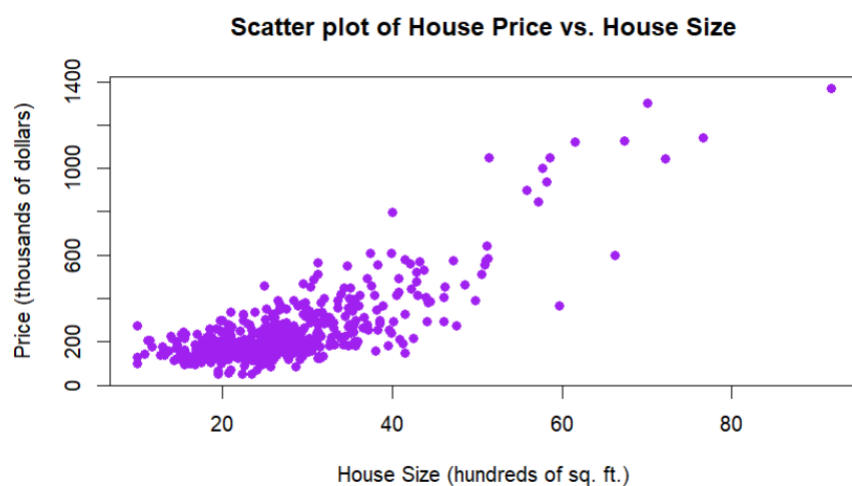
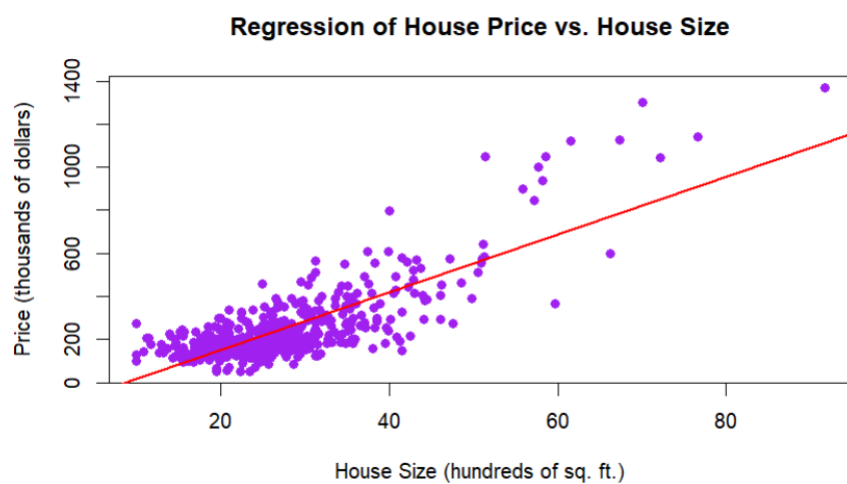


CH2.17

a.



