# Prometheus. Аналіз даних та статистичне виведення на мові R. Інструкції для лабораторної роботи. Тиждень 4

Анастасія Корнілова

жовтень, 2016

В цій лабораторній роботі ми продовжуємо працювати з лінійною регресією та трактуванням результатів отриманих моделей (пояснення цієї теми є у відео та конспекті до третього тижня).

Будемо використовувати два набори даних: квартет Анскомбе anscombe (згенерований у 1973 Frensis Anscombe) та diamonds (містить інформацію про ціну та характеристики 53940 діамантів).

Почнемо з дослідження набору даних anscombe. На цьому наборі даних проілюструємо процес діагностики моделі лінійної регресії. Це вбудований R датасет, тому завантажити його додатково не потрібно. Дослідимо структуру наших даних:

```
anscombe
```

```
##    x1 x2 x3 x4    y1   y2    y3    y4
## 1  10 10 10  8  8.04 9.14  7.46  6.58
## 2   8  8  8  8  6.95 8.14  6.77  5.76
## 3  13 13 13  8  7.58 8.74 12.74  7.71
## 4   9  9  9  8  8.81 8.77  7.11  8.84
## 5  11 11 11  8  8.33 9.26  7.81  8.47
## 6  14 14 14  8  9.96 8.10  8.84  7.04
## 7   6  6  6  8  7.24 6.13  6.08  5.25
## 8   4  4  4 19  4.26 3.10  5.39 12.50
## 9  12 12 12  8 10.84 9.13  8.15  5.56
```

```
## 10  7  7  7  8  4.82 7.26  6.42  7.91
## 11  5  5  5  8  5.68 4.74  5.73  6.89
```

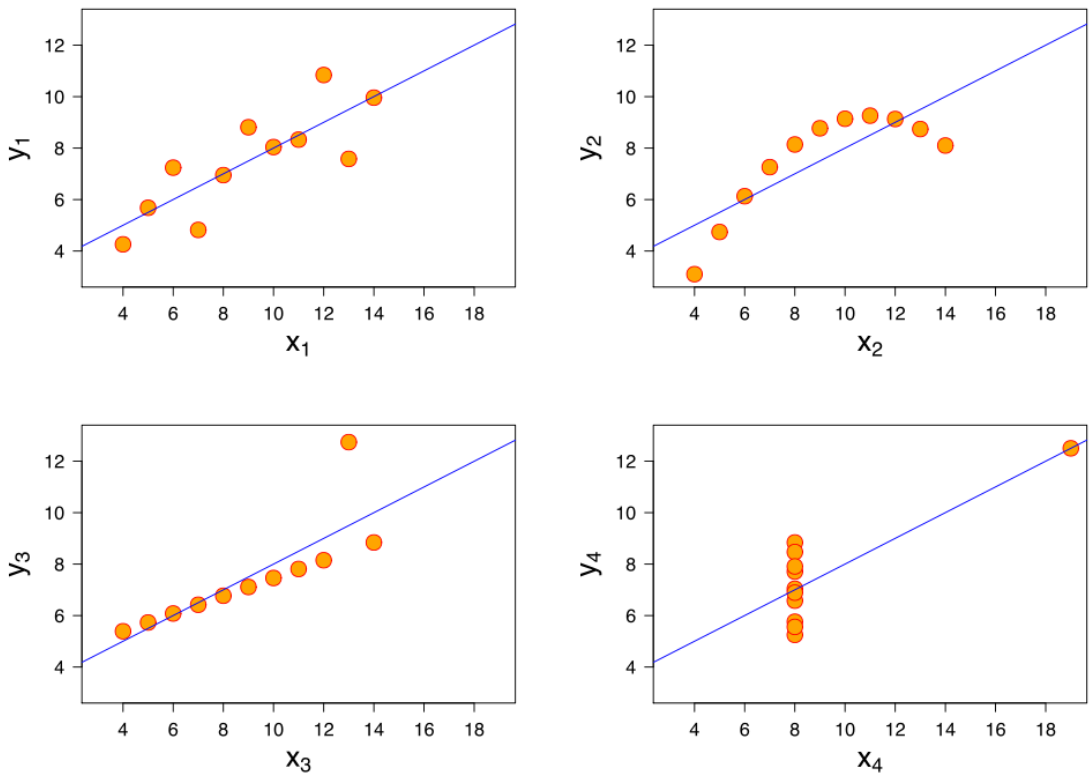
```
str(anscombe)
```

```
## 'data.frame':    11 obs. of  8 variables:
##  $ x1: num  10 8 13 9 11 14 6 4 12 7 ...
##  $ x2: num  10 8 13 9 11 14 6 4 12 7 ...
##  $ x3: num  10 8 13 9 11 14 6 4 12 7 ...
##  $ x4: num  8 8 8 8 8 8 8 19 8 8 ...
##  $ y1: num  8.04 6.95 7.58 8.81 8.33 ...
##  $ y2: num  9.14 8.14 8.74 8.77 9.26 8.1 6.13 3.1 9.13 7.26 ...
##  $ y3: num  7.46 6.77 12.74 7.11 7.81 ...
##  $ y4: num  6.58 5.76 7.71 8.84 8.47 7.04 5.25 12.5 5.56 7.91 ...
```

```
summary(anscombe)
```

```
##        x1              x2              x3              x4
##  Min.   : 4.0   Min.   : 4.0   Min.   : 4.0   Min.   : 8
##  1st Qu.: 6.5   1st Qu.: 6.5   1st Qu.: 6.5   1st Qu.: 8
##  Median : 9.0   Median : 9.0   Median : 9.0   Median : 8
##  Mean   : 9.0   Mean   : 9.0   Mean   : 9.0   Mean   : 9
##  3rd Qu.:11.5   3rd Qu.:11.5   3rd Qu.:11.5   3rd Qu.: 8
##  Max.   :14.0   Max.   :14.0   Max.   :14.0   Max.   :19
##        y1              y2              y3              y4
##  Min.   : 4.260   Min.   :3.100   Min.   : 5.39   Min.   : 5.250
##  1st Qu.: 6.315   1st Qu.:6.695   1st Qu.: 6.25   1st Qu.: 6.170
##  Median : 7.580   Median :8.140   Median : 7.11   Median : 7.040
##  Mean   : 7.501   Mean   :7.501   Mean   : 7.50   Mean   : 7.501
##  3rd Qu.: 8.570   3rd Qu.:8.950   3rd Qu.: 7.98   3rd Qu.: 8.190
##  Max.   :10.840   Max.   :9.260   Max.   :12.74   Max.   :12.500
```

