探究臺北市重心移轉區域發展: 透過捷運運量看信義區與萬華區

指導教授:韓義興 老師

學生: 傳院二丁 楊岳錩 108405056

傳院二丁 孫焕緯 108405152

傳院二乙 王浩翔 108405190

摘要:透過捷運局、臺北市政府的公開資料庫取得數據,以R為主要分析工具運算相關係數與迴歸分析,推論出臺北市的信義區與萬華區的運量影響因素,進而推測影響都市區域發展的變數。

目錄

勻	第一章、	緒論	3
		、前言	
	第二節	、 研究動機	3
タ	第二章、	研究方法	5
	第一節	、 以月為單位分析信義區與萬華區	5
	第二節	、 以季為單位分析信義區與萬華區	5
	第三節	、 以半年為單位分析信義區與萬華區	6
タ	第三章、	結論與建議	8
	第一節	、 結論	8
	第二節	、建議	9
	附錄		. 10

第一章、緒論

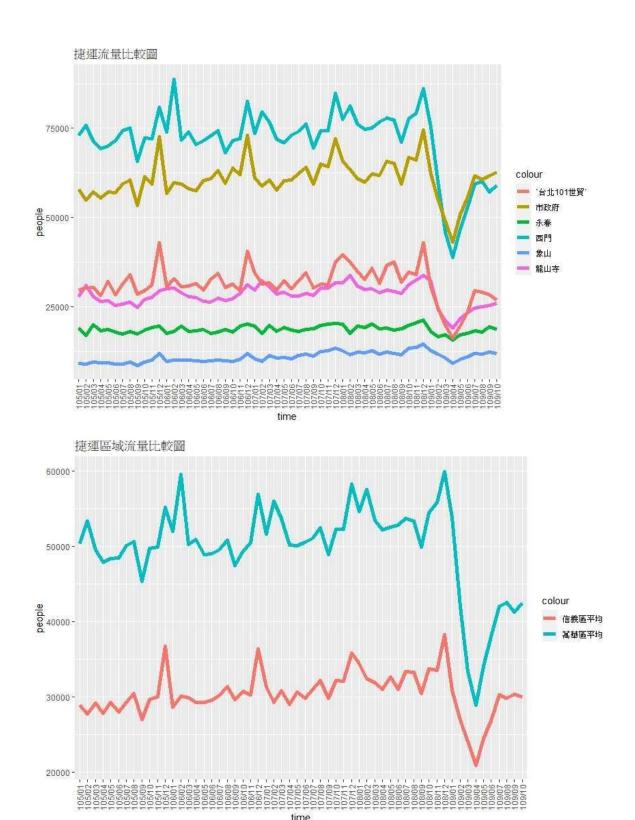
第一節、前言

隨著時代的發展,一個城市的不同區域也會逐漸興起或是沒落,臺北作為台灣的首都,其發展的歷史中也發生過數次移轉。在全球化及世界城市研究網絡發表的 2020 年世界級城市名冊中被歸屬於 Alpha - 級別的國際城市,若是能從數據中發現臺北重心轉變的現象,將可以更精準替各行政區規畫未來發展。捷運作為台北標誌性的大眾運輸工具,每日均運量逾 200 萬,而其在各區的出站量可作為不同區域興盛程度的代表。依據台北市信義區、萬華區在各項地理資料,透過相關係數與迴歸分析進行比較,期望能從中推測影響區域發展的原因。

第二節、研究動機

臺北市重心的移轉已為一個必然且明顯的趨勢,不少新聞報導亦提及臺北市市區重心軸線東西區翻轉的走向。這些年來,亦有中正萬華復興計畫等工程正在逐步落實,印證了臺北市東西區發展軸線正在翻轉的既定事實。根據臺北市主計處家庭收支調查的資料顯示,2014年至2017年間,臺北市萬華區的每戶可支配所得平均已由102萬元攀升至平均121萬元,其成長超過臺北市其他十一個行政區。在2018年一則新聞報導中,卻提到萬華區的房價市場發展不如預期,其跌幅更是登上臺北市所有行政區之首。東西區重心移轉已成為眾所皆知之事,為何萬華區房價跌幅乃為臺北市之冠?究竟是有什麼樣的因素在左右著這樣的發展?有鑑於我們的好奇心,以及我們希望能透過修習傳播統計習得之知識,洞察出臺北市東西區重心移轉的端倪,因此選定了此主題作為期末研究的專題。

