

國立屏東大學商業自動化與管理學系
碩士班碩士論文

指導教授：葉貞吟博士

文具產業外銷銷售預測模型之研究
—以機器學習建構

NPTU

Sales Forecasting Model of Stationery Industry
- A Machine Learning Approach

研究生：蔡雅婷撰

中華民國 一零八 年 十二 月

國立屏東大學商業自動化與管理學系碩士班

碩士論文

研究生：蔡雅婷

文具產業外銷銷售預測模型之研究-以機器學習建構

本論文經審查及口試合格特此證明

論文口試委員會主席

許淑英

委員

葉貞吟

委員

林靜儀

指導教授：葉貞吟博士

葉貞吟

系主任：李國榮博士

李國榮

中華民國 108 年 06 月 19 日

謝誌

我人生中第一個研究生生活即將劃下句點，遇到了不少不經讓人懷念的事，那時每天與班上同學合作完成每堂課的上台簡報、一邊著手研究，那種蠟燭兩頭燒的回憶和老師們的諄諄教誨，現在回想起仍記憶猶新，滿滿的都是學生時代充實又幸福的感動。

在論文完成那一刻，也代表著我又經歷一段校園生涯，這期間特別感謝我的指導教授葉貞吟老師，貞吟老師從開始給予題目訂定的方向到最後，就算研究過程中碰到一次又一次的瓶頸，因為有老師一路以來的付出和好脾氣，總是包容著學生的不足，都能夠順利地迎刃而解，一定要和您說聲「老師，謝謝您!」。口試期間，曾給予我許多寶貴建議和鼓勵，使得本研究能趨於完善，真誠的對於每位校內、校外的教授與口試委員們在此致上感謝。

我明白任何一件成功的事情，不是只靠一個人努力就能夠做到的，而是集結多方的力量，倚靠著你們繼續著我的步伐，感謝一路陪伴與鼓勵我、支持我的師長、同學與親人，盼望未來我能再次成為你們心中的驕傲!最美的感謝我想留給我最敬愛的爸爸、媽媽和一起快樂成長像朋友一樣的兩個姊姊和小妹，在我能順利完成碩士學位的過程中，默默付出最溫暖的支持，縱使辛苦疲憊卻感到甘甜無比，謝謝你們，我愛你們。

蔡雅婷謹致

國立屏東大學

商業自動化與管理學系

中華民國 108 年 12 月

摘要

為了在不斷變化的環境裡提升企業的競爭優勢，組織的管理階層必須依據資訊即時做出正確的決策，以因應瞬息萬變的市場趨勢。企業一切的採購、生產計劃以銷售預測為源頭，銷售預測對市場上的決策和規劃極為重要。銷售預測基於過去銷售數據，並考慮各種影響銷售的因素，鑑於各國整體性的發展與經濟環境變動影響各國人們消費，尤其對於專事外銷的公司而言，因出口受國際市場上許多未知因素的影響，如整體經濟環境因素和市場因素等，進行銷售預測更為困難。本研究以一家專事外銷文具用品的製造廠商為個案研究，運用該公司企業資源規劃系統資料庫中過去外銷銷售歷史資料及外銷客戶國家整體經濟環境因素包括匯率、通膨指數、國內生產總值、購買力平價和市場因素學齡人口，以三種機器學習之方法，建構一預測外銷銷售狀況之模型，並探討銷售量與經濟環境因素與市場因素之關係。

關鍵字：機器學習、銷售預測、外銷

Abstract

In the increasingly competitive environment, companies are constantly focused on adjusting the sales strategies to closely satisfy customers' requirements and preferences. The sales forecast is usually based on past sales history data and considers various factors that possible affect sales through certain analytical methods to propose a predictive sales result. In the export-sales company, sales forecasting is challenging because the export-sales forecaster is plagued by a number of problems unknown in international market. Forecasting experts base their judgment often on the economic expectations, numerically represented in economic indicators. Macroeconomic information has been used in improving forecasting. The other potential of external indicators is population needs to be included in export-sales forecasting model as well. This study presents a different use of this methodology in a real-world case of export-sales forecasting. The prediction models are compared and evaluated using three machine learning techniques based on past sales history data (Enterprise resource planning, ERP) and external indicators (*e.g., Exchange Rates, Inflation Rate, Gross Domestic Product, Purchasing Power Parity*). The key insight of the study is a substantial improvement in prediction accuracy using machine learning technique. The result adds to the discussion of the continuing debate about superiority of computational methods over statistical techniques and provides a suitable sales forecasting method for enterprises.

Keywords: Machine Learning 、 Sales Forecasting 、 Export sales

目錄

謝誌	I
摘要	II
Abstract	III
目錄	IV
表目錄	VII
圖目錄	VIII
壹、緒論	1
一、研究背景與動機	1
二、研究目的	3
三、研究流程	5
貳、文獻探討	6
一、銷售預測	6
二、總體經濟環境	11
(一)匯率	11
(二)通膨指數	11
(三)國內生產總值	11
(四)購買力平價	12
三、市場區隔	12
四、機器學習	13
(一)隨機森林	13
(二)羅吉斯迴歸	14
(三)類神經網路	14

參、研究方法	15
一、研究對象	15
二、資料蒐集	15
三、變數介紹	15
四、相關性分析	16
五、演算模型	16
(一)隨機森林	17
(二)羅吉斯迴歸	17
(三)類神經網路	18
六、評估模型	18
(一)預測性能指標	18
(二)ROC 曲線	18
(三)AUC	19
七、資料分析流程	19
肆、研究結果與分析討論	21
一、敘述性統計	21
二、相關性分析	25
三、預測評估結果	25
(一)預測性能指標	25
(二)ROC 曲線	26
(三)AUC	26
伍、結論與建議	28
一、結論	28
二、研究貢獻	29
(一)理論性意涵	29
(二)實務性意涵	29
三、研究限制與未來研究建議	30

陸、參考文獻	31
一、中文文獻	31
二、英文文獻	31

表目錄

表 2-1 銷售預測相關文獻之整理.....	8
表 3-1 變數名稱與變數定義.....	16
表 4-1 主要客戶國年銷售金額.....	21
表 4-2 主要客戶國年匯率.....	22
表 4-3 主要客戶國年通膨指數.....	22
表 4-4 主要客戶國年 GDP.....	22
表 4-5 主要客戶國年 PPP 指數.....	23
表 4-6 敘述性統計分析之結果.....	24
表 4-7 kendall 等級相關係數分析結果.....	25
表 4-8 三種預測模型之各預測指標結果.....	26
表 4-9 三種預測模型之 AUC 之結果.....	27

圖目錄

圖 1-1 2012 年~2017 年各式紙類文具進出口貿易值表.....	2
圖 1-2 2012 年~2017 年鉛筆及蠟筆進出口貿易值表.....	2
圖 1-3 研究流程.....	5
圖 3-1 資料分析流程.....	20
圖 4-1 主要客戶國年銷售金額.....	21
圖 4-2 前四名國家年度學齡人口增減情況.....	23
圖 4-3 主要客戶國年度學齡人口增減情.....	24
圖 4-4 隨機森林之 ROC 曲線.....	26
圖 4-5 羅吉斯迴歸之 ROC 曲線.....	26
圖 4-6 類神經網路之 ROC 曲線.....	26

壹、緒論

本研究之緒論主要為三個部分，第一部分為研究背景與動機，主要介紹文具產業外銷發展概況以及企業銷售預測模式；第二部分即敘述研究目的；最後一部分將闡述本研究之研究流程。