Це чотири набори даних (x1, y1), (x2, y2), (x3, y3), (x4, y4)




Ці набори мають однаковий коефіцієнт кореляції. Обчисліть його та вкажіть у якості відповіді на питання 1.

Та однакову лінію моделі лінійної регресії. Знайдіть лінію регресії з допомогою команд lm та summary Вкажіть рівняння цієї лінії у якості відповіді на питання 2.

Нагадую, що умовами для побудови валідної моделі є:

- Лінійність
- Нормальний розподіл залишків
- Гомоскедастичність (стала варіативність залишків)

Давайте проведемо діагностику лінійних моделей для (x1, y1), (x2, y2), (x3, y3), (x4, y4) відповідно. З графіка очевидно, що для наборів (x2, y2) та (x4, y4) порушена умова лінійності. У випадку (x2, y2) - є нелійна залежність. Для набору (x3, y3) умова лінійності буде виконуватись при видаленні нетипових значень(outliers), при цьому зміниться рівняння лінії лінійної регресії.

Аналіз залишків будемо проводити для всіх моделей (з метою зрозуміти, як буде виглядати розподіл та варіативність залишків при порушеннях умов лінійності).

Почнемо з набору (x1, y1).

Нехай модель задана рівнянням lm1 <- lm(data = anscombe, y1 ~ x1). Для діагностики моделі нам потрібно оцінити розподіл залишків.

*Залишок* - це різниця між реальними даними(в нашому випадку це y1) та даними $\hat{y}$, для x1 згідно нашої моделі.

Знайдемо значення $\hat{y}$(fitted.values) згідно нашого рівняння лінійної регресії.

```
lm1$fitted.values
```

```
##        1        2        3        4        5        6        7 
## 8.001000 7.000818 9.501273 7.500909 8.501091 10.001364 6.000636 
##        8        9       10       11 
## 5.000455 9.001182 6.500727 5.500545
```

Знайдемо залишки. Це можна зробити віднявши fitted.values від реальних значень y1:

```
anscombe$y1 - lm1$fitted.values
```

```
##           1           2           3           4           5           6
##  0.03900000 -0.05081818 -1.92127273  1.30909091 -0.17109091 -0.04136364
##           7           8           9          10          11
##  1.23936364 -0.74045455  1.83881818 -1.68072727  0.17945455
```

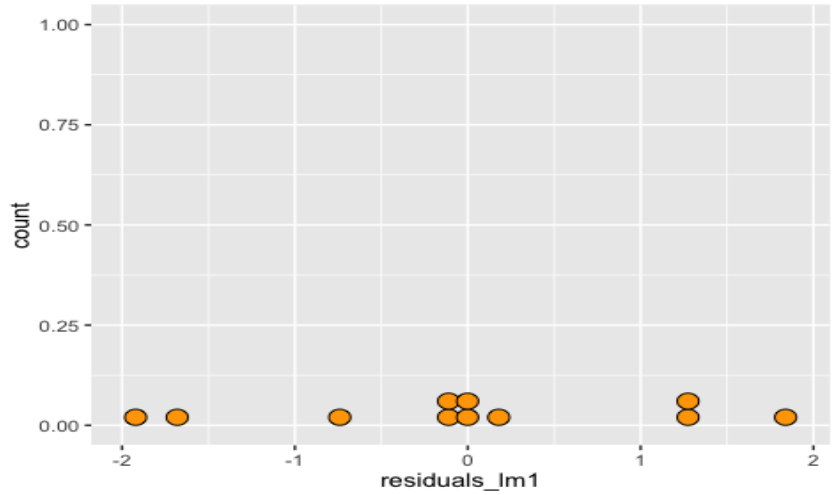
Або використати параметр residuals

```
lm1$residuals
```