我們將以信義區及萬華區兩區的捷運運輸量做為區域發展的指標,因此我們先製作出了運量的折線圖:



而後結合人口數、停車位格數、老化指數、人口密度、工商業數、老年人戶數以及醫療院所數作為此次研究的變項,期許能探究出影響區域發展以及重心移轉的因素所在。

第二章、研究方法

第一節、以月為單位分析信義區與萬華區

從圖 M.W1 中可見,萬華區的捷運站流量與人口密度、停車位格數相關係數是 0.42 與-0.37,分別呈現中度相關與負中度相關。而萬華區的停車位數與人口密度則是呈現高度負相關。從圖 M.X1 中可見信義區人口數、停車位格數與信義區捷運站運輸量的相關係數分別是 0.02 與 0.19,皆呈現低度相關。信義區的人口密度與停車位數呈現高度負相關。由於信義區的人口數與捷運站運輸量成低度相關,因此可以推測,搭捷運到信義區的人大多都不是本地居民,可能是為了購物、工作等目的才前往信義區。

從圖 M.W2 當萬華區的人口密度上升一個單位,該區的捷運流量會增加 0.9102 個單位。P 值為 0.116, >0.05, 因此以萬華區的人口密度預測萬華區的捷運流量不具有統計上的顯著意義。當萬華區的停車位格數增加一單位時,萬華區的捷運流量則是會增加 0.1061 個單位。p 值為 0.844, 大於 0.05, 因此以萬華區的停車位格預測萬華區的捷運流量並不具有統計上的顯著意義。從迴歸分析結果中可見, adjusted R square 的值為 0.1451,可知這兩項變數對於模型的解釋力皆相當低。

從圖 M.X2 中可見,信義區人口密度每增加一單位,信義區的捷運流量會增加 0.516 個單位。P 值為 0.0059,小於 0.05,以信義區的人口密度預測信義區的捷運流量具有統計上的顯著意義,且當人口密度變大,捷運流量也會上升。當信義區停車位格數每增加一單位,信義區的捷運流量會增加 0.3923 個單位。P 值為 0.00194,小於 0.05,以信義區的停車位格數預測信義區的捷運流量具有統計上的顯著意義,且當停車位格數變大,捷運流量也會上升。從迴歸分析結果中可見,adjusted R square 的值為 0.1316,可知這兩項變數對於模型的解釋力皆相當低。

第二節、以季為單位分析信義區與萬華區

從圖 S1 相關係數可知,信義區的捷運季運量與老化指數、人口密度都呈現低度相關,代表這兩個變項基本上不太能詮釋運量的增減。有趣的是,信義區的老化指數與人口密度是極高度負相關,代表老化指數上升、人口密度會下降。

從圖 S2 相關係數可知,萬華區的捷運季運量與老化指數呈現中度負相關,代表老 化指數的下降會使捷運運量上升某種程度,而萬華區的捷運季運量與人口密度呈現中度 相關,代表人口密度越高會使捷運運量上升某種程度。

從圖 S3 的迴歸分析可知迴歸方程式

MRT_season\$XingE= 1+680.8*aging_index\$XingE+30.11*density\$XingE

意思是老化指數每增加一單位,捷運運量會增加 680.8 個單位,人口密度每增加一單位,捷運運量會增加 30.11 個單位。根據 p-value,當 α =.05 時,這兩個自變數 X 對 Y 都顯著,同時模型的 p-value 也小於.05,模型的影響力也不顯著。R-squared: 0.2592, Adjusted R-squared: 0.1667,表示模型預測能力差。

從圖 S4 的迴歸分析可知迴歸方程式

MRT_season\$WangH= 52224.595-105.451*aging_index\$WangH +0.67*density\$WangH,意思是老化指數每增加一單位,捷運運量會減少 105.451 個單位,人口密度每增加一單位,捷運運量會增加 0.67 個單位。根據 p-value,當 α =.05 時,這兩個自變數 X 對 Y 都不顯著,同時模型的 p-value 也小於.05,模型的影響力也不顯著。R-squared: 0.2411,Adjusted R-squared: 0.1463,表示模型預測能力差。