一、研究背景與動機

光復年前，台灣文具產業仰賴由國外進口，一直到 1950 年較具規模製造鉛筆、蠟筆與複寫紙的工廠才紛紛出現，從國外進口的文具開始被台灣製造商所取代，發展到 1960 年文具業者除供應國內市場之外，尚有餘力可外銷供應出口需求，並開始建立自己的市場，至 2004 年產業在市場導向下，開始受到總體經濟發展及人口成長等因素影響，消費者不只考量產品的實用性、品質與設計感。換言之，文具業者受到國際市場以及全球產業結構改變的影響，而將文具產業型態積極改良產品與開發，朝向精緻化、高附加價值目標發展，我國文具業業者不僅引進相關技術、加強設計、提升品質，更推廣自有品牌的銷售，因此文具用品在台灣已屬於一個成熟之產業型態（台灣區教育用品工業同業公會，2019）。

文具產業市場受國家總體環境因素、人口成長等影響，面臨中國與東南亞國家的低價競爭影響，造成文具產業占出口比重愈來愈少（麥世昌，2009）。近年來國內文具產業在出口市場各式紙類的出口數據正逐年大幅減少中，減少到僅剩過去 2012 年的一半，而 2016 年至 2017 年各式鉛筆及蠟筆的出口數據同樣發生下滑之情形，以圖 1-1、圖 1-2 所示。

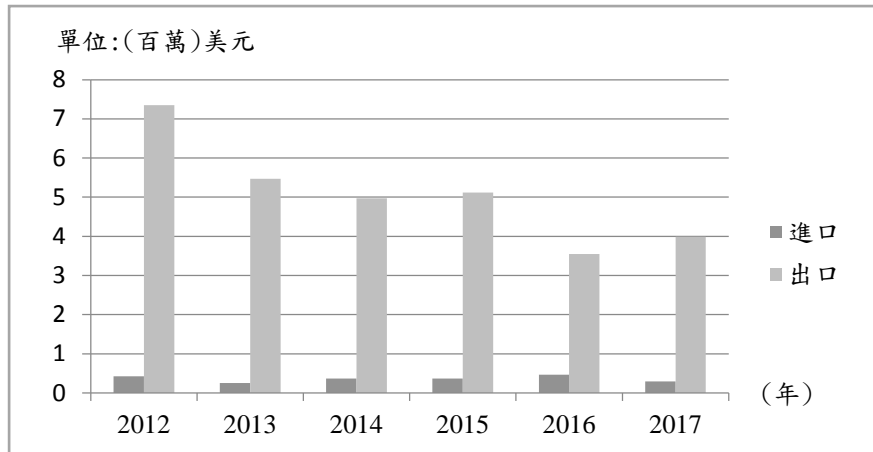


圖 1-1 2012 年~2017 年各式紙類文具進出口貿易值表
資料來源:經濟部國際貿易局中華民國關務署

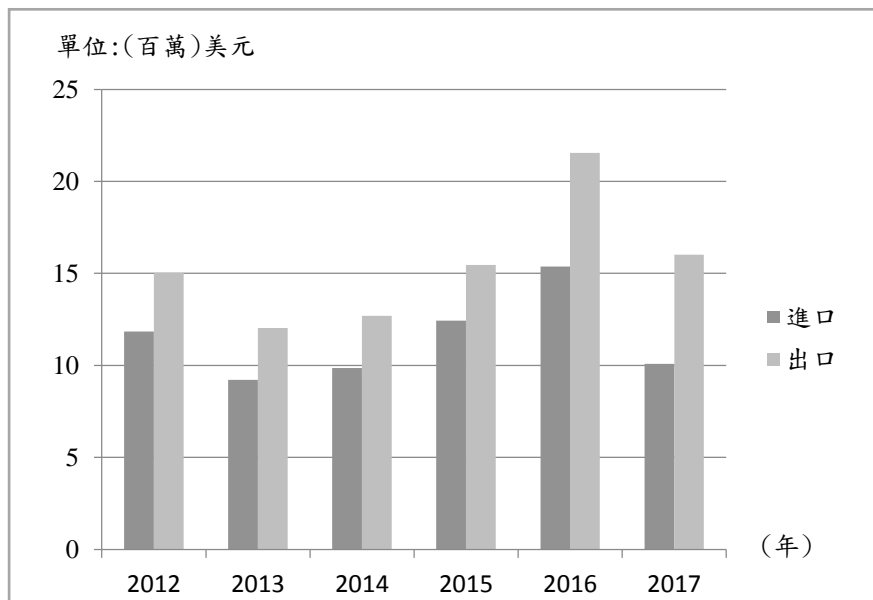


圖 1-2 2012 年~2017 年鉛筆及蠟筆進出口貿易值表
資料來源:經濟部國際貿易局中華民國關務署

預測的不準確必然導致企業處於低效率運營的狀態，銷售預測對企業利潤的影響是如此重大，企業一切的採購、生產計劃的源頭即為銷售預測(Kuo & Xue, 1999)，一旦銷售預測不準確，所影響的並非只是終端零售業者，而是從製造商、批發商等整條供應鏈上下游的各個生產或銷售計劃，牽一髮而動全身，預測亦是企業長期的預算規劃與成本控制的基礎，有能力做出精確預測為公司在做重大決策時是很重要依據 (Chopra & Meindl, 2007)。銷售容易受許多因素的影響，因此，

找出重要的銷售額預測變數提供企業進行決策時之參考，可提升銷售管理效能。如何較精確的去掌控未來影響銷售量之因素，便是對於企業決策之成敗而言有著重大的影響力，為了在不斷變化的環境裡提升企業的競爭優勢，組織的管理階層必須利用資訊預測並即時做出正確的決策以因應瞬息萬變的市場趨勢。

二、研究目的

隨著科技高度發展，在技術層面上滿足客戶需求已不成問題，未來需求訂單的不確定性高和客戶訂單變動不穩定，銷售的轉變著重資料蒐集、分析以及處理的能力，以滿足客戶所期望之實際需求，有價值之客戶乃指「能為企業帶來高於企業所花成本最終利潤之客戶」，因此企業應將行銷的重心放在有價值的客戶上建立長期的關係，使其成為企業帶來長久的利潤(Kotler & Armstrong, 1999)。如同 Hughes (1996)認為應將有價值的舊客戶視為企業的一項珍貴資產，Reichheld and Teal (1996)指出若企業能減少 5%的客戶流失率，可提升 25%到 85%的利潤，因此瞭解客戶的行為狀態及生命週期，對於企業而言也將等同於瞭解企業資產的消長趨勢，其重要性不待言。

評估一家公司的經營績效有許多的指標，銷售量一直都是一個重要的項目，因為銷售量就代表著公司在市場上的佔有率，也是公司營運的基礎，銷售量的成長代表了獲利的機會，反之銷售量降低則會帶來獲利緊縮，有效的銷售量預測對於評估一家企業的經營績效與營運前景是很重要的項目(Reichheld et al., 1996)。若企業能有效掌握影響自身營運狀況的因素，進而做出正確的銷售額預測，精準的預測出其未來可能變動的趨勢，找出關鍵因素並加以控制，便能使公司有效率的經營而能實現公司的目標，助於提升企業的營運效率與評估企業的經營績效和營運前景。因外銷產業主要受外部因素影響，管理者在預測時必然會面臨企業在全球總體經濟的各項因素不確定下，消費者的消費習慣與可能受限的消費環境，這些銷售狀況的不同有時會反映在需求曲線上，進而影響到供應鏈的需求

