**NCS 2021****論文格式說明**

**作者一 作者二 作者三**

**服務單位**

**E-mail**

**摘要**

工業生產指數是台灣的景氣指標之一，可以反映台灣的工業景氣狀況，在現有的研究中已有學者使用ARIMA模型進行工業生產指數的預測

**關鍵詞**：

**Abstract**

**Keywords**:

1. **前言**

景氣指標及景氣對策信號自1977年開始公布，作用為衡量經濟景氣的概況，並截至至2018年共經歷了8次修訂。景氣指標包含領先、同時、落後三種景氣指標，並和景氣對策信號由國發會每月同時發布。景氣指標以及景氣對策信號編制方式為將能夠代表經濟活動並可以反映景氣變化的重要總體經濟變數進行統計處理。景氣對策信號會以五種不同信號燈表示各項目的年變動率變化，用以代表景氣狀況。根據2018年8月27日正式啟用的新版景氣指標及對策信號，台灣的同時指標構成項目共有七項，分別是工業生產指數、電力總用電量、製造業銷售量指數、批發、零售及餐飲業營業額、非農業部門就業人數、實質海關出口值、實質機械及電機設備進口值。

在本研究中，以同時景氣指標中的工業生產指數作為研究對象。台灣的工業生產指數創始於民國42年，統計目的在於建立工礦業產銷查報制度，並按月進行編制，且每隔5年進行基期改編。調查對象依照我國行業統計類(第11次修正)選定的大分類，可分為台閩地區從事礦業及土石採取業、製造業、電力及燃氣供應業、用水供應業的4大行業之企業單位，當中的製造業根據製造業特殊複分類，又可分為金屬機電工業、資訊電子工業、化學工業、民生工業。調查項目依照台灣工業結構，選取1,595項具有重要性、代表性、領導性和策略性之產品，包含製造業1,570項、礦業及土石採取業8項、電力及燃氣供應業10項、用水供應業1項。礦業及土石採取業、電力及燃氣供應業、用水供應業的抽樣方式為進行全查，製造業則採用截斷抽樣法。

在探討台灣工業生產指數和經濟變化相關的研究中，饒秀華(2001)透過分期馬可夫轉換模型(MS Model)，分析台灣工業生產指數以及實質GDP的年增率。林淑華(2010)使用向量自我迴歸模型、Granger因果關係檢定、衝擊反映函數，來了解物價、利率、貨幣供給額、工業生產指數、油價、匯率因素之相互影響關係。而針對台灣工業生產指數的預測，在現有的研究中大多以傳統的時間序列模型來進行預測，余光倫(2022)、蘇恆信(2012)、邱柏誠(2016)等人都曾經以自我整合移動平均模型(ARIMA)進行台灣工業生產指數的預測。

季節性自我迴歸整合移動平均模型(SARIMA)是ARIMA的擴展模式，增加了季節性參數的考量，本研究將探討工業生產指數的週期性變化，並比較SARIMA和傳統ARIMA的預測效果。由於台灣工業生產指數是以七種產業的生產指數構成，且支援向量迴歸(SVR)適合用於非線性的迴歸問題，並有許多研究將SVR用於具有時間性的數據預測，所以本研究除了時間序列的預測方式，也將使用SVR以七種工業生產指數作為變量，預測台灣工業生產總指數，並且嘗試透過主成份分析(PCA)、獨立成份分析(ICA)結合援向量迴歸(SVR)，比較使用成份分析處理的資料和使用原始資料，進行SVR模型訓練的預測績效。

1. **文獻探討**
   1. **工業生產指數**

根據經濟部統計處編印之工業產品分類共1,595項，將性質相同產品整併為723項產品群。台灣工業生產指數的計算方式採用拉皮斯爾式( Laspeyres ) 基期加權總值式。計算工業生產指數之公式如下:

算式中 :計算其生產量， :基期生產量， : 基期生產淨值單價。當工業生產指數年增率上升時，代表工業景氣好轉，礦業、製造業、水電燃氣業等的生產量增加，反之，當工業生產指數下降時，則代表工業景氣下滑。