b. 迴歸模型 $\text{Price} = -115.42 + 13.40 * \text{Sqft}$

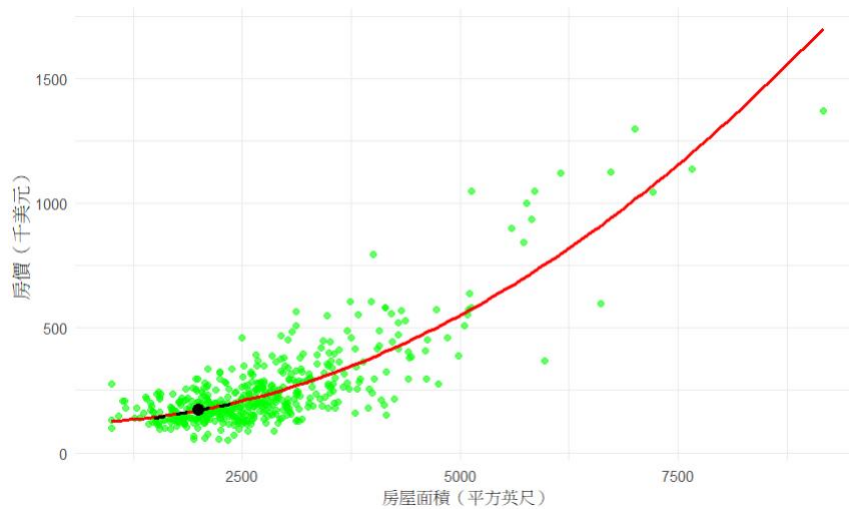


1. 其他條件不變下，平均而言增加 100 平方英尺的面積，房價將增加 13400 美元。
2. 截距項為-115420，在此情況下，比較沒有經濟意涵。

c. 二次式迴歸模型為 $\text{Price} = 93.5659 + 0.1845 * \text{Sqft}^2$

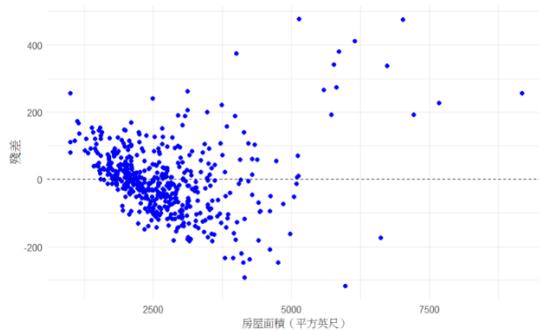
$$\text{邊際效果} = 2 * 0.1845 * 20 = 7.38 (\text{千元})$$

d.

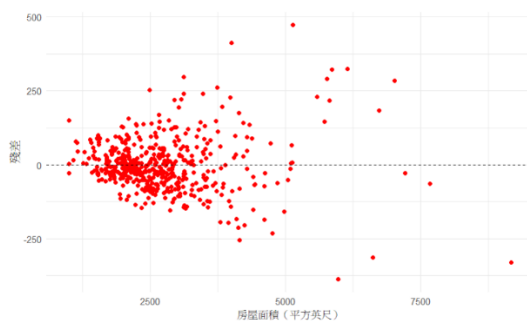


e. 彈性 = 0.8819

f.



簡單回歸



二次式回歸

從圖形可看出隨著房屋面積增加，殘差變異程度也隨之增加

故違反同質性假設。

g.

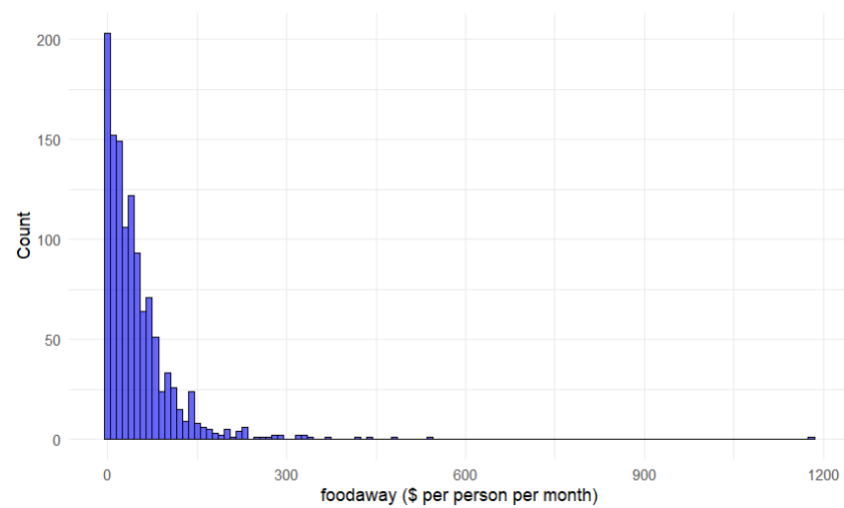
線性回歸的 SSE 為 5262846.9

二次回歸的 SSE 為 4222356.3

可看出二次回歸的 SSE 較低，且 SSE 代表模型預測值與實際值的總偏差。SSE 越小，表示模型擬合效果越好。

CH2.25

a.