(Chopra et al., 2007)，成為影響企業銷售成敗關鍵之一。過去研究多以單一國家或單一產品為銷售預測對象與目標及以傳統統計方法預測銷售(Hofmann-Stölting, Clement, Wu & Albers, 2017 ; Loureiro, Miguéis & da Silva, 2018)，科技日新月異的進步、資訊快速地流通，面臨大數據時代的衝擊以及太多不確定與多樣性因素的市場需求，資料量大量的增加，仰賴機器學習來處理資料和數據，利用智慧數據分析方法為預測銷售的重要趨勢。

本研究以一專事外銷文具用品製造廠商為研究對象，考慮影響外銷國家總體經濟因素以及影響產業的市場因素，及個案研究公司企業資源規劃系統十年的銷售資料，利用機器學習之方法，建構預測未來外銷銷售狀況之模型，本研究目的如下：

- (一) 本研究將個案公司銷售歷史資料及外部資料包含外銷國家總體經濟環境資料，統整匯率、通膨指數、國內生產總值與購買力平價和市場因素的學齡人口數資料，分析並建立有效預測未來銷售之模式。
- (二) 利用三種不同的機器學習方法來預測外銷銷售，並比較各模型之預測準確率。
- (三) 藉此銷售預測模式，提供相關企業作為參考依據。

三、研究流程

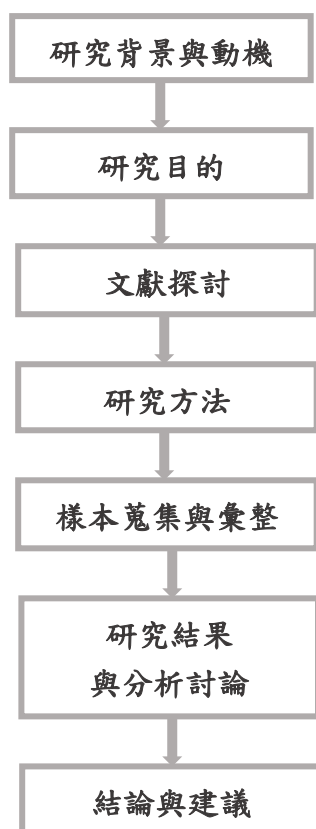


圖 1-3 本研究之流程

本研究根據研究背景與動機以及研究目的，上圖為本研究流程圖，其研究相關步驟詳述如下：

- (一) 確認研究背景與動機、研究目的:確認研究的背景、動機、範圍及目的，以作為研究進行的目標。
- (二) 文獻探討:根據本研究範圍，蒐集過去研究銷售預測方法之相關文獻，進行文獻探討，並對文具產業外銷背景進行初步瞭解。
- (三) 研究方法:本研究以機器學習(Azure Machine Learning)建構個案公司外銷銷售預測模式。
- (四) 資料分析:將取得資料蒐集統整後，經過分析後歸納出結果。
- (五) 結論與建議:除針對文獻探討與資料蒐集整理的結果外，另提出本研究在實務運用與學術研究上的相關建議事項。

貳、 文獻探討

本章節旨在透過蒐集、整理與本研究相關文獻，共分成四個部分逐一介紹，第一部份，介紹近年來銷售預測的意義與內涵；第二部分將闡述總體經濟環境與外部因素之定義，第三部分則進一步針對市場區隔進行說明；最後一部分為機器學習相關模型之介紹。

一、銷售預測

銷售預測(Sales Forecasting)對企業利潤的影響是如此重大，因此許多企業都定期執行銷售預測，但預測出的結果卻往往不盡理想(Dalrymple, 1987)。不論預測所使用之方法為何，都一樣會受到不同因素的影響因而產生些微誤差，而這些影響因素通常無法事先得知，因而使得預測結果與實際銷售量出現差距。銷售預測在商業領域中，佔有相當重要之角色，也是非常重要的議題(Chang, Liu & Fan, 2009)。因企業對於未來營運環境的不明朗且產品生命週期日益縮短，無法確定所提供之產品與服務在下一季是否還能受到客戶追逐與青睞，若能提前預知產品或服務的銷售趨勢，將能幫助企業提前擬訂有利之策略(Chang & Caudill, 2005)。

預測模式是利用已有的數值去預測目標結果的方法，亦即根據被檢驗對象的歷史性觀察值來推估該屬性未來的可能結果，其所分析的數值會與時間有關(Tay & Cao, 2001; Efendigil, Ö nüt & Kahraman, 2009; Tsai, Lee & Wei, 2009)。銷售量是一種時間序列(time-series)的資料，徐守德與李鎮旗(1994)指出時間序列分析法、單純預測法、主觀判斷法，均為可行之銷售預測方法。現今，人工智慧技術蓬勃發展後，許多研究結合人工智慧技術來做銷售預測，這也大大提升了預測準確率，且被應用在各個領域的銷售預測。

銷售預測為在一特定行銷計畫或所認定之外在因素下，個別廠商對未來某段

期間內之銷售量或銷售額所做之推測。銷售預測有三個主要的目的:第一、有助長期規劃與目標訂定，第二、便於短期之作業性決策，第三、提供評估銷售績效之基礎(Mentzer, Bienstock & Kahn, 1999)。常見的銷售預測方法有主管意見評審會、銷售共同預測、相關因素法、客戶意見調查法、德菲法等非計量性的銷售預測方法，並說明在選擇特定預測方法時必須考慮之因素，是企業在進行預測時的基礎，藉由不同的方法使各階段的決策能增進營運效率並進一步達到提升獲利和降低成本之目的(Reichheld et al., 1996)。銷售預測以過去的歷史資料，考慮各種的影響因素後，結合企業的銷售數據，透過一定的分析方法提出未來的可能銷售，意指分析銷售歷史性資料，以取得銷售本身內在資訊方式來做預測，或同時加入影響銷售的外在資訊變數做預測(Winklhofer & Diamantopoulos, 2003)。目前已有許多針對銷售預測進行的研究，在商業領域中，透過良好的銷售預測可以更有效率地幫助決策者計算生產或是原料成本以及銷售價格(LeVee, 1993; Diamantopoulos & Winklhofer, 2003)。

過去銷售預測研究如 Mehendale, Abhang and Nadheera (2018)研究公司銷售數據，以匯率、通膨指數、失業率、利率、總資產、折舊、總銷售額、股票變動以及競爭者為影響變數。呂奇傑與蘇子庭(2018)學者提出篩選出重要變數後再建構預測模式的方法的確能提高預測準確率，他們篩選出銷售額之每季移動平均(X1)、「前一期之銷售金額(X3)、前二期之銷售金額(X4)對銷售結果有重要的影響。李天行、呂奇傑與鄭婷方(2017)對個案飯店進行探討，發現重要的預測變數為「去年同期銷售額」，飯店的銷售具週期性(每季)的影響明顯，不太受總體經濟狀況的影響，較受短期的因素影響。表 2-1 為近期學者之銷售預測相關的文獻。

