

# 經濟預測期末報告

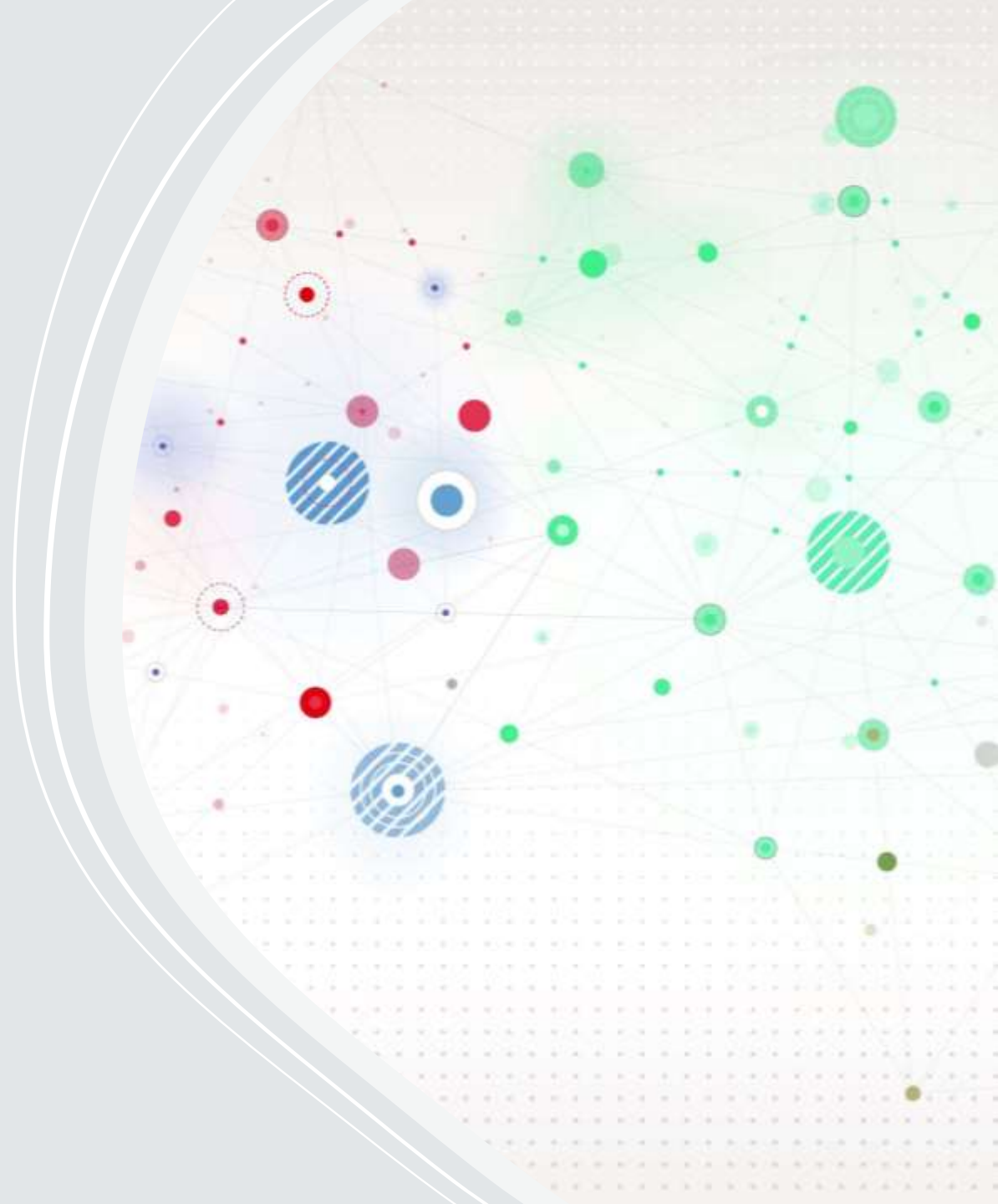
## 各國對台匯率分析

指導老師：陳宏銘、林雪瑜

學生：

S07240003鄭竣隆 S07240018溫宏岳  
S07240013簡睿德 S07240047陳昱廷  
S07240058王詠慈 G10240005林咨吟  
S08240012朱銘浩

中華民國 111 年 6 月 25 日



# 1. 研究動機

本文主旨是各國與台灣之匯率預測，我們會先介紹經濟預測之目的，接著介紹本文使用之預測方法，有最小平方法OLS(Ordinary least squares)，自我迴歸條件異質變異數模型ARCH(Autoregressive conditional heteroskedasticity)及廣義自回歸條件異質變異數模型GARCH(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)，最後簡介使用程式之內容，再比較三種預測方法的輸出結果，挑選出最準確的預測方式。

## 2. 研究目的

經濟預測是預測的一個分支，是指以準確的調查統計資料和經濟信息為依據，從經濟現象的歷史、現狀和規律性出發，運用科學的方法，經過對濟活動的各個方面情況的調查，獲得了大量的數據、資料和信息，透由整理、分析和研究，來揭示經濟現象的發展規律及各類經濟現象之間的相互聯繫，指出經濟現象未來發展趨勢和可能達到的水平。

開放經濟體，匯率影響甚鉅，匯率是國際貿易中最重要的調節杠桿，因為一個國家生產的商品都是按本國貨幣來計算成本的，要拿到國際市場上競爭，其商品成本一定會與匯率相關。

本篇文章目的為匯率預測，由於匯率對於國家適合進口或出口的影響佔其中一部分，當台幣升值時適合進口，台幣貶值時適合出口，所以我們挑選台灣於110年的前三大出口國與前四大進口國中的中日美，三國對於台灣之匯率。

## 3. 研究方法

**A. OLS(Ordinary least squares)**

**B. ARCH(Autoregressive conditional**

**C. GARCH(Generalized Auto regressive  
Conditional Heteroskedasticity)**

# A. OLS

---

本節將簡單介紹最小平方方法OLS(Ordinary least squares)，OLS是一個最佳線性無偏估計，主要用於線性回歸的參數估計，希望找到一條預測的回歸線，使觀測值與預測值之間的誤差平方最小，也就是說OLS迴歸的目標就是最小化殘差，因為殘差容易分析而且計算。OLS會假設誤差項的變異數是不變的(同質變異數)。

最簡單的線性式為 $y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$ ，殘差為 $\widetilde{u}_i = y_i - \widehat{y}_i$ ，但這會使所有的 $y_i$ 有一樣的權重。所以改用殘差的平方和才會給離迴歸線越遠的 $y_i$ 比較大的權重，這樣才能反映離差的大小，殘差平方的總和(RSS)越小越好，

$$RSS = \sum_{i=1}^n \widetilde{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2, \quad \hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}, \quad \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}。$$