平均值：49.27 75th：67.5025

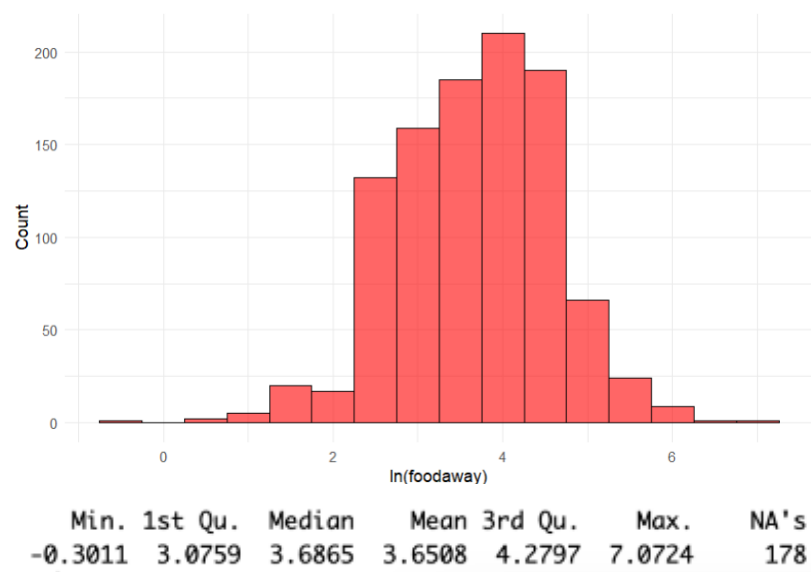
25th：12.04

中位數：32.555

b.

| Education | Mean Foodaway | Median Foodaway |
|-------------------|---------------|-----------------|
| Advanced Degree | 73.15 | 48.15 |
| College Degree | 48.60 | 36.11 |
| No College Degree | 39.01 | 26.02 |

c.



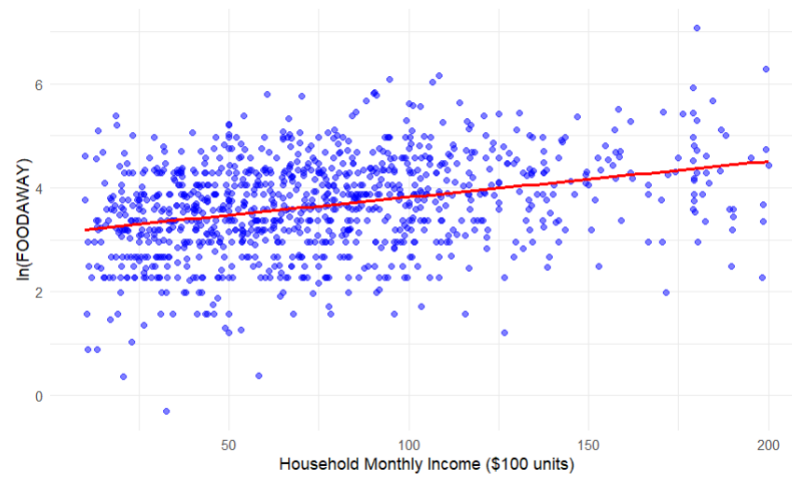
有 178 個缺失值是因為 foodaway 有 178 個數據為 0，且 $\ln(0)$ 無法執行，故為缺失值。