* 1. **自我迴歸整合移動平均模型ARIMA**

自我迴歸整合移動平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model，ARIMA) 是用於時間序列分析的預測方法。ARIMA透過DF檢定(Dickey-Fuller Test)或是其擴展成的ADF檢定(Augmented Dickey-Fuller Test)，來判斷時間序列是否為定態(stationary)，如果為非定態則進行差分，差分的次數即為參數d，以及藉由自我相關函數圖(Autocorrelation function，ACF)的截尾階數取得參數q，再由偏自我相關函數(PACF)的截尾階數決定參數p。截尾的階數定義為當大於該階數後會快速趨近於0，反之，若整筆資料始終都沒有趨近於0或在0區間波動，則為拖尾。如果存在多組參數，則透過赤池弘次情報準則(Akaike Information Criterion，AIC)選取配適能力較佳的模型。ARIMA模型是以ARMA模型為基礎擴展，由自我迴歸模型(autoregressive，AR)和移動平均模型(moving average，MA)整合(integtation，I)而成。ARIMA模型包含三個參數(p,d,q)，表示為ARIMA(p, d, q)，其中p代表自我迴歸階數(AR(p)，q代表移動平均階數(MA(q)，d代表差分次數(I(d))。以一非定態的時間序列{yt}而言，ARIMA函式表示為:

式中為t-i期的自我相關係數，L為滯後運算子(Lag operator)，為t-i期的移動平均誤差項係數，為白噪音(white noise)。

ARIMA作為一個經典的時間序列預測模型，廣為應用在各個領域。李台亮(2013)以花蓮觀光旅館歷史住房數作為觀測數據，透過ARIMA模型預測不同種類客源的住房數，提出業者可以實務應用的系統性預測方法。翁雅君(2015)以ARIMA模型針對台北市信義區的YouBike租賃站使用狀況進行分析，並探討收費方式對單車使用狀況的影響，以及單車租賃狀態和周圍環境之間的相關性，提出YouBike的營運建議。Alabdulrazzaq et al.(2021)以科威特為案例研究，使用ARIMA模型來預測COVID-19的確診以及康復病例，研究結果顯示即使影響疫情傳播的動態條件和政府不斷修正採取措施，ARIMA仍有相當高的準確性。余光倫(2022)以台灣工部門所述單位統計處統計的工業生產指數做為研究對象，研究對象為影響台灣工業生產指數的產業，並運用ARIMA模型對這些產業進行預測，證明ARIMA模型適合用於短期的趨勢預測。蘇恆信(2012)利用經驗模組分解(EMD)結合獨立成份分析(ICA)，將台灣工業生產指數的時間序列去除雜訊，並使用去除雜訊的資料進行ARIMA預測，證明該方法可以優化ARIMA模型預測結果。

* 1. **季節性ARIMA(SARIMA)**

季節性自我迴歸整合移動平均模型(Seasonal ARIMA)是ARIMA的擴展模式，補足了ARIMA在處理週期性時間序列的缺點。SARIMA可以預測具有季節性或週期性的資料，以ARIMA(p, d, q)三個非季節性參數作為基礎，加入季節性參數(P, D, Q)s，形成SARIMA(p, d, q)(P, D, Q, s)模式，其中P為季節性自我迴歸階數，D為季節插分次數，Q為季節性移動平均階數，s代表時間跨距或周期，以數學方程式表示為:

式中與為p和P之自我迴歸函式，和為q和Q之移動平均函式，L為滯後運算子，為白噪音。在SARIMA中，季節性參數同樣透過DF檢定或是ADF檢定來進行定態檢驗，若為非定態則進行季節性差分決定差分項，參數P以及Q則透過自我相關函數(ACF)、偏自我相關函數(PACF)求得。

SARIMA較ARIMA模型複雜，可以用來預測具有規則性週期的資料。Cong et al.(2019)收集中國2005年到2018年的流感發病率月度數據，以SARIMA模型進行預測，並證明SARIMA適合對季節性流感進行短期預測。Xu et al.(2021)為了預測蘇格蘭魚群洄游的位置以減少漁業損失，將目標海域分為39個區域，並使用SARIMA模型預測各個區域不同時期的海水溫度，在每個區域都得到了良好的預測效果。陳一志(2007)進行台灣地區出國人次的預測，並比較灰色預測法、類神經網路、ARIMA和SARIMA四種模型的預測能力，結果顯示SARIMA在該研究中具有最好的預測效果。陳景智(2021)使用單變數台灣失業率資料作為訓練資料，並以SARIMA、長短期記憶網路、時序卷積網路四種模型進預測，結果以SARIMA具有最佳的預測績效。蔡宗憲等人(2008)以SARIMA模式和Holt-Winters(HW)模式進行短期運旅需求預測，並探討模式更新和Box-Cox方程式進行資料轉換對兩種模式預測的影響，研究結果證明以Box-Cox進行資料轉換可以提升預測效果，且SARIMA比HW模式有更佳的預測表現。