第三節、以半年為單位分析信義區與萬華區

信義區的捷運流量與信義區的工商業數目呈現低度正相關 (相關係數 0.13);與信義區的老年人戶數呈現中度負相關 (相關係數 -0.42);與信義區的醫療院所數目則是幾乎無關 (相關係數 -0.06)。此處沒有變項與信義區的捷運流量呈現高度相關,因此我們不進一步跑 Pearson 檢定。(參照圖 Hx1)詳細的線性分布圖請參照附錄 圖 H.x3、圖 H.x4、圖 H.x5

在 圖 H.x2 中,我們所要分析的地方為 Estimate、Adjusted R-squared,以及 p-value。 透過 Estimate,我們可以得出線性方程式如下:

MRT_half\$xingE=

54508.9662+2.6502*business\$xingE-1.4904*elderly\$xingE-112.3445*hospital\$xingE

經由此條線性方程式,我們可以得知信義捷運流量與三個變項之間的消長關係。此處Adjusted R-squared為0.1111,亦即此模型可以有效解釋信義區捷運流量變化的11.11%,預測力不算高,但若以變項的數目來看的話,還是有相當不錯的發現。最後為 p-value。信義區工商業數目、信義區老年人戶數、以及信義區醫療院所數目的 p-value 皆大於拒絕域 0.05,分別為 0.396、0.198、以及 0.677,因此這三個變項與信義區的捷運流量皆不具有統計上的顯著意義。而此模型的 p-value 值為 0.3623,亦大於先前所界定之拒絕域 0.05,因此此模型不具有統計上的顯著意義。

萬華區的捷運流量與萬華區的工商業數目呈現低度正相關 (相關係數 0.31);與 萬華區的老年人戶數呈現偏高度的負相關(相關係數是-0.71);與萬華區的醫療院所數 目則可說是幾乎無關 (相關係數是-0.05)。由於萬華區的捷運流量與萬華區的老年人 戶數呈現高度負相關可看參照圖 H.w1,因此我們可以用 Pearson 進行進一步的檢定,可參照圖 H.w2。

假設拒絕域為 0.05。在進行 Pearson 檢定之後, 我可以看到其 p-value 為 0.03356, 小於所界定的拒絕域, 因此萬華區的捷運流量與萬華區的老年人戶數具有統計上的顯著意義。詳細的線性分布圖請參照附錄 圖 H.w4、圖 H.w5、圖 H.w6。

在圖 H.w3 中,我們所要分析的地方為 Estimate、 Adjusted R-squared,以及 p-value。 透過 Estimate,我們可以得出線性方程式如下:

MRT_half\$wangH= (-1.332e+06) + (7.097e+01) *business\$wangH+ (-2.243e+00) *elderly\$wangH+ (1.749e+03) *hospital\$wangH

經由此條線性方程式,我們可以得知萬華捷運流量與三個變項之間的消長關係。此處Adjusted R-squared 為 0.856,亦即此模型可以有效解釋萬華區捷運流量變化的 85.6%,預測力非常的高,其原委將會在稍後探究。最後為 p-value。萬華區工商業數目、萬華區老年人戶數、以及萬華區醫療院所數目的 p-value 皆小於拒絕域 0.05,分別為 0.00961、0.02015、以及 0.00957,因此這三個變項與萬華區的捷運流量皆具有統計上的顯著意義。而此模型的 p-value 值為 0.004784,亦小於先前所界定之拒絕域 0.05,因此此模型具有統計上的顯著意義。

第三章、結論與建議

第一節、結論

相關係數	人口數	停車位	老化指數	人口密度	老年人口戶數	醫院數	工商業數
信義	幾乎無關	低度正相關	幾乎無關	幾乎無 相關	中度負相關	幾乎無關	低度正相關
萬華	中度相關 (顯著相關)	中度負相關 (顯著相關)	中度負相關	中度相關	高度負相關(顯著相關)	幾乎無關	低度負相關

變項對 運量的 影響	人口數	停車位	老化指數	人口密度	老年人口戶數	醫院數	工商業數
信義區運量	顯著	顯著	顯著	顯著	不顯著	不顯著	不顯著
萬華區	不顯著	不顯著	不顯著	不顯著	顯著	顯著	顯著

