University of Nevada

2021/03/24 鄭少為教授

108024502 林書宇 / 108024507 張文騰
108024701 張珮榕 / 108024702 陳信諺

Agenda

1. Problem Formalution
2. Exploratory Data Analysis
3. Statistical Modeling - Polynomial Regression Model
4. Solutions to Problems
5. Information Summary

Problem Formalution

Problem formulation - 1

1. 脛前肌與比目魚肌的抑制關係

想要找一個模型，讓每個人的每一隻腳都能使用模型去描述 "脛前肌的收縮狀態" 對 "比目魚肌收縮狀態" 的影響都可以描述得不錯

$$\text{比目魚肌的收縮程度} = f(\text{脛前肌的收縮程度}) + \varepsilon$$

Problem formulation - 2

2. 中風患者與正常人不同的特徵

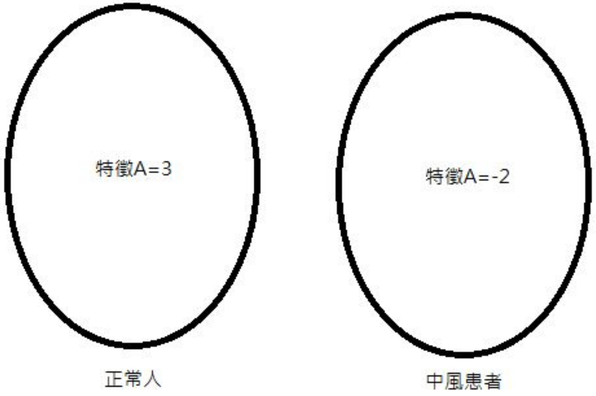
希望可以從資料中找到一些特徵，該特徵在中風患者的表現上與正常人的表現上差異越大越好

尋找 $f(X)$ 的特徵 $w_{i,j}$ s.t. $w_{i_1,j} \in W_1$ ， $w_{i_2,j} \in W_2$

Where (1) $i = 1, \ldots, 34$ ， $j =$第j種特徵

(2) W_1：正常人的特徵，W_2：中風患者的特徵（ $i_1 \in \{1, \ldots, 28\}$， $i_2 \in \{29, \ldots, 34\}$ ）

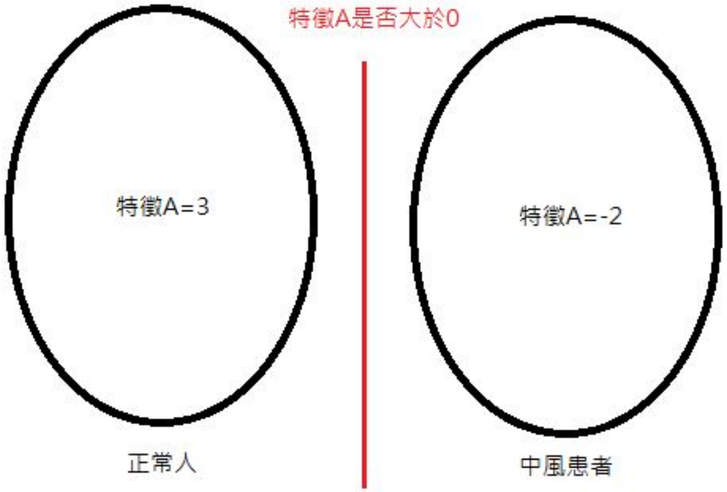
目標：$w_{i_1,j}$ 與 $w_{i_2,j}$ 的差異越大越好



Problem formulation - 3

3. 找出一些區分標準將每隻腳分類至中風患者或是正常人

在第二個問題找到的特徵中，使用可以清楚區分中風患者與正常人的特徵訂出標準，以便將每隻腳進行是否屬於中風患者的分類



Problem formulation - 4

4. 抑制比的估計

希望找到一個計算公式，而每隻腳可以藉由這個公式來計算出該腳脛前肌對比目魚肌的抑制比

$$脛前肌對比目魚肌的抑制比 = \frac{f(脛前肌收縮程度、比目魚肌收縮程度)}{g(脛前肌收縮程度、比目魚肌收縮程度)}$$

Exploratory Data Analysis

資料集

人編號	ppResp (Y)	scale_X	左腳-1右腳1	好腳-1壞腳1	沒病0中風1	ID2	ID3	ID4	ID5	ID6	ID7	ID8	ID9	ID10	ID11	ID12	ID13	ID14	ID16	ID17
1	5.014909	0.02016612	-1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
1	2.958935	0.019725873	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
2	2.941895	0.215709834	-1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2.743845	0.153931756	1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2.952591	0.292640615	-1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2.076441	0.145312135	1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0.321223	0.174649666	-1	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0.203074	0.146386804	1	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1.874988	0.192153387	-1	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1.898326	0.307199092	1	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	1.793142	0.221790954	-1	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	2.358929	0.243352665	1	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	2.081141	0.145848494	-1	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	1.855215	0.175271403	1	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0.69366	0.384899385	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0.9319602	0.168539634	1	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0.527225	0.354004163	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0
9	1.351692	0.216303307	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0
10	0.218146	0.358377934	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0
10	1.34518	0.15906965	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0
11	1.352664	0.16968408	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
11	2.456551	0.141636432	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
12	2.174638	0.30350659	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0
12	2.644066	0.221166674	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0
13	0.787498	0.359995998	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0
13	0.645525	0.174826235	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0
14	1.168553	0.324292738	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0
14	0.577632	0.341900355	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0
15	1.939746	0.029431196	0	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
15	3.023763	0.033503935	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
16	0.125952	0.020127725	0	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0
16	1.461408	0.022980712	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0
17	0.880272	0.027450856	0	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1
17	0.518161	0.027740435	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1

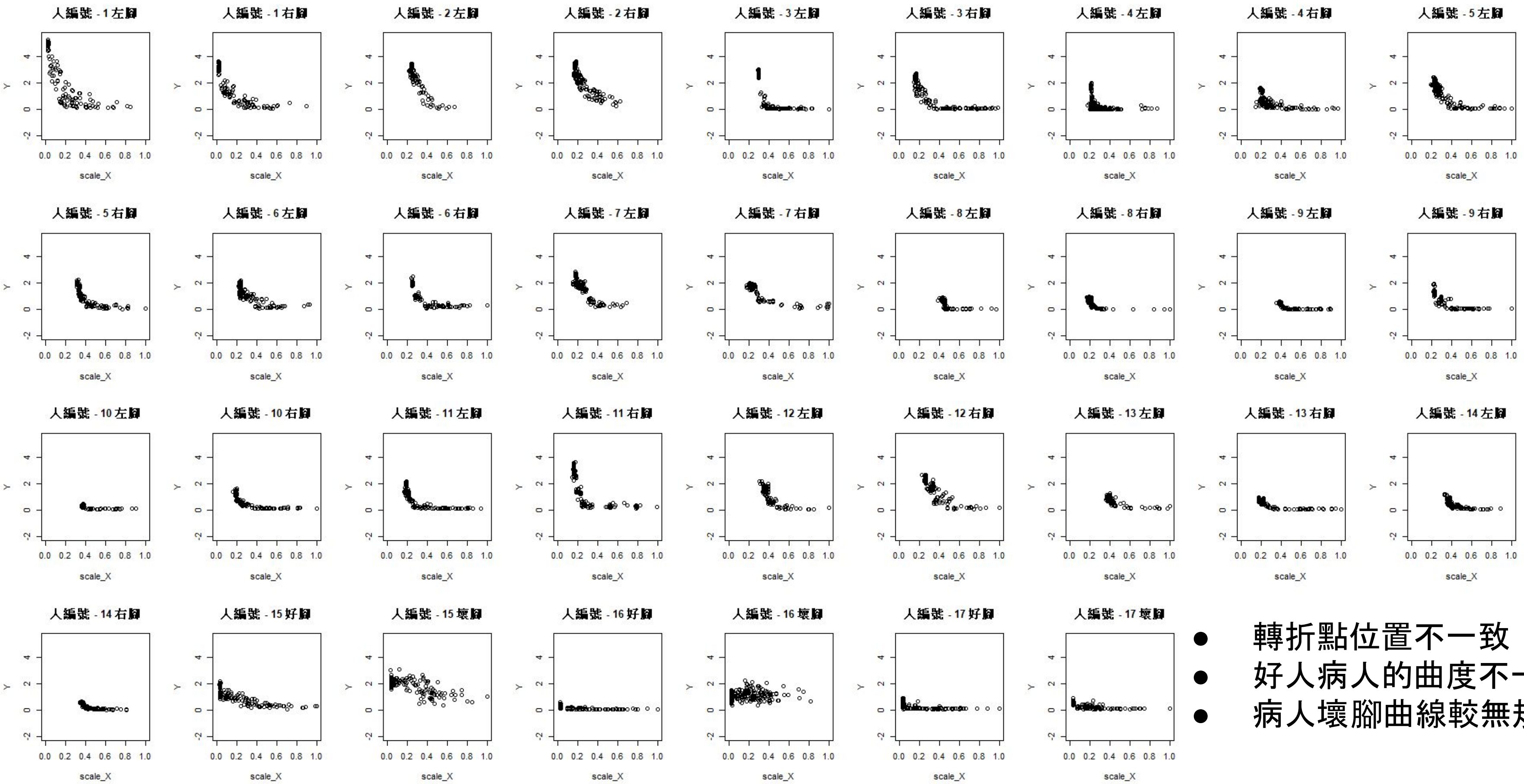
Exploratory Data Analysis

1. 人編號(id)： 1 ~ 14 為正常人 ; 15, 16, 17 分別為中度/重度/輕度 中風患者
2. 腳編號:

   1 ~ 28為正常人 (id01 左腳, id01右腳 , ... , id14 左腳, id14右腳)
   29 ~ 34為中風患者 (id15 好腳, id15壞腳 , ... , id17 好腳, id17壞腳)

3. scale_X = AntagonistBG (X) / max(X) (以腳為單位)