* 1. **支援向量迴歸SVR**

支援向量迴歸(SVR)可以收集特徵空間的幾何特性以及時間序列中的特徵，解決非線性的迴歸問題。SVR的主要概念為將一個在低維度空間中的非線性迴歸問題，將資料映射到高維度的特徵空間中，使問題轉換成線性型式，SVR再以迴歸的方式，建立一個超平面，並盡可能使這個超平面接近所有的資料點，進而找到最佳的預測函式。令SVR透過線性函數f來進行迴歸，以數學式表示為:

式中w為權重，b為偏誤(bias)，Φ則為一函式，作用為將資料點(x)轉換到高維度特徵空間。在將非線性資料從低維度映射到高維度空間時，需要由核函式(kernel function)進行轉換，常見的核函式包含多項式(Polynimail)、輻射基底函數(Radial Basis Function，RBF)、Sigmoid等( Hsu et al. 2003)。

SVR是由 Vapnik et al. (1997)透過ε-insensitive作為損失函式，其中ε 作為一個參數，用於定義迴歸函式f(x)周圍管狀區域的一個參數，落在該管狀區域內的資料點之損失為零，而落在管狀區域外的資料點則稱為支援向量(support vectors)，其損失計算方式則為資料點與管狀邊界的距離，以鬆弛變數(slack variable)以及表示。為了避免模型過度擬合，在損失函式中加入正則化係數(C)，結合結構風險最小化原則(structural risk minimization principle)，調整方程式權重向量以及偏誤項，使下列方程式最小化:

式中 為輸入的資料樣本，為輸出值。藉由引入拉式乘數(Lagrange multipliers)，將方程式轉為對偶問題(double problem)後，將方程式解開，求得最適權重量以及偏誤，便可得到迴歸超平面，如下式:

式中以及為拉氏乘數，K為核函數，核函式將資料映射到高維的特徵空間中，取得兩個特徵向量之內積，表示為。

SVR在迴歸問題中，有良好的預測效果，經常用於財務、股票、工廠產值、自然科學實驗等各類的預測。Mohandes et al.(2003)比較SVR以及多層感知器進行風速預測的效果，結果得出SVR的預測結果有較低的均方誤差(Mean squre error)，預測趨勢的結果也較MLP佳。Hond et al.(2010)透過遺傳模擬退火混合演算法(genetic algorithm–simulated annealing hybrid algorithm，GA-SA)結合SVR形成SVRGA-SA模型，進行台灣3G手機需求預測，並且相較於ARIMA、廣義迴歸類神經網路(general regression neural network)，SVRGA-SA有最佳的預測績效。陳俊宏和呂奇傑(2015)以三家光學膜相關的上市公司為研究對象，透過SVR、天真預測法、逐步回迴歸法、倒傳遞類神經網路、極限學習機等五種方式方式，進行光學膜銷售額的預測，並得出SVR相較於其餘四種預測方式，在單期預測以及多期預測都有最佳預測效果。

SVR可以捕捉資料在特徵空間中的幾何性質以及時間序列資料中的特徵，有許多研究證明了SVR適合用於具有時間性的預測。Tay & Cao (2001) 將SVR用於金融時間序列的預測，並和倒傳遞類神經網路進行效果比較，證明了SVR由於最小化泛化誤差 (generalization error)的上限、較少的自由參數的優點，所以預測效果優於倒傳遞類神經網路。Brakel et al.(2003)比較SVR、自我迴歸滑動平均模型(ARMA)、Elman神經網路，分別在Mackey-Glas數據集、非線性混沌數據集(nonlinear chaotic data set)、紗線紡紗過程的過濾值數據等三種數據集的預測效果，並證明了SVR對於時間序列而言為一個良好的預測模型。呂奇傑等人(2007)提出利用獨立成份分析(ICA)去除資料雜訊後，再使用SVR進行預測的模式，並以日經225現貨開盤指數以及台股現貨收盤指數作為研究對象，將該模式應用在財務時間序列的預測，並證明該模式的預測表現較單純使用SVR為佳。

* 1. **主成份分析PCA**

主成份分析(principal component analysis，PCA)是Karl Pearson 於1901年所提出，並經由Hotelling於1933年進行修正發展而成，PCA是一種統計方法，其主要目的是透過降低多變量資料的維度進行資料分析以及降維處理，並使不同特徵之間可以彼此獨立，以少數主成份(principal components，PC)便可以解釋原始資料的變異特性。

