

經濟基要與名目匯率的可預測性：機器學習之應用

Fundamentals and exchange rate forecastability with machine learning methods

連春紅¹

崑山科技大學 全球商務與行銷系 副教授

chlien@mail.ksu.edu.tw

李政峯²

國立高雄科技大學 企業管理系 教授

jflee@nkust.edu.tw

蕭雅涵³

國立高雄科技大學 企業管理系碩士班 研究生

F108157104@nkust.edu.tw

摘要

匯率變動影響一國總體經濟及政府政策，若能準確預知匯率未來走向，將利於政府當局及企業做出相對策，降低匯率變動的不利影響，由此可見匯率預測有其必要性。然而，由於匯率變動頻繁，準確預測匯率是件具挑戰之事。因此，本論文以新台幣與全球主要貨幣對美元的名目匯率為研究對象，除以時間數列與傳統經濟結構模型來預測外，亦使用機器學習方法來提高預測績效。樣本期間為 1971 年 1 月至 2020 年 10 月。首先以十國匯率時間數列資料做 ARIMA 及 SVR 的匯率預測比較，再以四種經濟結構變數(購買力平價、未拋補利率、貨幣學派、泰勒法則)，分別使用 OLS/FM-OLS、VAR/VECM、SVR 三種方法進行匯率預測並進行比較。實證結果顯示，整體而言使用 SVR 來訓練經濟結構模型及時間數列模型，在十國匯率預測績效上，表現皆優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM 及 ARIMA 方法。

關鍵字：匯率、機器學習、預測、經濟結構變數、SVR

Keywords：Exchange rate、Machine learning、Forecast、Fundamentals、SVR

1. 緒論

1.1 研究背景與動機

應新型冠狀病毒影響，各國央行紛紛以降息來刺激經濟，如美國聯準會不僅將利率降至 0% 且執行無限量寬鬆(QE)政策，而各國降息導致資金快速外溢至利率較高的亞洲國家，大量熱錢湧進台灣後，使新台幣於下半年強升至近 28 元「彭淮南防線」。此波熱錢牽起的匯率變動將影響經濟三種層面，首先，本國貨幣升值，有利於進口但不利於出口，導致企業對外貿易獲利被侵蝕。再者，當本國貨幣供給量增加且過多時，導致國內總體資金過剩易產生通貨膨脹問題。最後，各種投機性套匯交易將大量出現於市場，將導致外匯市場及股票市場產生巨大波動。此次新台幣強升行為則凸顯匯率預測重要性，如廠商在從事國際貿易時，因提前掌握匯率趨勢，可調整出口商報價或進口商進口成本，來降低交易風險；參與外匯市場的投資者，為投機與避險目的，需準確預測匯率行為，才能降低匯率波動造成的風險；央行如欲干預匯率或執行貨幣政策來穩定總體經濟，亦須可靠匯率預測值以提升政策有效性(李政峯, 2020)。在此背景下，本研究遂選以匯率預測作為研究主題。

以匯率預測發展而言，主要有以經濟基要連結名目匯率之間關係之經濟結構模型，及以時序資料建立預測名目匯率之時間數列模型兩種。著名經濟結構模型有購買力平價說(theory of purchasing power parity, PPP)、利率平價說(theory of interest rate parity, IRP)與資產市場說(assets market approach)等，嘗試從一國物價水準、實質所得水準、貨幣供給、利率等總體因素來解釋及預測匯率行為。為評估結構性模型是否具解釋匯率變動之能力，Mess and Rogoff (1983)以貨幣學派模型對美元兌英鎊、日圓、馬克匯率進行實證研究，並與隨機漫步模型做比較，得到在短期樣本外預測結果上貨幣學派模型劣於隨機漫步模型，使得傳統匯率決定理論模型之匯率預測能力受質疑，Obstfeld and

Rogoff (2000)更稱此現象為「匯率分離迷思」(the exchange rate disconnect puzzle)。往後文獻便嘗試從模型參數的估計誤差、潛在的非線性關係與經濟結構改變等因素，為此現象提出解釋，並提出合適的匯率預測模型。例如，Boero and Marrocu(2002)使用三種非線性模型(ARCH、SETAR與STAR)來預測三種貨幣的匯率，結果顯示影響非線性模型預測表現關鍵在於評估方法與預測點狀態(forecast origin)。Longmore and Robinson(2004)比較線性與非線性GARCH模型在具不對稱性(asymmetric)外匯市場預測收益(returns)的表現，其結果顯示非線性GARCH模型解釋力優於線性模型。但仍有許多學者相信匯率與經濟基本面存在連動關係，嘗試從較長的預測期間(horizon)或不同的樣本期間(time period)等，發展出不同的經濟基要的匯率預測模型。例如：Mark (1995)為經濟基本面變數建立一誤差修正模型，以美元兌加幣、馬克、法郎、日圓做實證，結果顯示結構性模型在長期下具有匯率預測能力，在樣本外的預測力優於隨機漫步模型。

近期文獻則提出經濟基要與名目匯率之間的關係，可能無法以傳統估計做法來偵測，因此開始使用非傳統做法。Butt et al. (2017)以三種機器學習方法-支持向量機(SVM)、類神經網路(neural networks)、隨機森林(random forest)，對馬來西亞商品價格及匯率波動進行調查，結果顯示隨機森林在匯率預測的準確性及表現最佳。Dick et al.(2015)主張，由於名目匯率與經濟基要的實際關係非常複雜，使傳統檢定無法充分解釋此種關係，造成結果不理想；因此，他們改採專家匯率預測的資料來預測，結果顯示，適當了解經濟基要，特別是利率，有助於得到準確匯率預測值。綜合上述，經濟基要與名目匯率存在可預測性，而非傳統方法可增加名目匯率預測準確性，因此，本研究亦應現今熱門預測方法-機器學習(machine learning)，去探討經濟基要是否可預測名目匯率的行為，作為本研究主要研究動機。

1.2 研究目的

本研究選相對購買力平價模型、未拋補利率平價模型(uncovered interest parity, UIP)、貨幣模型(monetary)及泰勒法則(Taylor's rule)四種經濟基要模型作為匯率預測模型，以支持向量迴歸(support vector regression, SVR)作為估計方法，並與傳統估計方法最小平方法(OLS)，做預測名目匯率之績效比較。

本研究目的整理如下：

1. 選取經濟基要模型之匯率變數，分別為相對購買力平價模型、未拋補利率平價模型、伸縮價格貨幣模型和泰勒法則。
2. 將各經濟基要模型以 SVR 方法做匯率預測，共有 5 種 SVR 模型。分別為含相對購買力平價變數的匯率預測模型一；含未拋補利率平價模型的匯率預測模型二；含伸縮價格貨幣模型的匯率預測模型三；含泰勒法則的匯率預測模型四；含所有經濟基要變數的匯率預測模型五。
3. 以隨機搜尋選取 SVR 的超參數及各模型匯率特徵值。
4. 再以這五個含經濟結構變數的 SVR 模型與 OLS/FM-OLS 及 VAR/VECM，以 MAPE 與 RMSE 兩種評估方法，做預測績效比較。
5. 將匯率時間數列資料以 SVR 方法做匯率預測，再與 ARIMA 模型，以 MAPE 與 RMSE 兩種評估方法，做預測績效比較。
6. 將本研究匯率預測結果，提供政府與企業決策之參考。

2. 文獻回顧

2.1 匯率決定理論

2.1.1 購買力平價說

購買力平價說為瑞典經濟學家 Gurtur Cassel 在第一次世界大戰後所提出，旨解決因戰時金本位制度崩潰及各國通貨膨脹嚴重，致匯率劇烈變動之情形。購買力平價說分為絕對購買力平價說及相對購買力平價說，由於相對購買力平價說較符合現實經濟狀況，因此本文採取相對購買力平價說。相對購買力平價說明長期間兩國名目匯率之變動率等於兩國物價水準之變動比率。

$$\dot{s}_t = \dot{p}_t - \dot{p}_t^* \quad (2.1)$$

s_0 為基期之名目匯率， s_t 為以外幣表示本國幣值之第 t 期名目匯率， p_0 為本國基期之物價水準， p_t 為本國之第 t 期物價水準， p_0^* 為外國基期之物價水準， p_t^* 為外國之第 t 期物價水準。由公式(2.1)可知，在其他條件不變下，當本國物價水準上漲率高於外國物價水準上漲率時，名目匯率會上升，意即本國貨幣相對貶值，本國貨幣相對購買力下降。

2.1.2 未拋補利率說

利率平價說為英國經濟學家 John Keynes 於 1923 年提出，其探討利率差異與即期匯率及遠期匯率變動的關係。投資者在各國間進行套利行為時，需在各國間利率與匯率不一致之前提下，才有獲利空間並匯率變動為影響獲利盈虧之因素。在國際資本自由流動情況下，遠期匯率與利率將趨於平衡，如：利率低國家，其貨幣遠期匯率會升水；而利率高國家，貨幣遠期匯率則會貼水，兩國貼水數則為兩國間的利差。本文採用未拋補利率平價說做為利率平價說之結構變數，其主說明在金融市場裡以國際資金流動進行套利行為，並確保兩國利率差異為未來即期匯率的變動指標。