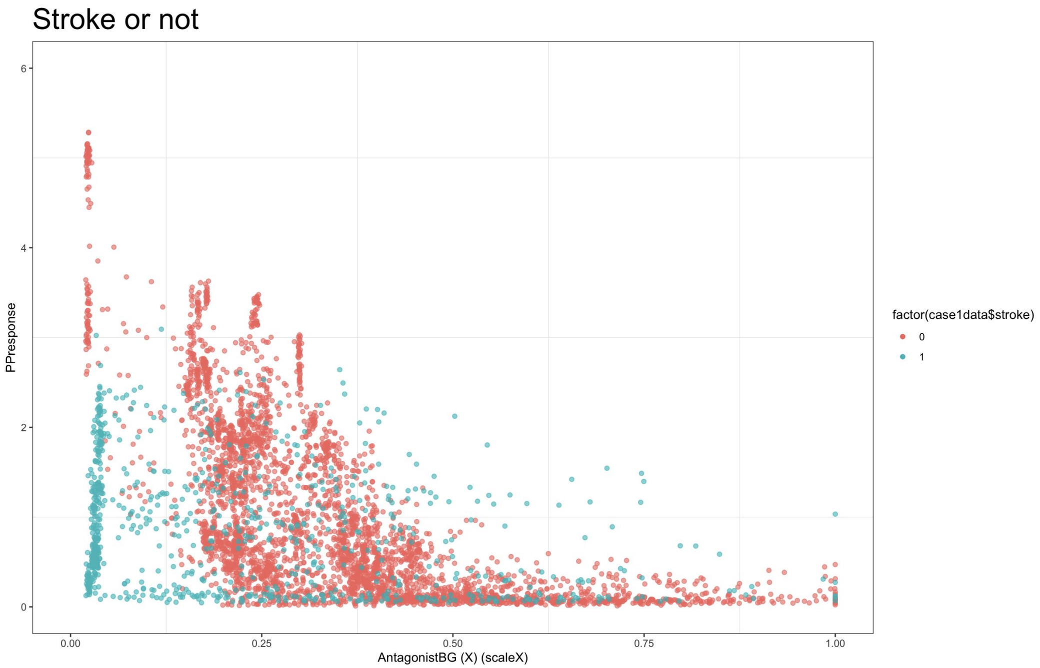
Scatter plot for Scale_x versus ppResp (Y)



