

## 附錄 2：

### 本研究所使用到的實證模型之簡介

#### 一、ADF 單根檢定

$$\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \mu_t, \quad (\text{無截距項、無時間趨勢項}) \quad (\text{i})$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \mu_t, \quad (\text{有截距項、無時間趨勢項}) \quad (\text{ii})$$

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \gamma Y_{t-1} + \alpha_1 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1} + \mu_t, \quad (\text{有截距項、有時間趨勢項}) \quad (\text{iii})$$

其中， $\sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Y_{t-i+1}$  為被解釋變數的落後項， $p$  表示最適落後期數。其虛無假設亦為  $H_0: \gamma = 0$ ，若拒絕虛無假設則表示序列不具單根，為一定態序列。<sup>133</sup>

#### 二、Ljung-Box Q 序列相關檢定

$$Q_{LB} = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\tau}_k^2}{T-k} \sim X_m^2 \quad (\text{iv})$$

其中， $T$  為觀察值個數， $m$  為落後期數， $\hat{\tau}_k$  為第  $t$  期資料與第  $t-k$  期的自我相關估計值，若檢定結果接受虛無假設，則表示序列無自我相關存在；反之，則存在序列自我相關，亦即不符合白噪音過程。<sup>134</sup>

#### 三、Jarque-Bera 常態分配檢定

$$JB = \frac{N-k}{6} \left( S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2 \right) \quad (\text{v})$$

其中， $S$  為偏態係數， $K$  為峰態係數， $k$  為變數序列中估計係數之個數。另外，Jarque-Bera 檢定統計量是一個自由度為 2 的卡方分配，因此，計算所得出的 Jarque-Bera 統計量大於卡方分配之查表值時，則拒絕變數為常態分配之虛無假設。<sup>135</sup>

<sup>133</sup> David A. Dickey and Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, No. 366. (June 1979), pp. 427-431.

<sup>134</sup> G. M. Ljung and G. E. P. Box, "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models," *Biometrika*, Vol. 65, No. 2. (August 1978), pp. 297-303.

<sup>135</sup> Carlos M. Jarque and Anil K. Bera, "Efficient Tests for Normality, Homoscedasticity and Serial

#### 四、ARCH LM 自我迴歸條件異質變異檢定

$$\varepsilon_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-p}^2 + \mu_t \quad (\text{vi})$$

其中， $\varepsilon$  為殘差項。其檢定統計量為 F 統計量，即檢定各期係數是否為顯著；另一為 LM 統計量，即利  $R^2$  作為統計量，而此統計量為一個自由度為  $p$  的卡方分配。<sup>136</sup>

#### 五、AIC 與 SBC 最適落後期數檢定

$$AIC = T \ln(SSE) + 2k \quad (\text{vii})$$

$$SBC = T \ln(SSE) + k \ln(T) \quad (\text{viii})$$

其中， $T$  為樣本總數， $\ln(SSE)$  是殘差平方和 ( $SSE$ ) 的自然對數， $\ln(T)$  是樣本總數的自然對數， $k$  則為待估參數總數。事實上，由於總解釋變異數 ( $SST$ ) 等於可解釋變異數 ( $SSR$ ) 加上未解釋變異數 ( $SSE$ )，其中， $SSR$  愈大代表模型樣本資料的解釋能力愈佳；因而在  $SST$  固定不變的情形下，AIC 與 SBC 計算值愈小，則表示模型配適度最佳。

#### 六、F 檢定

假定相對於獨立隨機變項  $X$  之每一數值  $X_i$  ( $i=1,2,\dots,n_i$ )，且有一系列依變項  $Y$  之觀察值  $Y_{ij}$  ( $j=1,2,\dots,n_{ij}$ )。其虛無假設  $H_0$  為所有的  $\mu_i$  相等 (相對於  $H_1$ ：並非所有的  $\mu_i$  都相等)。

$$Y_{ij} = \mu_i + e_{ij}, \quad i=1,2,\dots,p, \quad j=1,2,\dots,n_i \quad (\text{ix})$$