# A. OLS

---

在程式裡我們使用三種方式估計，固定視窗法，遞增視窗法以及滾動視窗法，其中固定視窗法是估計一次之未來的資料都用相同的估計參數運算。遞增視窗法是從第一筆開始估計 每次都增加一筆，估計完全部的資料。滾動視窗法是從第一筆開始估計，每次都固定估計資料的長度，估計完全部的資料。接下來我們將介紹自我迴歸條件異質變異數模型ARCH( Autoregressive conditional heteroskedasticity)及其延伸廣義自回歸條件異質變異數模型GARCH(Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity)。

## B. ARCH

---

ARCH是由*Engle*於1982年在《計量經濟學》中提出，被廣泛應用於金融理論中的規律描述與金融市場的預測和決策，ARCH解決了傳統計量經濟學的其中一個假設，即便異數是固定的，傳統計量經濟學的另一個假設則是平均值是固定的，ARCH模型的主要概念就是，如果波動容易有群聚現象，那就令波動的條件變異數與前期波動的平方有正相關，ARCH(q)模型性質為尾厚與波動群聚性。

ARCH(q)模型，考慮報酬率( $r_t$ )模型為 $r_t = \mu_t + \varepsilon_t$ ， $\mu_t$ 為 $r_t$ 的條件期望值， $\varepsilon_t$ 為t期的干擾項，Engle教授將 $\varepsilon_t$ 分成兩項相乘如下

## B. ARCH

---

$\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t$  ,  $\epsilon_t \sim iid N(0,1)$  (期望值為0, 變異數為1的常態分佈),  $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$  (其中 $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i > 0$ ), 有兩種方法可用來估計ARCH模型, 一種為OLS另一種為最大概似估計(MLE), 其中以MLE為最佳。由於ARCH(P)模型落後期數(P)太多時, 會產生太多參數需要估計, 但因為樣本數有限, 所以會造成估計精密度降低的麻煩, 在線性AR模型落後期數太長我們可使用ARMA模型, 此概念可用於ARCH模型, 也就是由Bollerslev於1986年所提出的GARCH, 以下我們將介紹GARCH模型。



# C. GARCH

---

GARCH(p,q)模型,  $\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t$ ,  $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$ , 為符合弱穩定性質, 需限制  $0 \leq \alpha_1, \beta_1 \leq 1, \alpha_1 + \beta_1 < 1$ , GARCH模型也可導出報酬率分配具厚尾及波動群聚性的性質, 估計仍是MLE, 而預測數夠大時GARCH(1,1)預測值會收斂到  $\text{Var}(\varepsilon_t)$

## 4. 研究結果與分析

這個章節分為三大部分，依序為資料前處理、模型行分析、分析結果比較，模型行分析部份會先以台灣對美國的匯率資料來訓練OLS、ARCH、GRACH模型，再用固定視窗法、遞增視窗法、滾動視窗法去進行預測。固定視窗法：估計一次之未來的資料都用相同的估計參數運算、遞增視窗法：從第一筆開始估計 每次都增加一筆，估計全部的資料、滾動視窗法：從第一筆開始估計 每次都固定估計資料的長度，估計全部的資料，至於分析結果的部份會針對台灣對美國、大陸、日本做成表格來說明。

## 4.1 資料前處理

此次報告的台美匯率數據是由FRED[10]網站上下載2021-01-04~2022-06-10(共375天)的匯率資料，而台灣對大陸的匯率及台灣對日本的匯率則是從台灣銀行[11]下載2021-01-04~2022-06-17(共360天)的匯率資料，台灣銀行有提供不同類型的匯率，例如:現金匯率、即期匯率，這裡我們挑選的是即期匯率，然而資料下載下來有幾天的匯率值是#N/A，因此我們用全部匯率的平均來填補這個#N/A(如圖一)

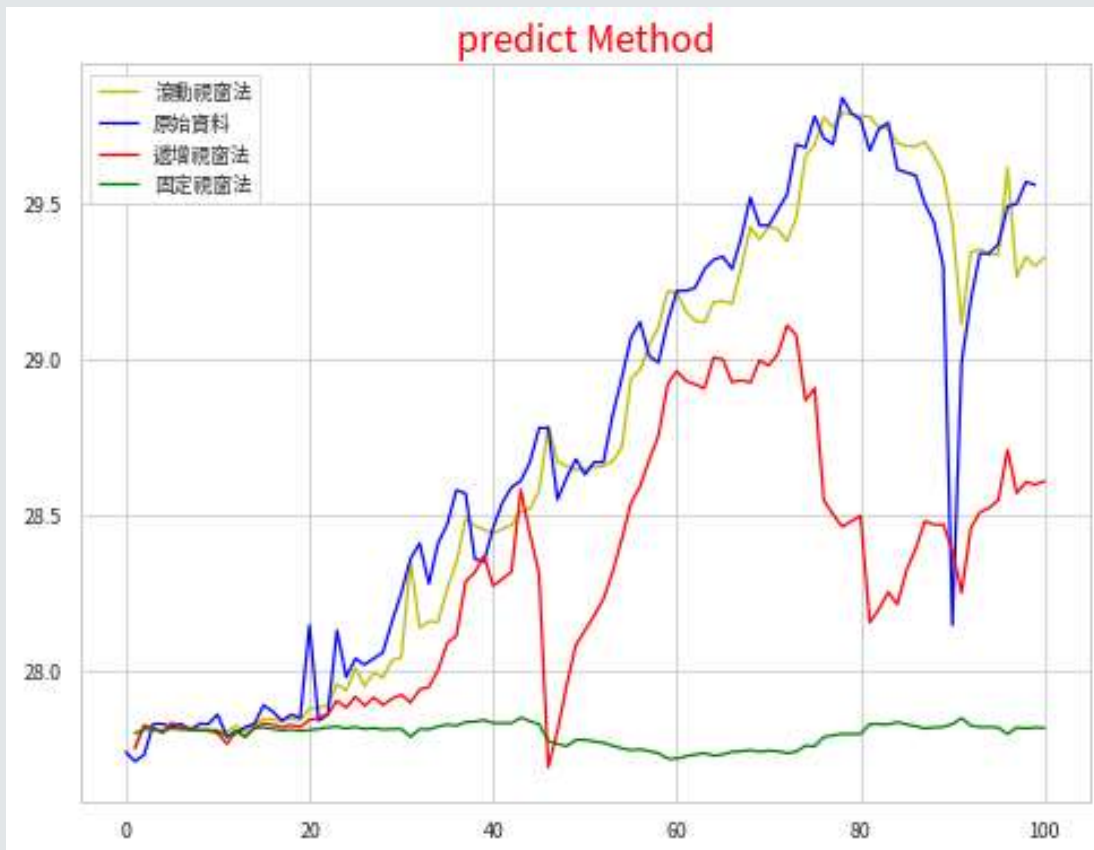
```
#取平均值
```

```
df.fillna(value = {'DEXTAUS': df['DEXTAUS'].mean()}, inplace = True )  
df.head()
```

