.2)

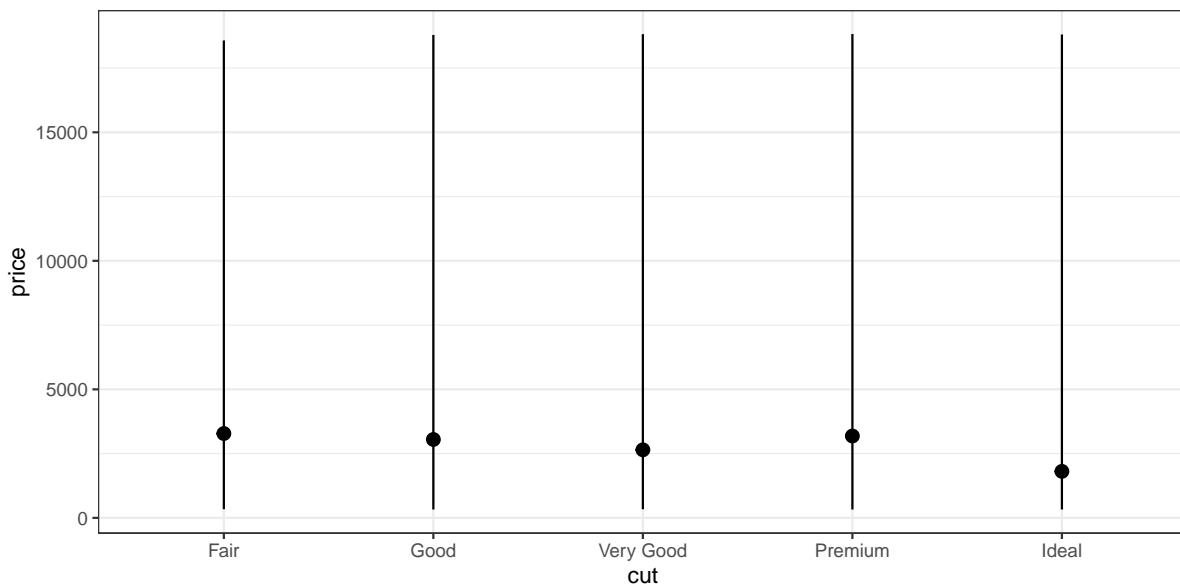
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



**Nota:** in `aes()` la notazione `..density..` sta a indicare “applica la funzione `density` ai dati in ingresso”.

A volte si desidera una raffigurazione comparativa:

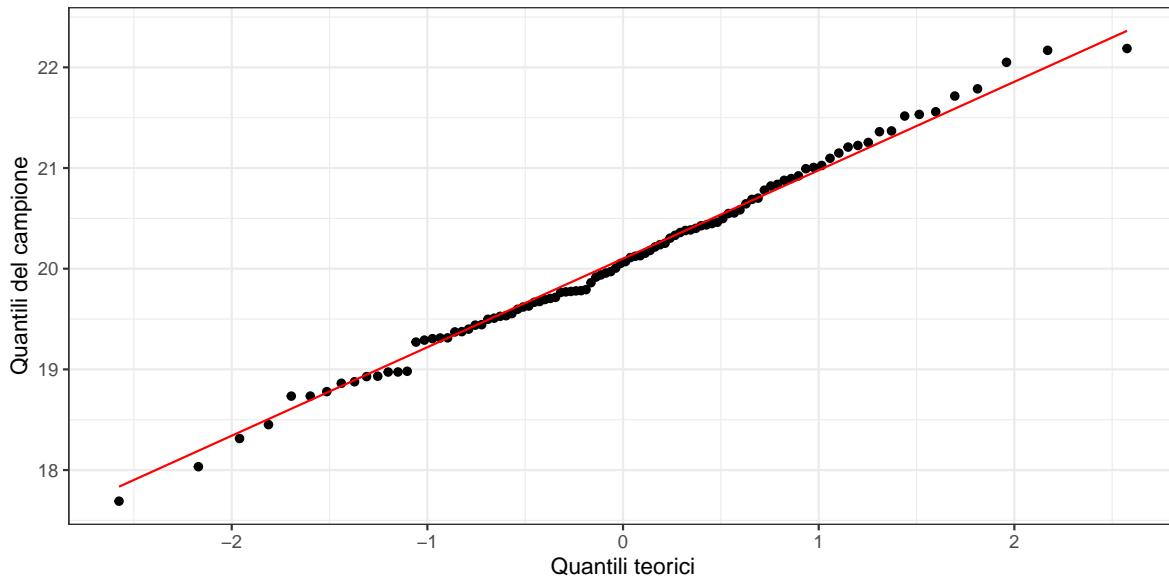
```
ggplot(data=diamonds) +
  stat_summary(mapping=aes(x=cut, y=price),
              fun.min=min,
              fun.max=max,
              fun=median)
```