執行PCA首先需要先將原始資料進行正規化處理，並建立共變異矩陣(covariance matrix)，以及求出特徵值(eigenvalue)以及特徵向量(eigenvector)，接著特徵向量依照其對應特徵值由大到小進行排列形成特徵向量矩陣(W)，作為資料維度的權重值。主成份計算可表示為:

式中為第n個主成份，為原始數據的第k個維度， 為特徵向量(表示第k筆數據X維度對應的權重值)。萃取出變異量百分比較大的m個主成份作為新的的一組數據，達到降維的效果。

PCA可以在保留資料特性的情況下，提取主成份，並去除資料雜訊優化運算速度與結果，因此應用在許多運算的資料前處理上。Sousa et al.(2007)以前饋式類神經網路預測臭氧濃度，比較以原數據輸入和PCA後的主成份輸入對預測效果的影響，最終得出以主成份輸入可以降低模型的複雜性和消除數據共線性，以優化模型預測效果。林子傑(2022)以颱風期集水區測站歷史資料作為訓練資料，以倒傳遞類神經網路(BPNN) 預測集水區降雨量，探討篩選參數以及主成份對預測效果的影響，結果證明主成份分析可以提高預測之準確度。李佾璋(2010)以類神經網路(ANN)以及SVR預測台灣加權股價指數，並比較以PCA後的主成份做為輸入變數對兩種預測方式的影響，其中SVR適合先執行PCA得到主成份再進行預測，ANN則輸入原資料的技術指標作為輸入變數效果較佳。邱姳旋(2012)比較PCA、模糊分群(Fuzzy c-means，FCM)在不同組合下，對倒傳遞類神經網路(BPN)進行半導體晶圓批生產週期時間預測的效果影響，並得到將三者結合的PCA-FCM-BPN具有最好的預測效果。

* 1. **獨立成份分析ICA**

獨立成份分析法(Independent Component Analysis，ICA)的主要作用為進行訊號處理，起初ICA的目的是處理未知來源分離(Blind Sorse Separation，BSS)的問題(Karhunen et al.，1997)，在(1999)提出快速獨立成份分析法(Fast Independent Component Analysis，Fast ICA)後，提高了計算效率以及解決了ICA計算複雜的問題，ICA才開始廣為使用於各個領域。ICA的基本模式是透過混合矩陣，將觀測訊號分離出獨立成份(Independent Components，ICs)。假設有一混合訊號矩陣M，其ICA模式如下示所示:

其中A是未知混合矩陣(Mixing matrix)，S是未知來源矩陣(Source matrix)。在來源訊號互為統計獨立的情況下，以一個解混合矩陣(Demixing matrix)將混合訊號矩陣X進行轉換，產生矩陣Z，表示為:

式中的是Z的第i個列向量(row column)，即獨立成份(IC)，且之間需要互為統計獨立。當時，獨立成份可以用以估計潛在的來源訊號。在ICA中有許多方法可以用來測量獨立成份的非高斯性(non-Gaussianity)，常見的有高階統計量法(high order cumulants)、共同資訊法(mutual information)、負熵法(negentropy)，而FastICA即是透過極大化負熵法的概念，求得最佳混合矩陣W。

ICA可以從一個未知的混合訊號中，取得潛在的來源訊號。Déniz et al.(2003)比較PCA和ICA兩種資料前處理對於SVM在人臉辨識上的效果差異，並得出兩種方式皆有良好的辨識效果，其中ICA結合SVM有較高的辨識率，但ICA的訓練時間也遠大於PCA。陳則丞(2012)應用獨立成份分析進行雜訊處理，依照ICA結果進行分群分析，並得出該方法在SVR預測財務時間序列上有較佳的表現。李天行等人(2012)以ICA整合SVR、ICA整合自我迴歸(autoregressive，AR)、單純SVR、單純AR、隨機漫步(random walk)五種方式建構匯率預測模式，結果顯示ICA結合SVR為最正確率最高的預測方式，並證明以ICA進行資料前處理可以改善預測績效。邱柏誠(2016)以台灣工業生產指數為研究對象，並利用ICA過濾經驗模組(Empirical Mode Decomposition，EMD)分解產生數個本質模組函數中的雜訊，並結合ARIMA進行績效評估，得出該方式在模型適合度以及預測能力上皆較原資料建構的模型還要有較佳的效果。