- 轉折點位置不一致
- 好人病人的曲度不一致
- 病人壞腳曲線較無規律

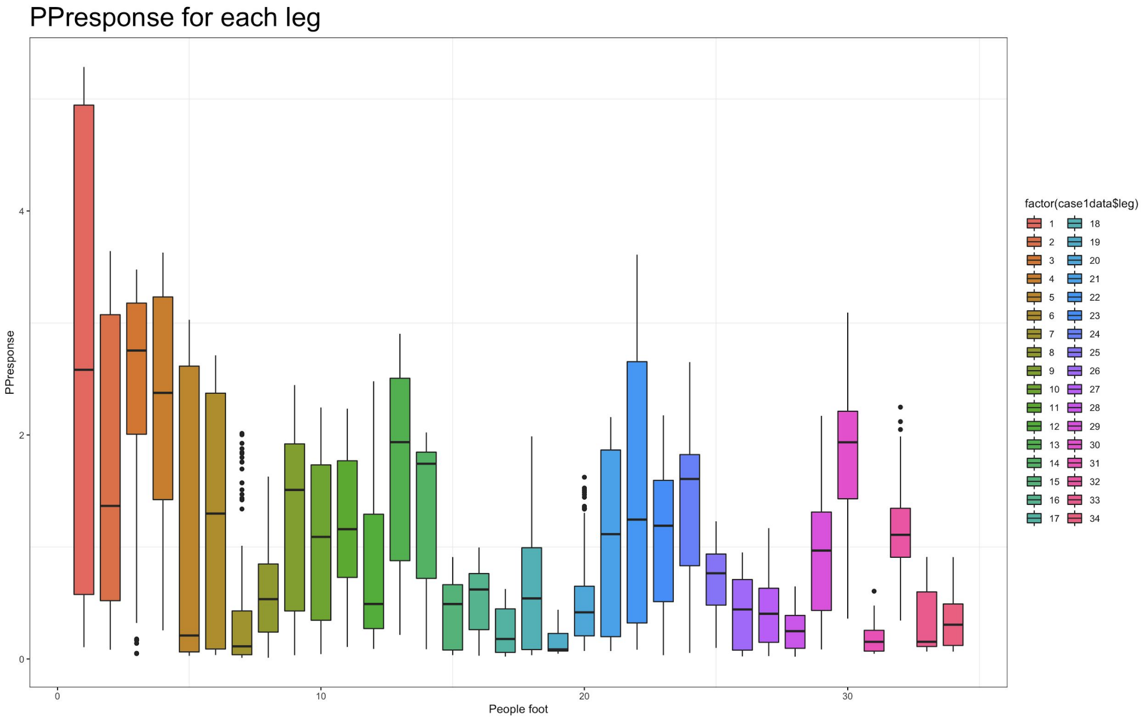
好壞腳交叉圖

壞腳與好腳明顯有不同的pattern

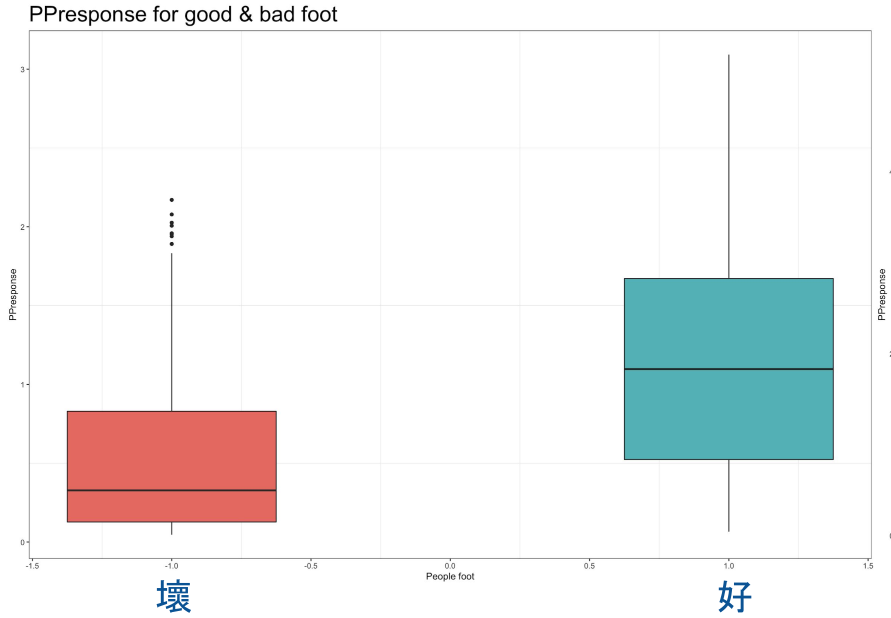


每隻腳的Boxplot

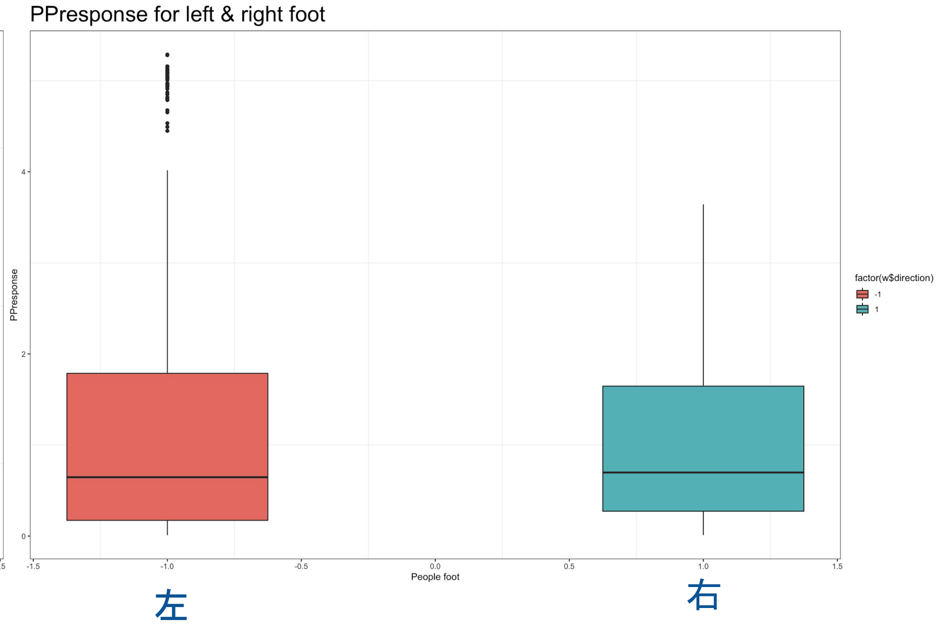
- 左右腳差異大
- 好壞腳差異大



箱型圖比較



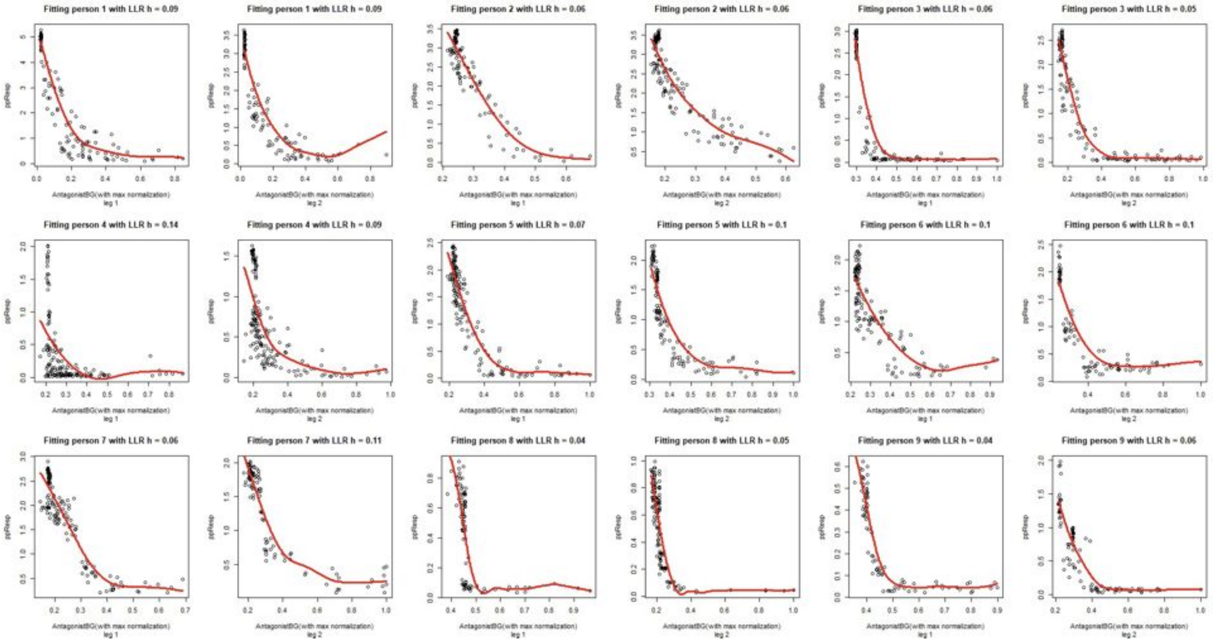
好腳與壞腳的箱型圖



左腳與右腳的箱型圖

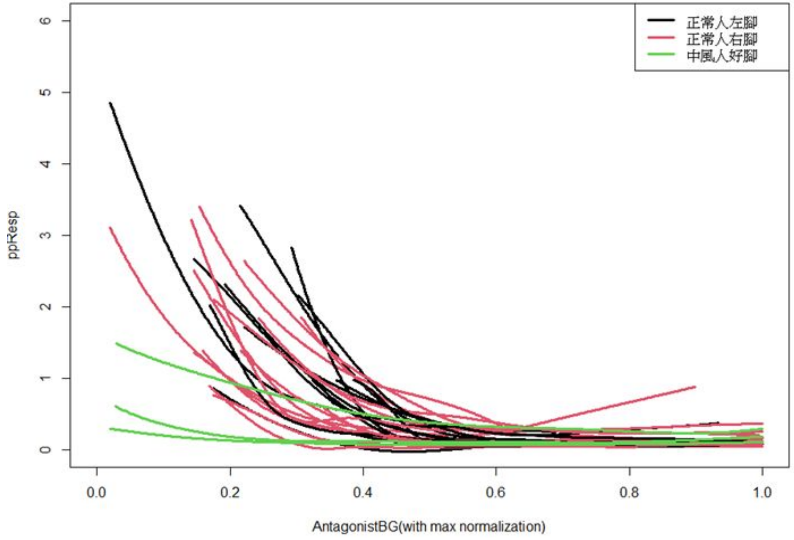
將點與點之間平滑化

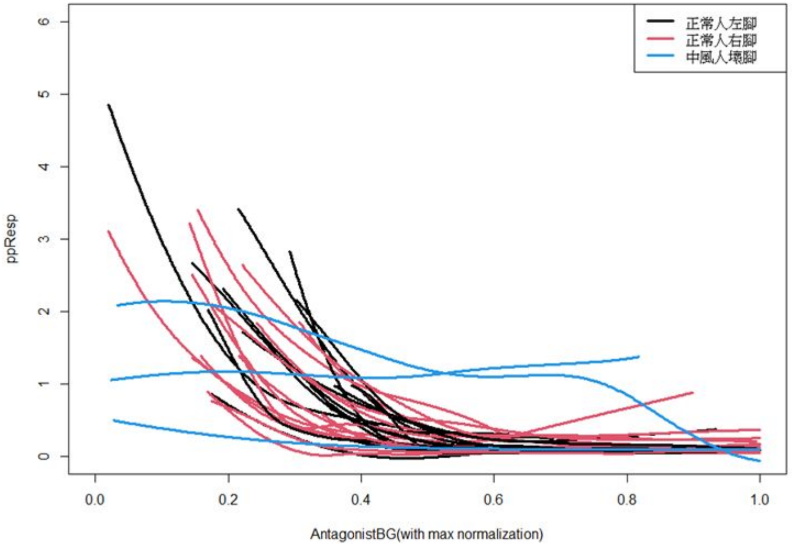
先簡單用一條線來代表圖形pattern，將這些比目魚肌對應脛前肌的資料點畫出一條較為平滑的曲線



平滑曲線的觀察

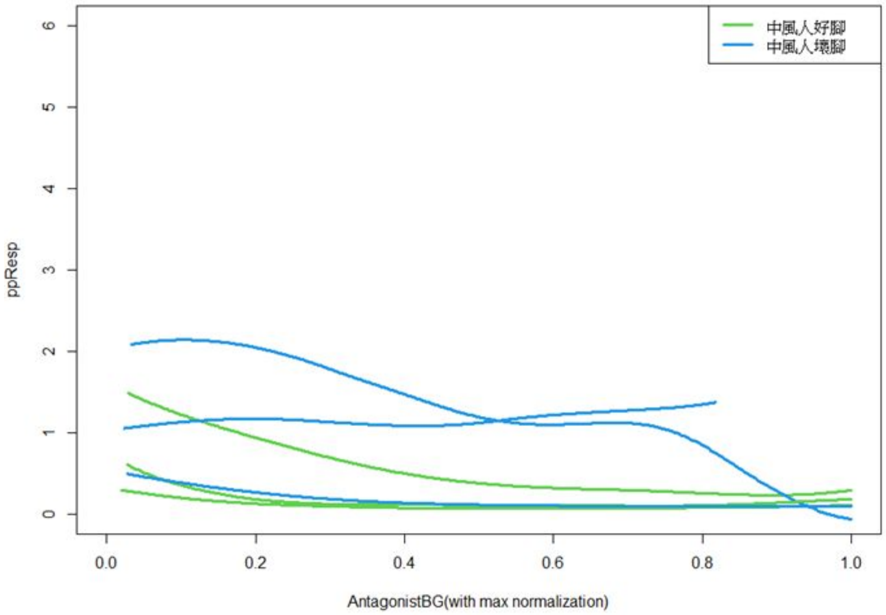
- 正常人的腳在X值偏小的地方，曲線都會變得非常陡斜
- 中風人的好腳雖然還是有符合陡斜性質，但**陡斜程度沒有那麼大**
- 中風患者的壞腳在X值偏小的地方，幾乎完全沒有陡斜！





中風患者的好壞腳疊加

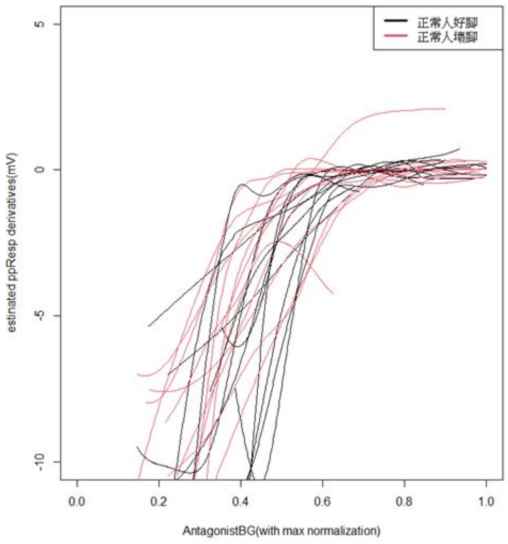
- 中風患者的好、壞腳陡斜程度都偏低
- 同化現象，中風人的好腳被壞腳影響了，沒有辦法像正常人的腳一樣



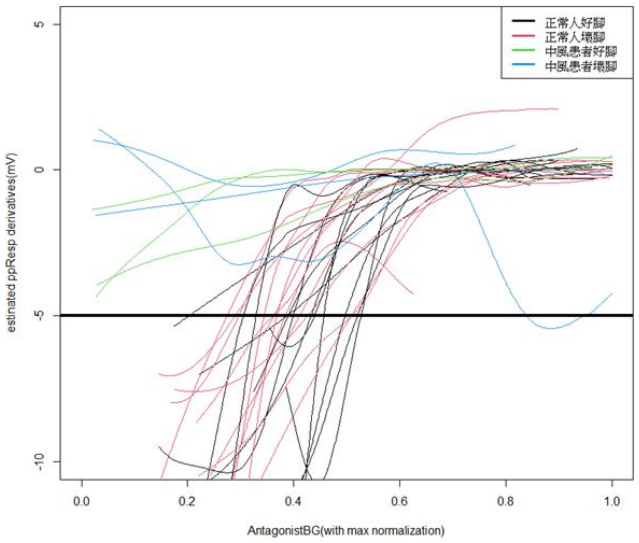
切線斜率比較

- 在每隻腳能控制X值較小的區域，X值越低，斜率會越小。
- 中風患者好、壞腳，其斜率變化皆相對較平坦(尤其在每隻腳的X值偏小區域)
- 中風患者好、壞腳，其斜率最小值相對於正常人都大上許多

好人每條平滑曲線的一次微分



加入病人每條平滑曲線的一次微分



二次多項式迴歸模型

二次多項式迴歸模型

人編號	ppResp (Y)	scale_X	左腳-1右腳1	好腳-1壞腳1	沒病0中風1	ID2	ID3	ID4	ID5	ID6	ID7	ID8	ID9	ID10	ID11	ID12	ID13	ID14	ID16	ID17
1	5.014909	0.02016612	-1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
1	2.958935	0.019725873	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
2	2.941895	0.215709834	-1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2.743845	0.153931756	1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2.952591	0.292640615	-1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$
\begin{aligned}
& log(Y) \\
& = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 LR + \beta_4 GB + \beta_5 SN + \boldsymbol{\beta_7 ID} \ + \boldsymbol{\beta_8 X * ID} + \boldsymbol{\beta_9 X^2 * ID} \\
& + \boldsymbol{\beta_{10} LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{11} GB * ID} + \beta_{12} X * LR + \beta_{13} X * GB + \beta_{14} X * SN + \beta_{15} X^2 * LR \\
& + \beta_{16} X^2 * GB + \beta_{17} X^2 * SN + \boldsymbol{\beta_{18} X * LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{19} X * GB * ID} + \boldsymbol{\beta_{20} X^2 * LR} \\
& \boldsymbol{* ID} + \boldsymbol{\beta_{21} X^2 * GB * ID} + \epsilon,
\end{aligned}
$$

其中, $\epsilon \sim N(0, \sigma^2 \Sigma)$, LR: 左右腳 (-1,0,1), GB: 好壞腳 (-1,0,1), SN: 中風與否 (0,1)

其中 Σ 為一 $n \times n$ 對角矩陣且從左至右依序為 $\frac{1}{x_i^2}, i = 1, \ldots, n$

1. 粗體的係數為矩陣, 1個粗體係數中含有15個係數(源自ID變量)

2. 總共有102個變量(含截距), 4462個樣本

二次多項式迴歸模型 (續)

1. **為什麼不單純使用log(Y)~1+X+X^2**, 而加入如此多類別變量使得模型看起來較複雜？

2. **為什麼反應變數是logY而非Y**？

3. **為甚麼要考慮權重？**(對角的共變異矩陣其實是在模型中加入權重x)

2.