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

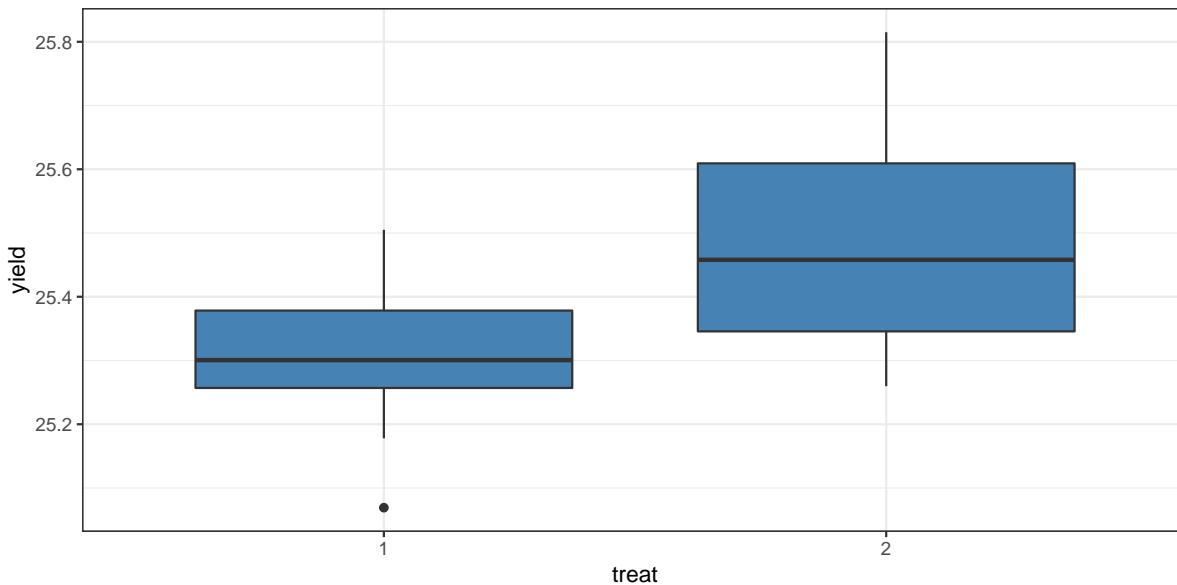
```
set.seed(123)
tibble(
  x=rnorm(100, mean=20)
) %>%
ggplot(aes(sample=x)) +
  geom_qq()
```

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



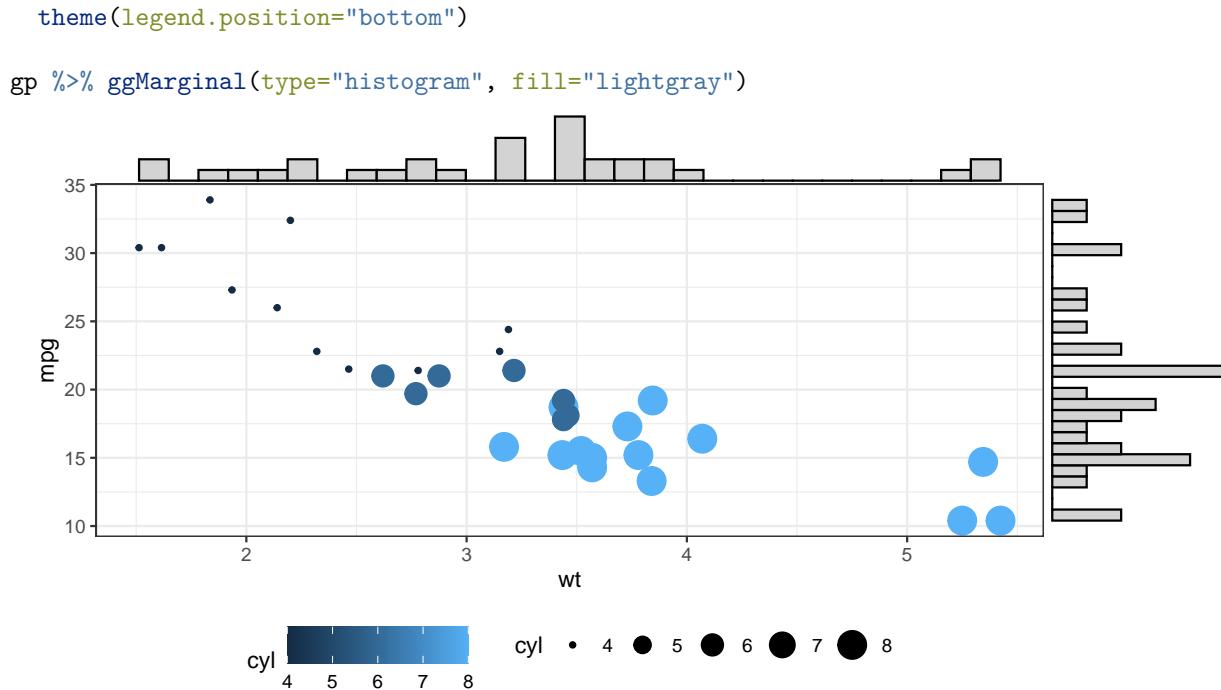
#### 2.1.4 Boxplot

```
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() +
```