此處  $e_{ij}$  為獨立常態分配  $N(0, \sigma^2)$ 。「虛無假設為真」意指  $Y$  迴歸於  $X$  之現象並不存在。因此，二個平方和定義如下：

$$s_B^2 = \sum_i n_i (Y_{i0} - Y_{00})^2, \quad s_E^2 = \sum_i \sum_j (Y_{ij} - Y_{i0})^2 \quad (\text{x})$$

將對應之均分分別以  $\bar{s}_B^2$  與  $\bar{s}_E^2$  表示，則在虛無假設下， $F = \bar{s}_B^2 / \bar{s}_E^2$  乃自由度為 ( $p-1, n-p$ ) 之 F 分配。<sup>137</sup>

---

Independence of Regression Residuals,” *Economics Letters*, Vol. 6, No. 3(June 1980), pp. 255-259.

<sup>136</sup> Robert F. Engle, “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation,” *Econometrica*, Vol. 50, No. 4. (July 1982), pp. 987-1007.

<sup>137</sup> Gopal K. Kanji 著，陳明終、鍾才元譯，《100 種統計檢定》(台北：心理出版社，2006)，頁 158。

## 七、Durbin-Watson 檢定

此檢定以一階自迴歸誤差模式  $\varepsilon_t = \psi \varepsilon_{t-1} + \mu_t$  為基礎，其中  $\psi$  為自身相關參數， $\mu_t$  而為平均數 0、變異數為  $\sigma^2$  之獨立常態分配。如所關注的是正的自相關，則待檢定之假設為：

$$H_0 : \psi \leq 0, H_1 : \psi > 0 \quad (\text{x i})$$

此處  $H_0$  係指誤差項為零相關或負相關，而  $H_1$  則指誤差項為正自相關。此檢定根據相鄰殘差間之差  $\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1}$ ，其定義如下：

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (\text{x ii})$$

其中， $e_t$  為週期  $t$  的迴歸殘差， $n$  則為套用此迴歸模式之時間週期數。當誤差項為正的自相關時，相鄰殘差之差傾向大小相等，因此檢定統計量  $d$  的分子會較小。如誤差項為零相關或負相關， $\varepsilon_t$  與  $\varepsilon_{t-1}$  傾向於大小不等，檢定統計量的分子會較大。此檢定的精確界線很難加以算出，應用時需參考下限  $d_L$  與上限  $d_U$ 。當  $d$  小於下限  $d_L$  時，表示該迴歸式存有正的自相關。反之，當  $d$  大於上限  $d_U$ ，則表示無正的自相關。若  $d_L < d < d_U$ ，則此檢定無具體結論。<sup>138</sup>

## 八、ARCH model

$$Y_t = x_t \beta + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \mid \Psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = h(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}, \alpha) = h(\Psi_{t-1}, \alpha) \quad (\text{x iii})$$

其中， $Y_t$  為被解釋變數， $x_t$  為解釋變數， $\beta$  為估計參數， $\varepsilon_t$  為殘差項， $\Psi_{t-1}$  為  $t-1$  期所有可利用的資訊組合， $h_t$  為第  $t$  期的條件變異數，且受到過去  $p$  期已實現之殘差項及當期或前期解釋變數  $x_t$  的影響。

Engle 更進一步假設  $Y_t$  為條件常態分配，條件變異數為過去  $p$  期殘差項平方的線性組合，並對參數加上一些限制以確保條件變異數為正值。因此，可將 ARCH model 轉換成 xiv 式：

$$Y_t = x_t \beta + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \mid \Psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (\text{x iv})$$

若  $\alpha_0 > 0$  且  $\alpha_i \geq 0$  ( $i=1, 2, \dots, p$ )，Engle 證明  $\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p < 1$  為資料具恆定性的充要條件。由上述模型設定可知，條件變異數會受到已實現殘差項的影響，亦即波動呈現序列相關前後期會相互影響。因此，ARCH model 可以描述具有群聚

<sup>138</sup> Gopal K. Kanji 著，《100 種統計檢定》，頁 171。

(clustering) 現象的時間序列資料。<sup>139</sup>



<sup>139</sup> Robert F. Engle, "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," pp. 987-1007.