國際油價漲跌與台灣航空業之關係探討

1前言

連假期間，舉凡寒暑假、春假等是國人旅遊的旺季。而現今國人們的出遊選擇也不如以往，大多侷限在國內旅遊，進而使得台灣的航空業蓬勃發展。對於想出國旅遊的民眾來說，機票的價格也是非常重要的一點，多家廉價航空的出現，促使航空業的競爭更加激烈，即使是短短兩三天的假期，也能讓民眾更有出國旅遊的意願。

在運輸業中，原油，作為重要能源的根本，被21世紀的各個國家密切管理與關注，並且帶動近代社會的發展。原油價格的變化如何影響公司，一直是公司管理者和投資者的重要課題，特別是在能源消耗較為大量的行業中。對於大多數航空公司而言，燃油成本通常是僅次於人工成本的第二高支出。但是，與勞動力成本的相對穩定不同，燃油成本缺乏彈性並且常會因為某些原因發生劇烈波動。

油價的波動，連帶會使得各種物價受到其間接的影響。且直覺上會認為──油價上漲會使得成本增加連帶各種物價上漲，反之油價下跌卻不會使物價隨之下降。例如：大眾運輸交通工具的票價因油價上漲而調漲的狀況反覆發生，卻鮮少看過伴隨油價下跌而降價的情況。因此在該現象的一來一往之中，我們對於廠商的收益與利潤，究竟是增加或者減少感到興趣，於是我們挑選最直觀的營業收入與稅前淨利來從中分析，探討該現象是否適用於台灣航空業之上，並建立時間序列模型，以期預測未來台灣航空業的發展。

本次選取台灣最具代表性的兩家航空公司作為分析對象，分別為中華航空(China Airlines)以及長榮航空(EVA Air)。利用此兩間航空公司2008至2019年之營業收入與稅前淨利，與國際油價的漲跌之間的關聯性進行分析。由於我們所討論的變數─營業收入、稅前淨利、國際原油價格，皆為時間序列資料，因此我們採用時間序列單維度的差分整合移動平均自迴歸模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA模型)及向量自迴歸模型(Vector Autoregression,VAR模型)，並留下最近一年，也就是2019年的資料來作為驗證集，藉以評估模型的適合度。

2文獻回顧 (Literature Review)

國際間有許多關於原油價格和股票市場收益的研究。（Park and Ratti，2008年）研究油價對13個歐洲國家和美國的影響，發現油價上漲與股票收益之間存在正相關關係。根據（Yashodha 等，2016年），原油價格對國泰航空公司和中華航空造成了負面影響。（Shaeri 等，2016年）發現，原油價格對航空公司股票價格的影響比其他行業大。（許，2017年）利用 Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH (GJR-GARCH (1,1)) 模型，發現在燃油價格上漲期間，燃油價格衝擊顯著影響了美國航空公司的股票收益，但在燃油價格下跌期間與美國股票收益沒有相關性。根據（Kathiravan、Selvam、Maniam、Venkateswar，2019年）的說法，原油價格引發了大多數印度航空公司股票收益的波動。

資料與研究方法 (Data & Research Methodology)

首先，由於資料值域範圍過於寬廣，因此我們將所有資料進行對數線性轉換（Log Transformation），使值域能被控制在較小的範圍內。將轉換過後的資料進行視覺化，觀察資料的趨勢與型態，藉此決定分析方向。接著對資料進行結構性變動(Structural changes)以及單根檢定。接著對資料進行向量自迴歸模型的配適並進行模型選擇，觀察模型下變數之間的因果關係與影響。最後則進行單維度的模型配適，觀察是否有一致的結果。

結構性變動可能造成在時間序列的分析上，整體模型的配適出現錯誤，所以我們選擇對結構變動點做Chow檢定(1)，再針對變動點將資料進行切割。

補充Chow檢定細節

時間序列資料有定態(Stationary)跟非定態(Non-stationary)等兩種資料型態，在時間序列分析上，假設所有資料皆為定態，而定態又分為強定態(Strong stationary)跟弱定態(Weak stationary)兩種。強定態是指資料為一隨機過程(Stochastic process)，且不隨時間改變。因此在時間序列分析上，多採用弱定態做為分析假設，弱定態的定義為：