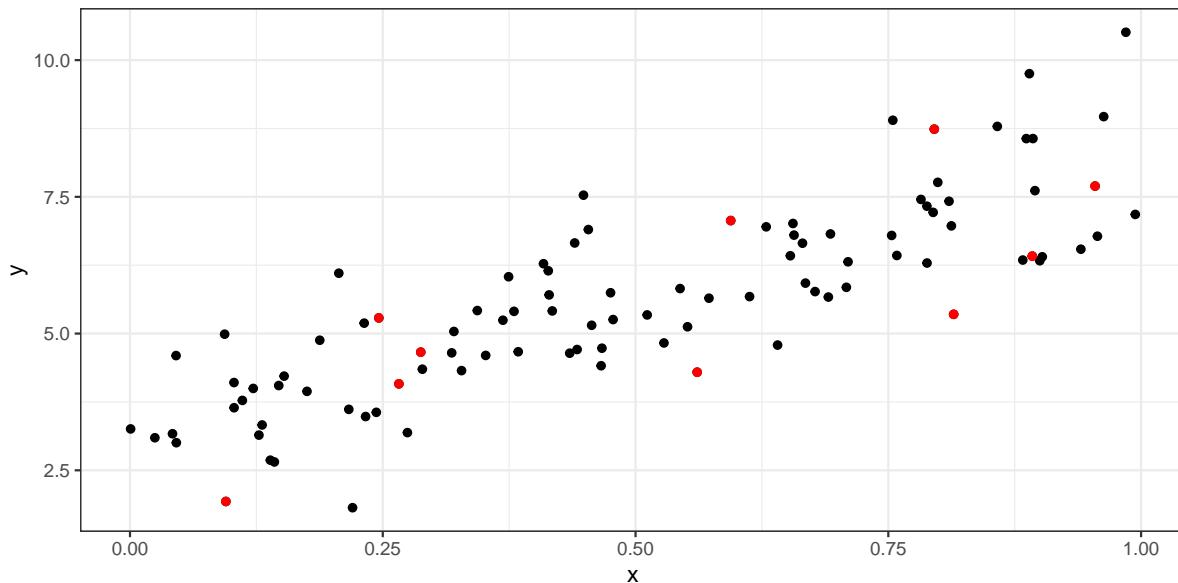
## 2.2 Modelli

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

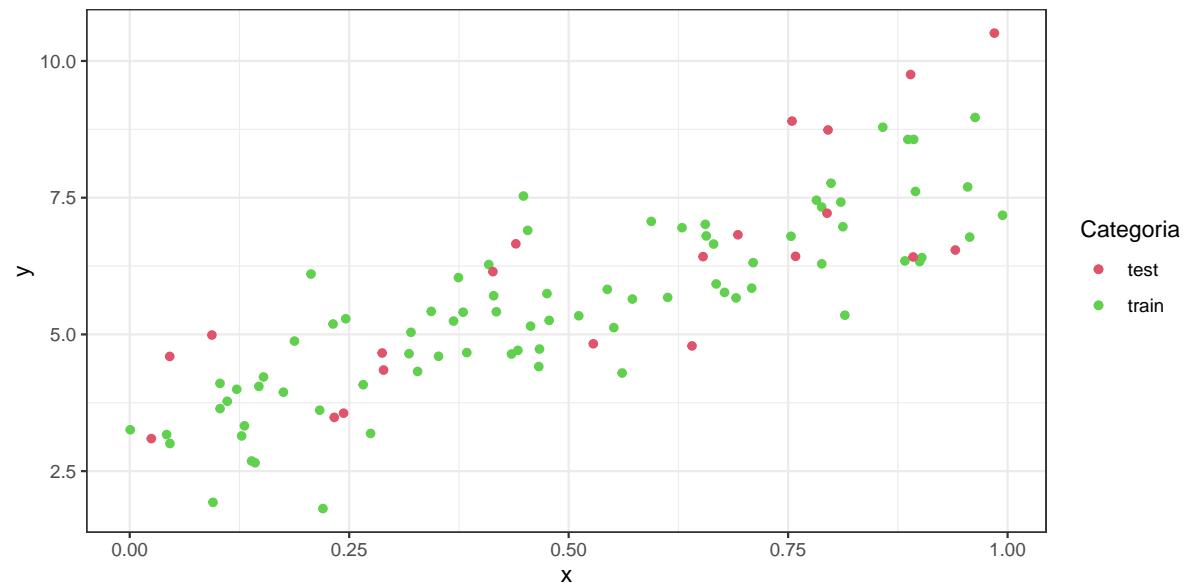
```
set.seed(123)
df <- tibble::tibble(
  x = sort(runif(100)),
  y = 5 * x + 0.5 * x ^ 2 + 3 + rnorm(length(x))
)
```

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, ricampionamenti successivi su larghe quantità di dati sono più efficienti:

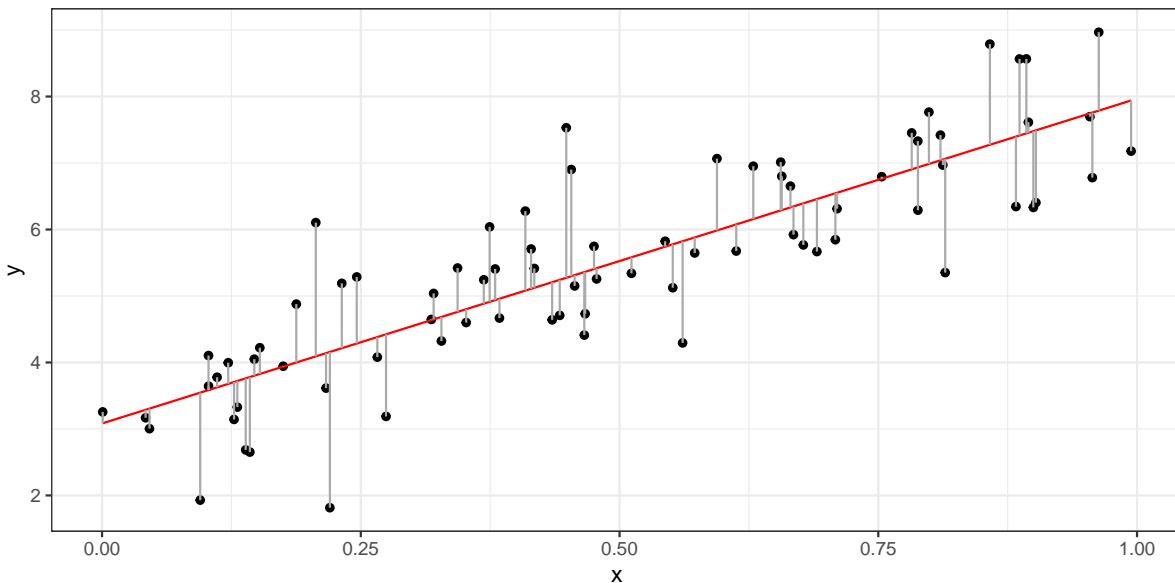
```
df1 <- resample(df, sample(seq_along(df$x), 10)) # 10 elementi casuali
ggplot(df, aes(x=x, y=y)) + geom_point() +
  geom_point(data=as_tibble(df1), mapping=aes(x=x, y=y), color="red")
```



```
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

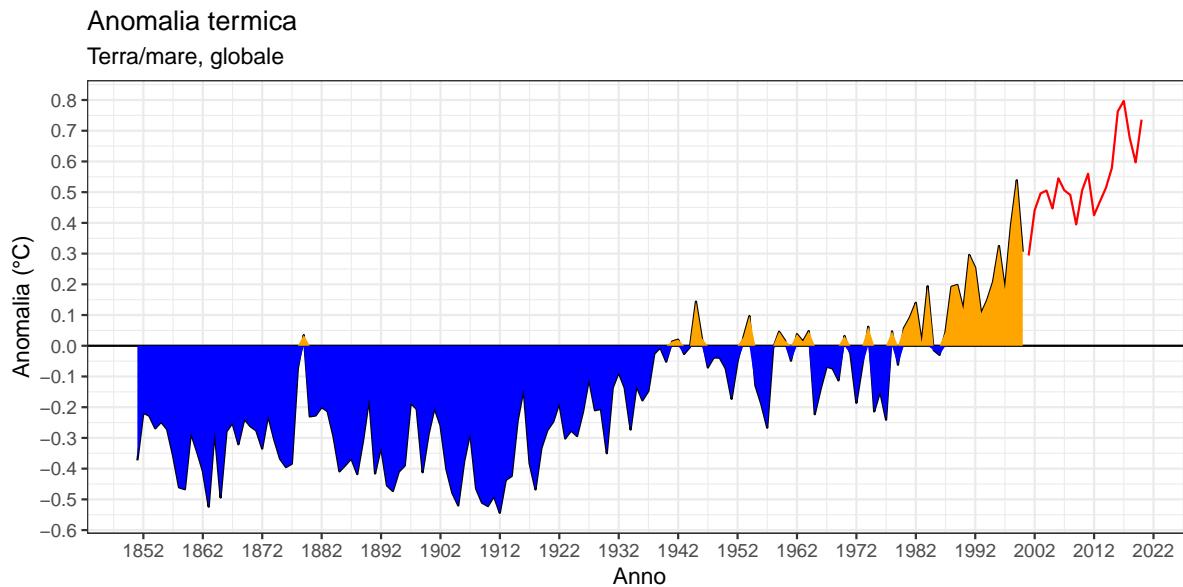
```