表 2-2 銷售預測相關文獻之整理

篇名	作者	年份	研究變數	研究目的	研究結果
Exploring the use of deep neural Networks for sales forecasting in fashion retail	A.L.D. Loureiro, V.L. Miguéis and Lucas F.M. da Silva	2018	商店類型、公司規模、期望水平、價格、銷售量	探討利用深度學習方法預測時裝業未來幾季新產品的銷售狀況。	比較深度學習方法，包含決策樹、隨機森林、支持向量迴歸、人工神經網絡和線性迴歸。結果發現在預測時尚零售市場的銷售狀況，考慮評估指標，表現績效最佳，即隨機森林。
Application of artificial intelligence (AI) for effective and adaptive sales forecasting	Mehendale, Abhang and H. R., Nadheera Sherin	2018	銷售額、匯率、通膨指數、失業率、利率、總資產、折舊、總銷售額、股票變動、競爭者(利率、總資產、折舊、總銷售額、股票變動)	影響市場的因素及其影響程度高度難以捉摸且不穩定，此研究應用人工智能技術識別、預測複雜的銷售模式，並將結果與線性模型的預測結果進行比較。	神經網絡考慮到影響的各種因素，因此有助於它更好地預測並防止企業虧損，它的適應性使其優於線性模型。
Explaining machine learning models in sales predictions	Bohanec, M., Borštnar, M. K., and Robnik-Šikonja, M.	2017	產品、公司規模、成長值、交叉銷售、交易狀態、客戶、競爭者	在 B2B 銷售中，提出一種新的預測模型，並支持方法有效性和可用性，以解決 B2B 銷售預測的複雜現實商業問題。	績效指標中的成長值及交叉銷售的銷售預測結果皆為優於初始預測，證明對 B2B 銷售預測是有效且支持的。

Sales Forecasting of New Entertainment Media Products	Hofmann-Stölting, C., Clement, M., Wu, S., and Albers, S.	2017	產品差異化、廣告預算、國家、價格、分銷能力、季節、競爭者	分析不同類別媒體產品的擴散模型是否為預測新娛樂產品在發佈之前的銷售情況，提供了有用的支持。	涵蓋德國三個產業包含音樂、電影和文學市場的樣本，結果說明模型的預測優於大多數產品的管理團隊的預測。與產業相關的廣告和產品差異化因素(明星實力和商品原產國)，及其他變數包括價格、分銷能力、季節和競爭者，在跨不同產業仍與銷售預測模型有高度相關。
應用與比較多種資料探勘預測技術於電腦代理商銷售預測之研究	呂奇傑與蘇子庭	2018	每季之移動平均(X1)、每半年之移動平均(X2)、前一期之銷售金額(X3)、前兩期之銷售金額(X4)、前三期之銷售金額(X5)、前期與後期之變動率(X6)、3個月之相對強弱指標(X7)、6個月之相對強弱指標(X8)、12個月之相對強弱指標(X9)、3個月之乖離率(X10)、6個月之乖離率(X11)與12個月之乖離率(X12)	使用 BPN、SVR、CMAC 與 MARS 四種不同方法，藉由 MARS 優異的篩選變數之能力，篩選出對資訊產業較為重要之變數。	預測模式以 MARS-SVR 的績效最佳，代表先經由 MARS 篩選出重要變數後再建構預測模式的方法的確能提高預測準確率。最後所篩選出銷售額之每季移動平均(X1)、「前一期之銷售金額(X3)、前二期之銷售金額(X4)」，對銷售結果有重要的影響。

基於多種變數選擇技術與極限學習機於飯店業銷售預測	李天行、呂奇傑與鄭婷方	2017	經濟指標:景氣領先指標、通膨指數、失業率、入境人數、匯率、股價指數、進出口貿易總值;歷史銷售資料:去年同期銷售額、前二個月銷售額移動平均、前三個月銷售額移動平均、前一個月銷售額、前二個月銷售額、前三個月銷售額、前二個月銷售額之差比率、前三個月銷售額之差距比率	整合變數選擇技術(variable selection)與極限學習機(Extreme Learning Machine, ELM)預測技術於飯店業的銷售預測。透過對這些重要預測變數的討論與瞭解可達到重點管理及提升銷售管理效能的目的。	對個案飯店而言,重要的預測變數為「去年同期銷售額」,飯店的銷售具週期性(每季)的影響明顯,其不太受總體經濟狀況的影響,較受短期的因素影響。
--------------------------	-------------	------	---	--	---

資料來源:本研究整理

二、總體經濟環境

早期相關研究存在一個重點缺點，大多僅採經濟成長與出口成長這兩個變數，從事因果關係檢定。陳詠霖（2014）研究結果提出出口貿易對經濟發展具正面影響，且不同之經濟變數會因政策改變產生不同的影響。

（一）匯率

世界各國幣值與貨幣的命名不一，因此需對國家之間的貨幣規定一個標準的兌換率，即匯率(Exchange Rates)，簡單說就是以一國貨幣兌換其他一國貨幣的比率。匯率可以表示為一段時間內的平均匯率或期末的匯率、反映一個國家當時匯率的多樣性(Thornton, 1997)，國家經濟政策變動可能造成實質匯率產生波動進而影響出口，像是匯率制度發生變革或突發的經濟事件等 (Hegwood & Papell, 1998; Chinn, 2000)。受浮動的匯率影響對實質出口產生正相關影響，說明匯率與出口之間具相關影響程度 (Poon, Choong & Habibullah, 2005)。

（二）通膨指數

Li and Matsui (2009)分析貨幣政策對各國貨幣競爭的影響，說明通膨指數用以反映通膨指數(Inflation Rate)、貨幣貶值的程度，通膨指數反映當期物價水準，適當的通膨指數能帶動經濟成長，相對地，過高或過低都會造就情況不佳的經濟發展，經濟學上，通膨指數率是指一般價格總水平通常為一年內的上漲率。過去研究 Maćkowiak (2007) and Demirel (2009)發現當國家利率改變時通膨指數會先行因應，進而影響其他經濟變數。

（三）國內生產總值

國內生產總值(Gross Domestic Product, GDP)指在某國一年的時間裡所生產的最終財物與勞務在市場上的價值，換句話說，GDP 係指一國境內所有的生產者(企業)在一定期間內「新創造」之產品與服務的總計，並非國內各產業產值的加總。衡量國內生產總值在一國境內，相較於其他包含境外生產水準的經濟指標更足以揭露出國內經濟活動的熱絡程度（范秉航，2006）。

Ghartey (1993)研究曾利用因果檢定法實測，探討台灣、日本和美國出口與

經濟成長間因果關係。以台灣及美國為研究對象，實證結果說明經濟成長與出口成長為相關影響，另外，發現在日本貿易條件為主要影響經濟增長之變數，並提出經濟成長與出口成長兩者間存在著因果關係。過去研究結果也發現 GDP 增減之變化對出口的需求狀況產生極大的相關程度。Burney (1996)學者分析總體經濟成長與出口之關係，研究變數選擇包括國內生產總值、出口、資本和能源，結果提出出口與經濟成長存有正相關，證實國內生產總值對出口扮演其重要角色。

(四) 購買力平價

購買力平價(Purchasing Power Parity, PPP)是透過國家之間價格水平差異來平衡不同貨幣購買力的貨幣轉換率。簡單說購買力平價顯示不同國家同一商品或服務的本國貨幣價格比率，此項指標為呈現一國「貨幣購買力」，同時反映各國民眾享有福祉的高低(Hegwood et al., 1998)。Booth and Rotenberg (1990)其研究結果發現當本國貨幣轉換率呈上升狀態時，國外競爭者開始進入市場，代表對於整個市場而言外銷出口逐漸有吸引力。