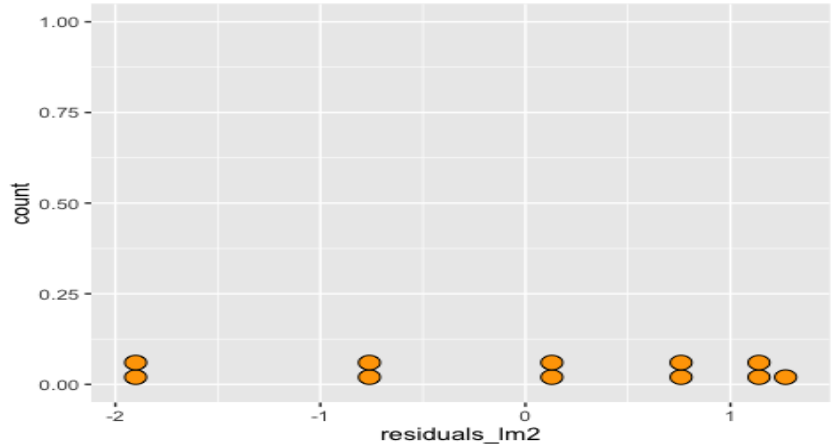
```
##           1           2           3           4           5           6
##  0.03900000 -0.05081818 -1.92127273  1.30909091 -0.17109091 -0.04136364
##           7           8           9          10          11
##  1.23936364 -0.74045455  1.83881818 -1.68072727  0.17945455
```

Найкраще оцінювати розподіл даних з допомогою гістограми, однак у нас всього одинадцять точок, тому можемо використати точковий графік.

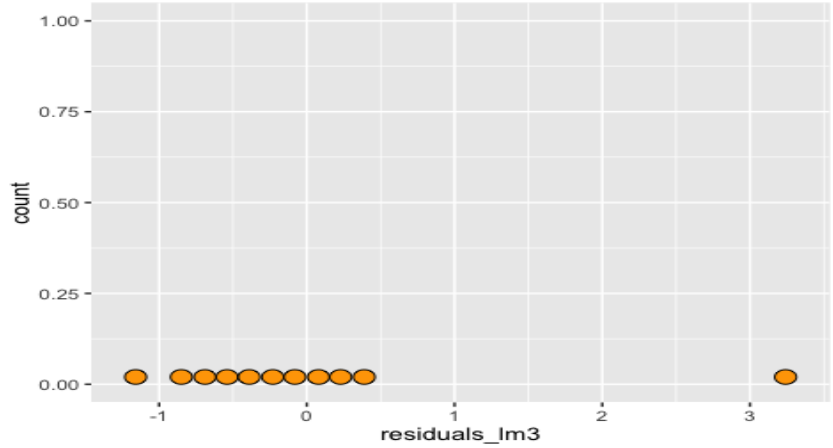
```
library(ggplot2)

anscombe$residuals_lm1 <- lm1$residuals
ggplot(anscombe, aes(x = residuals_lm1)) + geom_dotplot(fill
="orange")
```



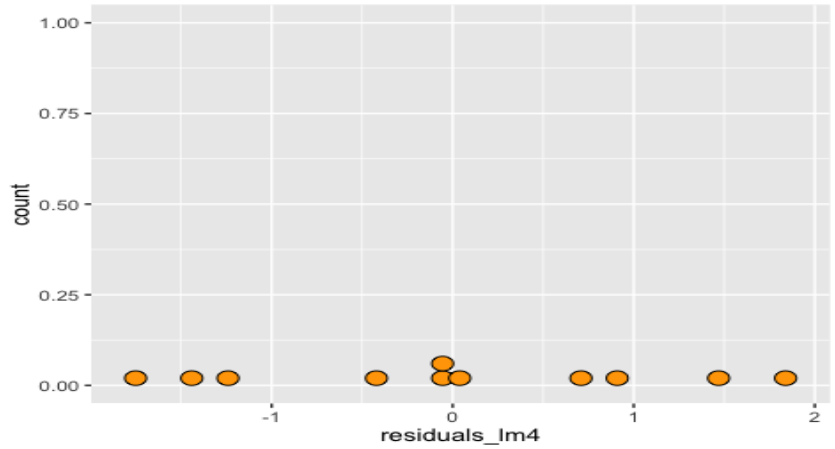
```
anscombe$residuals_lm2 <- lm2$residuals
ggplot(anscombe, aes(x = residuals_lm2)) + geom_dotplot(fill
="orange")
```




```
anscombe$residuals_lm3 <- lm3$residuals
ggplot(anscombe, aes(x = residuals_lm3)) + geom_dotplot(fill
="orange")
```




```
anscombe$residuals_lm4 <- lm4$residuals
ggplot(anscombe, aes(x = residuals_lm4)) + geom_dotplot(fill
="orange")
```

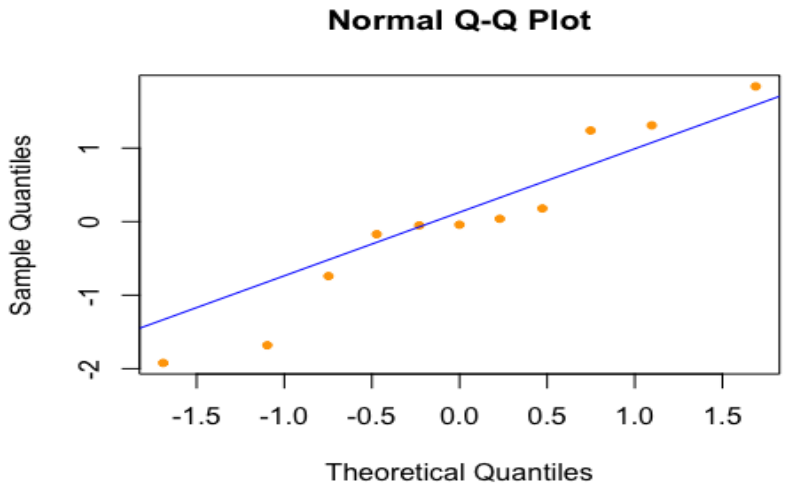



Оцінювати візуально розподіл даних для 11 точок досить тяжко, найбільше відповідають нормальному розподілу перший та третій набори даних.