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': 20 obs. of 2 variables:
## $ Index: Date, format: "2000-12-29" "2001-12-29" ...
## $ . : num 0.294 0.441 0.496 0.505 0.447 0.545 0.506 0.491 0.395 0.506 ...
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
```

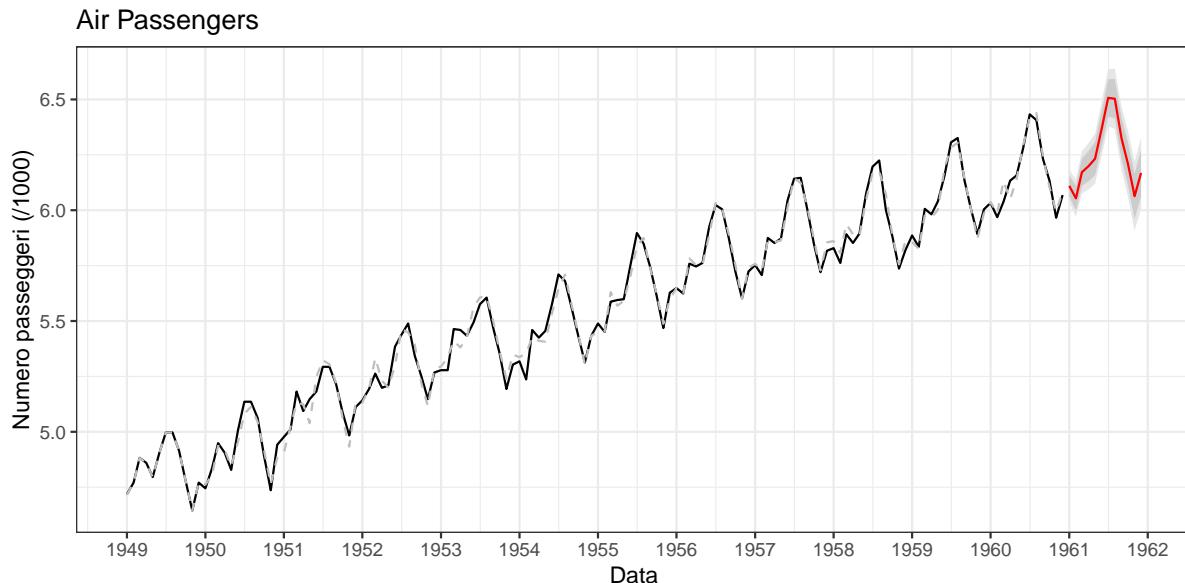
```
pred <- forecast(fit, h=12)
```

```
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 ...

```

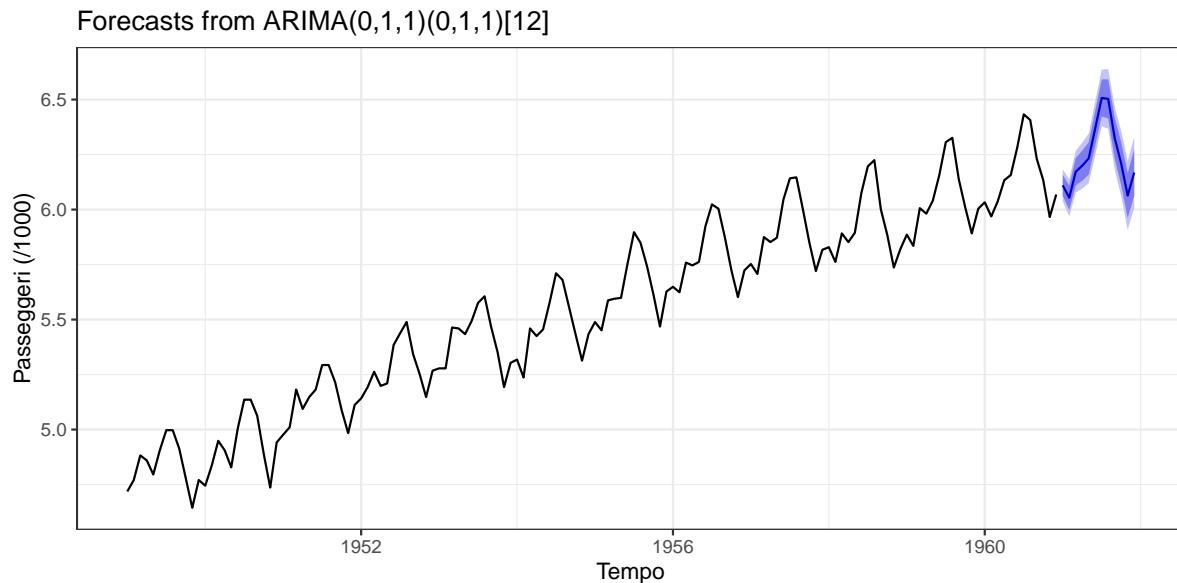
Come si vede, usando `ts_xts(pred$mean)` come parametro `data` i tempi vengono nominati `Index` e i valori `value`.

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)")