假設一 t 期之即期匯率為 r_t 、遠期匯率為 f_t 、本國利率為 i 、外國利率為 i_f ；若投資於國內，一期後其本利合為 $1+i$ ；若投資於國外，一期後期本利合為 $1+i_f/r_t$ ，而若想將此外匯資金兌換成本國幣的數額時，則為 $f_t(1+i_f)/r_t$ ；兩國投資報酬率應相等，因此可表現如下：

$$\frac{f_t}{r_t} = \frac{1+i}{1+i_f} \quad (2.3)$$

用 Δ 表示匯率變動率，即：

$$\Delta = \frac{f_t - r_t}{r_t} \quad (2.4)$$

將式(2.4)帶入式(2.3)可得：

$$\Delta = \frac{1+i}{1+i_f} - 1 = \frac{i - i_f}{1+i_f} \quad (2.5)$$

在正常情況下， i_f 值較小，所以式(2.5)可以近似表示為：

$$\Delta \approx i - i_f \quad (2.6)$$

由式(2.6)可知預期匯率變動率等於兩國貨幣利率之差。當非拋補的利率平價成立時，如果本國利率高於外國利率，則表本國遠期匯率貼水而外國遠期匯率升水，因此當本國利率上漲比外國高時，匯率應上升。

2.1.3 貨幣理論

貨幣理論由 Mundell(1968)提出，主張長期匯率取決於兩國貨幣存量的變動、相對的實質所得及利率三要素，並依照不同物價假設分為伸縮價格貨幣模型及僵固價格貨幣模型。本文採伸縮價格貨幣模型，假設本國有一傳統貨幣需求函數為數學式(2.7)，取自然對數為數學式(2.8)；而外國有一貨幣需求函數，並取自然對數為數學式(2.9)。

$$\frac{m_d}{p} = L(Y, i) \quad (2.7)$$

$\frac{m_d}{p}$ 為貨幣需求，與所得 Y 呈正相關，與利率 i 呈負相關。

$$m_t - p_t = \alpha y_t - \beta i_t \quad (2.8)$$

$$m_t^* - p_t^* = \alpha y_t^* - \beta i_t^* \quad (2.9)$$

m_t 為第 t 期本國名目貨幣存量， p_t 為第 t 期本國物價水準， y_t 為第 t 期本國實質所得， i_t 為第 t 期本國名目利率，星號則表示為外國， $\alpha > 0$ ， $\beta > 0$ 。

貨幣學派假設絕對購買力平價說成立，再結合式(2.7)、式(2.8)和式(2.9)可得出數學式(2.10)，如下：

$$s_t = (m_t - m_t^*) - \alpha(y_t - y_t^*) + \beta(i_t - i_t^*) \quad (2.10)$$

s_t 為第 t 期即期匯率。並由式(2.11)可看出，在其他條件不變下，當本國貨幣供給及利率，相對於外國貨幣減少時，會造成本國貨幣升值；反之亦然。

2.1.4 泰勒法則

泰勒法則由 John Taylor 於 1993 年根據美國 1987~1992 年的聯邦基金率所研究出的模型，主要用來描繪與評估美國聯準會(Fed)的政策反應函數，其表示聯準會在調整貨幣政策方向過程中，主要受到通貨膨脹率與產出缺口變動的影響，模型如下：

$$i_t = \pi_t + r_t^* + \alpha_\pi(\pi_t - \pi_t^*) + \beta_y(y_t - \bar{y}_t) \quad (2.11)$$

i_t 為第 t 期之目標短期名目匯率， r_t^* 為第 t 期之均衡實質匯率， π_t 為第 t 期的通貨膨脹率， π_t^* 為第 t 期通貨膨脹率之最適目標值， y_t 為第 t 期之實質產出， \bar{y}_t 為第 t 期之實質潛在產出， α_π 為通膨缺口係數， β_y 為產出缺口係數。

Taylor 將通膨缺口係數、產出缺口係數皆設為 0.5，均衡實質匯率及通貨膨脹之最適目標值直接設為 20%，利用實質 GDP 以線性趨勢方法估計出潛在 GDP(約為 2.2)。此實證結果使美國自 1990 年後始以聯邦資金利率作為政策工具。

2.2 匯率結構模型實證文獻

匯率預測在過去文獻已被著墨，其首先要先探討總體經濟變數對匯率是否具有預測能力，而這些變數包含通貨膨脹、貨幣、所得及短期利率等。(Meese and Rogoff,1983；Chinn,2012；Rossi,2013)其後，學者們便開始嘗試以不同總體經濟變數及模型來預測匯率。Mark and Choi(1997)以 1961 至 1993 年美國、英國、加拿大、德國及日本實質匯率月資料，發現在四年的預測期間中匯率偏差行為可被預測，且採用貨幣模型變數之預測力顯著高於生產力、人均收入、實質利率等其他經濟變數。Mark and Sul(2001)則是確立名目匯率與經濟基要間之長期共整合關係，並將貨幣模型及購買力平價模型之匯率預測力做相比，得出貨幣模型預測能力較佳。

近期則是關注如何提升結構模型預測匯率之成效，並嘗試加入非傳統預測方法來提升預測績效。Castro et al.(2016)提出結合購買力平價說、拋補利率平價及國際收支三種經濟結構變數之匯率預測模型，其內含 heavy moving average、forgotten effects 及 expertons 三種資訊因子(operators)，並使用時間數列及 HOWMA(heavy ordering weight moving average)方法，針對美元對墨西哥匯率進行預測，結果發現 forgotten effects 及 HOWMA 方法可減小預測誤差。Amat et al.(2018)參考購買力平價說、未拋補利率平價說及泰勒法則三種經濟基要變數做匯率預測模型，並以機器學習中 sequential ridge regression 和指數加權平均(exponentially weighted average)方法來預測，結果顯示此預測方法相較於傳統遞迴式與滾動式 OLS 方法，在短期匯率預測上是可行的。

綜合過去文獻所述，匯率證實受總體經濟變數影響，且各經濟結構模型如購買力平價說、利率平價說、貨幣模型、泰勒法則及國際收支模型等於匯率變動上具有可預測性。然單以經濟結構模型進行匯率預測，其僅在中長期預測期間具有良好預測表現，短期匯率預測能力始終無法改進，因此，往後學者便嘗試為經濟基要模型引進不同非傳統預測方法以改善短期預測績效，如：機器學習、混合預測模型等，結果皆顯示在短期匯率預測具有顯著較佳效果。本研究亦將採取經濟基要模型，並以機器學習方法，作為本文之匯率預測模型。

2.3 支持向量迴歸模型實證文獻

支持向量迴歸為學者 Drucker et al.(1997)根據 SVM 的技術延伸出的迴歸模型，並應用在不同領域，如：能源、觀光、經濟、金融等。在觀光需求的預測方面，Chen et al.(2015)結合自我調整基因演算法(adaptive genetic algorithm)、季節性及支持向量迴歸，來預測假日每日遊客流量，並以中國黃山 2008 至 2012 年假日每日遊客量做驗證，結果顯示此 SVR 混合模型(AGA-SSVR)與反向傳播神經網路(BNN)相比，其具有高度預測準確性。在財務領域的預測方面，Yeh et al.(2011)結合最小順序優化(sequential minimal optimization)及梯度投影(gradient projection)來調整 SVR 的超參數法，提出以兩階段多核學習演算法(two-stage multiple-kernel learning algorithm)來進行股票市場預測，並以台灣加權股價指數做驗證，結果表明此方法較其它者具有更好的預測表現。在匯率預測方面，Fu et al.(2019)提出以進化演算法(evolutionary algorithm)來優化 SVR 參數，並以此 SVR 模型來預測人民幣匯率，而實證結果表明在預測方向性、預測期間準確性(level forecasting)及統計準確性上，皆優於其他模型。

綜合過去文獻所述，支持向量迴歸在各領域之預測表現皆為良好，其可解決非線性問題，因此也有不少學者將 SVR 運用於匯率預測領域，並於各實證結果皆表明 SVR 於預測表現上是顯著優於其他預測模型。而調整 SVR 參數則是影響其預測表現之最大因素，因此學者們提出進化演算法、粒子群最佳化演算法及兩階段多核演算法等，以優化 SVR 參數提升其預測表現。本研究針對本文 SVR 超參數調整方法，將於第三章詳細說明。

3.研究方法

本研究使用四種方法來預測十國的匯率，分別是完全修正最小方法（OLS/FM-OLS）、向量誤差修正模型（VAR/VECM）、自我迴歸整合移動平均模型（ARIMA）、支持向量迴歸（SVR），當數列呈現非恆定卻具共整合關係，我們使用 VECM 及 FM-OLS 來估計，若數列呈現恆定卻不具共整合關係時，我們則先將數列取差分後，再以 VAR 及 OLS 來估計。而十國貨幣的挑選依全球主要貨幣及新台幣所選出，從「美國聖路易斯聯邦準備經濟數據網站」及「Datastream」蒐集過去 1971 年到 2020 年的月資料，共 598 筆，以其中 1971 年 1 月至 2019 年 10 月做為為樣本內資料，2019 年 11 月至 2020 年 10 月的 12 筆資料為樣本外預測期間，再將預測值與樣本外預測期間實際值相比，測試模型精準度，進而提供決策者建議。