後續模型分析的部分，OLS是利用前面兩百多筆資料去訓練模型，再利用最後一百筆資料來測試訓練的情況，而ARCH、GARCH則是用全部的資料去訓練並測試。

# 4.2 模型行分析

利用OLS、ARCH、GRACH三種模型來訓練台灣對美國的匯率、台灣對大陸的匯率、台灣對日本的匯率。以下以台美資料為舉例



## 4.2.1 OLS

固定視窗法的  $RMSE$

11.824367116727437

遞增視窗法的  $RMSE$

6.285766198558837

滾動視窗法的  $RMSE$

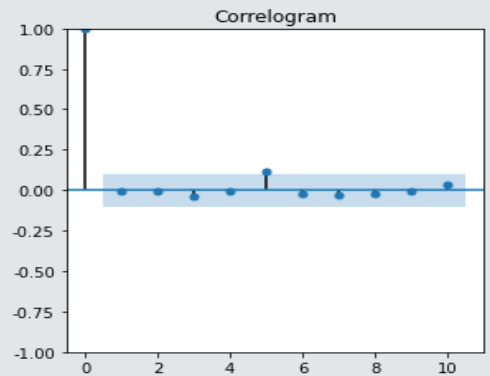
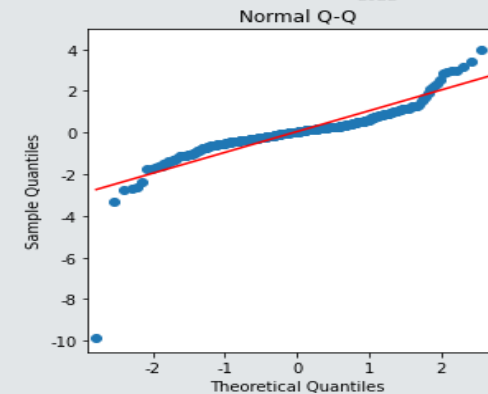
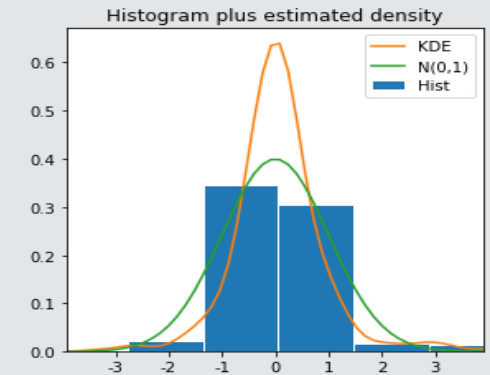
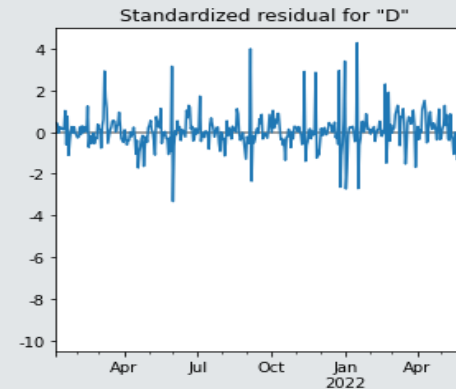
1.744052545544236

## 4.2.2 ARCH

### SARIMAX Results

```
=====
Dep. Variable:          y      No. Observations:      375
Model:                 SARIMAX(1, 0, 1)  Log Likelihood    239.036
Date:                 Mon, 20 Jun 2022  AIC             -470.072
Time:                 17:40:19  BIC                  -454.364
Sample:                0      HQIC                  -463.836
                   - 375
Covariance Type:      opg
=====
```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
intercept	0.1417	0.189	0.749	0.454	-0.229	0.512
ar.L1	0.9950	0.007	149.482	0.000	0.982	1.008
ma.L1	-0.4169	0.025	-16.647	0.000	-0.466	-0.368
sigma2	0.0162	0.000	36.229	0.000	0.015	0.017



### Zero Mean - GARCH Model Results

```

=====
Dep. Variable:          None    R-squared:          0.000
Mean Model:            Zero Mean  Adj. R-squared:     0.003
Vol Model:             GARCH    Log-Likelihood:    266.804
Distribution:          Normal    AIC:               -521.607
Method:               Maximum Likelihood  BIC:               -498.046

                               No. Observations:    375
Date:                  Mon, Jun 20 2022    Df Residuals:    375
Time:                  17:52:16    Df Model:        0
  
```

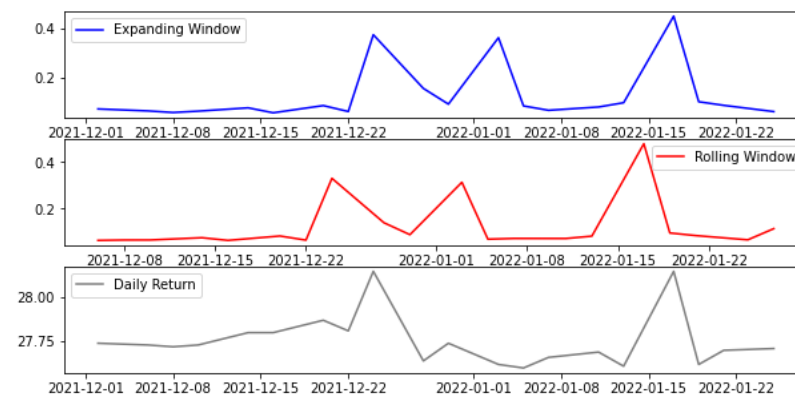
### Volatility Model

```

=====
              coef    std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega         0.0108    3.725e-03      2.898   3.755e-03   [3.494e-03,1.810e-02]
alpha[1]      0.5471    2.721e-02     20.108   6.233e-90   [ 0.494,  0.600]
alpha[2]      0.0000    4.709e-03      0.000   1.000   [-9.230e-03,9.230e-03]
alpha[3]      0.0000    4.033e-06      0.000   1.000   [-7.905e-06,7.905e-06]
alpha[4]      0.0000    1.121e-05      0.000   1.000   [-2.197e-05,2.197e-05]
beta[1]       0.0000    8.478e-03      0.000   1.000   [-1.662e-02,1.662e-02]
  