```



## 2.4 Diamanti grezzi!

L'analisi dei sistemi multivariati 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.

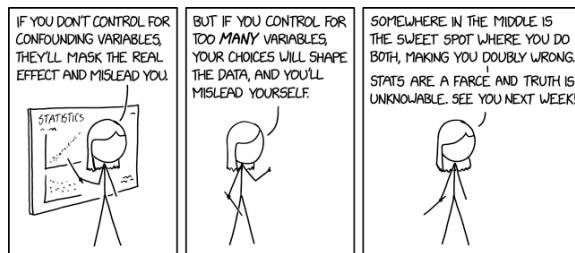
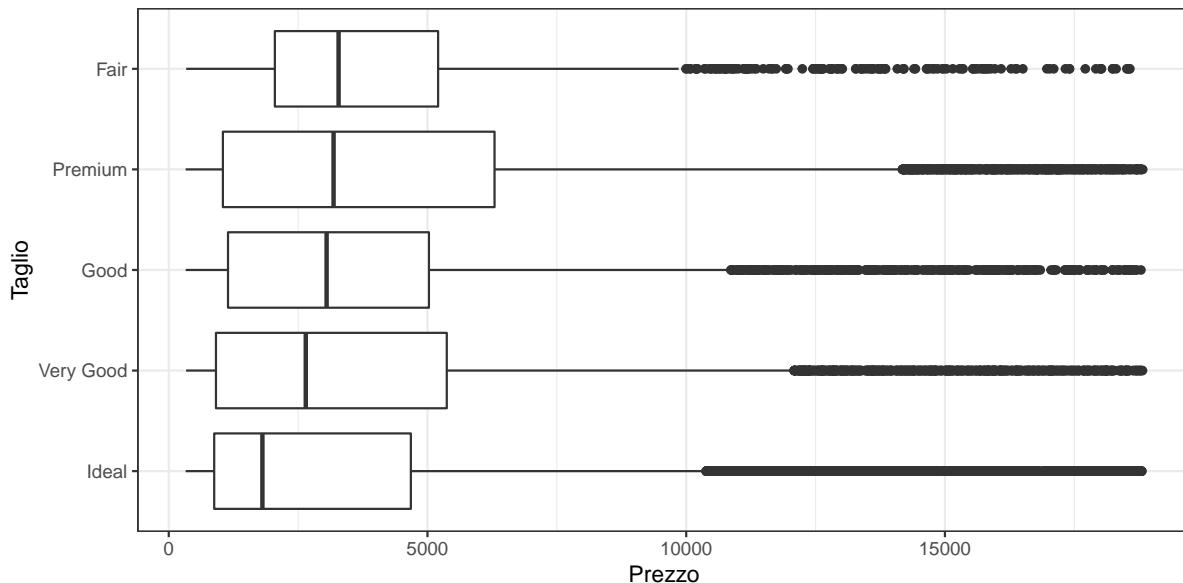


Figura 1: [https://imgs.xkcd.com/comics/confounding\\_variables.png](https://imgs.xkcd.com/comics/confounding_variables.png)

### 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")
```

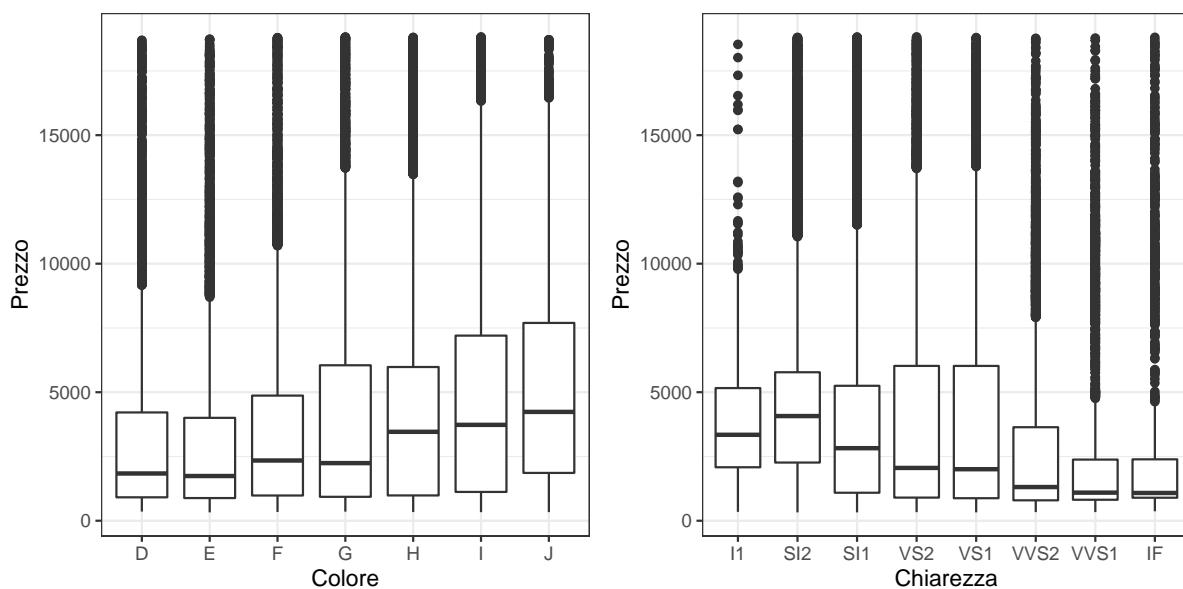


```
head(diamonds$cut)
## [1] Ideal      Premium    Good       Premium    Good       Very Good
## Levels: Fair < Good < Very Good < Premium < Ideal
```

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)
```