3.1 名目匯率預測模型

本研究選以相對購買力平價說、未拋補利率平價說、伸縮的價格貨幣模型以及泰勒法則作為本文四種經濟基要模型。其說明分別如下：

相對購買力平價模型由通膨變數所構成，預測式如式(3.1)

$$\hat{s}_{t+1} - s_t = \beta_{1,t} p_t - \beta_{2,t} p_t^* \quad (3.1)$$

p_t 及 p_t^* 分別為本國及外國於時點 t 之 12 個月的消費者物價指數，*表示為外國變數。而未拋補利率平價說模型，預測式如式(3.2)

$$\hat{s}_{t+1} - s_t = \beta_{1,t} i_t - \beta_{2,t} i_t^* \quad (3.2)$$

其中 i_t 及 i_t^* 分別為本國及外國短期貨幣市場利率。

伸縮的價格貨幣模型由式(2.11)可知匯率受貨幣存量(m)、實質產出(y)及利率(i)影響，而本文根據 Frenkel-Bilson 之伸縮價格貨幣模型，並僅萃取部分變數，其預測式為式(3.3)

$$\hat{s}_{t+1} - s_t = (\beta_{1,t} m_t - \beta_{2,t} m_t^*) - (\beta_{3,t} y_t - \beta_{4,t} y_t^*) \quad (3.3)$$

其中 m_t 及 m_t^* 分別為本國及外國貨幣存量； y_t 及 y_t^* 分別為本國及外國的實質產出。

最後是考慮泰勒法則之匯率預測，並本文參考 Molodtsova and Papell(2009)之匯率預測方法，式(3.4)為其預測式

$$\hat{s}_{t+1} - s_t = \beta_{1,t} \pi_t - \beta_{2,t} \pi_t + \beta_{3,t} \tilde{y}_t - \beta_{4,t} \tilde{y}_t + \beta_{5,t} i_t - \beta_{6,t} i_t \quad (3.4)$$

\tilde{y}_t 及 \tilde{y}_t^* 為本國及外國衡量產出缺口之現有指標，因此泰勒法則結構變數有通膨率、產出缺口及利率缺口。

判斷時間序列是否為恆定，將資料描繪出時間序列，從圖形初步判斷變數是否為恆定，如果變數為非恆定則將變數

3.1.1 經濟結構預測模型

當數列呈現非恆定卻具共整合關係，我們使用誤差修正模型(VECM)方法以經濟結構變數來預測匯率，若數列呈現恆定卻不具共整合關係時，我們則先將數列取差分後，再用向量自我迴歸模型(VAR)方法以經濟結構變數來預測匯率。因此，我們將介紹以經濟結構變數來預測匯率的 VAR 和 VECM 模型，式(3.5)為具 p 階落後期的 VAR(p)。

$$y_0 = A_0 + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t \quad , t = 1, \dots, T \quad (3.5)$$

其中， $y_t = (s_t, f_t)'$ 分別為 2×1 的匯率與各經濟結構變數矩陣； u_t 為迴歸誤差，其迴歸誤差間具有相關性； A_0 為常數項； A_i 表 2×2 的相關係數矩陣。

若數列呈現恆定卻不具共整合關係時，我們則將數列取差分再使用 VAR(p)來估計，此即為 VECM，如(式 3.6)。

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + B_1 \Delta y_{t-1} + \dots + B_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (3.6)$$

其中， α 為衡量長期影響； β 為共整合向量矩陣； $\beta' y_{t-1}$ 為均衡誤差。

3.1.2 支持向量迴歸

支持向量機(SVM)為一種以統計學習理論為基礎的學習演算法，採取結構風險最小化原則(Structural Risk Minimization, SRM)，然若需判定正確且合理的數據趨勢，則需應用到 SVM 的延伸：支持向量迴歸(SVR)。在 SVM 中加入了不敏感區域 ε ，亦稱 ε -tube，來平衡模型複雜性及預測誤差。簡言之，SVR 基本作法是找到一個非線性(nonlinear)函數，將訓練資料(training data)投影到較高維度的特徵空間(feature space)。

假設一組訓練資料定義為 $\{(x_i, y_i); i=1, 2, \dots, N\}$ ，其中 $x_i \in X \in R^n$ ，且 x_i 表示第 i 個樣本向量(input)， X 為整體樣本空間，且 $y_i \in R^n$ 為對應的真實輸入值(output)， N 為樣本長度。SVR 的估計函數如下：

$$y = f(x_i) = w^T \varphi(x_i) + b \quad (3.7)$$

其中 $w \in R^m$ 與 $b \in R^n$ 為可調整(adjustable)係數， w 為權重向量， φ 為映射函數， x_i 為資料數據， $\varphi(x_i)$ 為非線性函數，表示將 x_i 藉由映射函數 φ 由 R^n 映射至高維度特徵空間 $R^m (m > n)$ ，估計係數值為 w 與 b 。定義懲罰函數(penalty function) $R(C)$ 如下：

$$R(C) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_\varepsilon \quad (3.8)$$

且

$$|y - f(x)|_\varepsilon = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 C 為懲罰因子， ε 為不敏感損失函數(Insensitive loss function)，即最大容忍值(tolerance)。藉由引進兩個鬆弛變數(slack variables) ξ_i 與 ξ_i^* ，將式(3.8)改寫成下式：

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i, \xi_i^*} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3.9) \\ \text{subject to:} & \begin{cases} -y_i + w^T \varphi(x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i, & (i = 1, \dots, m) \\ y_i - w^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^*, & (i = 1, \dots, m) \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, & (i = 1, \dots, m) \end{cases} \end{aligned}$$

其中 ξ_i 、 ξ_i^* 確保限制式可以滿足， C 用來控制模型複雜度與訓練誤差率之間的平衡， ε 為常數值。若 ε 值太小，可能會產生過度配適(overfitting)的情形，反之，則可能產生配適不足(underfitting)的情形。因此，在權衡實際值及預測值時， ε 扮演極重要的權衡函數(trade-off function)角色。最後，引進拉氏乘數(Lagrange multiplier) α 及 α^* 求最佳解，並使用最適限制式(optimality constraint)，可獲得決策函數。如下：

$$\min_{\alpha_i, \alpha_i^*} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n ((\varepsilon - y_i) \alpha_i + (\varepsilon + y_i) \alpha_i^*) \quad (3.10)$$

$$\text{subject to:} \begin{cases} \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, & (i = 1, \dots, m) \end{cases}$$

藉由核函數轉換後得到最佳非線性支持向量迴歸函數式，如下：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b \quad (3.11)$$

在 SVR 的向量空間中，核函數是用來建立非線性的決策超平面(nonlinear decision hypersurface)。核函數一般可分為三種：線性核函數(linear function)： $K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j$ ；多項式核函數(polynomial function)： $K(x_i, x_j) = [(x_i^T \cdot x_j) + 1]^d$ ；放射性核函數(radial basis function, RBF)。在實證應用時，RBF 是廣泛被使用之核函數，可進行非線性投影，將輸入向量映射至高維向量空間，亦可求解非線性問題。RBF 核函數公式如下：

$$k(x_i, x) = \exp(-\sigma \|x - x_i\|^2) \quad (3.12)$$

其中 σ 為 RBF 核函數比例因子(scaling factor)。

3.1.3 時間數列模型

常用的時間數列模型有自我迴歸模型(autoressive model, AR)、移動平均模型(moving average, MA)、自我迴歸移動平均模型(autoressive moving average, ARMA)、自我迴歸整合移動平均模型(ARIMA)。Box & Jenkins (1976) 所提出的時間序列預測方法，自我迴歸整合移動平均 (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)，又稱做 Box-Jenkins 法，ARIMA 模型有三個結構的參數 (p、d、q)，p 是自迴歸項，q 是移動平均項，d 為時間數列成為平穩時所作的差分次數。本文則是以 ARIMA 作為匯率預測的時間數列模型，建立 ARIMA 模型須先進行差分，使時間數列平穩，ARMA (p, q) 加上差分 d 階後，就形成了 ARIMA (p, d, q) 模型，其定義如下：

$$\phi_p(B) [\nabla^d Y_t - \mu] = \theta_q(B) \varepsilon_t \quad (3.13)$$

其中 $\nabla^d = d$ 階連續差分， $\mu =$ 截距項

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 \dots - \phi_p B^p) = \text{AR 自我迴歸因子}$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 \dots - \theta_q B^q) = \text{MA 自我迴歸因子}$$