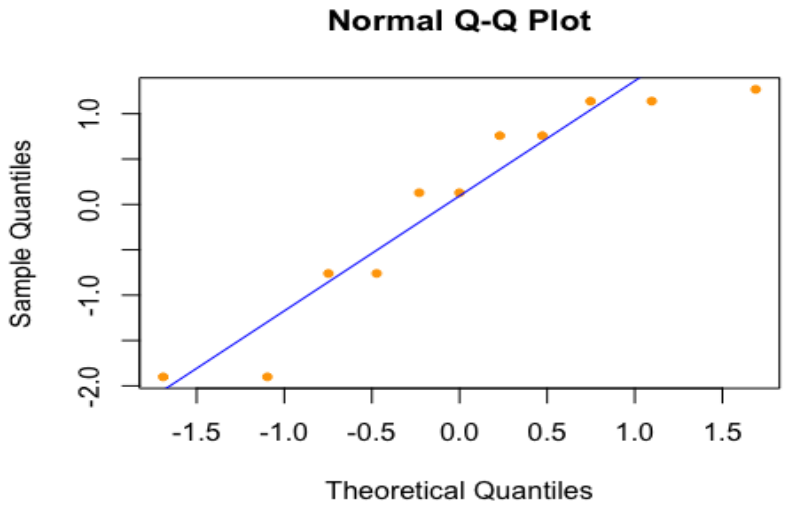
Для оцінки нормальності розподілу, будемо використовувати функції qqnorm та qqline. Бібліотека ggplot2 для цього аналізу менш зручна. Графіки для наших наборів будуть виглядати так:

Для (x1, y1):

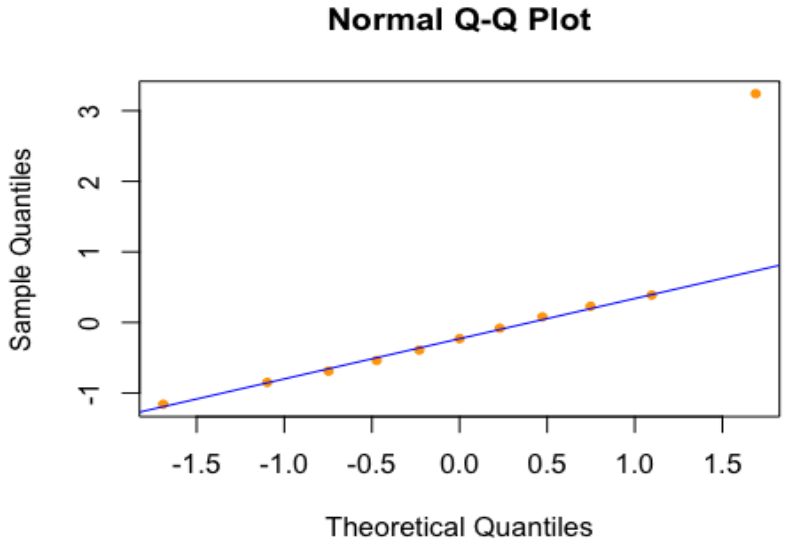
```
qqnorm(lm1$residuals, col="orange", pch=20)
qqline(lm1$residuals, col = "blue")
```



Для (x2, y2):

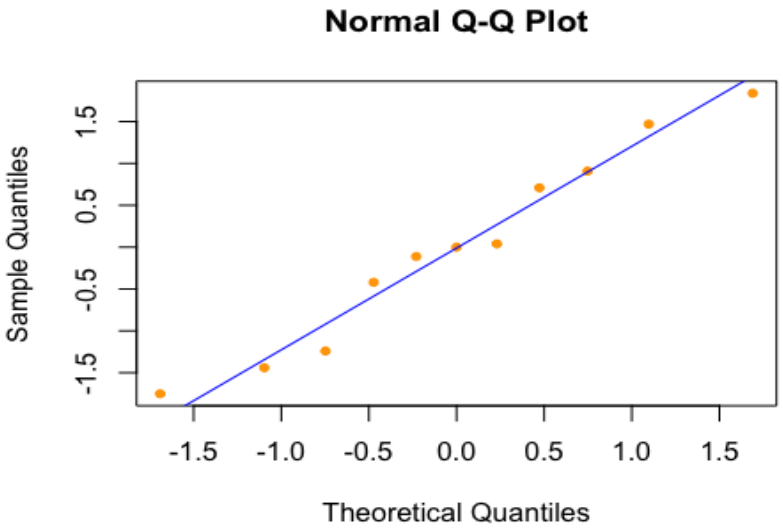



Для (x3, y3):




Для (x4, y4):

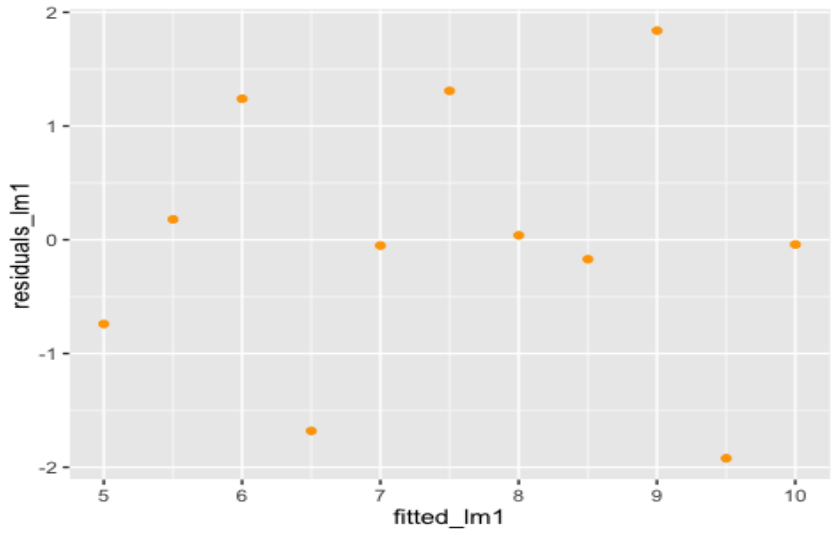
```
qqnorm(lm4$residuals, col="orange", pch=20)
qqline(lm4$residuals, col = "blue")
```