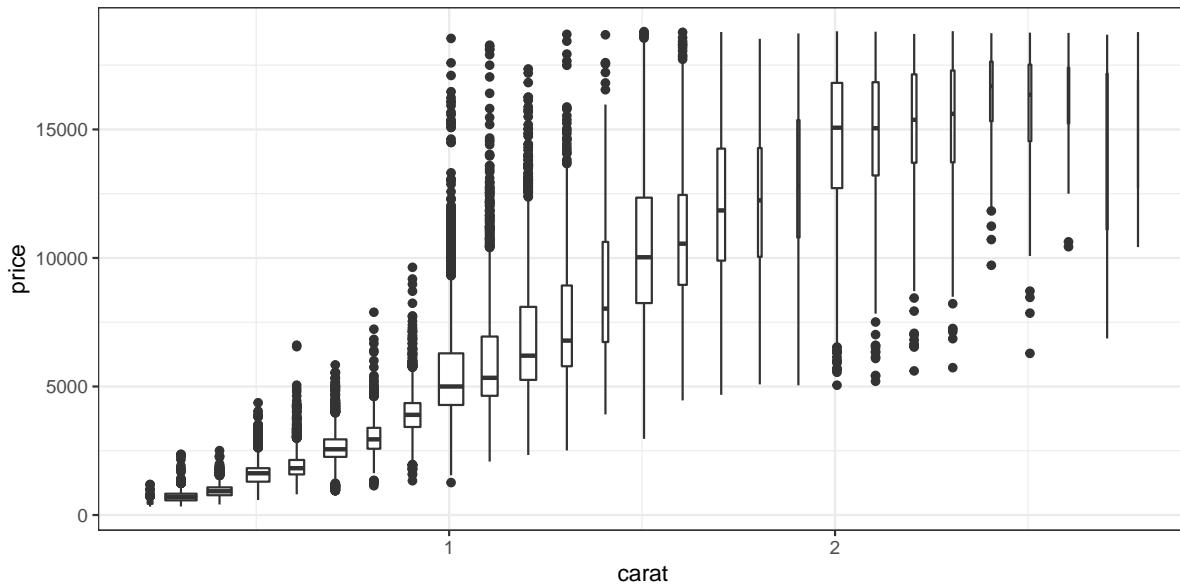


In questo caso i diamanti peggiori sono di colore J (giallognoli) e chiarezza I1, cioè con inclusioni visibili a occhio nudo. **Eppure sono tra i più cari. Perché?**

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

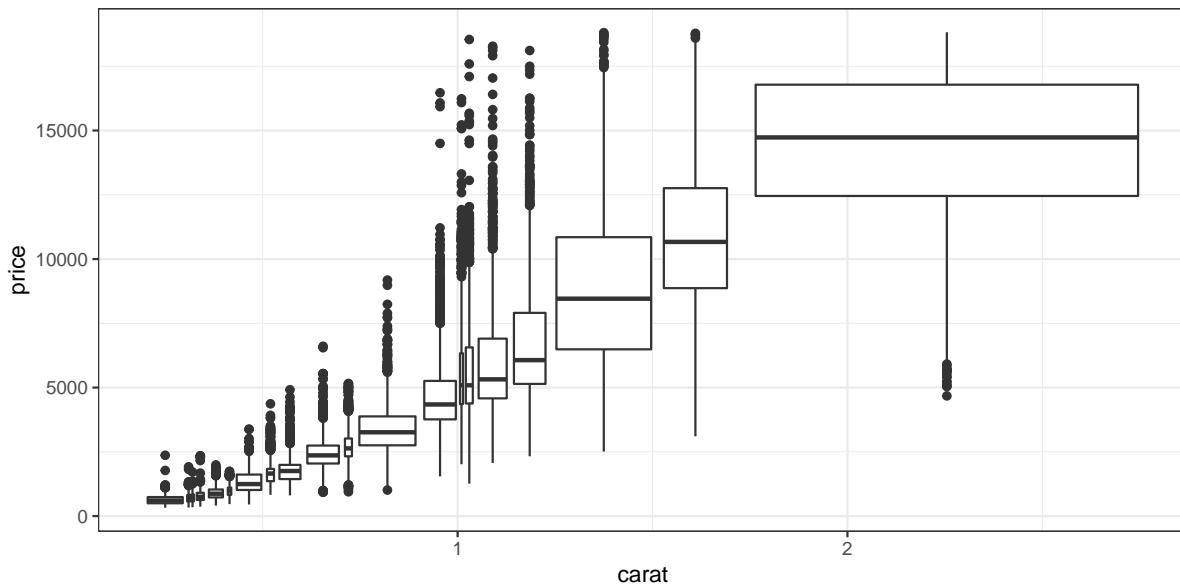
Possiamo studiare l'effetto della dimensione con grafici come quelli realizzati più su, oppure possiamo realizzare un boxplot, raggruppandoli per classi spaziate di 0.1 carati:

```
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)))
```