$B =$ 後退運算子

假設 $\varepsilon_t \sim NID(0, \sigma^2)$

由自我相關函數 (ACF) 可決定 MA (q) 殘差項移動平均之影響，q 則是決定殘差項移動平均的落差階次。偏自我相關函數 (PACF) 可決定 AR (p) 是否受自我相關影響，p 則是決定自我相關的落差階次，一般可由 ACF 和 PACF 圖形是否收斂至零來判斷 p 和 q 落後階次，直覺上 p 和 q 階次越高越好模型配適就越好，但也可能會產生過度配適的問題，由於以圖形判斷 ARIMA 模型的落後階次較不精確，可以利用 AIC 準則來選取 ARIMA 模型最適落後階次。

$$AIC = \ln \left[\frac{SSE}{T} \right] + \left[\frac{2k}{T} \right] \quad (3.14)$$

其中，SSE = 殘差平方和；k = p+q+1；T 為樣本數。一般而言 AIC 較適合評估自我迴歸模式，AIC 值愈低表示配適程度愈佳。

3.2 預測績效評估

本研究將以均方根誤差(root mean square error, RMSE)及平均絕對百分比誤差(mean absolute percent error, MAPE)來判定預測誤差最小以衡量預測績效，以下將依序說明。

一、均方根誤差 (root mean squared error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y_t - Y_t^f)^2}{T}} \quad (3.15)$$

其中 T = 預期期數, Y_t = 實際值, Y_t^f = 預測值。RMSE 顯示預測值與真實值的平均偏離程度，其值愈小表示預測誤差愈小，則模型愈精準。

二、平均百分比誤差 (mean absolute percent error, MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum \frac{|Y_t - Y_t^f|}{Y_t} * 100\% \quad (3.16)$$

其中 T = 預期期數, Y_t = 實際值, Y_t^f = 預測值。MAPE 顯示偏差的平均程度，其值愈小表示預測誤差愈小，則模型愈精準，一般來說 MAPE < 10% 的模型為可接受的。

4. 實證結果分析

在此章節中，我們透過實證結果來檢視全球主要貨幣與新台幣在依循購買力平價說、未拋補利率平價說、貨幣模型及泰勒法則的基礎下，所建立出的名目匯率預測值，是否接近匯率實際值。此外，我們比較時間數列模型、經濟基要模型及機器學習模型在建立匯率預測表現上，何者較接近於實際匯率。首先，我們先解釋資料來源與處理的方法，再利用 Eviews 及 R 語言來處理，最後，我們將說明並分析本文的實證結果。

4.1 資料來源與處理

本文所採用的十國匯率樣本資料皆為月資料，並以美國作為外國，其他國家則分別視為本國，包含英鎊(GBP/USD)、加拿大幣(CAD/USD)、瑞典幣(SEK/USD)、日圓(JPY/USD)、人民幣(CNY/USD)、韓元(KRW/USD)、新加坡幣(SGD/USD)、新台幣(NTD/USD)、瑞士法郎(CHF/USD)及紐元(NZD/USD)，當匯率升值及表本國幣貶值。在樣本資料期間上，各國匯率起始時間雖不盡相同，然皆終於 2020 年 10 月；其中英國、加拿大、瑞典、日本及瑞士資料自 1971 年 1 月開始；紐西蘭起始於 1977 年 4 月；新加坡始於 1981 年 1 月，而台灣從 1981 年 10 月開始；韓國從 1989 年 1 月；最後中國則自 1993 年 1 月開始。

我們所使用的經濟變數包含名目匯率、消費者物價指數、工業生產指數(industrial production)、貨幣供給量及貨幣市場短期利率。其中，消費者物價指數及工業生產指數基期皆為 2015 年。為了提升資料有效性，各國在貨幣供給量的選擇便不盡一致，加拿大、日本和中國採用 M1；美國、瑞典、台灣及新加坡使用 M2；英國、紐西蘭和韓國則用 M3。在貨幣市場短期利率的選擇上，美國、英國、瑞士和台灣使用 3 個月貨幣市場利率；日本、中國、韓國及新加坡為隔夜拆款利率；加拿大為 3 個月國庫券利率；紐西蘭及瑞典則為政府十年公債利率。泰勒法則內的潛在國內生產毛額是利用 the Hodrick - Prescott(1997) 過濾器將十國工業生產指數去趨勢所獲得。在經濟變數定義方面，匯率 s_t 為取自然對數後各國兌美元的名目匯率；物價指數 p_t 為取自然對數後的各國消費者物價指數；貨幣存量 m_t 為各國貨幣量轉至美元計價後，取自然對數的值；實質產出 y_t 則為工業生產指數並取自然對數；通膨率 π_t 為消費者物價指數前後期相減再除以前期；產出缺口 \tilde{y}_t 是實質國內生產毛額與潛在國內生產毛額的差距佔潛在國內生產毛額的比例，即 $\tilde{y}_t = (y_t - \bar{y}_t) / \bar{y}_t$ 。所有樣本資料皆取自資料庫，其中，名目匯率、消費者物價指數、工業生產指數美國聖路易斯聯邦準備經濟數據網站(the St. Louis Fed's economic data, FRED)；貨幣市場短期利率及貨幣供給量來自 Datastream 資料庫。

4.2 敘述統計

十國歷年月匯率資料顯示如圖 4.1，可看出各國兌美元匯率具有不同的趨勢走向。例如，日圓、瑞典幣和瑞士法郎在 1980 年後有明顯升值的趨勢；英鎊則在 1985 年後有明顯貶值的趨勢；加幣匯率則在 2003 年時產生陡升。此外，在 2008 年發生金融海嘯後，各國因實施財政及貨幣政策以恢復經濟，嚴重影響各國匯率走勢。整體來說，

從各國歷年匯率資料，可看出匯率走勢不定，要以時間數列資料來準確預測匯率走勢是件不容易的事，因此，本文採用經濟理論，從中找出會影響匯率的經濟結構變數，並以機器學習方法來預測匯率，期增加預測準確性。

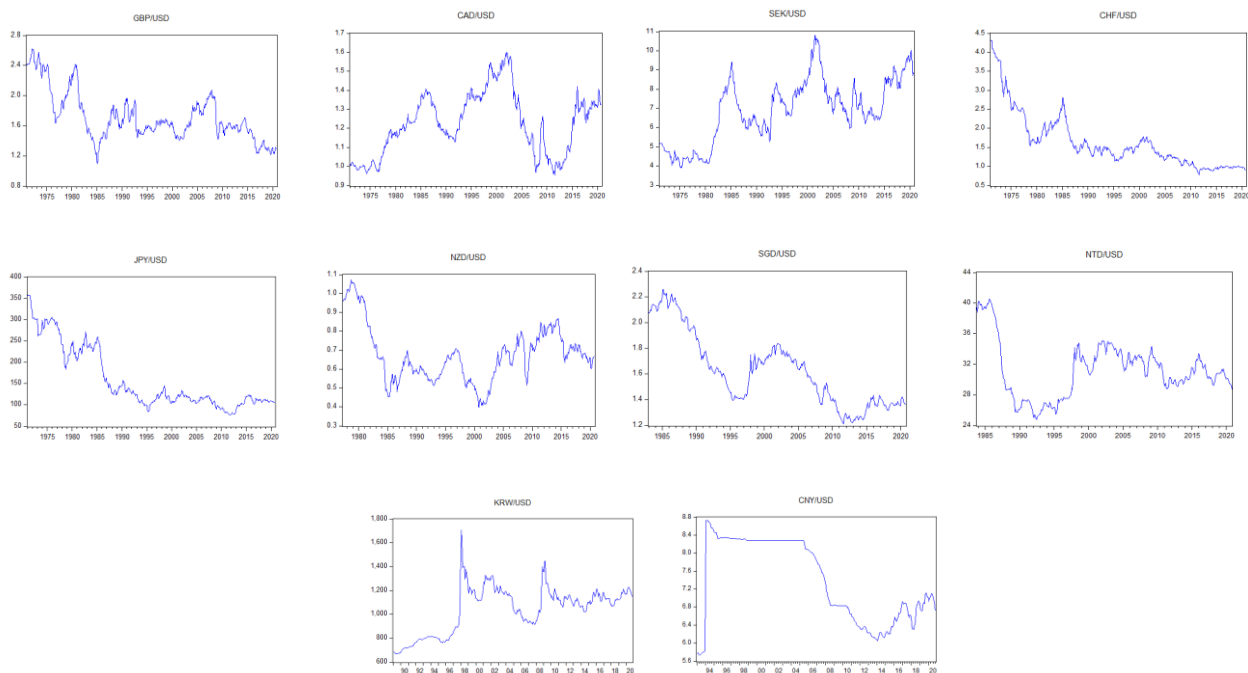


圖 4.1 各國的歷年月匯率資料

表 4.1 顯示各國月匯率資料的敘述統計，包含最小值、最大值、平均數、中位數、標準差、變異係數、JB 統計量及樣本觀察總數。平均而言，各國兌美元的歷年匯率皆低於 10 以下，唯獨日本(121.621)、韓國(1104.127)、台灣(30.856)較高。就標準差而言，由於韓國是十國中歷年匯率起伏最大的國家(669~1707)，因此韓國標準差也是最大為 196.266，而紐西蘭則是十國中歷年匯率起伏最小的國家(0.39~1.07)，因此其標準差也為最小 0.146。變異係數可看出資料分散情況，其中瑞士的變異係數值約 0.445 為十國內最高，顯示其資料較為分散，表示瑞士整體歷年匯率升貶值的浮動較大；而瑞典變異係數值為 0.036 為十國內最低，顯示瑞典匯率時序資料較為集中，表示瑞典整體歷年匯率升貶值的浮動較為平穩。最後，JB 統計是用以檢定數列殘差是否符合常態分配，而從表 4.1 可知，十國 p-value 皆小於 10% 的顯著水準下，拒絕虛無假設，表示十國數列皆為非常態分配。