1. **研究方法**

台灣經濟部統計處每月會公布的工業生產總指數之原數值以及年增率，而本研究資料採用原指數作為預測對象，並使用自我迴歸整合移動平均模型(ARIMA)、季節性自我迴歸整合移動平均模型(SARIMA)、支援向量迴歸(SVR)進行預測，並比較上述三種模型的預測績效。

* 1. **資料集準備**

根據中華民國經濟部統計數據分析系統所公告列出的工業生產指數，當中構成台灣工業生產指數的組成依照大行業別以及製造業四大行業別進行分類可分為七類，分別為礦業及土石採取業、金屬機電工業、資訊電子工業、化學工業、民生工業、電力及燃氣供應業、用水供應業，其中礦業及土石採取業的數據於1996年1月以前為缺失狀態。台灣工業生產指數的採計又可分為包含上述七種行業的總指數以及只囊括六種行業的不含土石採取業之總指數。

本研究將針對總指數(總指數A)以及不含礦業及土石採取業之總指數(總指數B)，兩種指數進行預測，由於資料統計上的差異，總指數A將以1996年1月至2018年12月統計共276筆總指數A的歷史數據做為模型訓練資料，並以2019年1月至2023年4月統計共52筆的總指數A歷史數據作為模型測試資料；總指數B則以1982年1月至2014年12月統計共397筆總指數B的歷史數據做為模型訓練資料，並以2015年1月至2023年4月統計共100筆總指數B的歷史數據作為模型測試資料。

在ARIMA以及SARIMA模型的訓練上，本研究將以總指數A的歷史數據，對應式()以及式()中的yt，建構預測總指數A的模型；以總指數B的歷史數據，對應式()以及式()中的yt，建置預測總指數B的模型。在SVR的模型的訓練上，預測總指數A的模型將以礦業及土石採取業、金屬機電工業、資訊電子工業、化學工業、民生工業、電力及燃氣供應業、用水供應業七種行業別作為選取特徵，並以這七種行業的歷史數據做為訓練資料，對應式()中的xi，而總指數A為預測對象並對應式()中的yi；總指數B的訓練資料則以上述七種行業中除了礦業及土石採取業的其餘六種行業作為選取特徵，並以這六種行業的歷史數據做為訓練資料，對應式()中的xi，而總指數B為預測對象並對應式()中的yi。

* 1. **研究架構與步驟**

**3.2.1 模型訓練步驟與模型種類**

在本研究預測工業生產指數的模型中，依照模型的性質分為兩類，第一類是屬於單變量自我迴歸的ARIMA和SARIMA模型，第二類是屬於多變量迴歸的SVR模型。

在第一類模型中，ARIMA和SARIMA皆是以目標預測對象的歷史數據作為特徵值的自我迴歸模型，其中ARIMA已有學者應用於台灣工業生產指數預測。本研究首先將參考現有的文獻，調整ARIMA(p, d, q)的參數，建立ARIMA模型進行總指數A以及總指數B的預測。由於ARIMA僅考量了隨時間變化的趨勢以及隨機誤差，當資料具有季節性的週期變化時，ARIMA模型則無法捕捉時間季節性的變化，SARIMA作為ARIMA的擴展型態，加入了季節性參數，較ARIMA更加適合預測具有週期性的資料。本研究將以SARIMA模型預測總指數A以及總指數B，找到SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)s的較佳參數組合，並和ARIMA的預測效果進行比較，探討季節週期性的變化對於台灣工業生產指數預測是否具有影響。

在第二類模型中，本研究將分為三個模式執行SVR，分別為以原始數據做為訓練資料的單純SVR模式以及經過資料處理的PCA-SVR模式、ICA-SVR模式。SVR相較於第一類模型皆以預測對象自身的歷史數據進行自我迴歸，SVR可以收集多變量的特徵，形成多元迴歸。本研究嘗試以SVR進行總指數A以及總指數B的預測，將構成總指數的多個行業作為特徵值，並以這些行業的歷史數據進行模型訓練，探討以多變量進行工業生產指數預測的效果。本研究所選取的變量數屬於高維度，可能會有雜訊影響訓練效果或是發生危度災難(curse of dimensionality)的事件，所以使用PCA(如式())以及ICA(如式())進行資料處理與分析，透過主成份和獨立成份的選取來達萃取出重要訊息，並形成SVR新的訓練特徵輸入進行模型訓練，即為PCA-SVR和ICA-SVR的模式。

3.2.2 模型評估與挑選之步驟

第一類模型預測之效果比較上，本研究將會先透過個別模型內部的比較，針對ARIMA之比較，將使用均方根誤差(Root Mean Square Error，RMSE)、判定係數(Coefficient of determination，又記)、