經過一連串的相關以及迴歸分析之後,我們發現在眾多資料中,唯獨變項以半年為期與萬華區捷運流量的迴歸分析,其模型具有統計上的顯著意義,解釋力也有 0.856,代表工商業數、老年人口數、醫療院所數可預測萬華區的捷運運量。對於信義區而言卻不具解釋力,代表這些變項在不同的區域影響力也會不同,或許是區域性質的落差,例如信義區是交通樞紐,會有更多轉乘的旅客,區域住戶就相對少,因此才有在萬華區顯著,在信義區不顯著的情況發生,因此,若能與更多獨立變項做分析,或許能有新的洞見。

第二節、建議

我們發現萬華區的捷運流量與萬華區的老年人戶數是呈現高度負相關的,其原因可能為老年人在自主行動範圍較小,社交範圍固定的情況之下,達成捷運的可能性較低;再來相比之下,老年人對於公車更有一定程度的搭乘偏好,因為平均公車站牌數勢必比固定範圍內的捷運站數量來的多出許多,易達性也相較高。若政府或是相關團體希望能提倡年長者的相關政策或是居家安全的觀念宣導,在期許觸及率最大化的理想狀況之下,廣告的投放可以以老年人較易出現的場所如公園廣場、里長辦公室、公車候車區或是公車內部的廣告,做為投放的參考依據。

萬華區老年人口戶數與捷運流量成高度負相關,因此一旦老年人口戶數過高,便有可能會對該區的捷運站產生影響。推測老年人較不會搭乘捷運的原因為偏好待在離家距離較近的地方或是由於捷運的入口處位處地下,易達性較低因此選擇搭乘公車。其中一項建議方案為各區公所可以統計該區老年人口戶數密度較高的地方,建設里民活動中心,使老年民眾可以不必移動至較遠的區域而依然可以舉辦聚會或是活動。

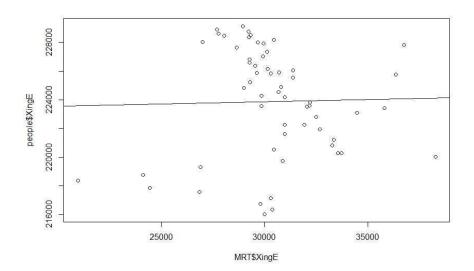
同時,萬華區的醫療院所對於捷運運量也有顯著影響,而每單位影響的人次大於工商業數,間接推論出醫療院所在萬華區的重要性,代表醫療資源在萬華區是一個備受需求的設施,若政府想要讓萬華區的旅次再提升,可以輔導診所在此區開業,形成一個醫療園區。再者,我們已經推測萬華區的老年人較不會搭乘捷運,在此設立醫療場所不但能吸引其他區域的人口,本地人也能妥善利用。

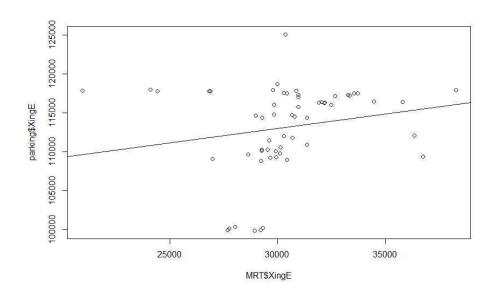
以上是我們以高解釋力模型去推論出的建議,若能依照我們模型解釋出的方向去 擬定政策、規劃都市計畫、投放廣告,對於萬華區居民,或是整個臺北市都能有更好的 發展。

附錄

	MRT. WangH	people.WangH	parking.WangH
MRT. WangH	1.00	0.42	-0.37
people.WangH	0.42	1.00	-0.91
parking.WangH	-0.37	-0.91	1.00

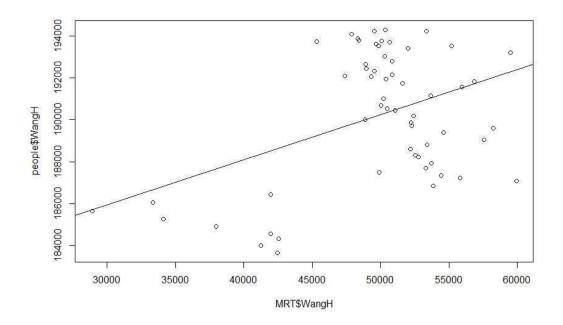
n= 58 M.X1

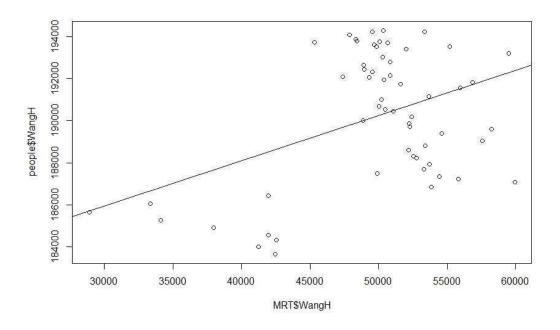




(以上二圖為視覺化過後的月信義區相關係數)