表 4.1 各國匯率敘述統計

國家	最小值	最大值	平均數	中位數	標準差	變異係數	Jarque-Bera	樣本數
英國	1.093	2.618	1.716	1.632	0.322	0.188	85.500*** (0.000)	598
加拿大	0.955	1.599	1.223	1.223	0.164	0.134	20.433*** (0.000)	598
瑞典	3.916	10.793	6.893	6.942	0.251	0.036	13.343*** (0.001)	598
日本	76.643	358.020	158.610	121.621	72.507	0.457	107.431*** (0.000)	598
中國	5.720	8.725	7.394	7.394	0.907	0.123	35.817*** (0.000)	334
韓國	669.247	1707.300	1041.514	1104.127	196.266	0.188	5.522* (0.063)	382
新加坡	1.208	2.258	1.624	1.602	0.281	0.173	34.688*** (0.000)	454
台灣	24.769	40.500	31.135	30.856	3.609	0.116	26.375*** (0.000)	445
瑞士	0.780	4.305	1.639	1.462	0.729	0.445	406.772*** (0.000)	598
紐西蘭	0.399	1.073	0.674	0.660	0.146	0.217	41.649*** (0.000)	523

註：1. ()內數字表示 p-value。

2. ***表示 p-value<0.01；**表示 p-value<0.05；*表示 p-value<0.1。

3. 匯率值為原始值。

4.3 匯率預測實證結果

本研究裡的資料集(dataset)分為訓練集(training)及驗證集(testing)兩種。訓練集包含 1971 年至 2019 年月匯率資料，以訓練匯率預測模型。以驗證集來檢驗匯率預測的準確性，本研究保留 2019 年 11 月至 2020 年 10 月，共 12 個月的月匯率資料做為驗證。在 ARIMA 模型估計，我們使用 auto.arima() 函數，透過 AIC 準則來選取最佳的(p, d, q) 參數；在結構模型估計，VAR 適用於恆定數列而 VECM 適用於非恆定數列，因此當數列呈現非恆定卻具共整合關係，我們使用 VECM 及 FM-OLS 來估計，若數列呈現恆定卻不具共整合關係時，我們則先將數列取差分後，再以 VAR 及 OLS 來估計；在 SVR 模型估計，則使用 R package (svr) 函數，kernel function 則選取 rbf，並以 random search 方式選取 SVR 的 C 及 σ 參數，再放入結構變數及時間數列資料進行訓練(估計)。

4.3.1 英國

VAR/VECM 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 1.981% 而 RMSE 為 0.057；未拋補利率的預測績效 MAPE 為 2.704% 而 RMSE 為 0.080；貨幣學派的預測績效 MAPE 為 2.246% 而 RMSE 為 0.065；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 2.693% 而 RMSE 為 0.080，為三種預測方法中最佳。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 VAR/VECM 的 MAPE 最好 2.468%，而 SVR 的 RMSE 最佳 0.016。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，ARIMA 的 MAPE 表現較 SVR 佳為 2.240%，而 SVR 的 RMSE 則優於 ARIMA 為 0.020，如表 4.3 所示。

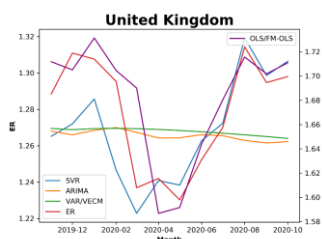
表 4.2 英國匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	2.240	0.063
OLS/FM-OLS	PPP	18.893	0.426
	UIRP	15.847	0.358
	MM	10.205	0.240
	TR	16.121	0.364
	ALL	10.813	0.249
VAR/VECM	PPP	1.981	0.057
	UIRP	2.704	0.080
	MM	2.246	0.065
	TR	2.693	0.080
	ALL	2.468	0.072
SVR_F	PPP	57.984	0.143
	UIRP	72.101	0.178
	MM	45.310	0.138
	TR	81.604	0.203
	ALL	4.819	0.016
SVR_TS	匯率時間數列	6.787	0.020

註：1. PPP 表示購買力平價；UIRP 表示未拋補利率；MM 表示貨幣學派；TR 表示泰勒法則；ALL 表示採用全部的經濟結構變數。

2. SVR_F 表示採用經濟結構變數的 SVR；SVR_TS 表示採用匯率時間數列的 SVR。

最後，我們來看各模型在預測英國匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.2 和圖 4.3 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.2 英國經濟結構模型匯率預測值與實際值

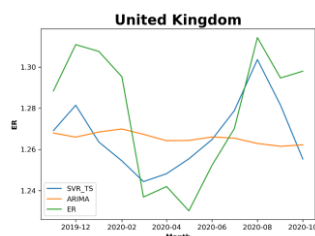


圖 4.3 英國時間數列模型匯率預測值與實際值

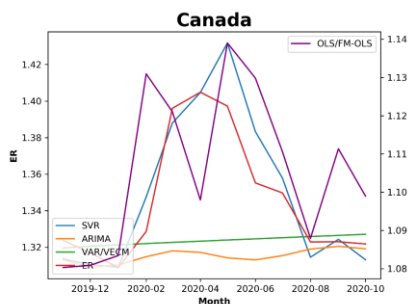
4.3.2 加拿大

OLS/FM-OLS 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 6.105% 而 RMSE 為 0.029；未拋補利率的預測績效 MAPE 為 6.223% 而 RMSE 為 0.029；貨幣學派的預測績效 MAPE 為 4.861% 而 RMSE 為 0.017；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 6.221% 而 RMSE 為 0.029，為三種預測方法中最佳。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 2.688%，RMSE 為 0.010。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，如表 4.3 所示，SVR 預測績效最好，MAPE 為 6.324%，RMSE 為 0.028。

表 4.3 加拿大匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	7.084	0.033
OLS/FM-OLS	PPP	6.105	0.029
	UIRP	6.223	0.029
	MM	4.861	0.017
	TR	6.221	0.029
	ALL	3.601	0.012
VAR/VECM	PPP	14.529	0.034
	UIRP	10.885	0.038
	MM	6.959	0.027
	TR	10.875	0.038
	ALL	9.815	0.035
SVR_F	PPP	10.560	0.045
	UIRP	12.675	0.053
	MM	22.946	0.073
	TR	12.168	0.050
	ALL	2.688	0.010
SVR_TS	匯率時間數列	6.324	0.028

最後，我們來看各模型在預測加拿大匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.4 和圖 4.5 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.4 加拿大經濟結構模型匯率預測值與實際值

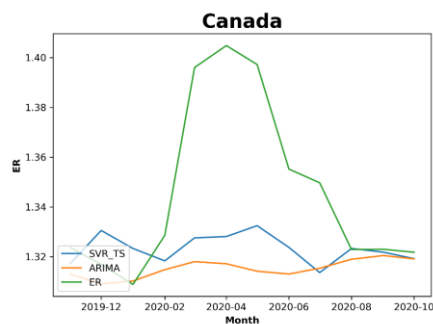


圖 4.5 加拿大時間數列模型匯率預測值與實際值

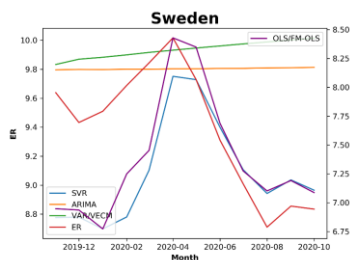
4.3.3 瑞典

VAR/VECM 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 1.851%；未拋補利率的預測績效 MAPE 為 2.765%；貨幣學派的預測績效 MAPE 為 2.743% 而 RMSE 為 0.080；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 2.762% 而 RMSE 為 0.083，為三種預測方法中最佳，但在購買力平價及未拋補利率的預測績效 RMSE 則是 SVR 最好，分別為 0.143 及 0.163。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 1.995%，RMSE 為 0.057。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 1.366%，RMSE 為 0.039，如表 4.5 所示。

表 4.5 瑞典匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	2.240	0.063
OLS/FM-OLS	PPP	18.373	0.414
	UIRP	15.847	0.358
	MM	1.705	0.041
	TR	16.121	0.354
	ALL	10.813	0.249
VAR/VECM	PPP	1.851	0.053
	UIRP	2.765	0.083
	MM	2.743	0.080
	TR	2.762	0.083
	ALL	2.903	0.084
SVR_F	PPP	5.082	0.143
	UIRP	6.503	0.163
	MM	6.780	0.185
	TR	6.687	0.170
	ALL	1.995	0.057
SVR_TS	匯率時間數列	1.366	0.039