三、市場區隔

市場區隔(Market Segmentation)為重要的行銷策略，它的目的是確定並描繪出區隔市場或「買家群體」，將其成為公司營銷計劃的目標，市場區隔將總需求分為相對均質的區隔市場，這些市場區隔由具有某些共同特徵，可以解釋和預測市場區隔中的消費者對銷售刺激的反應 (Tynan & Drayton, 1987)。Smith (1956)認為顧客之市場需求，是建立市場區隔發展的基礎，且必須針對不同的群體或個體顧客需求，調整產品及行銷策略，以符合顧客之市場需求。如同 Kumar, Scheer and Kotler (2000)所提及執行市場區隔的第一步，先蒐集所有對市場有利的變數，並將這些變數採取區隔的動作進行，即可描述出區隔中每個消費者與潛在消費者的樣貌。同樣地，Wind (1978)指出市場區隔提供廠商在市場與產品之間行銷策略與資源分配的重要指南。

市場可以按地理、人口、心理或行為變量區隔，在市場區隔變數部份，Calantone and Sawyer (1978)將市場區隔變數分為基本利益尋求變數、偏好變數、人口統計變數及生活型態變數來分析。為使企業在市場上有所競爭力，最基本要

對自身客戶群有一定的了解進而區隔市場，有效提升企業的競爭優勢(McGinnis, 1990; Ludvigsen, 1999; Kotler & Gertner, 2002)。Boote (1981)認為市場區隔可以分辨不同消費者，並針對族群進行行銷，目標為可降低行銷方案風險並提升整體效益，降低如何與針對目標提供新產品或服務的風險，加強行銷效果，Datta (1996)提出了結合產品區隔及市場區隔的概念，故市場區隔是一個可被不同領域運用並預測市場需求的區隔模式。

四、機器學習

機器學習(Machine Learning, ML)已經成為重要的資訊技術，其原理是指電腦模擬人類的學習行為，使獲得新的資訊或知識、自動學習從巨量資料中找到規則，使有能力做出預測，機器學習屬於人工智能的一門學科，其中含括各種數學與計算機理論所發展的多項領域技術，人工智能的研究者研究開發一些演算法，想讓機器能像人一般思考，而資料探勘採用這些演算法 (Stuart, Huck, Genzer, Müller, Ober, Stamm & Winnik, 2010)。

機器學習是由五個基本元件所組成，分別為輸入資料、輸出資料、未知目標函數、訓練資料集與假說。機器學習的目標是要模擬連結輸入資料與輸出資料，所產生未知且複雜的目標函數，藉由觀察訓練資料集，使用數學演算法從一群候選函數中選出最合適的一個或多個函數，最後產出一假說，此假說將非常類似未知的目標函數(林軒田，2014)。因此，近年來，在機器學習方法中，由於擁有非線性及能在大量的樣本資料中找出隱含模式的能力，使其能在許多不同領域的實務預測問題上有良好的預測結果(Zhang, Patuwo & Hu, 1998; Hamzaçebi, Akay & Kutay, 2009; Kshemkalyani & Singhal, 2011)。

(一) 隨機森林

隨機森林(Random Forest)的核心精神為建立多個決策樹分類器，再由個別的分類器得到的分類結果取眾數決定。其作法主要將先隨機挑選資料集合中部分或全部的特徵屬性，並隨機挑選部分或全部的資料建立決策樹分類器。其中結合 Breiman (2001)所提出「Bootstrap aggregating 方法」，將每個決策樹分類器

由不同的特徵屬性組合與不同的資料子集合組合所建立，故每個決策樹分類器將可從不同的資料面向來進行分類和預測，藉以提升分類的正確率。

隨機森林模型在各個不同的領域早已被廣泛成功應用，包括預測績效、市場行銷研究、客戶關係管理等面向，皆獲得良好分類及預測成效。將深度學習之方法應用於便利商店時效性商品零售預測（歐宗殷、洪志洋與林哲瑋，2018）。故本研究嘗試使用隨機森林，針對影響未來銷售狀況預測的變數進行探討，期望能建立一個精確的預測未來銷售狀況之模型。

（二）羅吉斯迴歸

羅吉斯迴歸(Logistic regression)類似線性迴歸模式，為使相關性分析結果能最精簡的被建立，在分類時只有（是或否）兩類（Yilmaz, 2009）。也就是羅吉斯迴歸主要用於描述二元性資料的依變數與目標變數之間關係，故作為用來分析依變項與自變數間關係的一個良好方法(Wan, 2009)。

（三）類神經網路

類神經網路(Neural Networks)係為一種模仿生物由彼此相互連結的簡單神經元所構成的一組運算模型，而創造出來的人工神經元，又稱為人工神經網路(Artificial Neural Networks)，其中每條連結皆帶有與其關聯的權重（Han & Kamber, 2011）。具有將輸入與輸出變數之間，表現複雜的對映關係之功能，構成類神經網路的重要處理單元(Processing Element)，為解決非線性問題的工具之一(Chang & Wang, 2006)。

參、研究方法

一、研究對象

本研究以一家專事外銷文具用品的製造廠商為個案研究，本研究研究對象為台灣專業生產各類小學生文具用品包含自動鉛筆、蠟筆、橡皮擦、膠水等各式塑膠文具，主要貿易地區為大洋洲、中東、亞洲、北美、非洲、歐洲以及中南美，並為客戶提供 OEM 服務。

二、資料蒐集

分為內、外部資料，內部資料為個案公司外銷銷售歷史資料，銷售歷史資料是蒐集個案公司企業資源規劃系統資料庫中過去 2012 年至 2017 年之外銷銷售資料，涵蓋 36 個外銷客戶國家(其中含中國、日本、香港、馬來西亞、越南、印度、尼泊爾、泰國、緬甸、菲律賓、法國、英國、德國、奧地利、美國、加拿大、墨西哥、義大利、比利時、匈牙利、葡萄牙、瑞士、西班牙、羅馬尼亞、瓜地馬拉、賽爾維亞、智利、阿根廷、宏都拉斯、巴西、科威特、哥倫比亞、澳洲、非洲、埃及以及阿拉伯)、共 265 個客戶，930 筆資料。

本研究在外部資料方面由 World Bank Open Data 蒐集 2012 年至 2017 年外銷客戶國家整體經濟環境因素包括匯率、通膨指數、國內生產總值、購買力平價和市場因素的初等教育小學生年度學齡人口。因個案公司為專事生產各類小學生文具用品之企業，文具製造僅適合學齡兒童使用，本研究以年齡在 6-12 歲之間初等教育小學生的年度學齡人口數，作為本研究市場變數。

三、變數介紹

本研究蒐集年度銷售量、匯率、通膨指數、國內生產總值及購買力平價之比較與市場因素即年度學齡人口之比較，作為本研究分析的方向，其中資料蒐集的影響未來銷售狀況預測模型之 17 項變數以及其定義以下表 3-1 所示。