	MRT.XingE	people.XingE	parking.XingE	
MRT. XingE	1.00	0.02	0.19	
people.XingE	0.02	1.00	-0.85	
parking.XingE	0.19	-0.85	1.00	
n_ F0			N // XX7	1
n= 58			M.W	1





(以上二圖為視覺化過後的月萬華區相關係數)

```
call:
lm(formula = MRT$WangH ~ people$WangH + parking$WangH)
Residuals:
      Min
                  10
                        Median
                                        3Q
                        -606.8 4233.9 12613.1
-17196.5 -2897.3
Coefficients:
                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.297e+05 1.384e+05 -0.937
people$wangH 9.102e-01 5.696e-01 1.598
parking$wangH 1.061e-01 5.369e-01 0.198
                                                         0.353
                                                         0.116
                                                         0.844
Residual standard error: 5610 on 55 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.1751, Adjusted R-squared: 0.1451
F-statistic: 5.837 on 2 and 55 DF, p-value: 0.005025
                                                                                  M.W2
lm(formula = MRT$XingE ~ people$XingE + parking$XingE)
Residuals:
               1Q Median
     Min
                                 3Q
-8480.5 -1312.0 -197.2 1365.6 7970.7
Coefficients:
                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.295e+05 5.238e+04 -2.472 0.01657 * people$xingE 5.160e-01 1.801e-01 2.864 0.00590 ** parking$xingE 3.923e-01 1.205e-01 3.255 0.00194 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 2719 on 55 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.162, Adjusted R-squared: 0.1316
F-statistic: 5.318 on 2 and 55 DF, p-value: 0.007738
                                                                                 M.X2
                     MRT_season.XingE aging_index.XingE density.XingE
MRT_season.XingE
                                    1.00
                                                          0.02
                                                                           0.05
aging_index.XingE
                                    0.02
                                                          1.00
                                                                          -0.99
```