最後，我們來看各模型在預測瑞典匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.6 和圖 4.7 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.6 瑞典經濟結構模型匯率預測值與實際值

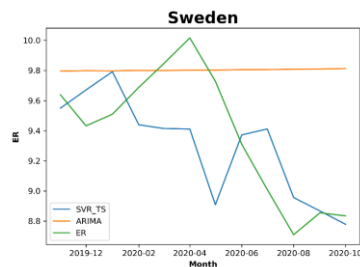


圖 4.7 瑞典時間數列模型匯率預測值與實際值

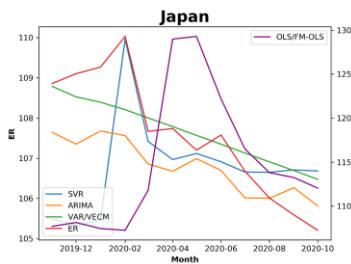
4.3.4 日本

OLS/FM-OLS 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 0.198%，RMSE 為 0.011；未拋補利率的預測績效 MAPE 為 0.212%，RMSE 為 0.012；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 0.213% 而 RMSE 為 0.012，為三種預測方法中最佳。貨幣學派的預測績效在 VAR/VECM 表現較好，MAPE 為 0.160%，RMSE 為 0.009。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 0.420%，RMSE 為 0.024。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 0.178%，RMSE 為 0.010，如表 4.6 所示。

表 4.6 日本匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	0.197	0.011
OLS/FM-OLS	PPP	0.198	0.011
	UIRP	0.212	0.012
	MM	1.607	0.096
	TR	0.213	0.012
	ALL	1.580	0.094
VAR/VECM	PPP	0.700	0.042
	UIRP	0.723	0.043
	MM	0.160	0.009
	TR	0.718	0.043
	ALL	1.037	0.060
SVR_F	PPP	0.280	0.015
	UIRP	0.324	0.024
	MM	0.421	0.021
	TR	0.461	0.039
	ALL	0.420	0.024
SVR_TS	匯率時間數列	0.178	0.010

最後，我們來看各模型在預測日本匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.8 和圖 4.9 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.8 日本經濟結構模型匯率預測值與實際值

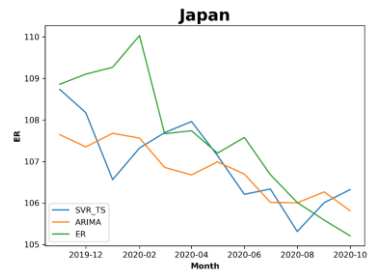


圖 4.9 日本時間數列模型匯率預測值與實際值

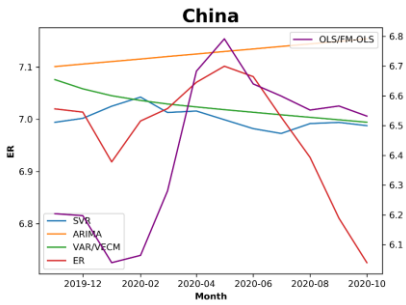
4.3.5 中國

如表 4.7 所示，VAR/VECM 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 0.580%，RMSE 為 0.013 為三種預測方法中最佳。VAR/VECM 在未拋補利率的預測績效 RMSE 為 0.018，而泰勒法則的預測績效 MAPE 為 0.749%，亦為三方法之中最佳。SVR 在未拋補利率有三種預測方法中較佳的 MAPE 為 0.976%，並在貨幣學派的預測上，有最佳的預測表現，MAPE 為 0.800%，RMSE 為 0.017。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 0.716%，RMSE 為 0.016。然後，如表 4.7 所示，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 0.681%，RMSE 為 0.019。

表 4.7 中國匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	1.131	0.027
OLS/FM-OLS	PPP	3.573	0.070
	UIRP	2.298	0.049
	MM	3.897	0.078
	TR	1.784	0.039
	ALL	4.216	0.091
VAR/VECM	PPP	0.580	0.013
	UIRP	0.987	0.018
	MM	0.976	0.024
	TR	0.749	0.019
	ALL	0.782	0.020
SVR_F	PPP	0.599	0.016
	UIRP	0.976	0.024
	MM	0.800	0.017
	TR	0.794	0.017
	ALL	0.716	0.016
SVR_TS	匯率時間數列	0.681	0.019

最後，我們來看各模型在預測中國匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.10 和圖 4.11 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.10 中國經濟結構模型匯率預測值與實際值

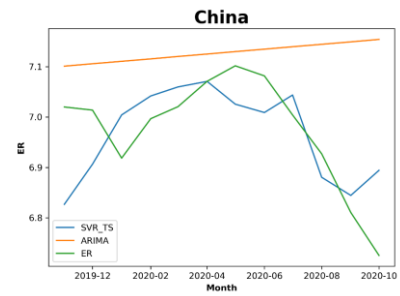


圖 4.11 中國時間數列模型匯率預測值與實際值

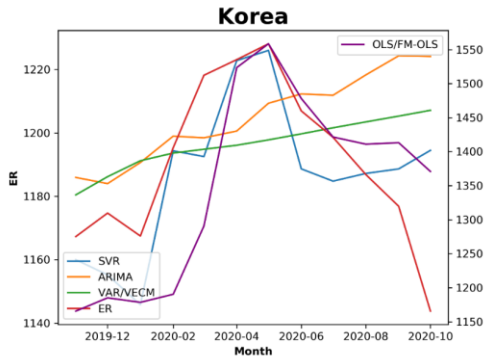
4.3.6 韓國

OLS/FM-OLS 在未拋補利率的預測績效 MAPE 為 0.291%，RMSE 為 0.024；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 0.290% 而 RMSE 為 0.024，為三種預測方法中最佳。貨幣學派的預測績效在 VAR/VECM 表現較好，MAPE 為 0.324%，RMSE 為 0.029；購買力平價的 MAPE 為 0.290%，而 SVR 在購買力平價的 RMSE 為 0.024。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 0.162%，RMSE 為 0.016。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 0.178%，RMSE 為 0.010，如表 4.8 所示。

表 4.8 韓國匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	0.289	0.026
OLS/FM-OLS	PPP	0.334	0.028
	UIRP	0.291	0.024
	MM	1.803	0.160
	TR	0.290	0.024
	ALL	1.704	0.151
VAR/VECM	PPP	0.290	0.025
	UIRP	0.494	0.046
	MM	0.324	0.029
	TR	0.476	0.045
	ALL	0.291	0.025
SVR_F	PPP	0.302	0.024
	UIRP	0.508	0.044
	MM	1.322	0.097
	TR	0.499	0.044
	ALL	0.162	0.016
SVR_TS	匯率時間數列	0.320	0.027

最後，我們來看各模型在預測韓國匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.12 和圖 4.13 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.12 韓國經濟結構模型匯率預測值與實際值

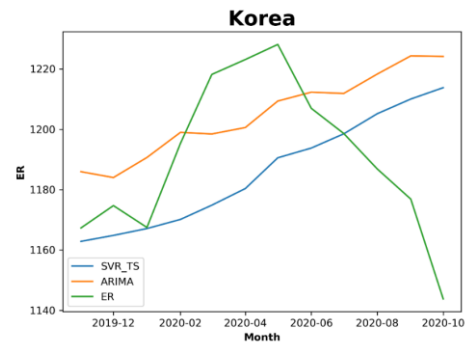


圖 4.13 韓國時間數列模型匯率預測值與實際值

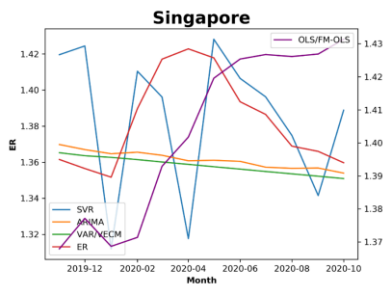
4.3.7 新加坡

OLS/FM-OLS 在貨幣學派的預測績效 MAPE 為 1.851%，RMSE 為 0.021；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 2.765%，RMSE 為 0.023，為三種預測方法中最佳，但在購買力平價及未拋補利率的預測績效則是 SVR 最好，分別是 MAPE 為 5.049%，RMSE 為 0.018；MAPE 為 4.784%，RMSE 為 0.019。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 VAR/VECM 最好，MAPE 為 4.976%，RMSE 為 0.019。然後，如表 4.9 所示，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 4.805%，RMSE 為 0.019。

表 4.9 新加坡匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	5.708	0.023
OLS/FM-OLS	PPP	5.674	0.023
	UIRP	5.894	0.023
	MM	5.020	0.021
	TR	5.873	0.023
	ALL	6.976	0.026
VAR/VECM	PPP	5.189	0.021
	UIRP	5.849	0.023
	MM	6.619	0.025
	TR	5.935	0.023
	ALL	4.976	0.019
SVR_F	PPP	5.049	0.018
	UIRP	4.784	0.019
	MM	48.893	0.159
	TR	19.266	0.077
	ALL	7.588	0.032
SVR_TS	匯率時間數列	4.805	0.019