```

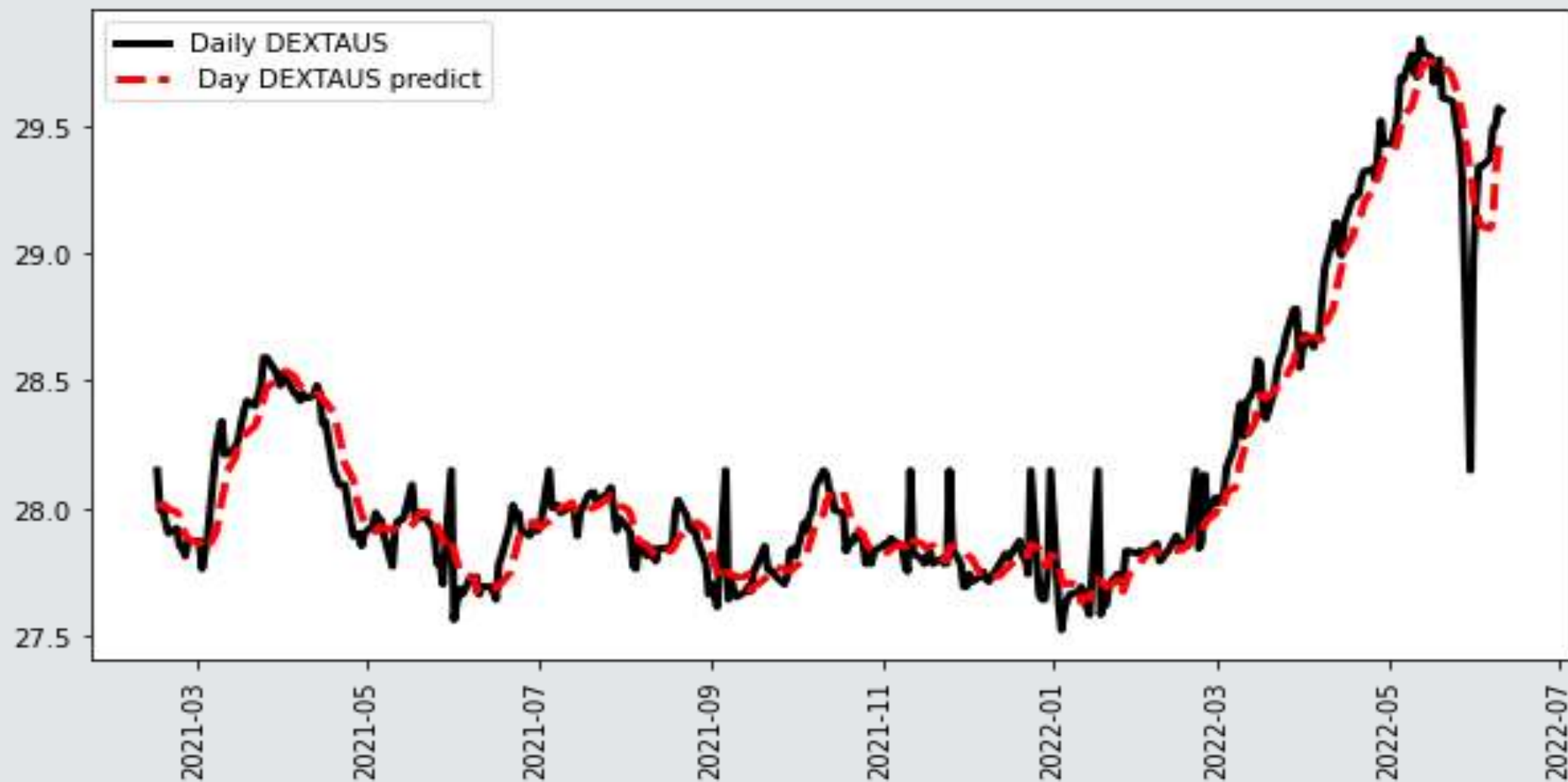


遞增視窗法



固定視窗(上)、滾動視窗法(中)、原始資料(下)