1.

$$
\begin{aligned}
\log(Y) &= \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 LR + \beta_4 GB + \beta_5 SN + \boldsymbol{\beta_7 ID} + \boldsymbol{\beta_8 X * ID} + \boldsymbol{\beta_9 X^2 * ID} \\
&+ \boldsymbol{\beta_{10} LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{11} GB * ID} + \beta_{12} X * LR + \beta_{13} X * GB + \beta_{14} X * SN + \beta_{15} X^2 * LR \\
&+ \beta_{16} X^2 * GB + \beta_{17} X^2 * SN + \boldsymbol{\beta_{18} X * LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{19} X * GB * ID} + \boldsymbol{\beta_{20} X^2 * LR} \\
&\boldsymbol{* ID} + \boldsymbol{\beta_{21} X^2 * GB * ID} + \epsilon,
\end{aligned}
$$

3.

其中，$\epsilon \sim N(0, \sigma^2 \Sigma)$ LR: 左右腳 (-1,0,1), GB: 好壞腳 (-1,0,1), SN: 中風與否 (0,1)

其中 Σ 為一 $n \times n$ 對角矩陣且從左至右依序為 $\frac{1}{x_i^2}, i = 1, \dots, n$

1. 一般化模型的優點

(Input 整個資料集)

A. $$\begin{aligned}&log(Y)\\&= \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 LR + \beta_4 GB + \beta_5 SN + \boldsymbol{\beta_7 ID} + \boldsymbol{\beta_8 X * ID} + \boldsymbol{\beta_9 X^2 * ID} + \boldsymbol{\beta_{10} LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{11} GB}\\&\boldsymbol{* ID} + \beta_{12} X * LR + \beta_{13} X * GB + \beta_{14} X * SN + \beta_{15} X^2 * LR + \beta_{16} X^2 * GB + \beta_{17} X^2 * SN + \boldsymbol{\beta_{18} X * LR * ID}\\&+ \boldsymbol{\beta_{19} X * GB * ID} + \boldsymbol{\beta_{20} X^2 * LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{21} X^2 * GB * ID} + \epsilon,\end{aligned}$$

B. $$log(Y) = \beta'_0 + \beta'_1 X + \beta'_2 X^2 + \epsilon'$$ (Input 為對於某種特定 腳 - e.g. 2號且左腳)

1. 得到統一的判定係數(R^2)

2. p-value的比較基準相同 (多了變數間的重要程度可比性)

3. 兩個模型可以算出相同結果, 但A模型係數可以讓我們了解各個變數的效應

1. 一般化模型的優點 (續) - 以2號左腳為例

人編號	ppResp (Y)	scale_X	左腳-1右腳1	好腳-1壞腳1	沒病0中風1	ID2	ID3	ID4	ID5	ID6	ID7	ID8	ID9	ID10	ID11	ID12	ID13	ID14	ID16	ID17
1	5.014909	0.02016612	-1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
1	2.958935	0.019725873	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
2	2.941895	0.215709834	-1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2.743845	0.153931756	1	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2.952591	0.292640615	-1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2.076441	0.145312135	1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

A.

```
                       Names    Estimate Std. Error      t value      Pr(>|t|)
 1:              (Intercept)   4.2031533 0.07681281   54.7194286  0.000000e+00
 2:                      ID2   0.8164937 0.30250831    2.6990786  6.979988e-03
 3:              左腳0右腳1  -1.1188911 0.07681281  -14.5664640  5.730323e-47
 4:              好腳0壞腳1   0.3736649 0.07058750    5.2936417  1.257992e-07
 5:              沒病0中風1  -4.4863682 0.10432068  -43.0055502  0.000000e+00
 6:          ID2:左腳0右腳1  -0.1263234 0.30250831   -0.4175866  6.762700e-01
 7:                  scale_X -18.6667391 0.31513611  -59.2338936  0.000000e+00
 8:              scale_X:ID2  -6.8912064 1.70530154   -4.0410486  5.412962e-05
 9:      scale_X:左腳0右腳1   3.5998110 0.31513611   11.4230353  8.479651e-30
10:      scale_X:好腳0壞腳1   0.9651344 0.32398231    2.9789727  2.908109e-03
11:      scale_X:沒病0中風1  15.3847741 0.45196826   34.0395013 1.991613e-225
12:  scale_X:ID2:左腳0右腳1   0.2835283 1.70530154    0.1662629  8.679578e-01
13:         ID2:I(scale_X^2)   6.6352079 2.16663230    3.0624522  2.208705e-03
14:  左腳0右腳1:I(scale_X^2)  -2.6503959 0.30774607   -8.6122818  9.865991e-18
15:  好腳0壞腳1:I(scale_X^2)  -0.7604560 0.33730774   -2.2544873  2.421495e-02
16:  沒病0中風1:I(scale_X^2) -10.7744410 0.45660065  -23.5970776 5.790719e-116
17:  scale_X:ID2:左腳0右腳1   0.2835283 1.70530154    0.1662629  8.679578e-01
18: ID2:左腳0右腳1:I(scale_X^2) -1.6949848 2.16663230 -0.7823131  4.340731e-01
```

<u>截距項係數</u>: 4.2031533 - 0.8164937 + 1.1188911 - 0.1263234 = **4.379**

<u>一次項係數</u>: -18.6667391 + 6.8912064 - 3.5998110 + 0.2835283 = **-15.092**

<u>二次項係數</u>: 13.0506333 - 6.6352079 + 2.6503959 -1.6949848 = **7.371**

B.

```
              Estimate Std. Error    t value     Pr(>|t|)
(Intercept)   4.379227   0.432278  10.130581 1.789589e-17
scale_X     -15.091815   2.362931  -6.386905 4.071531e-09
I(scale_X^2)  7.370836   2.886181   2.553837 1.201052e-02
```

<u>截距項係數</u>: **4.379**

<u>一次項係數</u>: **-15.092**

<u>二次項係數</u>: **7.371**

- **A其實只是將B的資訊拆分成多個不同的效應**

2. 模型推衍過程

2. **為什麼反應變數是logY而非Y？**

3. **為甚麼要考慮權重？**(對角的共變異矩陣其實是在模型中加入權重x)

2.

$$\begin{aligned}\log(Y)\ \ Y \\ &= \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 LR + \beta_4 GB + \beta_5 SN + \boldsymbol{\beta_7 ID} + \boldsymbol{\beta_8 X * ID} + \boldsymbol{\beta_9 X^2 * ID} \\ &+ \boldsymbol{\beta_{10} LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{11} GB * ID} + \beta_{12} X * LR + \beta_{13} X * GB + \beta_{14} X * SN + \beta_{15} X^2 * LR \\ &+ \beta_{16} X^2 * GB + \beta_{17} X^2 * SN + \boldsymbol{\beta_{18} X * LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{19} X * GB * ID} + \boldsymbol{\beta_{20} X^2 * LR} \\ &\boldsymbol{* ID} + \boldsymbol{\beta_{21} X^2 * GB * ID} + \epsilon,\end{aligned}$$

3.

其中 $\epsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$, LR: 左右腳 (-1,0,1), GB: 好壞腳 (-1,0,1), SN: 中風與否 (0,1)