表 3-1 變數名稱與變數定義

研究變數			定義
目標變數	銷售量	最近一年度(2017)與前一年度(2016)銷售量比較 (PS1)	上升=1 下降=0
內部因素		前一年度(2016)與前兩年度(2015)銷售量比較(PS2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)銷售量比較(PS3)	上升=1 下降=0
總體經濟環境因素	匯率	最近一年度(2017)與前一年度(2016)匯率之比較(ER1)	上升=1 下降=0
		前一年度(2016)與前兩年度(2015)匯率之比較(ER2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)匯率之比較(ER3)	上升=1 下降=0
	通膨指數	最近一年度(2017)與前一年度(2016)通膨指數之比較(I1)	上升=1 下降=0
		前一年度(2016)與前兩年度(2015)通膨指數之比較(I2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)通膨指數之比較(I3)	上升=1 下降=0
	國內生產總值	最近一年度(2017)與前一年(2016)度國內生產總值之比較(G1)	上升=1 下降=0
		前一年度(2016)與前兩年度(2015)國內生產總值之比較(G2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)國內生產總值之比較(G3)	上升=1 下降=0
	購買力平價	最近一年度(2017)與前一年度(2016)購買力平價之比較(P1)	上升=1 下降=0
		前一年度(2016)與前兩年度(2015)購買力平價之比較(P2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)購買力平價之比較(P3)	上升=1 下降=0
市場因素	學齡人口	最近一年度(2017)與前一年度(2016)學齡人口之比較(ST1)	上升=1 下降=0
		前一年度(2016)與前兩年度(2015)學齡人口之比較(ST2)	上升=1 下降=0
		前兩年度(2015)與前三年度(2014)學齡人口之比較(ST3)	上升=1 下降=0

資料來源:本研究整理

四、相關性分析

鑒於本研究變數多為類別變數，因此利用與兩組變數之間關係密切程度之統

計指標相關之kendall等級相關係數(Kendall tau rank correlation coefficient)進行分析，探討研究的自變項與銷售變化的相關性。

五、演算模型

過去已有許多研究利用機器學習來建構一預測模型，因此本研究參考先前的研究模型(Li, Chen, Zhang & Hai, 2018)研究模型，並採用機器學習(Azure Machine Learning)的三種方法，依序分別為隨機森林(Random Forest)、羅吉斯迴歸(Logistic regression)和類神經網路(Neural Networks)，分別將資料分割 75%為訓練模式及 25%屬評估模式，以建構一個精確、有效的外銷銷售狀況之預測模型。

(一) 隨機森林

Breimans (2001)提出隨機森林(Random Forest)的運算，首先，選取 m 個子集合開始預測決策樹的成長，比起所有自變數子集合較小，因此是最佳分離節點，最後步驟為依照訓練模式的拔靴樣本，取決每棵樹的成長。隨機森林的步驟說明如下：

1. 從訓練模式樣本集中隨機選擇 m 個拔靴樣本，採用放回式方式取出。
2. 在樣本中導出決策樹對每一個節點進行：(1)隨機選取 d 個特徵採取出不放回方式、(2)利用特徵分割該節點，藉由「目標函數」找到最合適的方式。
3. 反複 k 次(1)到(2)之過程。
4. 彙總全部決策樹的預測，以「多數決」(majority voting)的方式指定類別標籤。

Chen and Liu (2005)以及Loureiro et al. (2018)研究中皆表示隨機森林模型在分類和預測問題上有不錯的準確率，能夠處理具高維特徵的樣本、資料且不需要降維。

(二) 羅吉斯迴歸

羅吉斯迴歸(Logistic Regression)是一種分析依變數資料受到一種或多種自變數影響之模型方法，這種方法特點在於分析類別型態之反應變數，其由對數機率函數(Log Probability Function)轉換而來，最常見為二元反應變數，事件發生

($Y_i = 1$)或是事件不發生($Y_i = 0$)、上升($Y_i = 1$)或是下降($Y_i = 0$)等解釋，發生的機率個別為 p 和 $1-p$ (Wan, 2009; Yilmaz, 2009)。

(三) 類神經網路

類神經網路(Neural Networks)中，神經元將自行輸入的值依其相對重要性給予不同的權數(weights)，經由激發函數透過加總後轉換可得一輸出值，進行中透過以下兩種方法，第一利用學習過程(learning)讓網路在學習演算法中一直學習，直到輸出一權重值，另一種做法是讓網路以輸入資料決定輸出資料，依學習演算法進行回想過程(recalling) (葉怡成，2002)。Chang et al. (2006)結合了 SOM(Self Organization Map), Neural Networks, GA(Genetic Algorithms)與 FRB(Fuzzy Rule Base)，以及使用 BPN 等方法做銷售預測。

六、評估模型

機器學習方法中，分類是針對離散的資料建立一個分類器模型，透過分類器模型將數據依序分配到指定的類別中，常見分類器模型主要的評價指標有準確度(Accuracy)、精確率(Precision)、F1-Score、ROC 曲線以及 AUC 等。

(一) 預測性能指標

1. 準確度(Accuracy):機器學習方法中，準確度(Accuracy)是用來評估分類器性能的廣泛有效性衡量 (Michie, Spiegelhalter & Taylor, 1994)。若在數據分佈不均狀況下，只使用單一準確度(Accuracy)公式來評估計算模型，分析出的指標會不夠具有代表性。
2. F1-Score:是精確率(Precision) 與召回率(Recall)的加權平均值，當精確率(Precision)與召回率(Recall)同時出現矛盾時，F1-Score 就成為最常見的綜合評量指標，提供對查詢模型結構和實驗資料之間總體擬合的評估，當數值越高代表品質越佳 (Huang, Powers & Montelione, 2005)。

(二) ROC 曲線

ROC 曲線的學名為 Receiver Operating Characteristic Curve (ROC Curve)。是

一種以座標圖方式呈現二分類的分析工具，在 ROC 曲線中，縱軸代表真正類率(True Positive Rate)；橫軸則代表負正類率(False Positive Rate)。ROC 曲線是一種二元分類模型，常用來評估二元變數中的分類表現，ROC 曲線可用來評估其預測準度，曲線愈往左上方移動，曲線下面積就愈大，代表評估結果的真實性與準確度越高，亦即此模型的鑑別力較佳(Mossman & Peng, 2014)。

(三) AUC

AUC(Area Under roc Curve)是由敏感度(x 軸)與 1-特異度(y 軸)所畫出的 ROC 曲線下的面積，用來判定模型分類(discrimination)能力的好壞，關於模型分子 AUC 值愈大表示模型的分類能力愈好，AUC 值達 0.8~1.0 代表有優良的模型分類能力、AUC 值落在 0.7~0.8 是一可接受的模型分類能力，AUC 值在 0.5 以下則表示模型分類無鑑別能力，AUC 是目前常見的標準測量分類算法(Cortes & Mohri, 2004)。

七、資料分析流程

本研究蒐集一家導入企業資源規劃系統十年的專事外銷文具用品製造廠商，外銷銷售歷史資料及外銷客戶國家整體經濟環境因素的資料，再依三種不同的演算模型建構外銷銷售預測模型，最後再比較每種模型間的結果與準確性。下圖為本研究資料分析之流程。



圖 3-1 本研究之資料分析流程

肆、研究結果與分析討論

本章將針對分析結果加以說明，首先，第一部分為敘述性統計，描述研究樣本分佈之情形，包括年度銷售量、匯率、通膨指數、國內生產總值及購買力平價之比較與外部因素即年度學齡人口之比較；第二部分分析說明相關性結果；最後將解析由演算模型分析出來的結果，並解釋模型預測能力。

一、敘述性統計

2012 年至 2017 年間本研究個案公司最主要的三個外銷國家為日本、緬甸以及菲律賓。日本曾是個案公司消費能力最高之出口國，曾於 2013 年銷售額達八千多萬美元，伴隨總體經濟環境因素變動，影響甚大。另一發現個案外銷公司東南亞國家中的緬甸及菲律賓則逐年有好的銷售結果，成為個案公司近年來主要外銷客戶國家，僅次於日本。