下圖更可以清楚的發現預測的結果都有把原先資料起伏的趨勢描繪出來，表示著模型訓練的結果效果不錯，只是有些變化程度的大小沒有表示得很準確。





## 4.2.3 GARCH

Best model: ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept

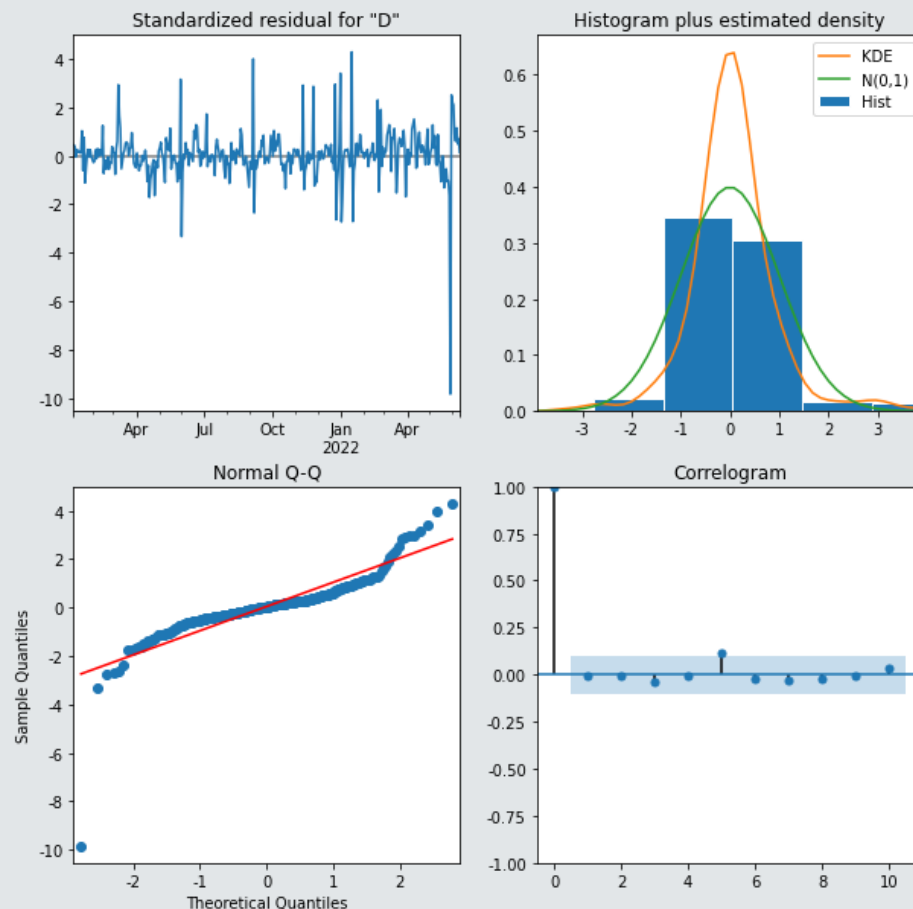
Total fit time: 6.069 seconds

### SARIMAX Results

```
=====
Dep. Variable:          y      No. Observations:          375
Model:                SARIMAX(1, 0, 1)  Log Likelihood      239.036
Date:                Tue, 21 Jun 2022  AIC                -470.072
Time:                03:58:57  BIC                -454.364
Sample:              0      HQIC                -463.836
                    - 375
Covariance Type:      opg
=====
```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
intercept	0.1417	0.189	0.749	0.454	-0.229	0.512
ar.L1	0.9950	0.007	149.482	0.000	0.982	1.008
ma.L1	-0.4169	0.025	-16.647	0.000	-0.466	-0.368
sigma2	0.0162	0.000	36.229	0.000	0.015	0.017

```
=====
Ljung-Box (L1) (Q):          0.09  Jarque-Bera (JB):          9497.45
Prob(Q):                    0.76  Prob(JB):                0.00
Heteroskedasticity (H):      3.55  Skew:                    -1.77
Prob(H) (two-sided):         0.00  Kurtosis:                 27.40
=====
```



### Zero Mean - GARCH Model Results

```

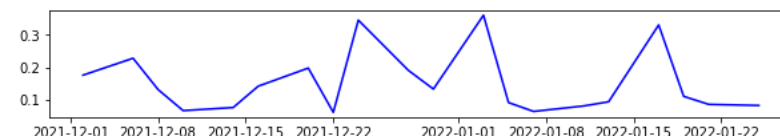
=====
Dep. Variable:          None    R-squared:                0.000
Mean Model:             Zero Mean  Adj. R-squared:          0.003
Vol Model:              GARCH    Log-Likelihood:         262.847
Distribution:           Normal    AIC:                   -509.695
Method:                 Maximum Likelihood  BIC:                   -478.279
                                           No. Observations:      375
Date:                  Tue, Jun 21 2022  Df Residuals:          375
Time:                  04:00:01    Df Model:               0
                                           Volatility Model
=====

```

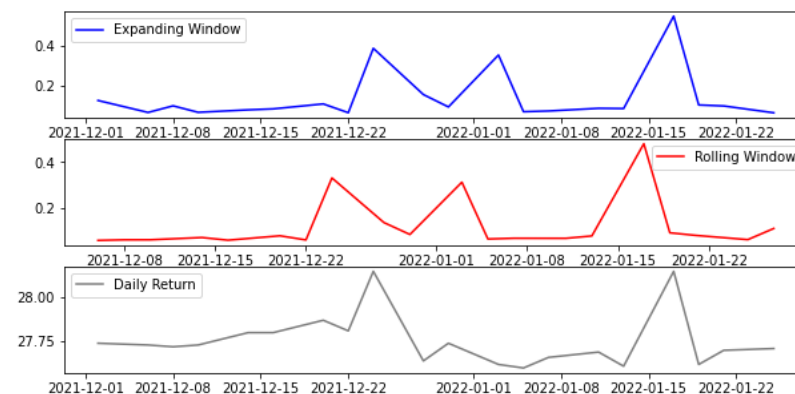
```

=====
              coef      std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega      8.7549e-03   2.025e-03     4.323  1.542e-05  [4.785e-03,1.272e-02]
alpha[1]    0.3864      9.912e-03    38.982  0.000      [ 0.367,  0.406]
alpha[2]    4.5402e-07   5.257e-03    8.636e-05  1.000  [-1.030e-02,1.030e-02]
alpha[3]    2.2726e-06   6.482e-06     0.351  0.726  [-1.043e-05,1.498e-05]
alpha[4]    4.0972e-06   1.083e-05     0.378  0.705  [-1.713e-05,2.533e-05]
beta[1]     1.0446e-07   1.160e-02    9.008e-06  1.000  [-2.273e-02,2.273e-02]
beta[2]     1.2507e-06   4.911e-04    2.547e-03  0.998  [-9.613e-04,9.638e-04]
beta[3]     1.8378e-06   8.034e-05    2.287e-02  0.982  [-1.556e-04,1.593e-04]
=====