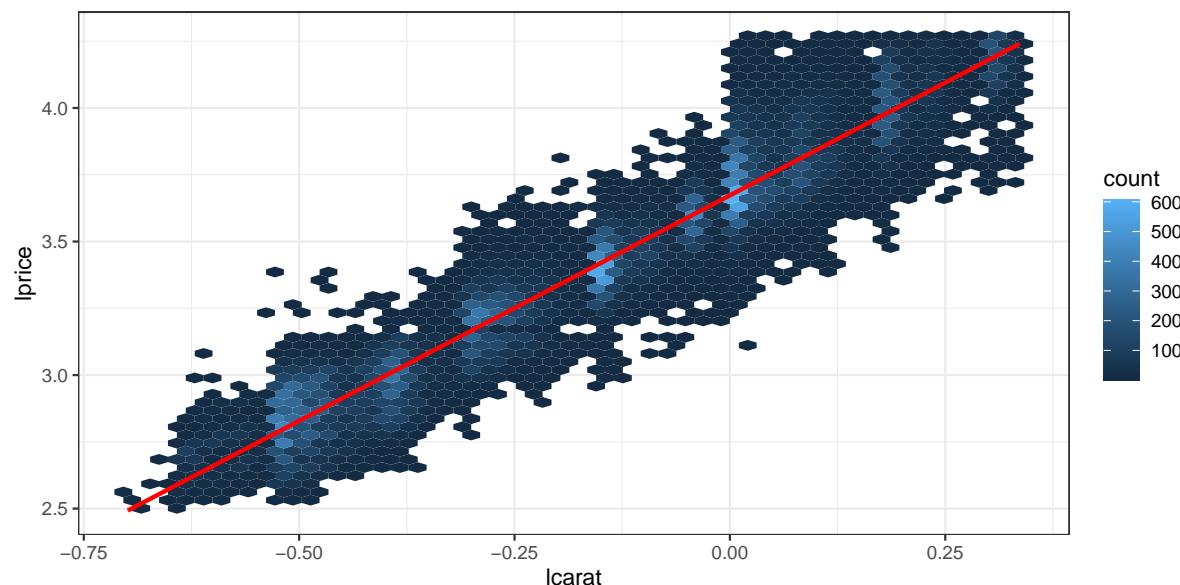
Focalizziamoci sui diamanti con carati inferiori al 99-esimo percentile, cioè

```
(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))

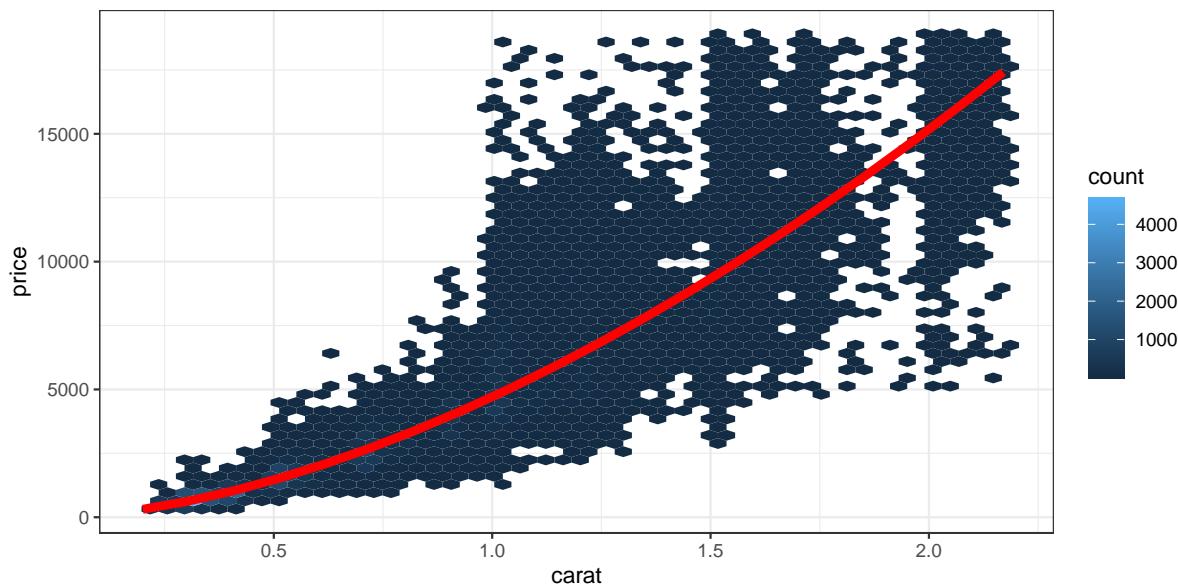
diamonds2 %>%
  ggplot(aes(x=lcarat, y=lprice)) +
  geom_hex(bins=50) +
  geom_smooth(method="lm", color="red")
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



È evidente un andamento lineare sul piano bilogaritmico. 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.

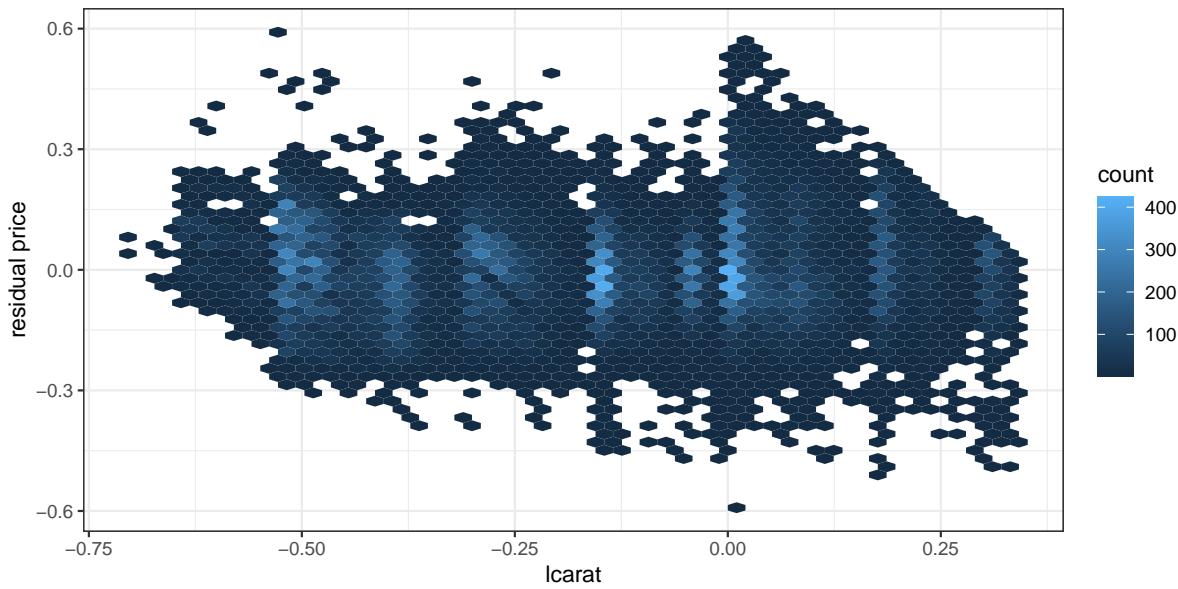
```
diamonds2.lm <- lm(lprice~lcarat, data=diamonds2)
fit <- diamonds2 %>%
  data_grid(carat = seq_range(carat, 20)) %>%
  mutate(lcarat = log10(carat)) %>%
  add_predictions(diamonds2.lm, "lprice") %>%
  mutate(price = 10^lprice)
```

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



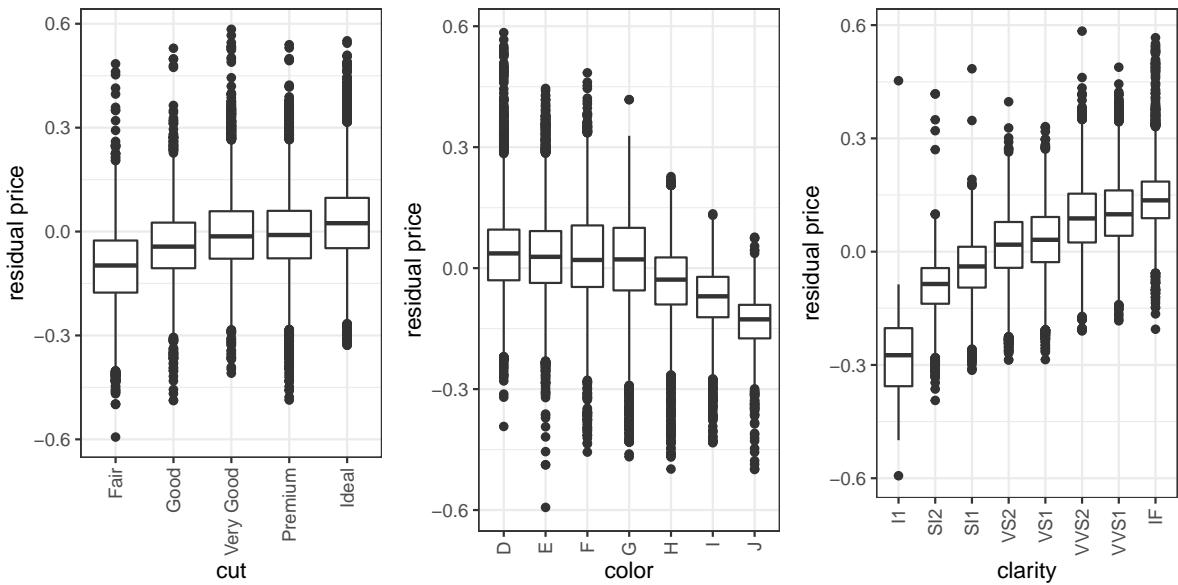
Ora aggiungiamo i residui a diamonds2:

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



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)
```