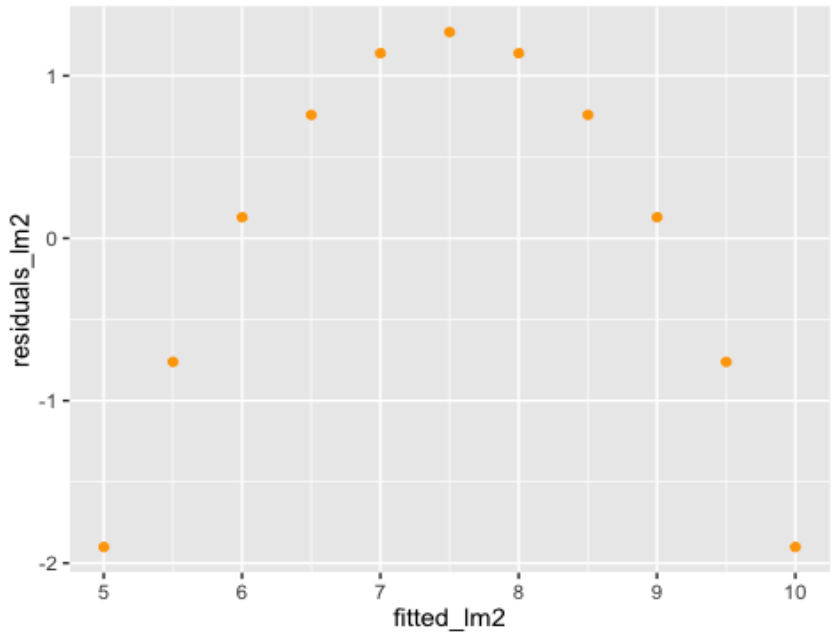

Оцінюємо варіативність залишків:

Для (x1, y1) умова сталості залишків виконується.

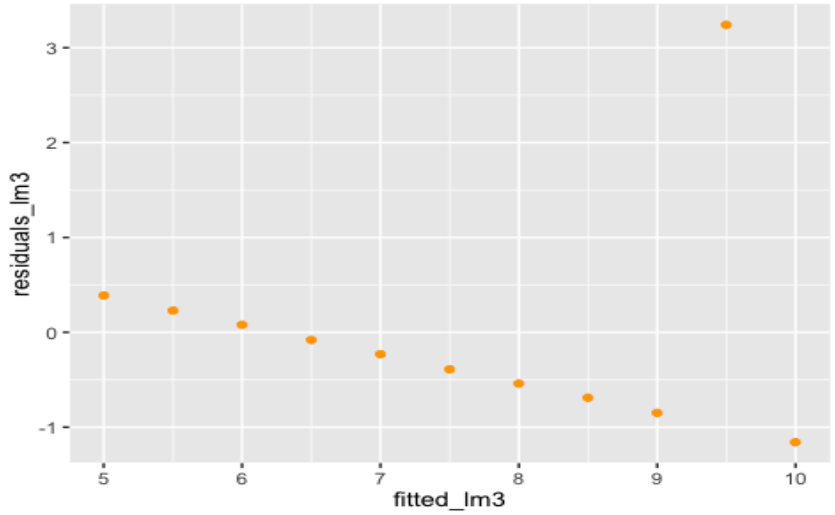
```
anscombe$fitted_lm1 <- lm1$fitted.values

ggplot(data=anscombe, aes(x=fitted_lm1, y=residuals_lm1)) +
  geom_point(col="orange")
```



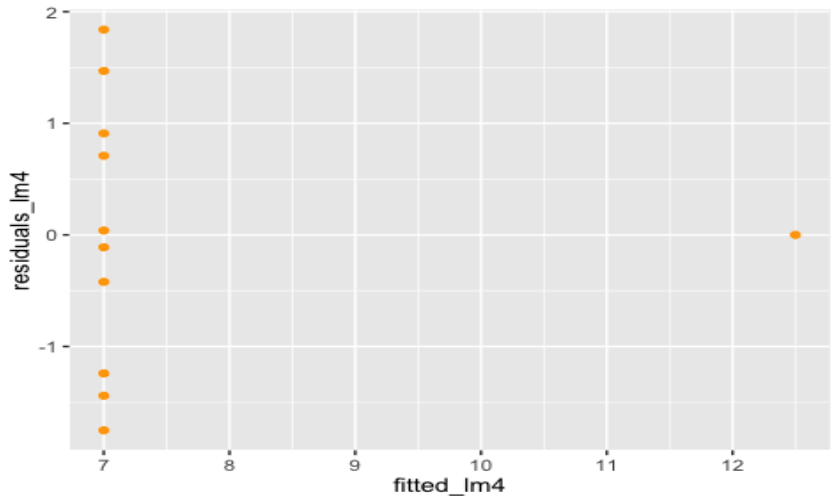

Для (x2, y2) умова сталості залишків не виконується.