d. 迴歸模型 $\ln(\text{foodway}) = 3.1293 + 0.0069 \text{ income}$

斜率解釋為：其他條件不變下，平均而言增加 100 元的收入，

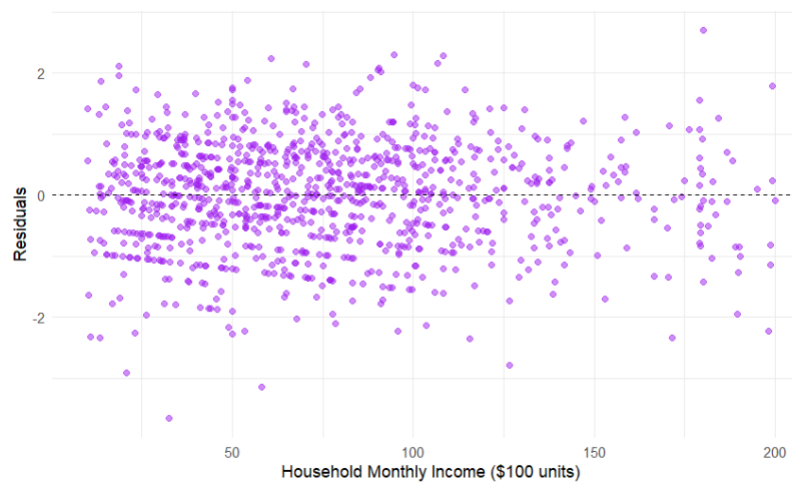
每人的外出用餐支出增加 0.69%。

e.



正相關

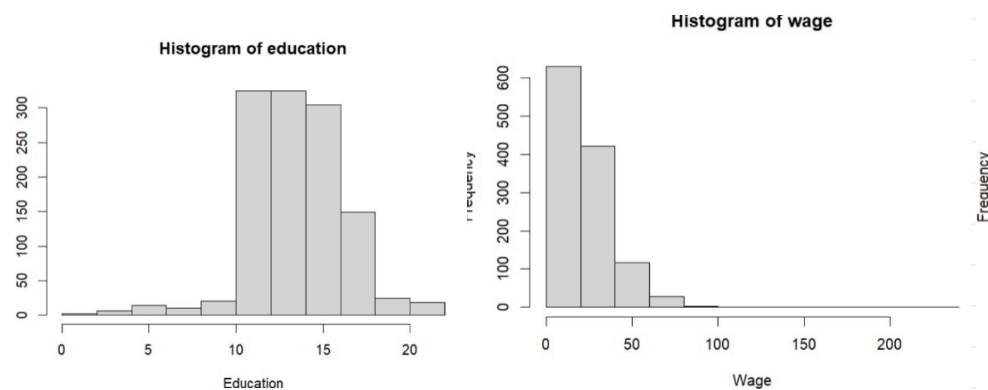
f.



OLS 殘差呈現隨機分布

CH2.28

(a)



大部分人都高中大學學歷

大部分人薪資偏低

```
> summary(data3$wage)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
   3.94   13.00   19.30   23.64   29.80   221.10
> summary(data3$educ)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
   0.0    12.0    14.0    14.2   16.0    21.0
```