表 4-1 主要客戶國年銷售金額

單位：萬(美元)

	2012 年	2013 年	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
日本	6,711	8,493	5,445	1,351	2,981	2,378
緬甸	1,256	11,8	1,466	1,701	2,342	1,787
菲律賓	2,708	3,9	1,419	2,653	2,885	1,118

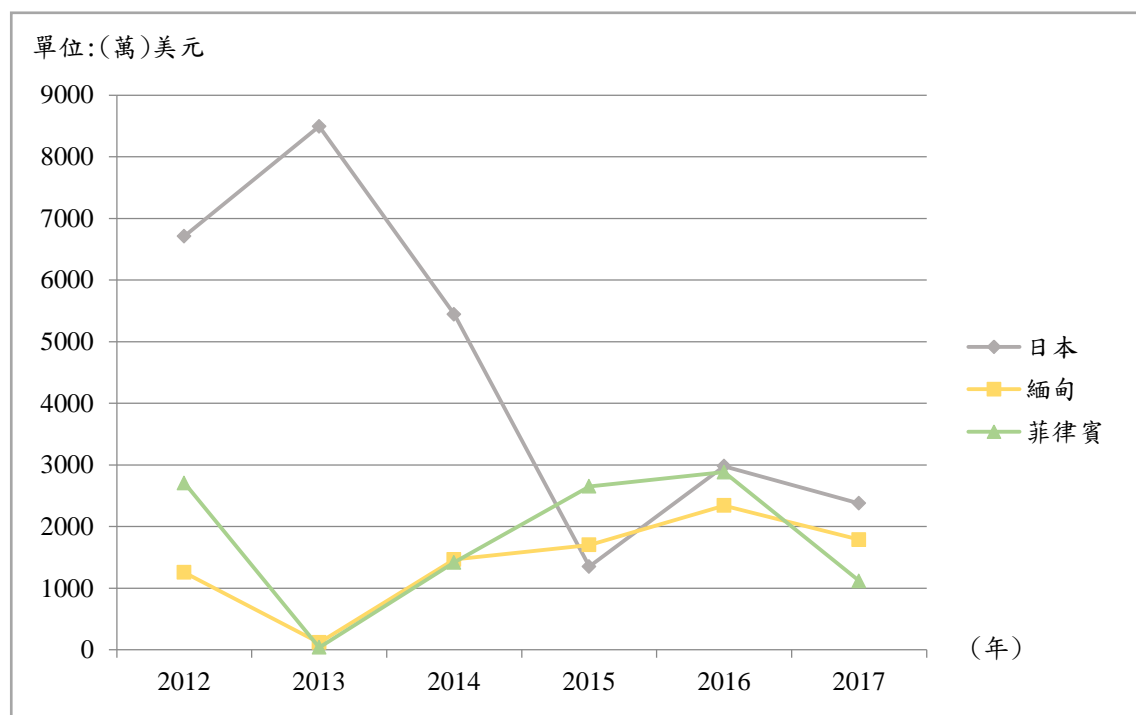


圖 4-1 主要客戶國年銷售金額

本研究分析蒐集與彙整個案公司外銷客戶國家年度總體經濟環境因素 World Bank Open Data 數據，下表 4-2 為個案公司主要外銷國家之匯率對美元匯率變化情況，研究發現個案公司的主要兩個東協國家的匯率，對比日本的匯率浮動情形呈現較為穩定上升的趨勢。

表 4-2 主要客戶國年匯率

(該指標以本幣兌美元衡量)

	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
日本	105.9	121	108.8	112.2
緬甸	984.3	1162.6	1234.9	1360.3
菲律賓	44.4	45.5	47.5	50.4

表 4-3 得知，日本通膨指數呈現遞減情況發生，到 2017 年下降到-0.22%，緬甸與菲律賓，在 2017 年的通膨指數反映比前年大幅增加。觀察個案公司主要三大外銷客戶國家中的日本、緬甸與菲律賓近四年的國內生產總值，日本的總經數據 2014 年至 2015 年國家的通膨指數下降的，對照 GDP 也是呈現下降之狀態。上述呈現於表 4-3、表 4-4 中。

表 4-3 主要客戶國年通膨指數

	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
日本	1.75%	1.35%	0.27%	-0.22%
緬甸	4.17%	4.14%	3.62%	6.22%
菲律賓	3.16%	-0.59%	1.70%	2.32%

表 4-4 主要客戶國年 GDP

單位:兆(美元)

	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
日本	4.85	4.4	4.95	4.87
緬甸	0.07	0.05	0.06	0.07
菲律賓	0.28	0.29	0.3	0.31

下表 4-5 為分析個案公司主要出口國家之購買力平價，從表格可看出除緬甸以外的國家之每年 PPP 平均呈現遞減情況發生。

表 4-5 主要客戶國年 PPP 指數

單位:美元

	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
日本	0.973	0.855	0.943	0.914
緬甸	0.261	0.283	0.303	0.329
菲律賓	0.409	0.392	0.378	0.358

在個案公司外銷國家中，年齡在 6-12 歲之間初等教育小學生的年度學齡人口數最多的國家為印度，平均每年不低於一億兩千萬人，其次排名為中國、美國以及巴西。圖 4-2 可見近年來中國的學齡人口數增加近一億人，其他國家學生人數遞減的情形。