Для (x3, y3) умова сталості залишків не виконується.




Для (x4, y4) умова сталості залишків не виконується.




На основі проведених досліджень, можемо стверджувати, що для умови для побудови моделі лінійної залежності виконуються лише для набору (x1, y1).

Перейдемо до реального набору даних diamonds, який має інформацію про ціну та характеристики 53940 діамантів. Це вбудований набір даних бібліотеки ggplot2. За цим посиланням http://varianceexplained.org/RData/code/code_lesson2/ ви можете ознайомитись з прикладами візуального аналізу цього набору даних. В лабораторній ми будемо досліджувати залежність ціни від ваги діамантів.

Подивимось на структуру набору даних:

```
str(diamonds)
```

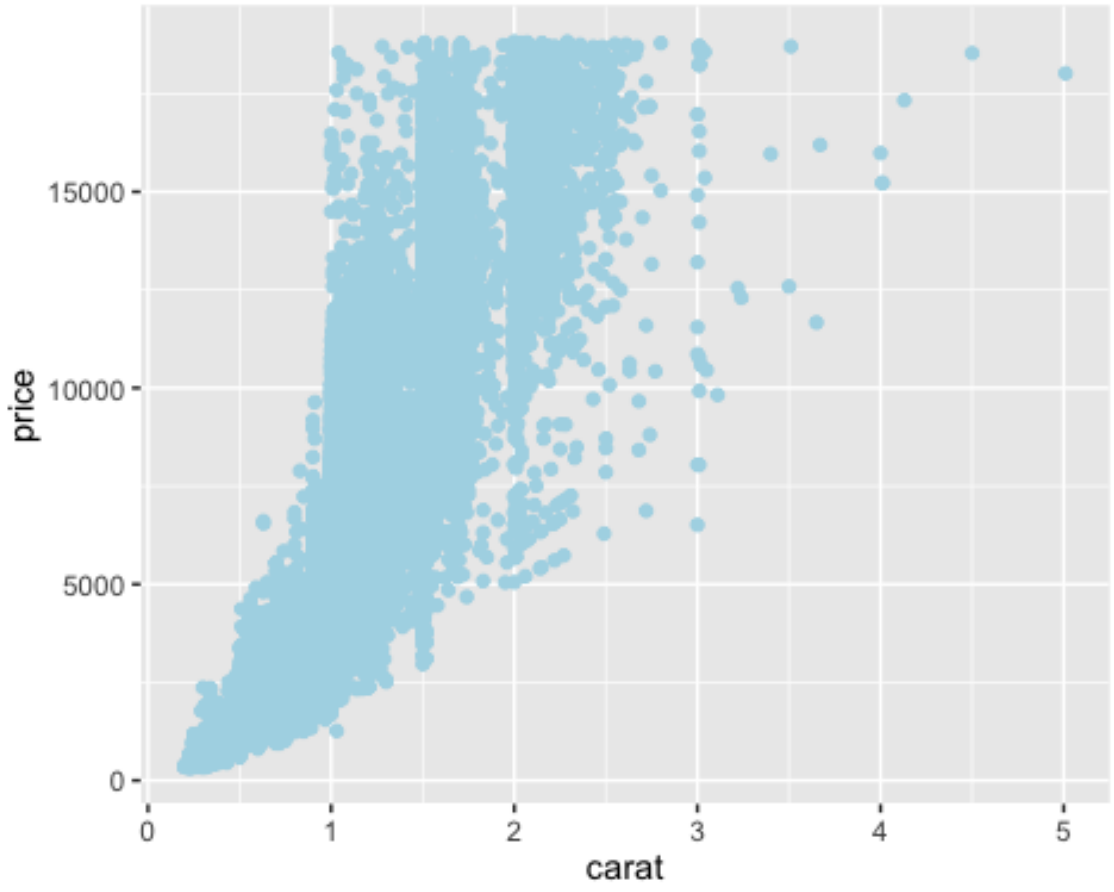
```
## Classes 'tbl_df', 'tbl' and 'data.frame':    53940 obs. of  10 variables:
##  $ carat   : num  0.23 0.21 0.23 0.29 0.31 0.24 0.24 0.26 0.22 0.23 ...
##  $ cut     : Ord.factor w/ 5 levels "Fair"<"Good"<..: 5 4 2 4 2 3 3 3 1 3 .
..
##  $ color   : Ord.factor w/ 7 levels "D"<"E"<"F"<"G"<..: 2 2 2 6 7 7 6 5 2 5
...
```

```
##  $ clarity: Ord.factor w/ 8 levels "I1"<"SI2"<"SI1"<..: 2 3 5 4 2 6 7 3 4
5 ...
##  $ depth  : num  61.5 59.8 56.9 62.4 63.3 62.8 62.3 61.9 65.1 59.4 ...
##  $ table  : num  55 61 65 58 58 57 57 55 61 61 ...
##  $ price  : int  326 326 327 334 335 336 336 337 337 338 ...
##  $ x      : num  3.95 3.89 4.05 4.2 4.34 3.94 3.95 4.07 3.87 4 ...
##  $ y      : num  3.98 3.84 4.07 4.23 4.35 3.96 3.98 4.11 3.78 4.05 ...
##  $ z      : num  2.43 2.31 2.31 2.63 2.75 2.48 2.47 2.53 2.49 2.39 ...
```

В нас є 10 змінних та 53940 спостережень. Будемо досліджувати залежність між вагою (змінна `carat`) та ціною (змінна `price`).