```

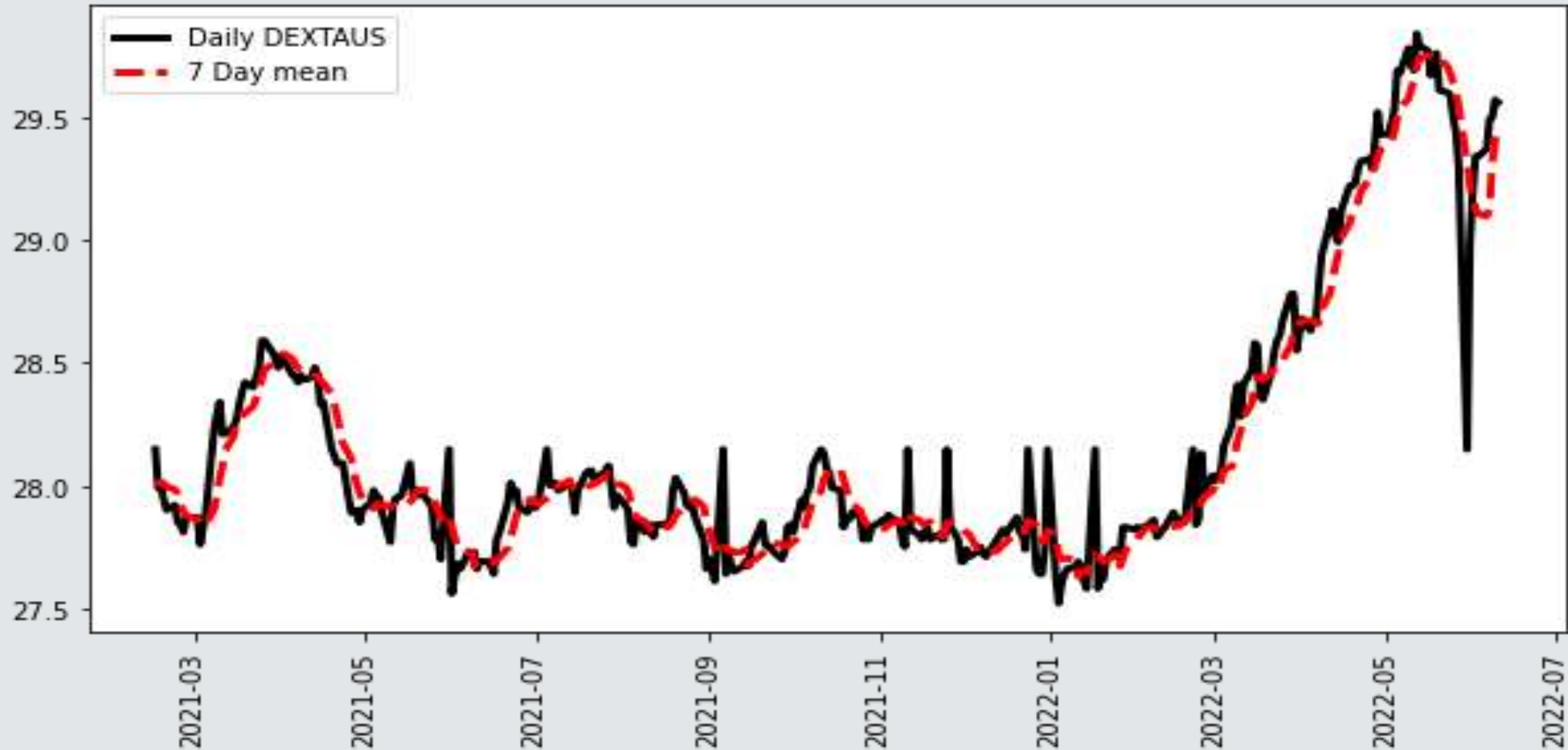


遞增視窗法



固定視窗(上)、滾動視窗法(中)、原始資料(下)

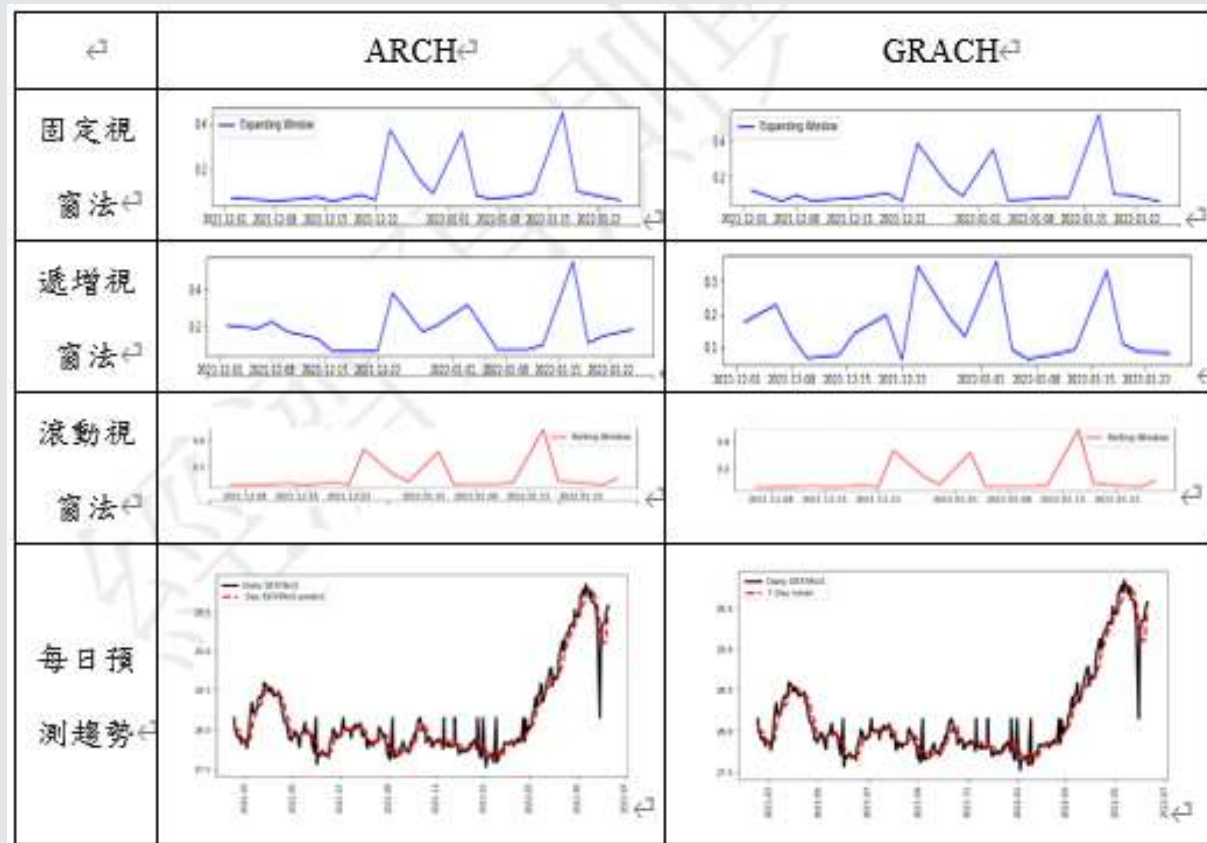
從圖更可以清楚的發現預測的結果都有把原先資料起伏的趨勢描繪出來，表示著模型訓練的結果效果不錯，只是有些變化程度的大小沒有表示得很準確。