而大部分的經濟相關變數會有隨機趨勢(Stochastic Trend)，使得模型有單根，也就是非定態，因此需要對資料進行差分(difference)，以去除趨勢效果，使得資料成為差分後定態(difference stationary)的狀態(2)。在時間序列上，我們通常會以增廣Dickey-Fuller單根檢定(Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test) (3)，檢驗模型是否有單根，該檢定的原始假說(Null Hypothesis)為：

而模型通常分為

1. 無常數項的隨機漫步模型(Zero mean model)
2. 有常數項的隨機漫步模型(Single mean model)
3. 趨勢模型(Trend model)

以上三種模型皆適用增廣Dickey-Fuller單根檢定方法，而當檢定結果不拒絕原使假說時，則可對該筆資料進行d階差分，使之成為定態，則稱此變數的整合階次為d次，表示為Ι(d)。

自迴歸移動平均模型（Auto-Regressive and Moving Average, ARMA），為時間序列的基礎模型，諸多時間序列皆是以其做為基礎，進行推廣。ARMA模型可以拆解成自迴歸模型（Auto-Regressive Model, AR），與移動平均模型（Moving Average Model, MA）等兩種模型。其中MA模型為當期殘差項ϵt，與過去q期殘差項的ϵt-k 的加權平均，其中k ≤ q，可表示為

稱為MA(q)模型，其中𝒾𝒾𝒹代表ϵt為獨立且有相同分布的變數（Independent and Identically Distributed）。而AR模型為，將自身過去p期的資料做為當期資料的解釋變數，進行配適的模型，可表示為

稱為AR(p)模型。將MA模型與AR模型結合即可表示為

稱為ARMA(p, q)模型。可將ARMA改寫為

其中的L為落後運算元，即為落後的期數，而常數項c可藉由推導得知，對每一期的Yt均減去c後，其依舊會符合該等式，因此上式沒有常數項。上式亦可表示為

而當有單根存在時，該式則可改寫成

稱為ARIMA(p, d, q)模型，其中的d為單根數量。

而當ARMA模型存在季節之間的趨勢時，可以將ARMA模型表示成

其中s為季節的週期，稱為ARMA(p, q)s模型。當季節模型在各期皆對該期前後的資料有ARMA模型，則稱為相乘模式ARMA模型。若除了相乘模式以外，亦有單根，則數學式為

其中的C為單根相乘所產生的平均值，表示為ARIMA(p, d, q) x (P, D, Q)s。

根據上面的模型，佐以自我相關函數(Auto-Correlation Function, ACF)，以及偏自我相關函數(Partial Auto-Correlation Function, PACF)，進行選模。判別準則可參考下表

|  |
| --- |
|  |

又或者使用常見的赤池信息量準則（Akaike Information Criterion, AIC）(4)，或者貝氏信息量準則（Bayesian Information Criterion, BIC亦稱做Schwarz information criterion, SIC）(5)，進行選模。

決定模型之後，便可以對未知參數進行估計。依據模型的選擇以及決策的不同，會使用不同的估計方法。適用於AR模型的常見估計方法為Yule-Walker Estimation、Burg Estimation；而適用於MA與ARMA的估計方法為Hannan-Rissanen Estimation、Innovations Algorithm；至於統計上常見的估計方法，也就是Maximum Likelihood Estimation(MLE)、Least Square Estimation(LSE)，則是適用於全部的模型。

接著須對提出的模型進行殘差診斷，觀察該模型的殘差是否符合白噪音（White Noise），也就是𝒾𝒾𝒹的模型假設。若殘差為符合該假設且為常態分配，則該模型的模型選擇為合適的模型。若該模型的殘差不符合常態，則須重新檢驗選模過程，確認模型選擇的過程是否正確，又或者存在更佳的模型。常見的殘差診斷方法為利用Q統計量(6)對殘差ρ進行檢定。該模型的原始假設為

當原始假設被拒絕時，則代表該模型的殘差不符合定態。反之，則可以進行下一步，也就是檢測模型的殘差平方ρ2進行單根檢定。若檢定過後發現殘差平方並不為常態，則需配適廣義自回歸條件變異數模型(7)（Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity Model, GARCH）。也就是對殘差的平方再次進行ARMA模型的配適，將殘差的平方的時間趨勢再次取出，建成模型。若先前配飾的模型為ARIMA模型，則最終模型稱為ARIMA(p, d, q) – GARCH(P, Q)模型。