Побудуємо графік розсіювання для цих змінних:

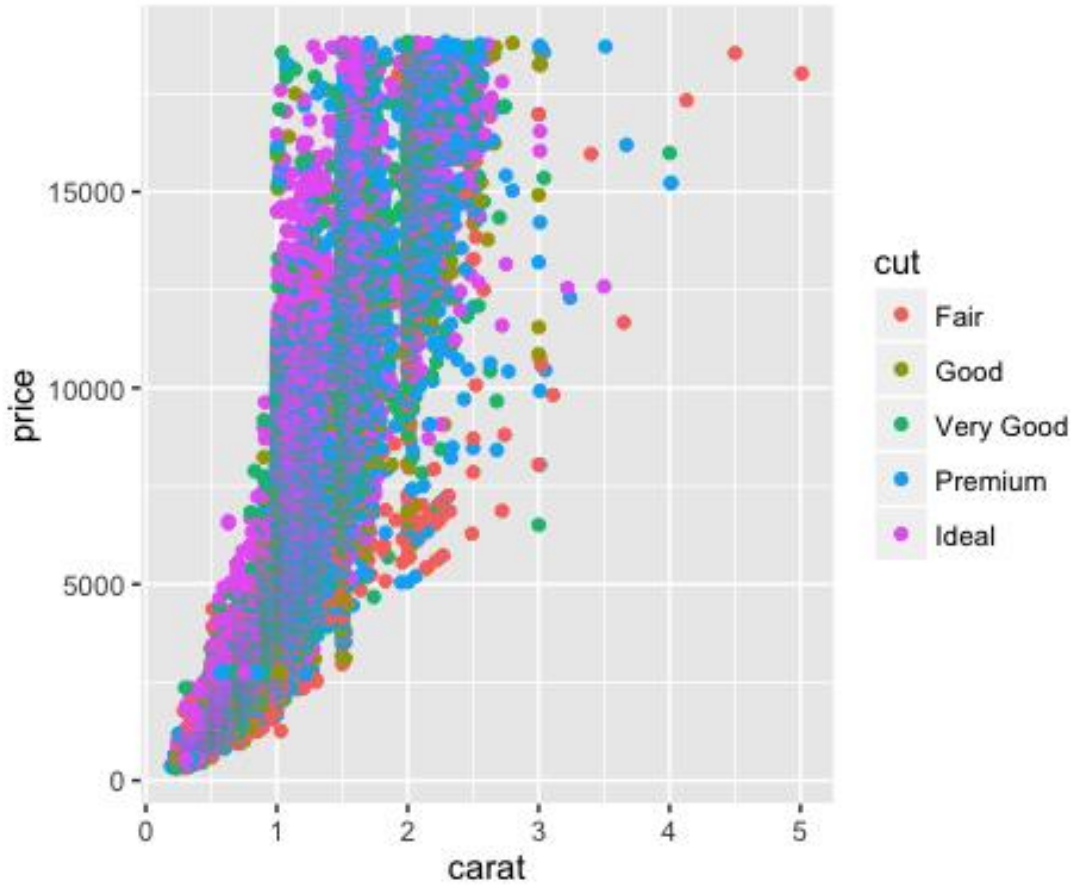
```
ggplot(data=diamonds, aes(x=carat, y=price)) +
  geom_point(col="lightblue")
```



Знайдіть коефіцієнт кореляції між вагою (змінна carat) та ціною (змінна price) діамантів. Результат вкажіть в якості відповіді на питання 3.

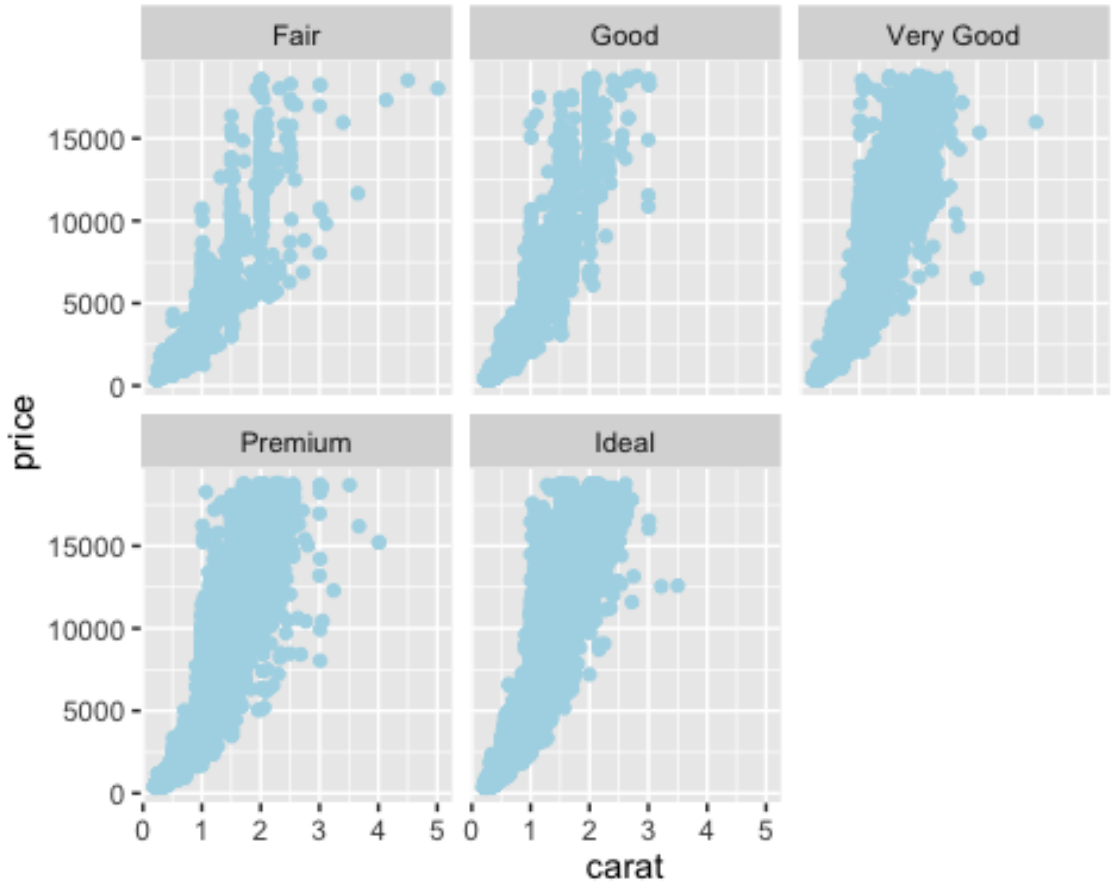
Давайте подивимось, як розподілені вага та ціна в залежності від ступеня обробки діамантів:

```
ggplot(data=diamonds, aes(x=carat, y=price, col=cut)) +
  geom_point()
```