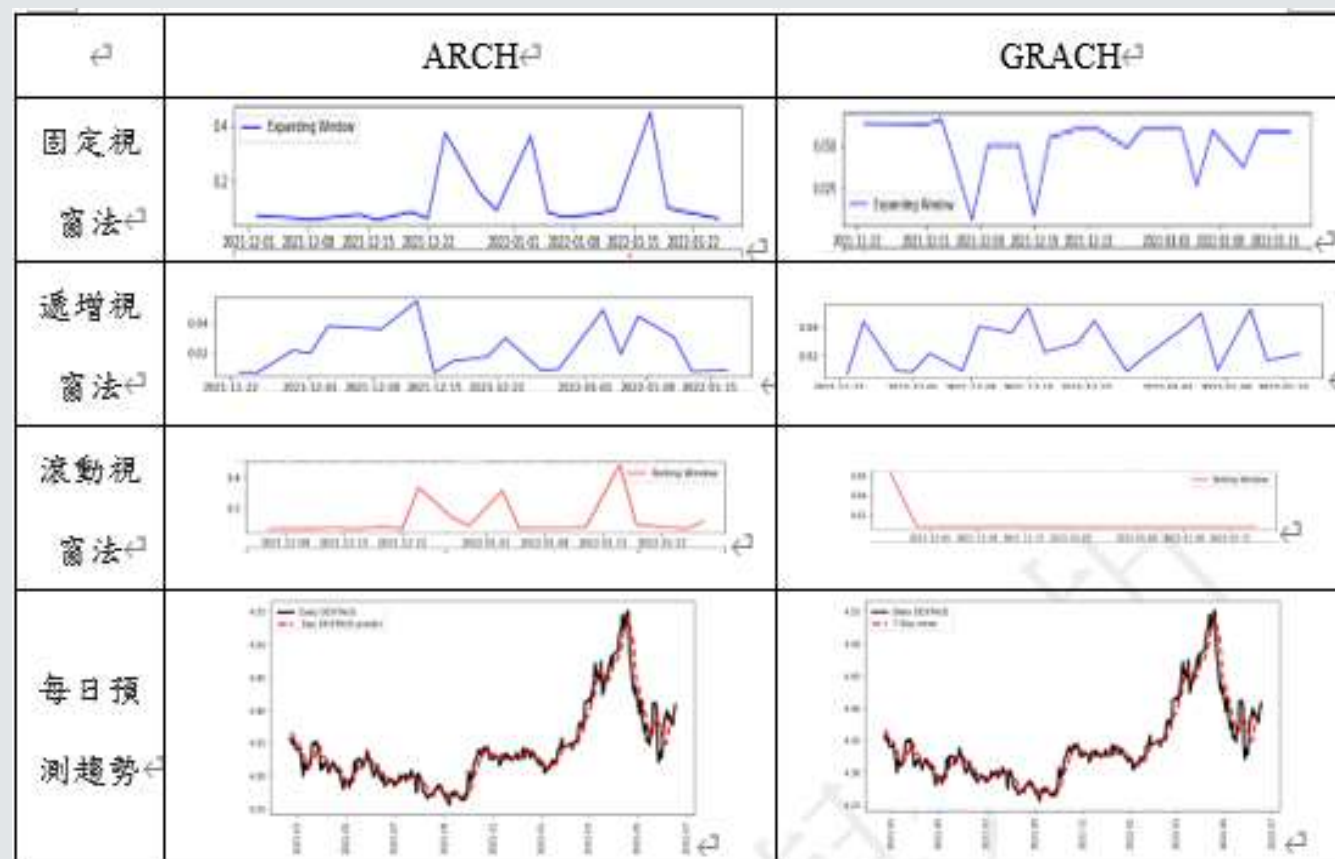
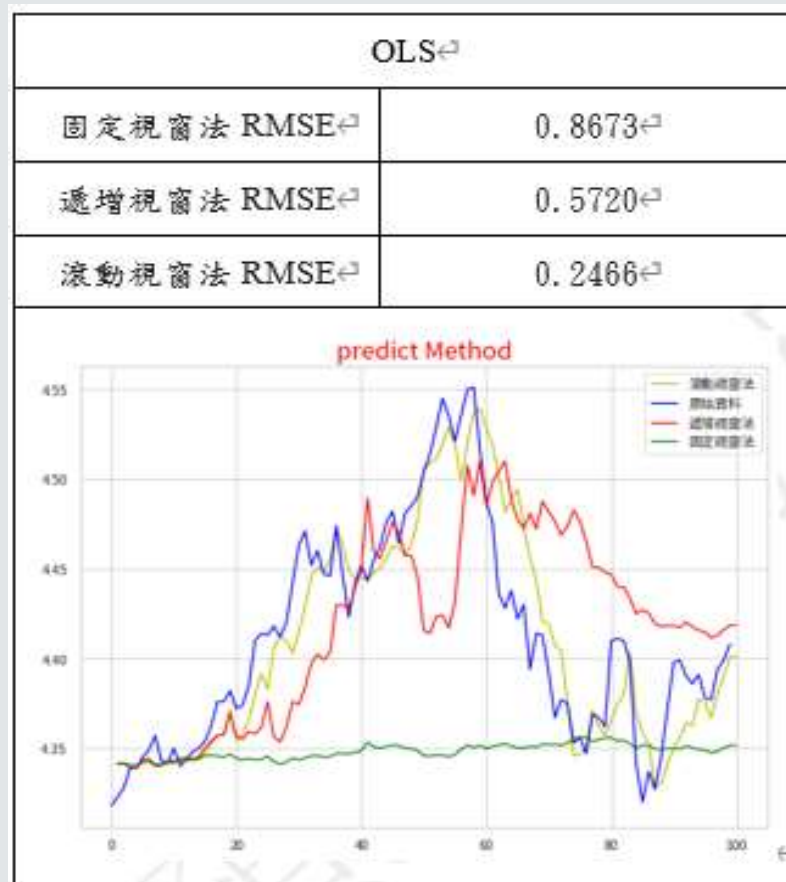
## 4.3 輸出結果

這個部分在整理台灣對三個國家的匯率利用不同模型的比較，以預測結果來看，台灣對日本匯率的資料都比另外兩個國家比較的準確不少，像表一、表三、表五當中可以明顯的發現台灣對日本匯率的 $RMS E$ 是最低的，其次是台灣對大陸匯率再來才是台灣對美國匯率，而表二、表四、表六也可以發現每日預測趨勢，用台灣對日本匯率是最接近，其次是台灣對大陸匯率再來才是台灣對美國匯率