$\epsilon \sim N(0, \sigma^2 \Sigma)$ 其中 Σ 為一 $n \times n$ 對角矩陣且都是1,

❖ **反應變數Y → (2) 反映變數log(Y) → (3) 加入權重**

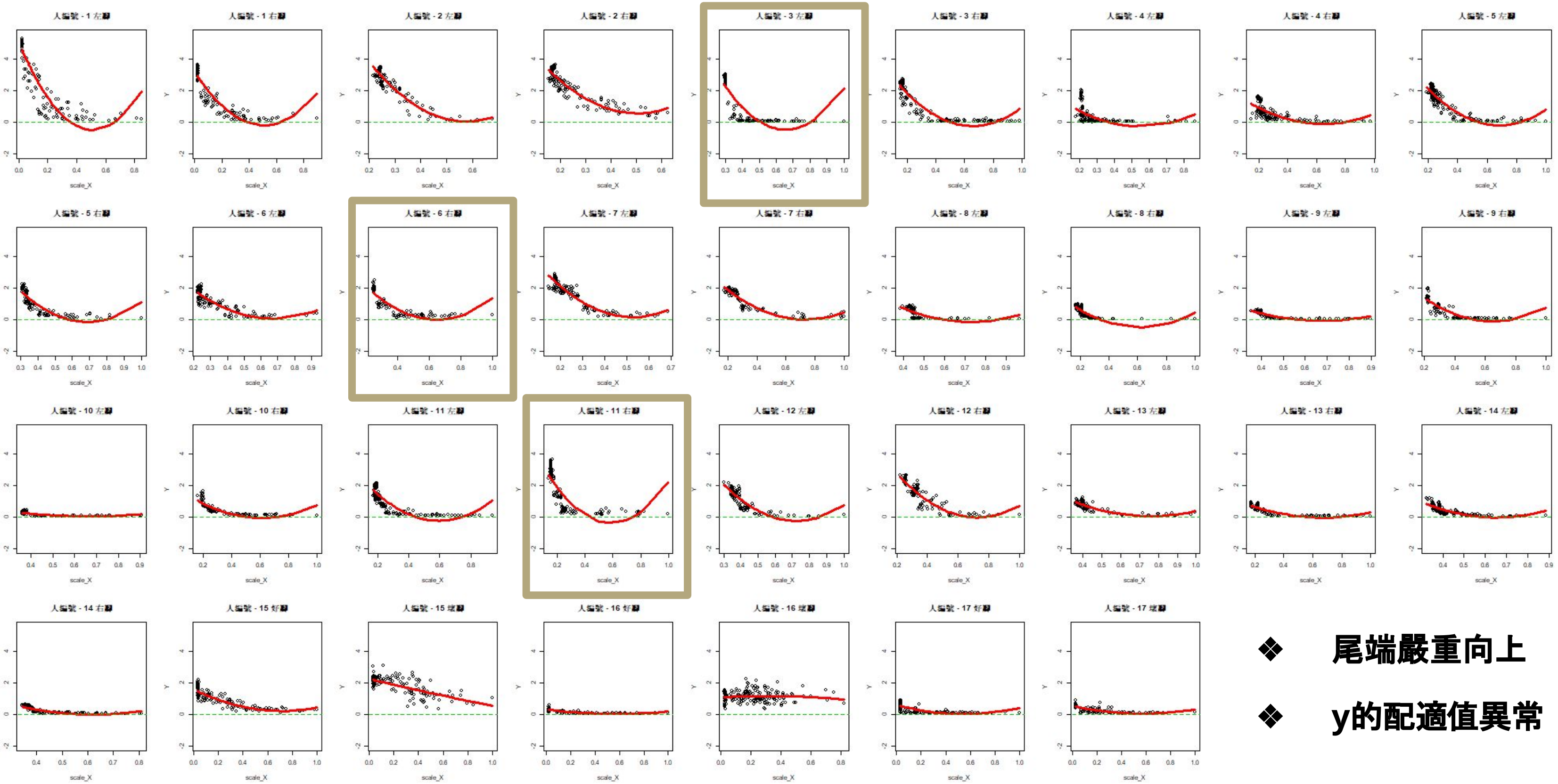
2. 反應變數 Y~X

1-5

5-9

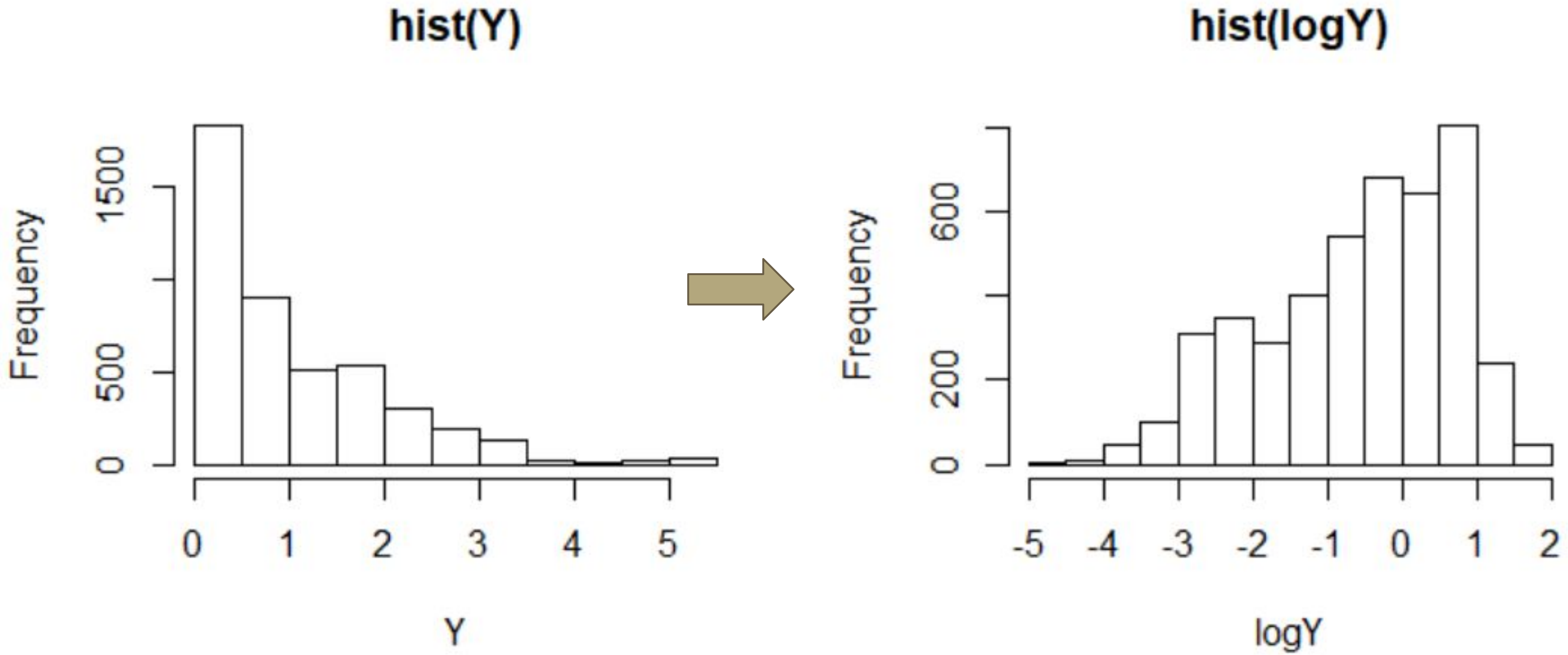
10-14

14-17



- 尾端嚴重向上
- y的配適值異常

2. 反應變數 log(Y) v.s. Y

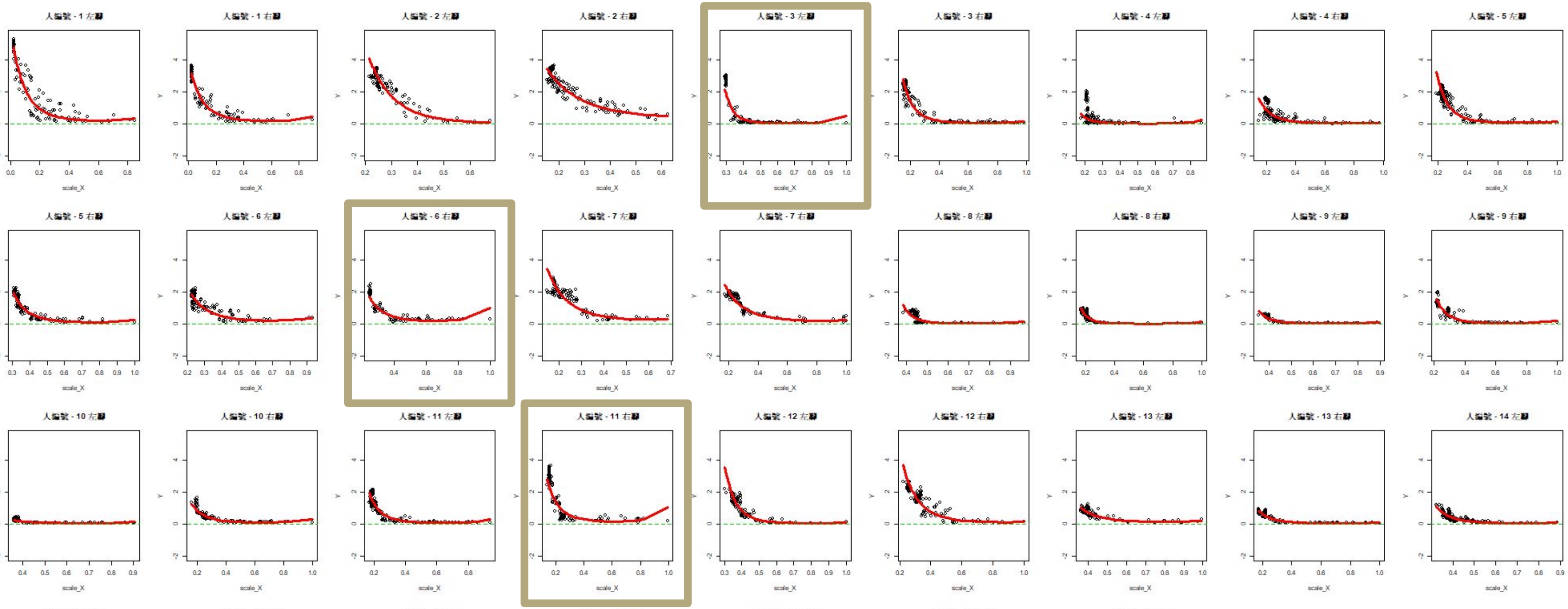


2. 反應變數 log(Y)~X

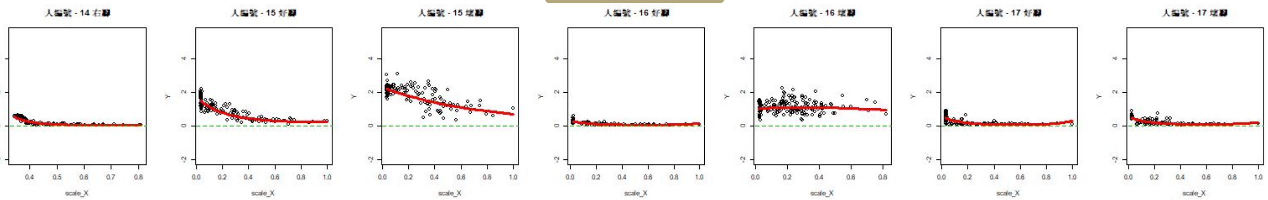
1-5

5-9

10-14

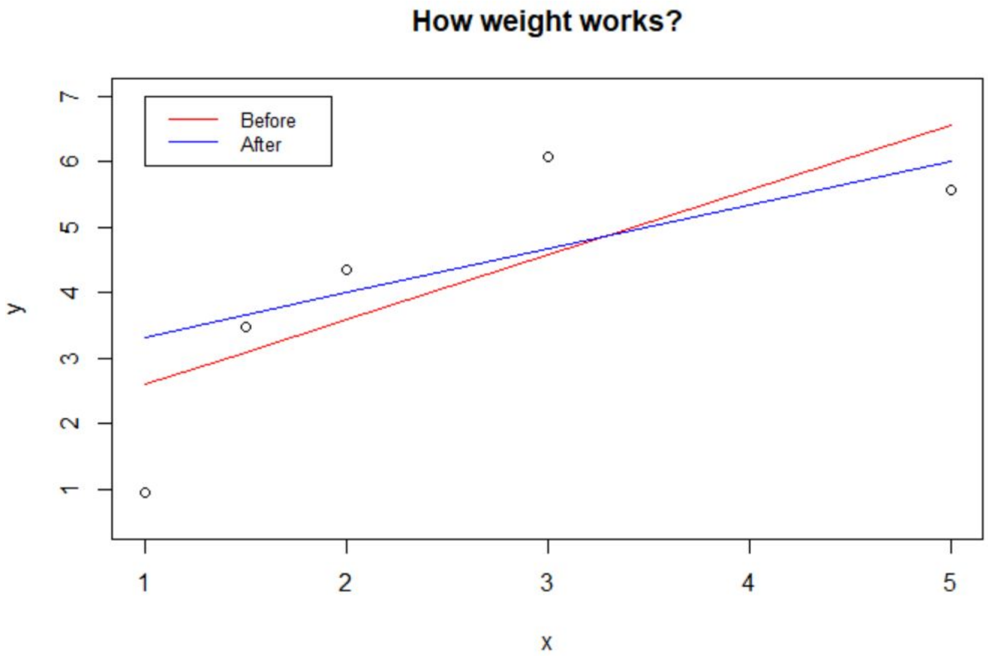


14-17



- ❖ 框內些許尾端仍舊向上
- ❖ y的配適值不再異常

3. 考慮權重的優點



$$RSS = \sum_i \boldsymbol{x_i}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

1. 當x_i越大，$(y_i - \hat{y}_i)$的懲罰就越大
2. 因此當x_i越大時，越希望$(y_i - \hat{y}_i)$越小越好

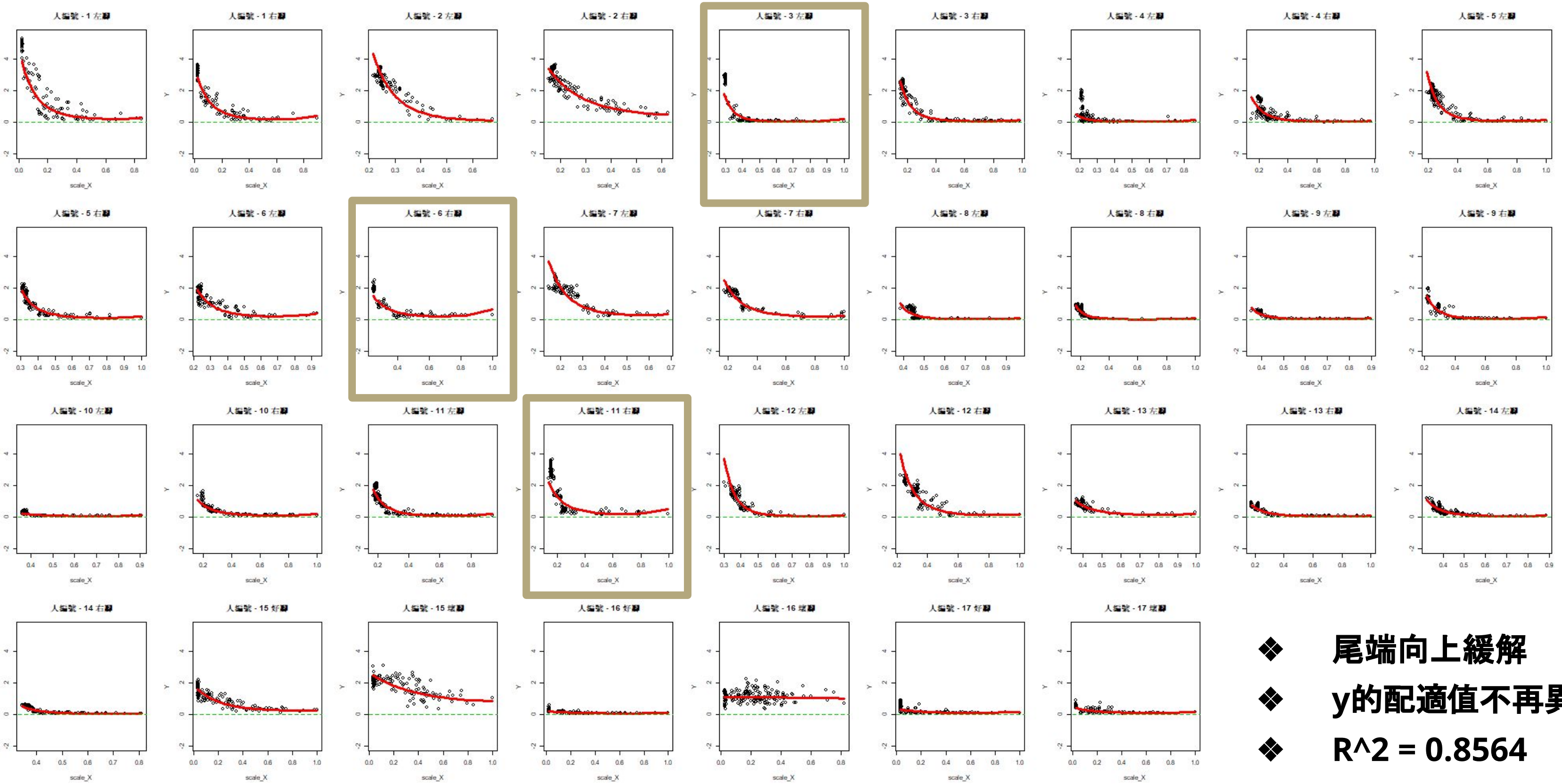
3. 考慮權重的優點 - log(Y)~X 且權重 = X

1-5

5-9

10-14

14-17



- 尾端向上緩解
- y的配適值不再異常
- $R^2 = 0.8564$

Solutions to Problem 1-4

Problem 1

- log(ppResp) 與 scale後的 Antagonist X 間為2次式函數關係

$$
\begin{aligned}
&\log(Y)\\
&= \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 LR + \beta_4 GB + \beta_5 SN + \boldsymbol{\beta_7 ID} + \boldsymbol{\beta_8 X * ID} + \boldsymbol{\beta_9 X^2 * ID}\\
&+ \boldsymbol{\beta_{10} LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{11} GB * ID} + \beta_{12} X * LR + \beta_{13} X * GB + \beta_{14} X * SN + \beta_{15} X^2 * LR\\
&+ \beta_{16} X^2 * GB + \beta_{17} X^2 * SN + \boldsymbol{\beta_{18} X * LR * ID} + \boldsymbol{\beta_{19} X * GB * ID} + \boldsymbol{\beta_{20} X^2 * LR}\\
&\boldsymbol{* ID} + \boldsymbol{\beta_{21} X^2 * GB * ID} + \epsilon,
\end{aligned}
$$

其中, $\epsilon \sim N(0, \sigma^2 \Sigma)$, LR: 左右腳 (-1,0,1), GB: 好壞腳 (-1,0,1), SN: 中風與否 (0,1)

其中 Σ 為一 $n \times n$ 對角矩陣且從左至右依序為 $\frac{1}{x_i^2}, i = 1, \ldots, n$

Problem 2

以2號左腳為例

<table>
<tr><th></th><th>Names</th><th>Estimate</th><th>Std. Error</th><th>t value</th><th>Pr(>|t|)</th></tr>
<tr><td>1:</td><td>(Intercept)</td><td>4.2031533</td><td>0.07681281</td><td>54.7194286</td><td>0.000000e+00</td></tr>
<tr><td>2:</td><td>ID2</td><td>0.8164937</td><td>0.30250831</td><td>2.6990786</td><td>6.979988e-03</td></tr>