0.05

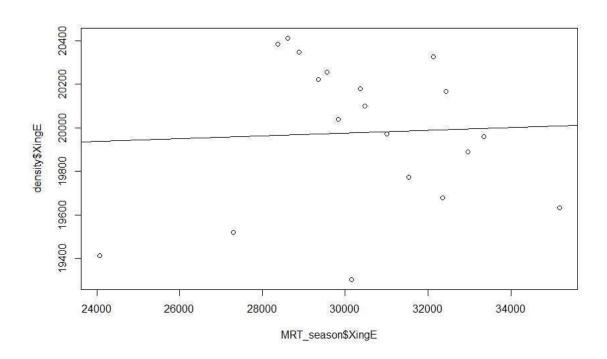
density.XingE

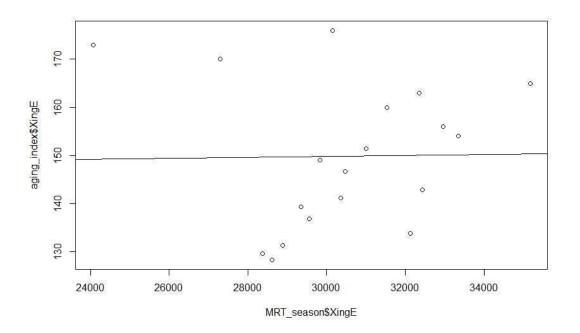
n= 19

-0.99

1.00

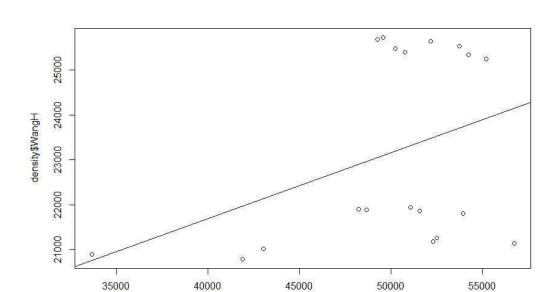
S1



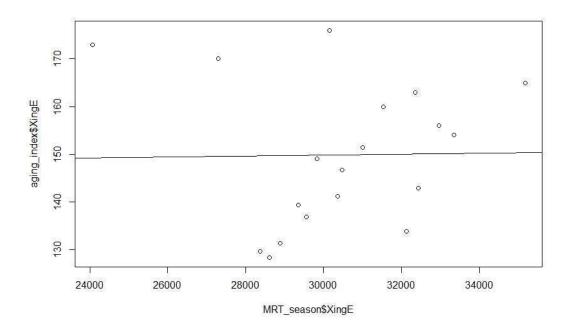


(以上二圖為視覺化過後的季信義區相關係數)

	MRT_season.WangH	aging_index.WangH	density.WangH
MRT_season.WangH	1.00	-0.43	0.38
aging_index.WangH	-0.43	1.00	-0.35
density.WangH	0.38	-0.35	1.00
n= 19			S2



MRT_season\$WangH



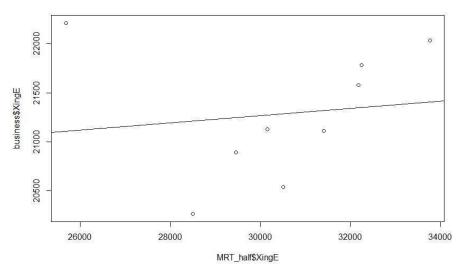
(以上二圖為視覺化過後的季萬華區相關係數)

```
call:
lm(formula = MRT_season$XingE ~ aging_index$XingE + density$XingE)
Residuals:
    Min
            10 Median
                             3Q
-5057.8 -931.1 -147.2 1028.0 4897.5
Coefficients:
                    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
                 -673239.31 297383.03 -2.264 0.0378 *
aging_index$XingE
                     680.80
                                288.93
                                        2.356
                                                 0.0315 *
density$XingE
                       30.11
                                 12.73
                                        2.365
                                                0.0310 *
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
Residual standard error: 2278 on 16 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.2592, Adjusted R-squared: 0.1667
F-statistic: 2.8 on 2 and 16 DF, p-value: 0.09065
                                                                     S3
call:
lm(formula = MRT_season$wangH ~ aging_index$wangH + density$wangH)
Residuals:
     Min
               10
                   Median
                                 3Q
-11990.8 -2967.8
                    -460.7
                             3194.8 10066.8
Coefficients:
                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
                  52224.595 21613.770
                                       2.416
                                                  0.028 *
aging_index$WangH -105.451
                                73.326 -1.438
                                                  0.170
density$WangH
                      0.670
                                 0.599
                                        1.119
                                                  0.280
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 4998 on 16 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.2411, Adjusted R-squared: 0.1463
F-statistic: 2.542 on 2 and 16 DF, p-value: 0.11
                                                                     S4
               MRT_half.XingE business.XingE elderly.XingE hospital.XingE
                 1.00
   MRT_half.XingE
                                   0.13
                                             -0.42
                                                        -0.06
   business.XingE
                       0.13
                                   1.00
                                             0.61
                                                         0.65
```

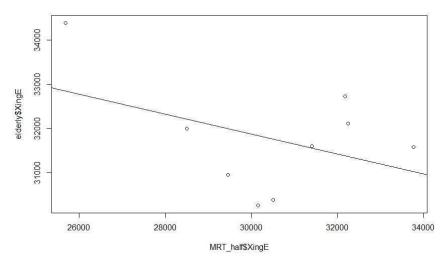
elderly.XingE -0.42 0.61 1.00 0.45 hospital.XingE -0.06 0.65 0.45 1.00 n= 9 H.x1

Residual standard error: 2255 on 5 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4444, Adjusted R-squared: 0.1111 F-statistic: 1.333 on 3 and 5 DF, p-value: 0.3623