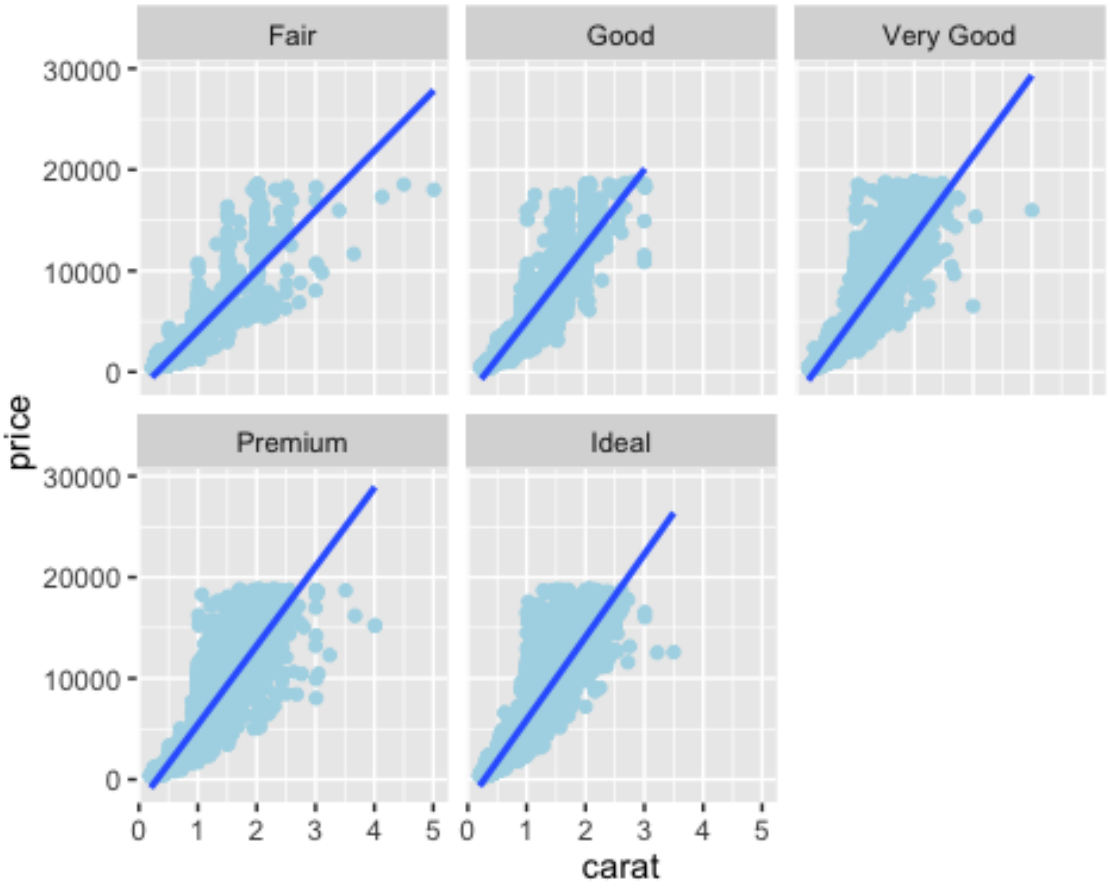

Інший тип відображення:

```
ggplot(data=diamonds, aes(x=carat, y=price)) +
  geom_point(col="lightblue") +
  facet_wrap(~cut)
```




Додамо до графіка ще лінію лінійної регресії:

```
ggplot(data=diamonds, aes(x=carat, y=price)) +
  geom_point(col="lightblue") +
  geom_smooth(method="lm", se=FALSE) +
  facet_wrap(~cut)
```




Побудуйте моделі лінійної регресії lin.diamond.ideal та lin.diamond.fair залежності ціни від ваги для обробки (змінна cut) Ideal та Fair відповідно. Знайдіть ціну ідеально та прийнятно обробленого діаманта вагою 1 карат згідно побудованих лінійних моделей. Вкажіть знайдені значення в якості відповіді на питання 4 та 5 відповідно.

Діагностику лінійних моделей регресії lin.diamond.ideal та lin.diamond.fair проведіть самостійно.