而多維度的時間序列模型即為單維度模型的推廣，但是在單根檢定後，若資料皆有單根，則可以進行共整合（Cointegration）檢定，亦稱做Johansen檢定(8)補充此檢定的內容。該檢定在檢測多維度變數之間是否有長期相關，若有長期相關，則可以將資料進行共整合，並配適向量誤差修正模型（Vector Error Correction Models, VECM）接著進行後續的分析與預測。若單根檢定後並非皆有單根的情況，又或者共整合檢定過後，不適合做共整合，則可以對不含有單根，也就是全為定態的模型直接進行p階的向量自回歸模型（Vector Auto-Regression, VAR）的配適，又或者簡單的對所有變數進行差分過後，再配適向量自回歸模型。

在多維度模型配適過後，可對變數之間進行Granger因果分析（Granger Causality Test），藉此辨別變數與變數之間是否有因果關係存在。

對於所有模型配適完過後，皆能觀察其衝擊反映函數（Impulse Response Function, IMF），以此進一步解釋所配適出的模型的意義。然後可以使用保留的資料進行模型適合度的檢測。統計上通常會以誤差均分根（Root Mean Square Error, RMSE）來檢測模型的適合度，其值越小，通常代表預測能力越為準確。其他常用的方法如：平均誤差絕對值（Mean Absolute Error, MAE）、平均誤差百分比（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）亦可以使用來進行檢測。

根據George E Box所提出的方法(10)，時間序列的模型建立可以分為以下的四個步驟：

1. 模型識別（Identification）
2. 參數估計（Estimation）
3. 模型診斷（Diagnostic）
4. 模型預測（Forescasting）

以下的實例分析將會根據該步驟，進行時間序列分析。

實例分析 (Data Analysis)

本分析使用了長榮航空（EVA Air）與中華航空（China Air）從2008第一季（2008Q1）年至2019年第三季（2019Q3）的營業收入（Operating Income）與稅前淨利（Net Income before Taxed）季度資料，一併取得了相同時期的國際油價季度資料，總共有47筆資料。而我們將最後一年，也就是2019年的資料做為預測的測試集（Validation Set），用以計算模型的RMSE。本分析中的航空公司資料來自於兩間公司的財務報表，而國際油價取自XXX的網站。

首先進行資料視覺化，決定分析進行方向。由於資料的尺度差異相當大，因此進行了資料標準化（Normalization）來保證資料皆在 ±1之間。結果如(圖1)

(要放圖1)

藉由視覺化，我們察覺營業收入與稅前淨利分別於不同時期有可能出現結構變動。因此對其分別進行結構性變動的檢定，發現營業收入與稅前淨利分別於2009Q3與2008Q3分別有結構變動，為了保證兩者的結構的皆有一致性的前提考量下，我們將2009Q3（含）以前的資料刪去─由於該時段長度不是非常長，我們認為其不適合進行時間序列的分析，故刪去。

在對原始資料進行刪修後，對於稅前淨利有負值的資料全部加上其最小值（最小值為負值），後再加上1─保證接下來要分析的資料不會出現負值，否則進行時間序列分析時，容易出現問題；額外加上1能保證在接下來的對數轉換後不會有-∞的情況出現。接著，對所有的原始資料進行對數轉換，使得資料尺度不會相距過大，以下所描述的營業收入與稅前淨利皆以轉換後的資料做為依歸。繪出圖形的結果如(圖2)

(要放圖2)

在模型的選擇上，我們希望營業收入與稅前淨利使用一致的模型，因此皆選用趨勢模型來進行分析。由於兩者皆有定態與非定態變數同時存在的情形，所以我們選擇了向量自迴歸模型（VAR）來進行模型配適，而非向量誤差修正模型（VECM）。最後透過赤池信息量準則來進行選模，發現兩者皆以VAR(2)做為模型時的數值為最小，故選用此模型對兩者皆進行分析。(說明此模型)

在模型選定之後，比較模型內各個變數的因果關係。透過Granger因果關係檢定，我們發現在去除結構變動後的資料，其國際原油價格對長榮航空的營業收入與稅前淨利的檢定結果皆不顯著；而國際原油價格對中華航空的營業收入則是有顯著差異，但對於其稅前淨利並不顯著。也就是說，國際原油價格僅會對中華航空的營業收入造成顯著影響，對於其他的變數則沒有觀察到類似的情形。

最後我們觀察衝擊反應函數所呈現出來的結果。(說明IMF)

結論 (Experimental Result)

參考文獻 (References)

附錄 (Appendix)