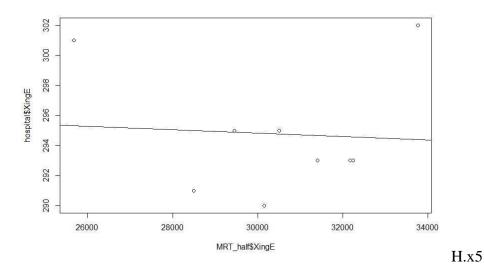
H.x2



H.x3



H.x4



S20)	MRT_half.WangH	business.WangH	elderly.WangH	hospital.WangH
MRT_half.WangH	1.00	0.31	-0.71	-0.05
business.WangH	0.31	1.00	0.04	-0.95
elderly.WangH	-0.71	0.04	1.00	-0.16
hospital.WangH	-0.05	-0.95	-0.16	1.00

n= 9

> cor.test(MRT_half\$WangH,elderly\$WangH)

Pearson's product-moment correlation

data: MRT_half\$WangH and elderly\$WangH
t = -2.6371, df = 7, p-value = 0.03356
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.93275928 -0.07874516
sample estimates:
 cor
-0.7059483

H.w2

```
Call:
lm(formula = MRT_half$WangH ~ business$WangH + elderly$WangH +
hospital$WangH)
```

Residuals:

1 2 3 4 5 6 7 8 9 319.2 1523.8 -2093.3 643.2 -1119.4 1975.7 1105.6 -914.6 -1440.2

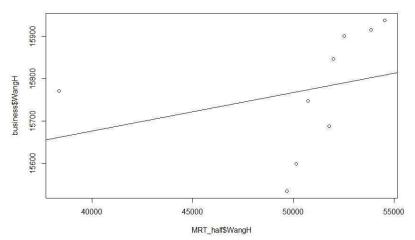
Coefficients:

Estimate Std. Error t Value Pr(>|t|)

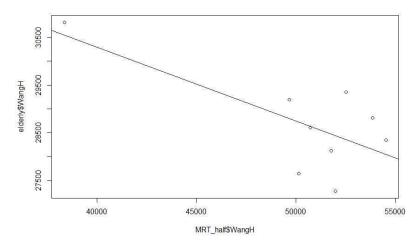
(Intercept) -1.332e+06 3.271e+05 -4.073 0.00961 **
business\$wangH 7.097e+01 1.533e+01 4.630 0.00569 **
elderly\$wangH -2.243e+00 6.678e-01 -3.358 0.02015 *
hospital\$wangH 1.749e+03 4.289e+02 4.077 0.00957 **
--Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1

Residual standard error: 1817 on 5 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.91, Adjusted R-squared: 0.856 F-statistic: 16.86 on 3 and 5 DF, p-value: 0.004784