<tr><td>3:</td><td>左腳0右腳1</td><td>-1.1188911</td><td>0.07681281</td><td>-14.5664640</td><td>5.730323e-47</td></tr>
<tr><td>4:</td><td>好腳0壞腳1</td><td>0.3736649</td><td>0.07058750</td><td>5.2936417</td><td>1.257992e-07</td></tr>
<tr><td>5:</td><td>沒病0中風1</td><td>-4.4863682</td><td>0.10432068</td><td>-43.0055502</td><td>0.000000e+00</td></tr>
<tr><td>6:</td><td>ID2:左腳0右腳1</td><td>-0.1263234</td><td>0.30250831</td><td>-0.4175866</td><td>6.762700e-01</td></tr>
<tr><td>7:</td><td>scale_X</td><td>-18.6667391</td><td>0.31513611</td><td>-59.2338936</td><td>0.000000e+00</td></tr>
<tr><td>8:</td><td>scale_X:ID2</td><td>-6.8912064</td><td>1.70530154</td><td>-4.0410486</td><td>5.412962e-05</td></tr>
<tr><td>9:</td><td>scale_X:左腳0右腳1</td><td>3.5998110</td><td>0.31513611</td><td>11.4230353</td><td>8.479651e-30</td></tr>
<tr><td>10:</td><td>scale_X:好腳0壞腳1</td><td>0.9651344</td><td>0.32398231</td><td>2.9789727</td><td>2.908109e-03</td></tr>
<tr><td>11:</td><td>scale_X:沒病0中風1</td><td>15.3847741</td><td>0.45196826</td><td>34.0395013</td><td>1.991613e-225</td></tr>
<tr><td>12:</td><td>scale_X:ID2:左腳0右腳1</td><td>0.2835283</td><td>1.70530154</td><td>0.1662629</td><td>8.679578e-01</td></tr>
<tr><td>13:</td><td>ID2:I(scale_X^2)</td><td>6.6352079</td><td>2.16663230</td><td>3.0624522</td><td>2.208705e-03</td></tr>
<tr><td>14:</td><td>左腳0右腳1:I(scale_X^2)</td><td>-2.6503959</td><td>0.30774607</td><td>-8.6122818</td><td>9.865991e-18</td></tr>
<tr><td>15:</td><td>好腳0壞腳1:I(scale_X^2)</td><td>-0.7604560</td><td>0.33730774</td><td>-2.2544873</td><td>2.421495e-02</td></tr>
<tr><td>16:</td><td>沒病0中風1:I(scale_X^2)</td><td>-10.7744410</td><td>0.45660065</td><td>-23.5970776</td><td>5.790719e-116</td></tr>
<tr><td>17:</td><td>scale_X:ID2:左腳0右腳1</td><td>0.2835283</td><td>1.70530154</td><td>0.1662629</td><td>8.679578e-01</td></tr>
<tr><td>18:</td><td>ID2:左腳0右腳1:I(scale_X^2)</td><td>-1.6949848</td><td>2.16663230</td><td>-0.7823131</td><td>4.340731e-01</td></tr>
</table>