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.

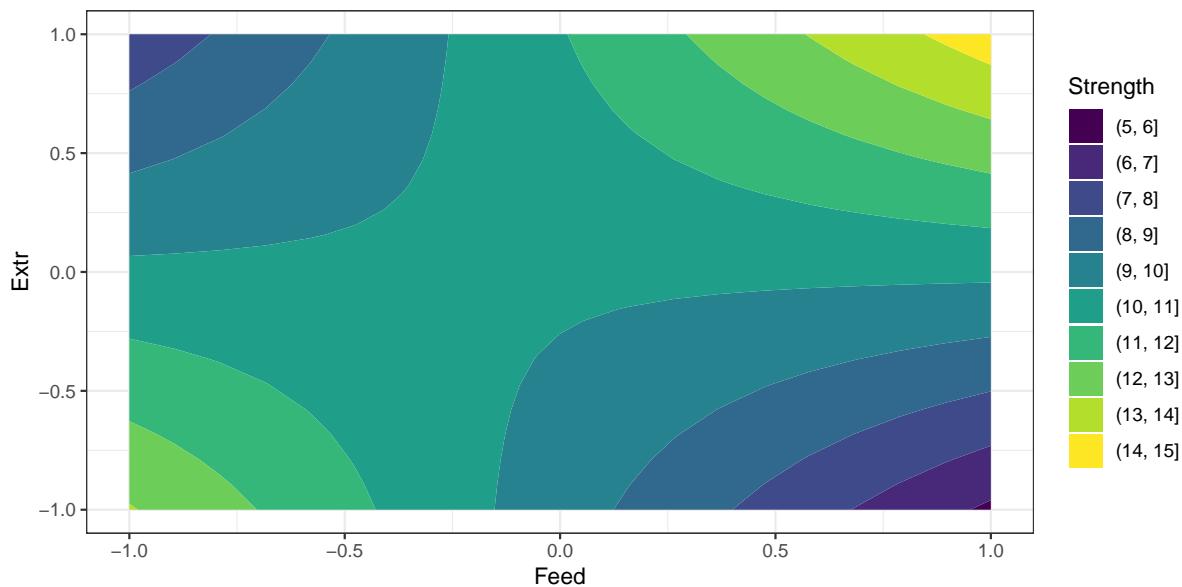
```
df <- read_delim(mydata("3dprint.txt"), comment="#", col_types = c(rep="i", Feed="d", Extr="d"))
df.lm <- lm(Strength~Feed*Extr, data=df)
anova(df.lm)

## 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")
```