(b)

```
Call:
lm(formula = data3$wage ~ data3$educ)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-31.785  -8.381  -3.166   5.708 193.152

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -10.4000     1.9624   -5.3 1.38e-07
data3$educ    2.3968     0.1354   17.7 < 2e-16

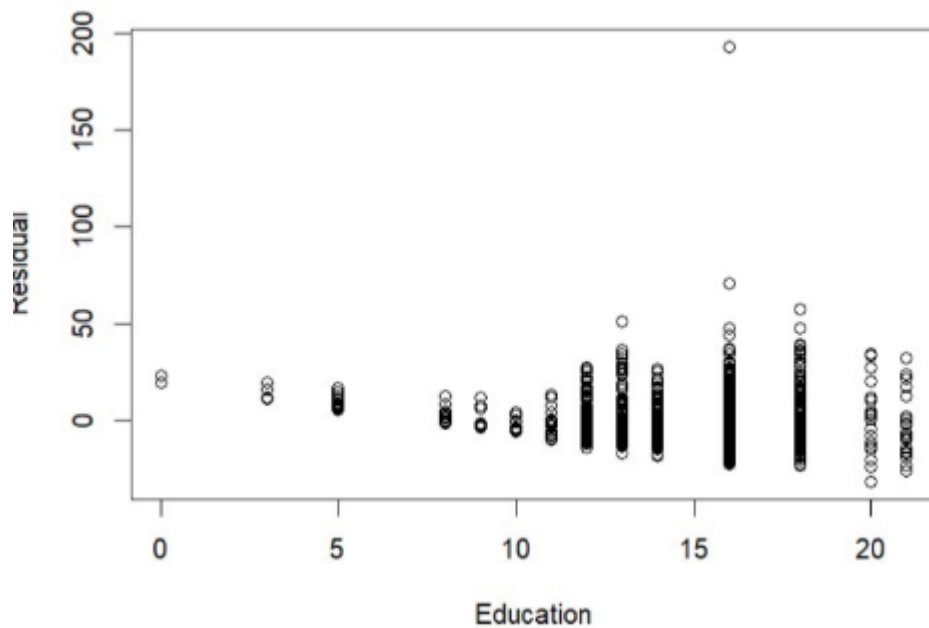
(Intercept) ***
data3$educ  ***
---
Signif. codes:
  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

$$\text{WAGE} = -10.4 + 2.3968 \times \text{EDUC}$$

每增加一年教育，薪資平均提升約 2.40 美元，這種影響是統計上顯著

但截距 -10.4 並不具實際意義，因為沒有人受教育年數為 0，這只是數學上的推算結果。

(c)



隨著 Education 增加，殘差的變異性也變大，

這表示模型不滿足均質變異性

(d)

男性薪資回歸方程： $\text{wage} = -8.2849 + 2.3785 \times \text{educ}$

女性薪資回歸方程： $\text{wage} = -16.6028 + 2.6595 \times \text{educ}$

黑人薪資回歸方程： $\text{wage} = -6.2541 + 1.9233 \times \text{educ}$

白人薪資回歸方程： $\text{wage} = -10.4747 + 2.4178 \times \text{educ}$

女性的教育回報率最高，每增加一年教育，薪資提高 2.6595，而黑人族群最低，僅增 1.9233，顯示教育對黑人薪資成長的影響較小。此外，女性的截距 -16.6028 最低，表示即使教育年數為 0，預測薪資仍低於男性、黑人和白人。從性別來看，女性的教育回報率 2.6595 高於男性 2.3785，但因截距較低，顯示女性在低教育水平下薪資較低，可能反映職場上的性別薪資差

距。從種族來看，白人的教育回報率 2.4178 高於黑人 1.9233，顯示黑人教育邊際收益較低。雖然黑人截距-6.2541 高於白人-10.4747，表示在低教育水平時薪資可能較高，但由於教育回報較低，隨著教育程度提升，薪資增幅相對較小。

(e)

$$\text{wage} = 4.916477 + 0.089134 \times \text{educ}^2$$

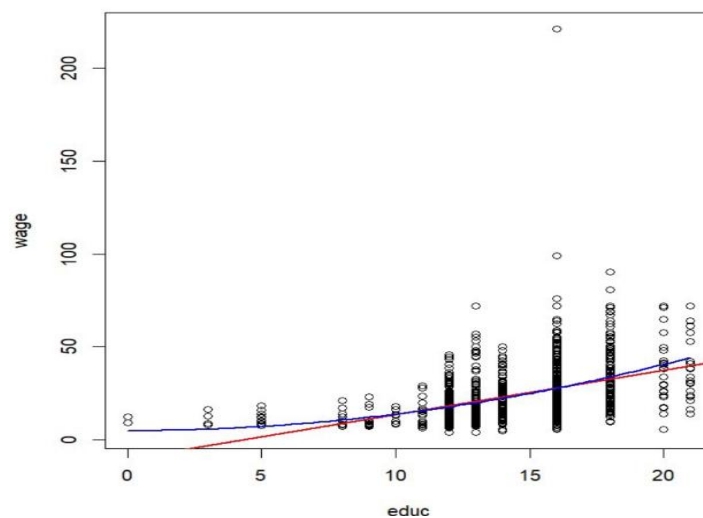
$$\text{marginal effect} = 2 \times 0.089134 \times \text{educ}$$

在二次回歸中，邊際影響受到 education 變數的影響，且會隨著 education 的增加而逐漸上升。

$$\text{當 EDUC} = 12 \text{ 時，邊際影響為 } 2 \times 0.089134 \times 12 = 2.139$$

$$\text{當 EDUC} = 16 \text{ 時，邊際影響為 } 2 \times 0.089134 \times 16 = 2.852$$

(f)



二次回歸直線比線性回歸直線更能預測變化程度，在 EDUC < 10 時，藍線也更接近實際的值。