<u>截距項係數</u>:4.2031533 - 0.8164937 + 1.1188911 - 0.1263234 = **4.379**

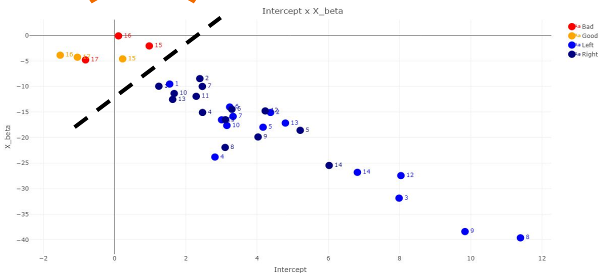
<u>一次項係數</u>:-18.6667391 + 6.8912064 - 3.5998110 + 0.2835283 = **-15.092**

<u>二次項係數</u>:13.0506333 - 6.6352079 + 2.6503959 -1.6949848 = **7.371**

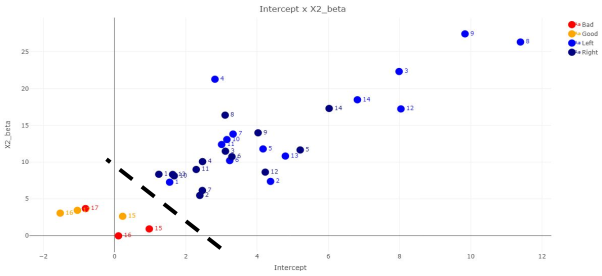
1. 同理，可以對34隻腳都產生這三種特徵

Problem 2 (續)