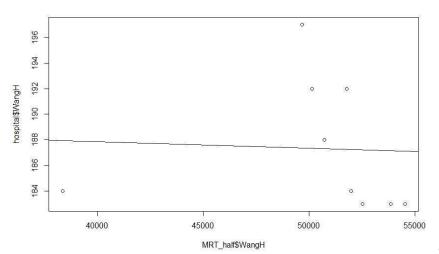
H.w3



H.w4



H.w5



H.w6

以下為程式碼

```
library(readx1)
library("ggplot2")
MRT <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/MRT/MRT.xlsx")
people <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/population.xlsx")
parking <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/parking.xlsx")
MRT_season <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/MRT_season.xlsx")
aging_index <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/aging_index.xlsx")</pre>
 density <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/density.xlsx")
 MRT_half <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/MRT_half.xlsx")</pre>
 business <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/business.xlsx")
 elderly <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/elderly.xlsx")
 hospital <- read_excel("C:/Users/wilso/Desktop/hospital.xlsx")
 #跑折線圖
 k = ggplot() +
        geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = LS4,group = 1, color = "龍山寺"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "西門"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XM,group = 1, color = "Time, y = XM,group = 1, color = Time, y = X
        geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XS,group = 1, color = "象山"),size=2) +
geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XS,group = 1, color = "象山"),size=2) +
geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = UT,group = 1, color = "永春"),size=2) +
geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = EOE,group = 1, color = "市政府"),size=2) +
theme(axis text x = element text(apple = 00, xivet = 0.5, bivet 1))
         theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.5, hjust=1)) +
        ylab('people')+
        ggtitle('捷運流量比較圖')
 h = ggplot() +
        geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = XingE,group = 1, color = "信義區平均"),size=2) + geom_line(data = MRT, aes(x = time, y = WangH,group = 1, color = "萬華區平均"),size=2) + theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, vjust = 0.5, hjust=1)) +
       ylab('people')+
        ggtitle('捷運區域流量比較圖')
h
```

```
x=data.frame(MRT$XingE,people$XingE,parking$XingE)
y=data.frame(MRT_season$XingE,aging_index$XingE,density$XingE)
z=data.frame(MRT_half$XingE,business$XingE,elderly$XingE,hospital$XingE)
r=data.frame(MRT$wangH,people$wangH,parking$wangH)
p=data.frame(MRT_season$wangH,aging_index$wangH,density$wangH)
q=data.frame(MRT_half$wangH,business$wangH,elderly$wangH,hospital$wangH)
#Pearson檢定
cor.test(MRT$XingE,people$XingE)
cor.test(MRT$XingE,parking$XingE)
cor.test(MRT_season$XingE,aging_index$XingE)
cor.test(MRT_season$XingE,density$XingE)
cor.test(MRT_half$XingE,business$XingE)
cor.test(MRT_half$xingE,elderly$xingE)
cor.test(MRT_half$xingE,hospital$xingE)
cor.test(MRT$WangH,people$WangH)
cor.test(MRT$WangH,parking$WangH)
cor.test(MRT_season$WangH,aging_index$WangH)
cor.test(MRT_season$wangH,density$wangH)
cor.test(MRT_half$WangH,business$WangH)
cor.test(MRT_half$WangH,elderly$WangH)
cor.test(MRT_half$wangH,hospital$wangH)
#rcorr function
library("Hmisc")
mydata.rcorr = rcorr(as.matrix(x)) #信義
mydata.rcorr
mydata.rcorr1 = rcorr(as.matrix(y))
mydata.rcorr1
mydata.rcorr2 = rcorr(as.matrix(z))
mydata.rcorr2
mydata.rcorr4 = rcorr(as.matrix(r)) #萬華
mydata.rcorr4
mydata.rcorr5 = rcorr(as.matrix(p))
mydata.rcorr5
mydata.rcorr6 = rcorr(as.matrix(q))
mydata.rcorr6
```

```
#相關性散佈圖 #信義
plot(MRT$XingE,people$XingE)
abline(lm(people$XingE~MRT$XingE))
plot(MRT$XingE,parking$XingE)
abline(lm(parking$XingE~MRT$XingE))
plot(MRT_season$XingE,aging_index$XingE)
abline(lm(aging_index$XingE~MRT_season$XingE))
plot(MRT_season$XingE,density$XingE)
abline(lm(density$XingE~MRT_season$XingE))
plot(MRT_half$XingE,business$XingE)
abline(lm(business$XingE~MRT_half$XingE))
plot(MRT_half$XingE,elderly$xingE)

plot(MRT_half$XingE,elderly$xingE)

plot(MRT_half$XingE,hospital$xingE)

abline(lm(hospital$XingE~MRT_half$XingE))
m ##9 ##
plot(MRT$WangH,people$WangH)
abline(lm(people$WangH~MRT$WangH))
plot(MRT$WangH,parking$WangH)
abline(lm(parking$WangH~MRT$WangH))
plot(MRT_season$wangH,aging_index$wangH)
abline(lm(aging_index$WangH~MRT_season$WangH))
plot(MRT_season$wangH,density$wangH)
abline(lm(density$wangH~MRT_season$wangH))
plot(MRT_half$WangH,business$WangH)
abline(lm(business$WangH~MRT_half$WangH))
abline(lm(elderly$wangH,elderly$wangH))
plot(MRT_half$wangH,elderly$wangH)
abline(lm(elderly$wangH~MRT_half$wangH))
plot(MRT_half$wangH,hospital$wangH)
abline(lm(hospital$wangH~MRT_half$wangH))
#迴歸分析
#信義
summary(lm(MRT$xingE~people$xingE+parking$xingE)) #MRT是捷運流量 #people是區域人數 #parking是停車位 summary(lm(MRT_season$xingE~aging_index$xingE+density$xingE)) #aging是老化指數 #density是人口密度 summary(lm(MRT_half$xingE~business$xingE+elderly$xingE+hospital$xingE)) #business是工商業家數 #elderly是老年人數 #hospital$xingE
summary(lm(MRT_half$WangH~business$WangH+elderly$WangH+hospital$WangH))
```