最後，我們來看各模型在預測新加坡匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.14 和圖 4.15 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.14 新加坡經濟結構模型匯率預測值與實際值

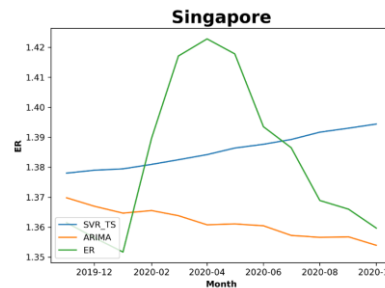


圖 4.15 新加坡時間數列模型匯率預測值與實際值

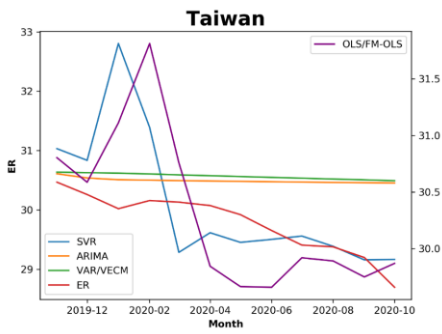
4.3.8 台灣

OLS/FM-OLS 在未拋補利率的預測績效 MAPE 為 0.523%，RMSE 為 0.023；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 0.589%，RMSE 為 0.025，為三種預測方法中最佳。SVR 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 0.353%，RMSE 為 0.014；貨幣學派的預測績效 MAPE 為 0.336%，RMSE 為 0.011，是三種模型比較中最佳的。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 0.483%，RMSE 為 0.021。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 0.542%，RMSE 為 0.024，如表 4.10 所示。

表 4.10 台灣匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	0.705	0.028
OLS/FM-OLS	PPP	0.736	0.029
	UIRP	0.523	0.023
	MM	0.903	0.035
	TR	0.589	0.025
	ALL	0.593	0.024
VAR/VECM	PPP	0.809	0.032
	UIRP	1.102	0.043
	MM	0.694	0.028
	TR	1.120	0.044
	ALL	0.854	0.033
SVR_F	PPP	0.354	0.014
	UIRP	0.591	0.025
	MM	0.336	0.011
	TR	0.742	0.030
	ALL	0.483	0.021
SVR_TS	匯率時間數列	0.542	0.024

最後，我們來看各模型在預測台灣匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.16 和圖 4.17 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.16 台灣經濟結構模型匯率預測值與實際值

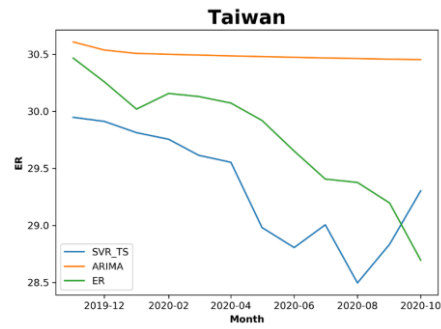


圖 4.17 台灣時間數列模型匯率預測值與實際值

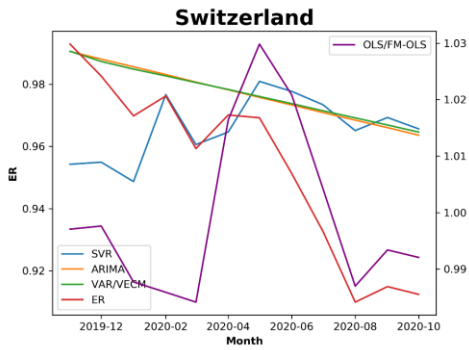
4.3.9 瑞士

OLS/FM-OLS 在未拋補利率的預測績效 MAPE 為 46.499%，RMSE 為 0.033；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 46.503%，RMSE 為 0.033，為三種預測方法中最佳。VAR/VECM 在貨幣學派的預測績效 MAPE 為 44.709%，RMSE 為 0.023；SVR 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 42.392%，RMSE 為 0.010，是三種模型比較中最佳的。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 OLS/FM-OLS 最好，MAPE 為 97.694%，RMSE 為 0.056。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，ARIMA 的 MAPE 為 44.919%，SVR 的 RMSE 為 0.024，如表 4.11 所示。

表 4.11 瑞士匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	44.919	0.032
OLS/FM-OLS	PPP	48.273	0.032
	UIRP	46.499	0.033
	MM	102.831	0.067
	TR	46.503	0.033
	ALL	97.694	0.056
VAR/VECM	PPP	2419.973	0.069
	UIRP	695.297	0.072
	MM	44.709	0.023
	TR	696.794	0.072
	ALL	404.928	0.083
SVR_F	PPP	42.392	0.010
	UIRP	343.871	0.121
	MM	160.7072	0.098
	TR	461.748	0.158
	ALL	93.99	0.036
SVR_TS	匯率時間數列	73.183	0.024

最後，我們來看各模型在預測瑞士匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.18 和圖 4.19 所示。整體來說，OLS/FM-OLS 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 SVR、VAR/VECM，另外，SVR 和 ARIMA 在時間數列模型的匯率預測表現不分軒輊，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.18 瑞士經濟結構模型匯率預測值與實際值

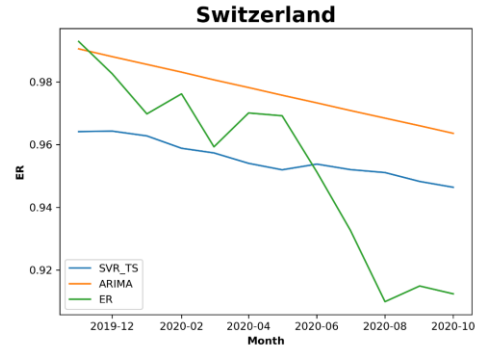


圖 4.19 瑞士時間數列模型匯率預測值與實際值

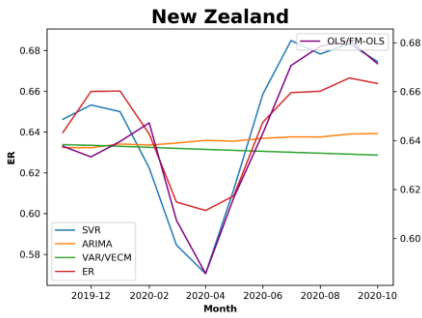
4.3.10 紐西蘭

VAR/VECM 在貨幣學派的預測績效 RMSE 為 0.037。SVR 在購買力平價的預測績效 MAPE 為 6.291%，RMSE 為 0.043；未拋補利率的預測績效 MAPE 為 7.822%，RMSE 為 0.045；貨幣學派的預測績效 MAPR 為 7.457%；泰勒法則的預測績效 MAPE 為 2.599%，RMSE 為 0.014，是三種模型比較中最佳的。另外同時採納全部結構變數去預測匯率，其表現上是 SVR 最好，MAPE 為 2.876%，RMSE 為 0.014。然後，我們來看時間數列資料在 ARIMA 和 SVR 的匯率預測表現，SVR 預測績效最好，MAPE 為 7.260%，RMSE 為 0.036，如表 4.12 所示。

表 4.12 紐西蘭匯率預測績效評估

預測模型	變數	評估指標	
		MAPE(%)	RMSE
ARIMA	匯率時間數列	7.677	0.037
OLS/FM-OLS	PPP	9.339	0.045
	UIRP	22.845	0.112
	MM	16.591	0.074
	TR	22.595	0.111
	ALL	4.082	0.021
VAR/VECM	PPP	8.800	0.043
	UIRP	11.761	0.072
	MM	7.694	0.037
	TR	11.613	0.071
	ALL	9.108	0.046
SVR_F	PPP	6.291	0.043
	UIRP	7.822	0.045
	MM	7.457	0.045
	TR	2.599	0.014
	ALL	2.876	0.014
SVR_TS	匯率時間數列	7.260	0.036

最後，我們來看各模型在預測紐西蘭匯率的預測值與實際值走勢，如圖 4.20 和圖 4.21 所示。整體來說，SVR 在經濟結構模型的匯率預測表現優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM，另外，SVR 在時間數列模型的匯率預測表現也優於 ARIMA，預測值與匯率實際值走勢較為相符。



註：各模型皆採用所有經濟結構變數

圖 4.20 紐西蘭經濟結構模型匯率預測值與實際值

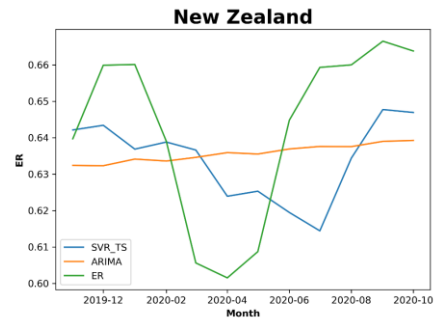


圖 4.21 紐西蘭時間數列模型匯率預測值與實際值

5. 結論與建議

5.1 結論

匯率變動影響一國資本流動及進出口貿易等經濟活動，對於進出口貿易商而言，匯率波動所產生的收益風險，將影響進出口業者及投資業者的交易意願。此外，由預期匯率波動引發的投機行為，常造成資金的大幅流動。因此，提前知道匯率走向對一國而言是相當重要的。本文針對全球主要貨幣(美元、日元、英鎊、加元、瑞士法郎、人民幣、紐西蘭幣、瑞典克朗、韓元、新加坡元)及新台幣進行匯率預測，首先以十國匯率時間數列資料做 ARIMA 及 SVR 的匯率預測比較，再由經濟理論得出四種結構變數(購買力平價、未拋補利率、貨幣學派、泰勒法則)，再分別以 OLS/FM-OLS、VAR/VECM、SVR 進行匯率預測並比較預測績效。