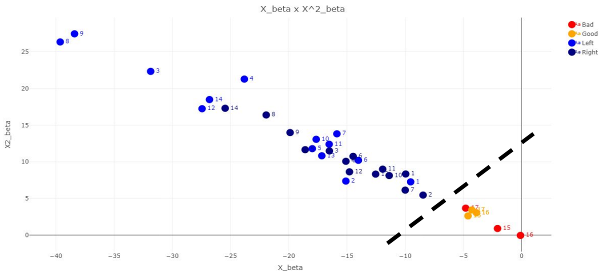
x軸: 截距項
y軸: 一次項



x軸: 截距項
y軸: 二次項



x軸: 一次項
y軸: 二次項

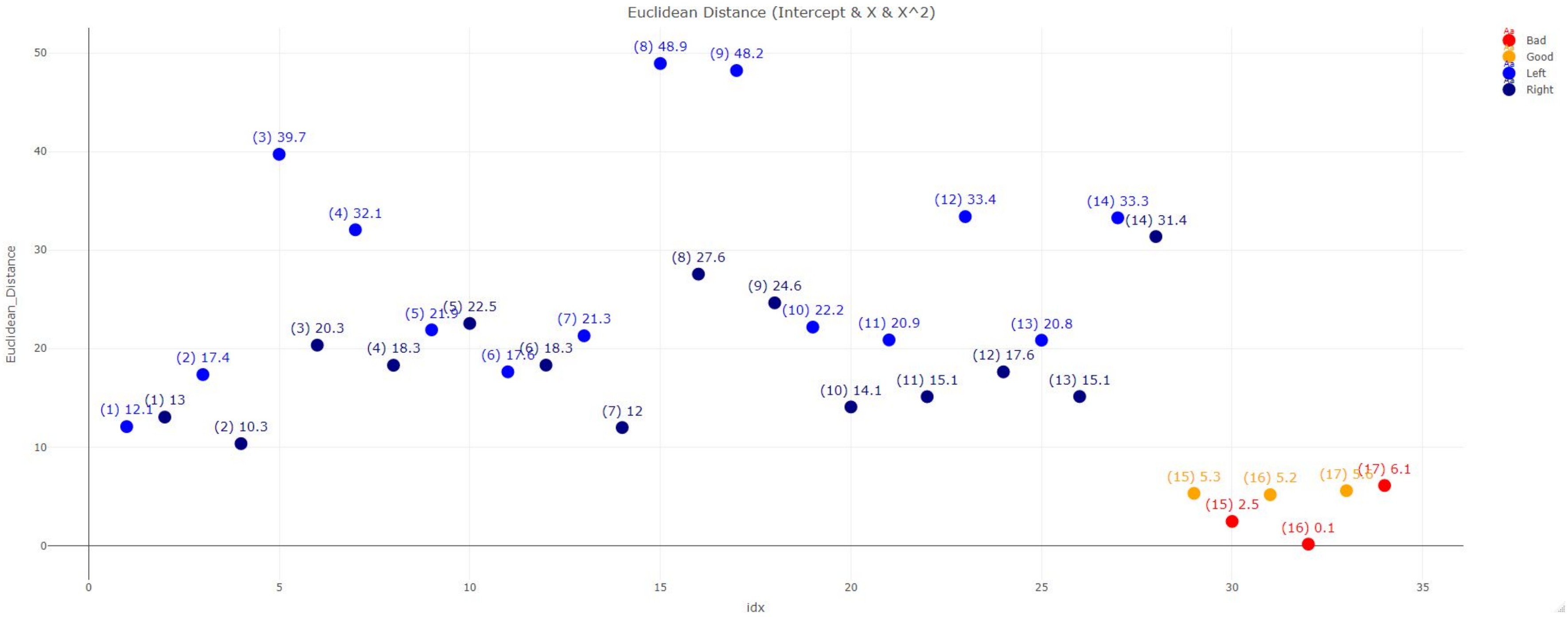


1. 中風人的係數會有**群聚現象**
2. 中風人會在**原點**群聚
3. 發現到截距項、一次項、二次項越小，越有可能是壞腳

❖ 考慮用**Euclidean Distance**做Problem 3分類依據

- 可同時考慮到截距、一次項、二次項
- 距離越小 → 越可能是中風人

Problem 3



- 正常人與中風人分得很開
- 17號中風者的好壞腳沒有分好

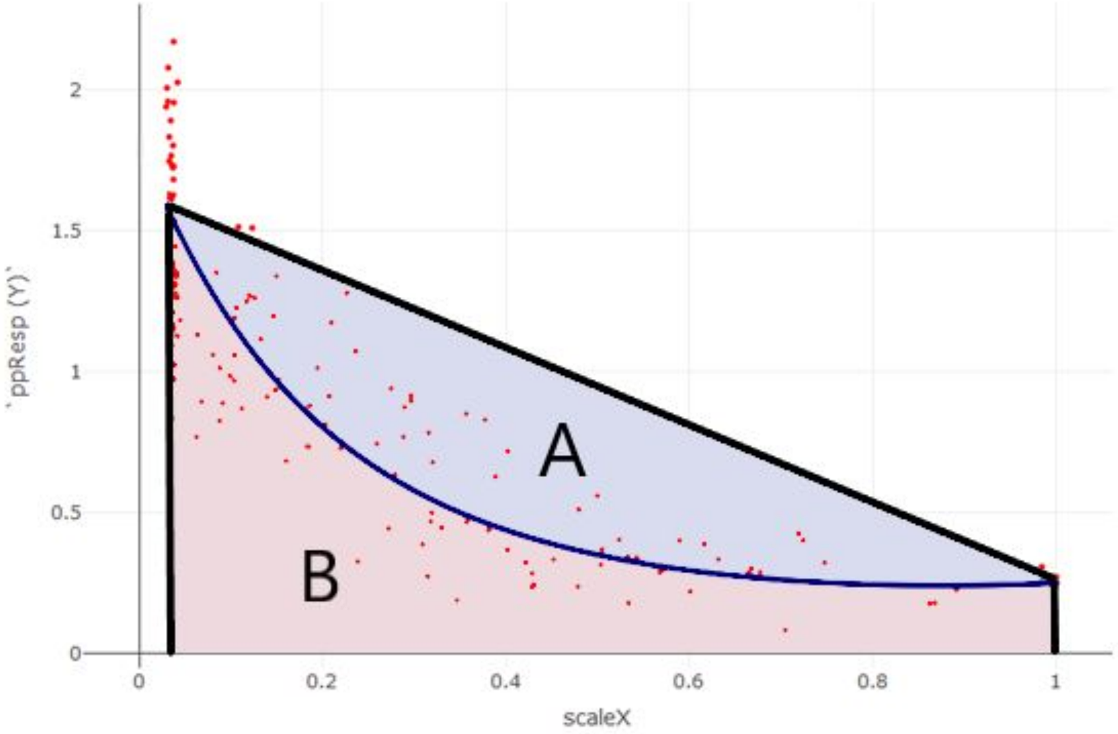
Problem 4

Ratio = $\frac{A}{A+B}$

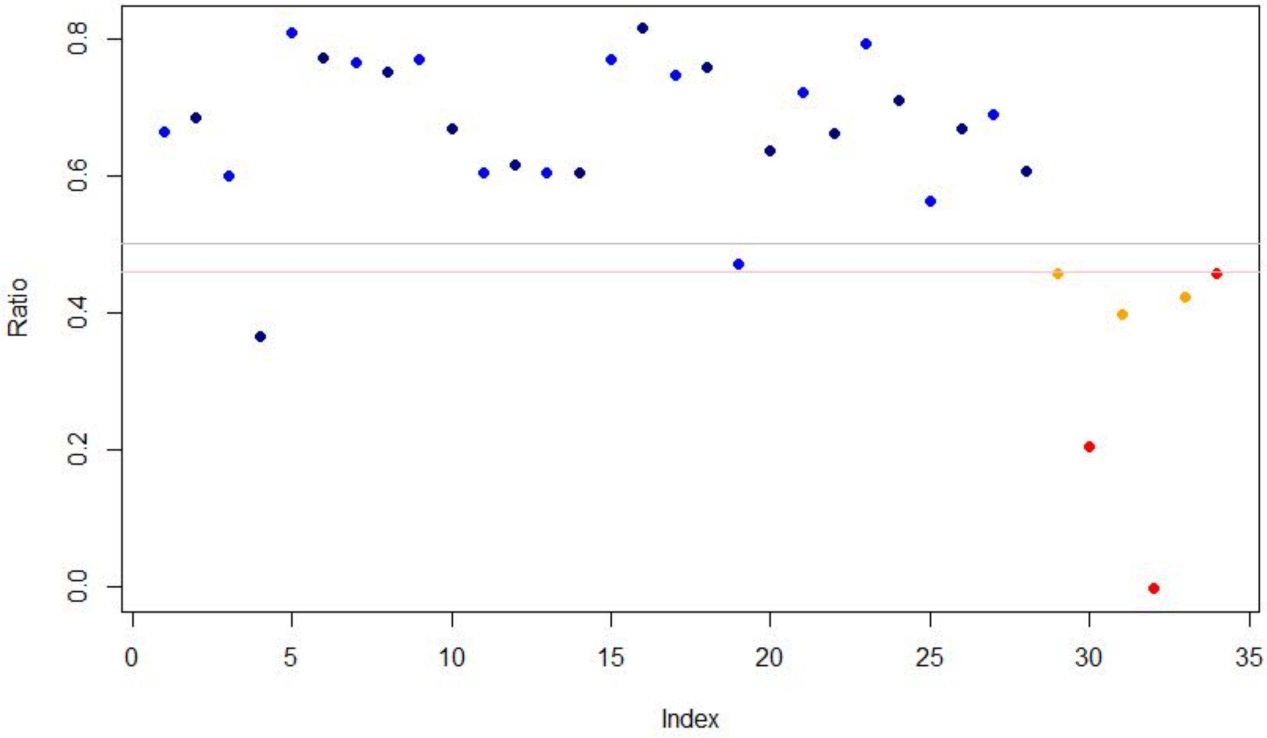
造就Ratio數值偏小的原因:

1. 配適曲線曲率較平緩
   →模型顯示抑制作用能力較差

2. 曲線分布較高
   →脛前肌出力時，比目魚肌放
   鬆狀況不理想



Problem 4



中風患者其兩腳的Ratio值皆小於0.46

若定義Ratio值小於0.5為中風，則將有兩腳會被誤判為中風

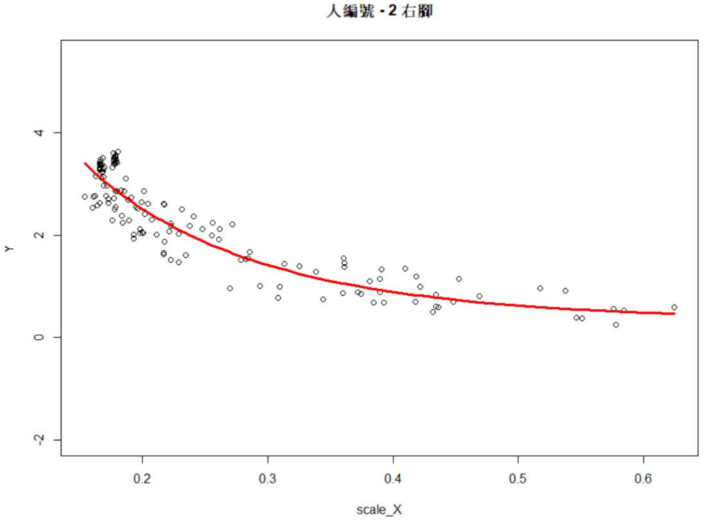
→若一人其兩腳的Ratio值皆小於0.5，則被診斷為中風

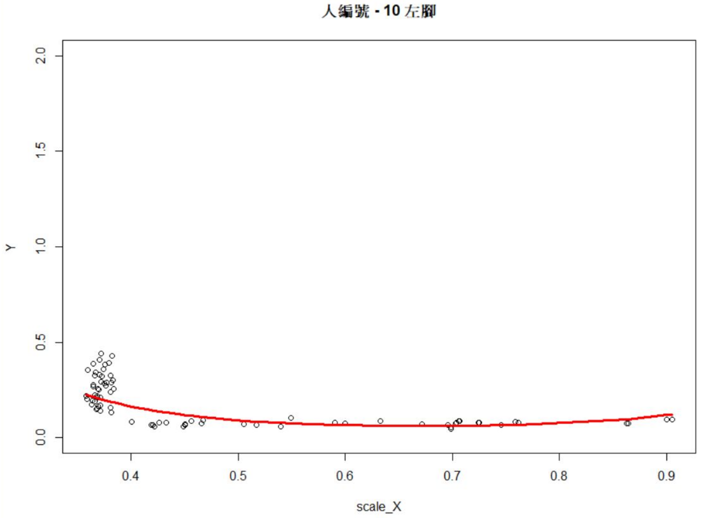
Problem 4

第二個人右腳 & 第十個人左腳 其scalized AntagonistBG (X)的資料範圍分布較小

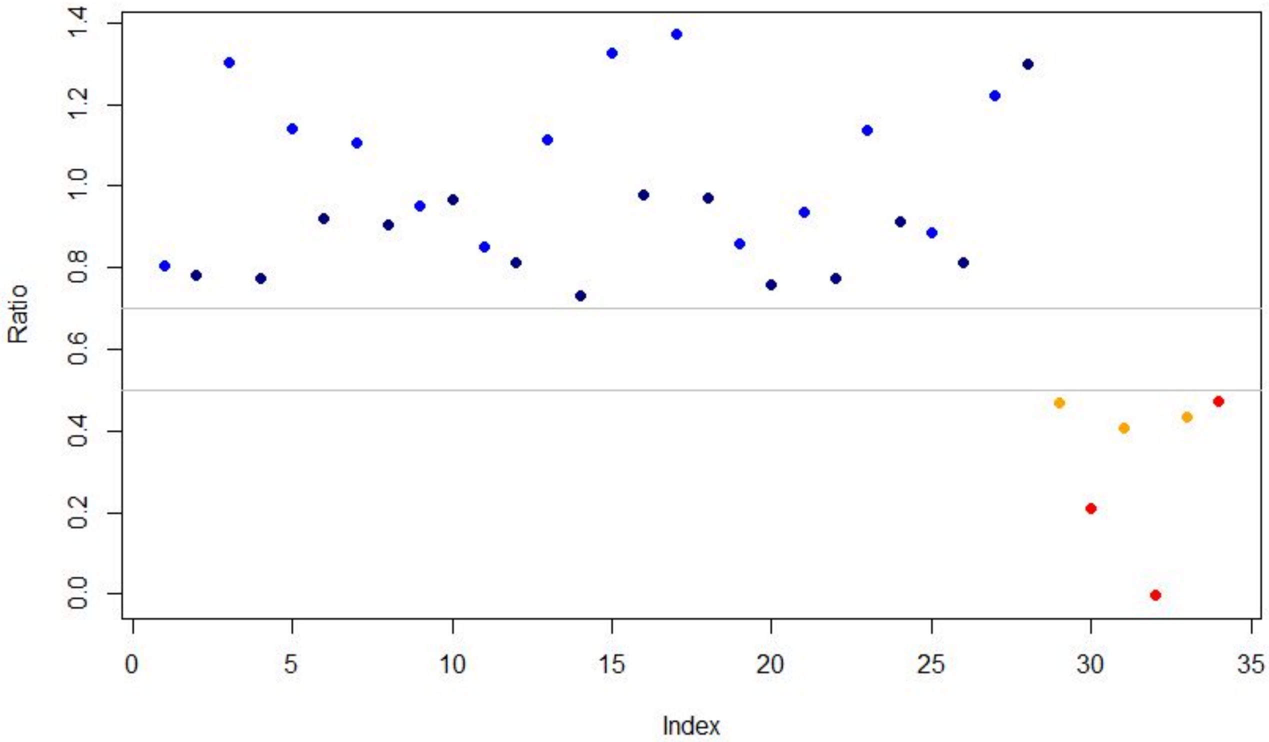
→造成Ratio數值較小的"可能"原因

→嘗試修改Ratio的定義





Problem 4 - version 2



將Ratio定義修改為：

$$\frac{A}{(A+B)(X_{max}-X_{min})}$$

則會得到較佳的結果
但解釋力較差

Information Summary

Information Summary

由EDA、Model pattern可以歸納出下列四點:

1. 模型觀察

    a. 正常人:正常人脛前肌與比目魚肌的抑制作用在脛前肌沒有那麼用力的時候會非常強烈, 在脛前肌越來越用力後抑制作用效果會稍微趨緩些, 爾後飽和。

    b. 中風患者:中風患者的抑制關係在脛前肌沒有那麼用力的地方就比正常人**低許多**(不論好腳或壞腳), 且抑制關係效果的變化量與正常人相比也低了很多, 比目魚肌的平均收縮大小也低於正常人許多

Information Summary (續)

2. 可以區分病人與正常人的特徵:

    a. Intercept係數 → Y值平均大小取log → 比目魚肌的平均收縮大小
    b. ScaleX係數 → 斜率 → 抑制關係的強度
    c. ScaleX^2係數 → 轉彎程度 → 抑制效果隨著脛前肌收縮程度變大的變化速度

    綜合(a)(b)(c)才比較容易區分病人與正常人

3. 中風的好壞程度可以在中風患者的好腳看到，其表現越接近正常人，中風程度越低

4. 同化現象，中風人的好腳被壞腳影響了，表現與正常人的腳不同

Thank You!