# 台電

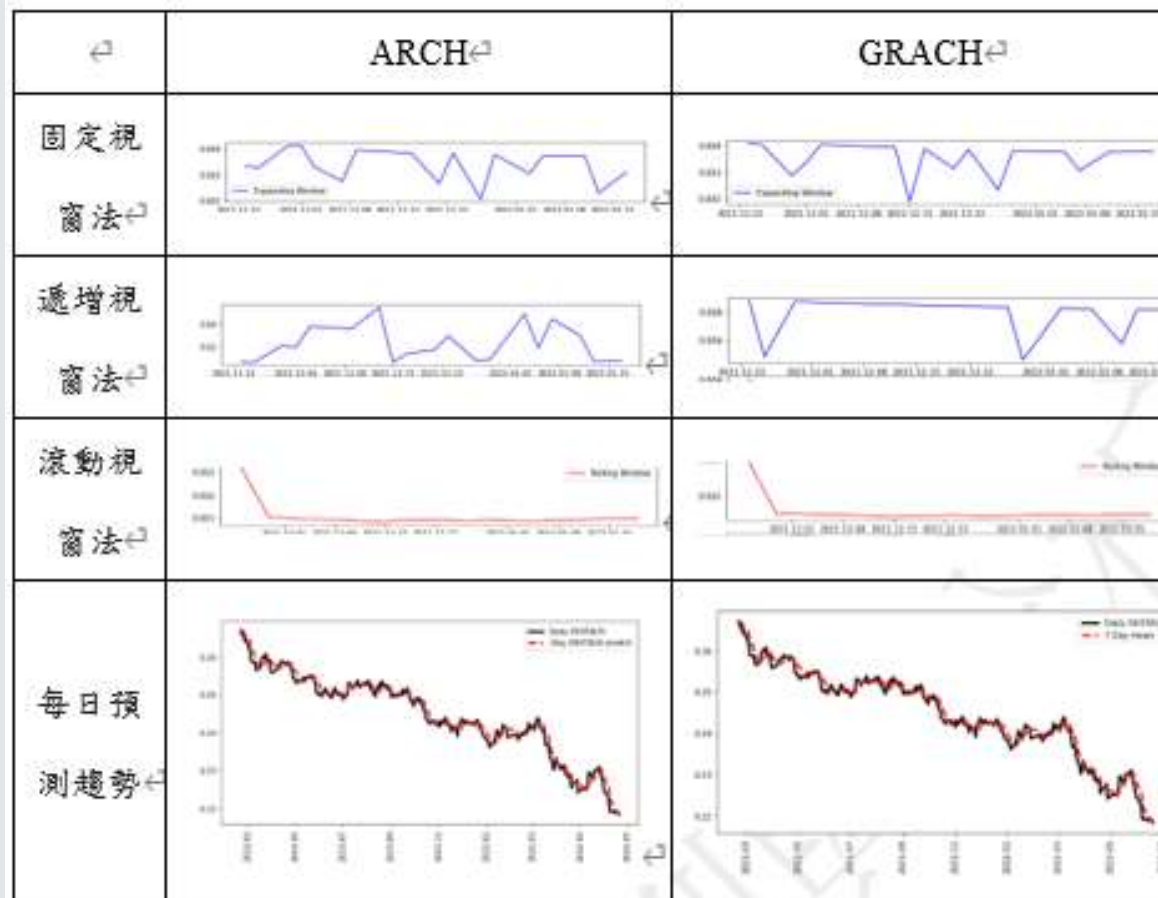
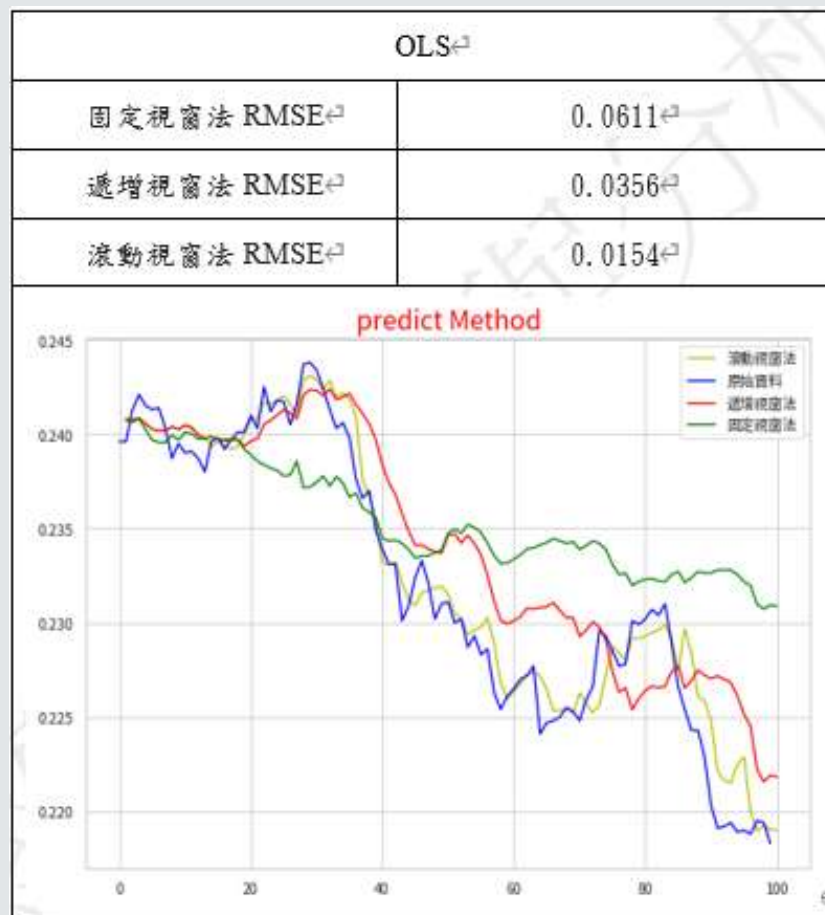


# 台股





# 台股



## 5. 結論

這個部分在整理台灣對三個國家的匯率利用不同模型的比較，以預測結果來看，台灣對日本匯率的資料都比另外兩個國家比較的準確不少，像表一、表三、表五，三國之 $OLS$ 當中可以明顯的發現台灣對日本匯率的 $RMS E$ 是最低的，其次是台灣對大陸匯率再來才是台灣對美國匯率，且皆是滾動視窗法較為優秀， $ARCH$ 及 $GARCH$ 三個方法中也是滾動視窗法較好，後面殘差皆靠近 $0.001$ ，而表二、表四、表六也可以發現每日預測趨勢，用台灣對日本匯率是最接近，其次是台灣對大陸匯率再來才是台灣對美國匯率。



## 6. 分工

書面：林咨吟 鄭竣隆 陳昱廷 王詠慈 朱銘浩 簡睿德

程式：林咨吟 簡睿德 溫宏岳

整理數據：陳昱廷

PPT：鄭竣隆 王詠慈

## 7. 參考資料

---

Regression Analysis Simple Linear Regression 蔡佳泓 國立政治大學東亞所 May 7, 2014

---

<https://zh.wikipedia.org/zh-tw/%E6%99%82%E9%96%93%E5%BA%8F%E5%88%97>

---

ARCH/GARCH 模型設定、估計、檢定與實例分析 林金龍 東華大學財務金融系

---

<https://fred.stlouisfed.org/series/DEXTAUS>

---

<https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/35777/6/803506.pdf>

---

<https://haosquare.com/normal-distribution-qqplot/>

---

<https://www.796t.com/content/1545130624.html>

---

<https://reurl.cc/ErN9yv>

---

<https://wiki.mbalib.com/zh-tw/%E6%B1%87%E7%8E%87>

---

<https://fred.stlouisfed.org/series/DEXTAUS>

---

<https://rate.bot.com.tw/xrt?Lang=zh-TW>