實證發現以下幾種結果，第一，從各國匯率與各經濟結構變數的相關性來看，大部分國家匯率皆與購買力平價與貨幣供給量具較大的相關程度。第二，實證結果顯示，整體而言使用 SVR 來訓練經濟結構模型及時間數列模型，在十國匯率預測績效上，表現皆優於 OLS/FM-OLS、VAR/VECM 及 ARIMA 方法。首先，在經濟結構模型預測表現上，OLS/FM-OLS 平均 MAPE 為 14.207%、平均 RMSE 為 0.097；VAR/VECM 平均 MAPE 為 43.716%、平均 RMSE 為 0.047；SVR 平均 MAPE 為 11.573%、平均 RMSE 為 0.024。最後，在時間數列模型預測表現上，ARIMA 平均 MAPE 為 7.219%、平均 RMSE 為 0.034；SVR 平均 MAPE 為 10.145%、平均 RMSE 為 0.024。最後，我們發現相較於其他九國，瑞士的 RMSE 值在 ARIMA、OLS/FM-OLS、VAR/VECM、SVR 皆偏小，顯示匯率預測值及實際值差距並不大，但其 MAPE 值卻相當大，顯示其模型擬合度較差，表示以時間數列資料及經濟結構變數較沒辦法解釋瑞士匯率變動。

5.2 未來研究建議

鑒於資料量有限，本研究僅做了一次匯率預測，在未來可以嘗試以樣本期間更長及高頻率的匯率資料和結構面資料，提供多階段的匯率預測。再者，機器學習方法眾多，而本研究僅以 SVR 作為研究，建議後續研究可嘗試其他方法進行預測績效比較，如長短期記憶(LSTM)、集成學習(Ensemble Learning)等。最後，可將匯率預測值加入利差交易中，增加以機器學習進行匯率預測的經濟意涵。

6. 參考文獻

中文部分：

- 邱至中 (2003)。長短期匯率預測模式績效之比較。國立成功大學財務金融學系碩士論文。
- 李丹捷與白瑋煒 (2014)。國際金融。北京：對外經濟貿易大學出版社。
- 程智男、林建秀與尤保傑 (2016)。有效匯率預測模型與避險績效比較。《應用經濟論叢》第 99 期，p. 37 - 82。
- 周煜蓁 (2017)。預測組合與名目匯率之可預測性。國立中山大學經濟學所碩士論文。
- 李政峯 (2020)。109 年國科會專題研究計畫，MOST 109-2410-H-992-037。

英文部分：

Amat, C., Michalski, T., Stoltz, G. (2018). Fundamentals and exchange rate forecastability with simple machine learning methods. *Journal of International Money and Finance* 88, 1-24.

Boero, G., Marrocu, E. (2002). The performance of non-linear exchange rate models: A forecast comparison. *Journal of Forecasting* 21, 513– 542.

Cao, W., Zhu, W., Wang, W., Demazeau, Y., and Zhang, C. (2020). A Deep Coupled LSTM Approach for USD/CNY Exchange Rate Forecasting. *IEEE Intelligent Systems*, vol. 35, no. 2, 43-53.

Cheung, Yin-Wong & Chinn, Menzie & Pascual, Antonio. (2003). Empirical Exchange Rate Models of the Nineties: Are Any Fit to Survive? *SSRN Electronic Journal*. 10, 1150-1175.

Chen, Shiu-Sheng & Chen, Hung-Chyn. (2007). Oil Prices and Real Exchange Rates. *Energy Economics*. 29. 390-404.

Chen, R., Liang, C.-Y., Hong, W.-C., Gu, D.-X. (2015). Forecasting holiday daily tourist flow based on seasonal support vector regression with adaptive genetic algorithm. *Applied Soft Computing* 26, 435-443.

Chinn, Menzie. (2012). Macro Approaches to Foreign Exchange Determination. *Handbook of Exchange Rates*. 45-71.

Drucker, Harris & Burges, Christopher & Kaufman, Linda & Smola, Alexander & Vapnik, V. (1997). Support vector regression machines. *Adv Neural Inform Process Syst*. 28. 779-784.E

Dhamija, Ajay & Bhalla, Vk. (2010). Financial time series forecasting: Comparison of neural networks and ARCH models. *International Research Journal of Finance and Economics ISSN Issue*. 49. 1450-2887.

Dick, C. D., MacDonald, R., Menkhoff, L. (2015). Exchange rate forecasts and expected fundamentals. *Journal of International Money and Finance* 53, 235-256.

Engel, C. (1994). Can the Markov switching model forecast exchange rates? *Journal of International Economics* 36, 151–165.

Engel, Charles & West, Kenneth. (2005). Exchange Rate and Fundamentals. *Journal of Political Economy*. 113.

Engel, Charles & West, Kenneth. (2006). Taylor Rules and the Deutschmark: Dollar Real Exchange Rate. *Journal of Money, Credit and Banking*. 38. 1175-1194.

Fu, Sibao & Li, Yongwu & Sun, Shaolong & Li, Hongtao. (2019). Evolutionary support vector machine for RMB exchange rate forecasting. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 521, 692-701.

Ramakrishnan, Suresh & Butt, Shamaila & Chohan, Muhammad Ali & Ahmad, Humara. (2017). Forecasting Malaysian exchange rate using machine learning techniques based on commodities prices. *International Conference on Research and Innovation in Information Systems*. 1-5.

Lin, Chiun-Sin & Chiu, Sheng-Hsiung & Lin, Tzu-Yu. (2012). Empirical mode decomposition-based least square support vector regression for foreign exchange rate forecasting. *Economic Modelling*. 29. 2583–2590.

Longmore, Rohan & Robinson, Wayne. (2004). Modelling and Forecasting Exchange Rate Dynamics in Jamaica: An Application of Asymmetric Volatility Models.

Leon-Castro, Ernesto & Avilés-Ochoa, Ezequiel & Gil-Lafuente, Anna. (2016). Exchange rate usd/mxn forecast through econometric models, time series and howma operators. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*. 50. 135-150.

Li, Chien-Wei. (2018). Particle Swarm Optimization-Based Support Vector Regression for Tourist Arrivals Forecasting. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2018, 1-13.

Mark, N. C. (1995). Exchange rates and fundamentals: Evidence on long-horizon predictability. *The American Economic Review* 85, 201-218.

- Mark, N., & Choi, D. (1997). Real exchange-rate prediction over long horizons. *Journal of International Economics*, 43, 29-60.
- Mark, Nelson & Sul, Donggyu. (1998). Nominal Exchange Rates and Monetary Fundamentals: Evidence from a Small Post-Bretton Woods Panel. *Journal of International Economics*. 53. 29-52.
- Mark, N. C. (2009). Changing Monetary Policy Rules, Learning, and Real Exchange Rate Dynamics. *Journal of Money, Credit, and Banking* 41, 1047-1070.
- Meese, R. A., Rogoff, K. (1983) Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of international economics* 14, 3-24.
- Molodtsova, Tanya & Papell, David. (2009). Out-of-Sample Exchange Rate Predictability with Taylor Rule Fundamentals. *Journal of International Economics*. 77. 167-180.
- Molodtsova, Tanya & Papell, David. (2012). Taylor Rule Exchange Rate Forecasting During the Financial Crisis. NBER working paper No. w18330. 1-41.
- Obstfeld, M., Rogoff, K. (2000). The six major puzzles in international macroeconomics: is there a common cause? *NBER macroeconomics annual* 15, 339-390.
- Rossi, B., (2013). Exchange rate predictability. *The Journal of Economic Literature* 51, 1063–1119.
- Shen, M. L., Lee, C. F., Liu, H. H., Chang, P. Y., & Yang, C. H. (2021). An Effective Hybrid Approach for Forecasting Currency Exchange Rates. *Sustainability*, 13(5), 2761.
- Sermpinis, G., Stasinakis, C., Theofilatos, K., Karathanasopoulos, A. (2015). Modeling, forecasting and trading the EUR exchange rates with hybrid rolling genetic algorithms—Support vector regression forecast combinations. *European Journal of Operational Research* 247, 831-846.
- Yeh, Chi-Yuan & Huang, Chi-Wei & Lee, Shie-Jue. (2011). A multiple-kernel support vector regression approach for stock market price forecasting. *Expert Syst. Appl.* 38. 2177-2186.
- Zhang, Yuchen & Hamori, Shigeyuki. (2020). The Predictability of the Exchange Rate When Combining Machine Learning and Fundamental Models. *Journal of Risk and Financial Management*. 13. 48.