赤池弘次情報準則(Akaike Information Criterion，AIC)，以上三種模型評估方法來比較總指數A與總指數B 之模型成效。針對SARIMA之比較，將會使用與ARIMA之相同評估方法，來比較總指數A與總指數B經過不同週期參數設定之模型成效。相互比較，以此來找出最理想的參數調整與最佳

第二類模型預測之效果比較上，本研究將會分析將選取特徵經由PCA與ICA資料篩選過後之模型訓練成效，將會使用均方根誤差(Root Mean Square Error，RMSE)、判定係數(Coefficient of determination，又記)，以上兩種模型評估方法比較模型預測成效，以此來找出最佳的特徵選取數量與SVR模型之參數調整。

最終，將會選出第一類與第二類之最佳化模型，再以此來進行預測評估指標之分數比較，將會透過均方根誤差(Root Mean Square Error，RMSE)、判定係數(Coefficient of determination，又記 )，來選出最佳的模型。

1. **研究結果分析**

**4.1 第一類模型**

**4.1.1 資料分析: 總指數A**

**4.1.2 資料分析: 總指數B**

**4.2 第二類模型**

SVR模型將會配合PCA與ICA以進行以下的分析，進行PCA與ICA分析前，均會先將資料進行標準化處理，標準化處理將採用sklearn預處理套件裡所提供的標準化函式。模型將會配合二種選取數量來進行訓練，第一種特徵選取方式(將其稱為資料集A)，包含共七種類別，且第一種的資料將會採用1996年1月至2023年四月的資料，共329個月的資料。第二種特徵(將其稱為資料集B)，包含共六種類別，其中由於資料集數量的考量將礦業及土石採取業進行去除，因此資料將會採用1982年1月至2023年四月的資料，共497個月。針對資料數量與特徵對於模型的重要性，因此我們將透過這兩種情形來針對上述考量進行研究與探討。

**4.2.1 PCA-資料集A之特徵篩選與分析**

資料進行標準化處理以後，將其進行PCA之分析，從圖()所示，當選取PC1時，重要性程度已達到接近70%。當選取PC1與PC2時，重要性程度就能夠達到超過80%的效果。若選取PC1、PC2、PC3時，重要性程度將會達到約9成的效果。針對表()所示能夠看到電力及燃氣供應鏈業占了PC1最高的比重。從圖()所示，經由PCA所分析出的重要性程度前三高的，分別是電力及燃氣供應鏈業、礦業及土石採取業、用水供應業。

**4.2.1 PCA資料集B之特徵篩選與分析**

資料進行標準化處理以後，將其進行PCA之分析，從圖()所示，

**4.2.2 PCA 模型預測效果**

**4.2.3 ICA模型預測效果**

最終分析與模型比較

第一類模型預測之效果比較上，本研究將會先透過個別模型內部的比較

1. **結論**

**參考文獻**

1. 饒秀華、林修葳、黎明淵(2001)。藉由分期MS模型分析台灣經濟景氣狀態。經濟論文，29(3)。297-319。
2. 林淑華(民99)。總體經濟因子與台美匯率關聯性之探討。樹德科技大學。
3. 余光倫(民111)。應用 ARIMA 模型對影響台灣工業生產指數之產業預測與分析，逢甲大學。
4. 蘇恆信(2012)。結合經驗模組分解與獨立成份分析於時間序列之預測-以台灣工業生產指數為例。宜蘭大學。
5. 邱柏誠(2016)。過濾序列雜訊以提升ARIMA績效之研究－以台灣工業生產指數為例。宜蘭大學。
6. 李台亮(民102)。旅館需求預測之研究-以花蓮C飯店為例。東華大學。
7. 翁雅君(2015)。透過時間序列方法分析YouBike使用狀況\_以信義區為例。雲林科技大學。
8. Haneen Alabdulrazzaq, Mohammed N. Alenezi, Yasmeen Rawajfih, Bareeq A. Alghannam, Abeer A. Al-Hassan, & Fawaz S. Al-Anzi(2021). On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread, 27.
9. J Cong, M Ren, S Xie, & P Wang(2019). Predicting Seasonal Influenza Based on SARIMA Model, in Mainland China from 2005 to 2018, 16(23).
10. Feng Xu, Yu-Ang Du, Hong Chen, & Jia-Ming Zhu(2021). Prediction of Fish Migration Caused by Ocean Warming Based on SARIMA Model.