個案公司三大外銷國家的學齡人口增減情況，如圖 4-2 中所示。

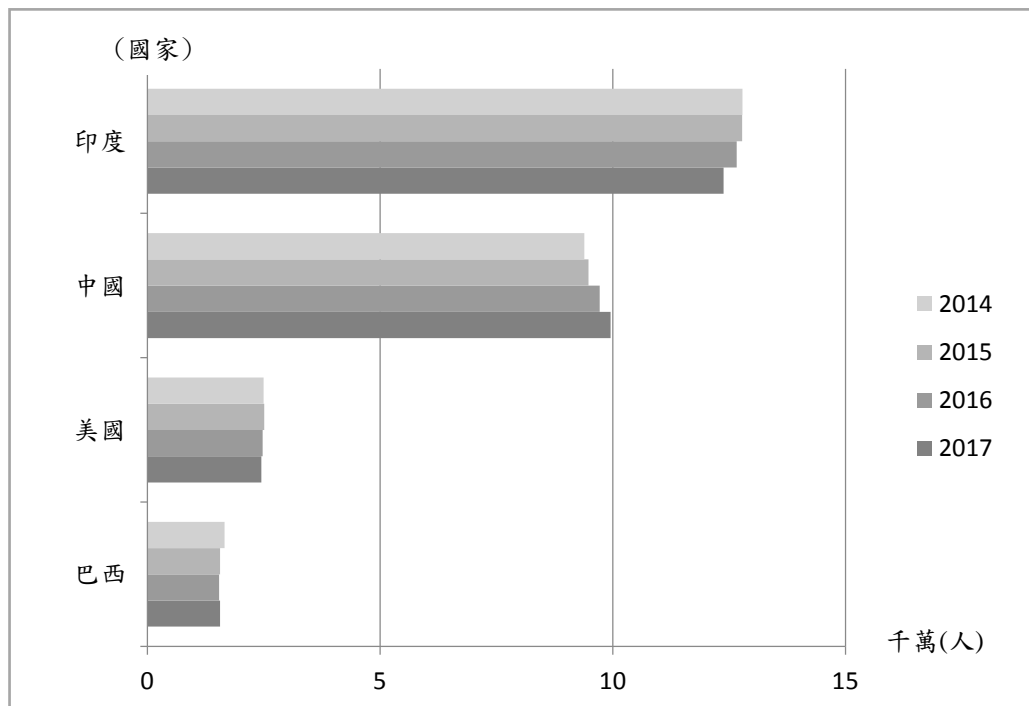


圖 4-2 前四名國家年度學齡人口增減情況

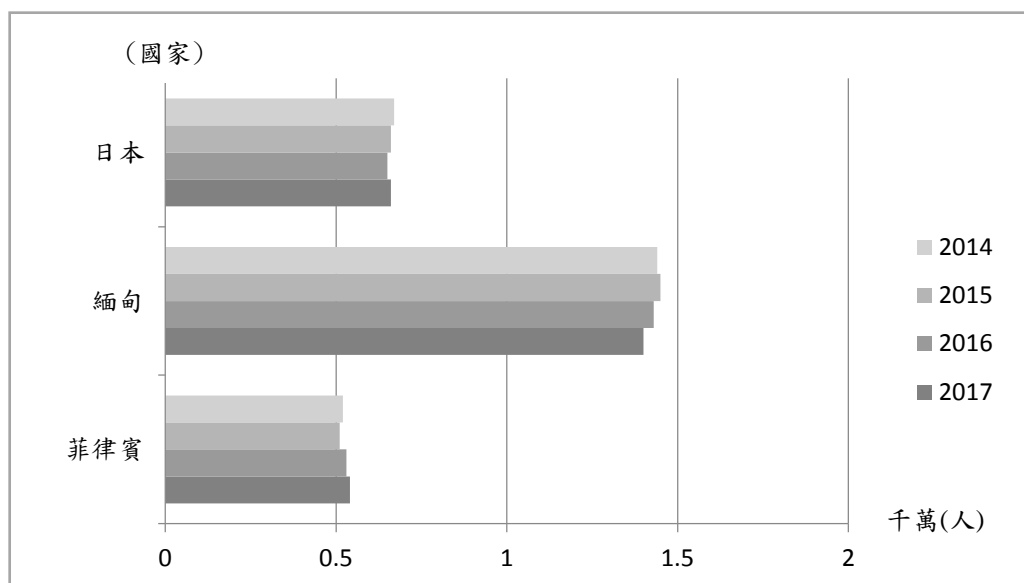


圖 4-3 主要客戶國年度學齡人口增減情況

本研究自訂定義變數，結果若為 1 代表銷售之狀況為上升；若為 0 則代表銷售之狀況為下降，結果顯示最近一年度與前一年度銷售量比較、前一年度與前兩年度銷售量比較與前兩年度與前三年度銷售量比較，銷售量下降的個數明顯大於上升的客戶數。

個案公司客戶國家總體經濟其各國匯率前一年度與前兩年度匯率之比較與前兩年度與前三年度匯率之比較，通膨方面最近一年度與前一年度通膨指數之比較，國內生產總值中最近一年度與前一年度國內生產總值之比較和前一年度與前兩年度國內生產總值之比較、最近一年度與前一年度購買力平價之比較，及市場因素中最近一年度與前一年度學齡人口之比較、前兩年度與前三年度學齡人口之比較上升個數較多外，其餘皆為下降個數較多，詳細敘述如下表 4-6 所示。

表 4-6 敘述性統計分析之結果

變數	最小值	百分比	最大值	百分比
最近一年度與前一年度銷售量是否上升下降(PS1)	0	65%	1	35%
前一年度與前兩年度銷售量是否上升下降(PS2)	0	61%	1	39%
前兩年度與前三年度銷售量是否上升下降(PS3)	0	61%	1	39%
最近一年度與前一年度匯率之比較(C1)	0	71%	1	29%
前一年度與前兩年度匯率之比較(C2)	0	32%	1	68%
前兩年度與前三年度匯率之比較(C3)	0	31%	1	69%
最近一年度與前一年度通膨指數之比較(I1)	0	40%	1	60%
前一年度與前兩年度通膨指數之比較(I2)	0	53%	1	47%

前兩年度與前三年度通膨指數之比較(I3)	0	61%	1	39%
最近一年度與前一年度國內生產總值之比較(G1)	0	19%	1	81%
前一年度與前兩年度國內生產總值之比較(G2)	0	27%	1	73%
前兩年度與前三年度國內生產總值之比較(G3)	0	69%	1	31%
最近一年度與前一年度購買力平價之比較(P1)	0	44%	1	56%
前一年度與前兩年度購買力平價之比較(P2)	0	63%	1	37%
前兩年度與前三年度購買力平價之比較(P3)	0	86%	1	14%
最近一年度與前一年度學齡人口之比較(ST1)	0	41%	1	59%
前一年度與前兩年度學齡人口之比較(ST2)	0	52%	1	48%
前兩年度與前三年度學齡人口之比較(ST3)	0	45%	1	55%

二、相關性分析

本章為了探討多項變數對銷售狀況之預測的相關性，本研究使用 kendall 等級相關係數分析取決兩變數之間關係的強度，相關因素的重要性及權重則依序為：(1)最近一年度與前一年度學齡人口之比較、(2)前一年度與前兩年度通膨指數之比較、(3)前一年度與前兩年度匯率之比較、(4)最近一年度與前一年度通膨指數之比較、(5)前一年度與前兩年度學齡人口之比較。結果發現國家學齡人口數的增加與銷售量的變化相關性最高。以下由表 4-7 說明本研究的變數影響銷售量相關程度依序排序：

表 4- 7 kendall 等級相關係數分析結果

相關程度之排名	1. 最近一年度與前一年度學齡人口之比較(ST1)
	2. 前一年度與前兩年度通膨指數之比較(I1)
	3. 前一年度與前兩年度匯率之比較(ER1)
	4. 最近一年度與前一年度通膨指數之比較(I1)
	5. 前一年度與前兩年度學齡人口之比較(ST2)

三、預測評估結果

(一) 預測性能指標

本研究預測模型評估如表 4-8，預測性能指標，分別為準確度(Accuracy)及 F1-Score，機器學習方法三種預測模型結果，隨機森林預測模型不論是準確度還是 F1-Score 的表現都優越，此預測模型相較其他兩者較為準確。

表 4-8 三種預測模型之各預測指標之結果

預測指標	隨機森林	羅吉斯迴歸	類神經網路
準確度	0.817	0.662	0.663
F1-Score	0.719	0.214	0.476

(二) ROC 曲線

本研究利用三種分類性能指標及 ROC 曲線和曲線下的 AUC 數值判斷預測結果的優劣，以下為隨機森林、羅吉斯迴歸以及類神經網路所得出的 ROC 曲線，如下圖 4-4、圖 4-5 以及圖 4-6，由 ROC 曲線也可看出隨機森林預測模型最佳。

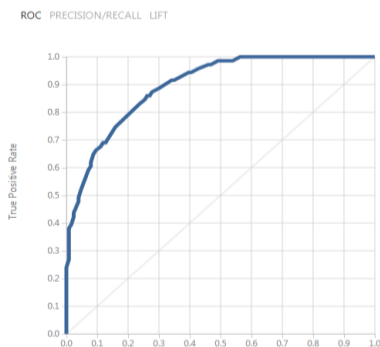


圖4-4 隨機森林之ROC曲線

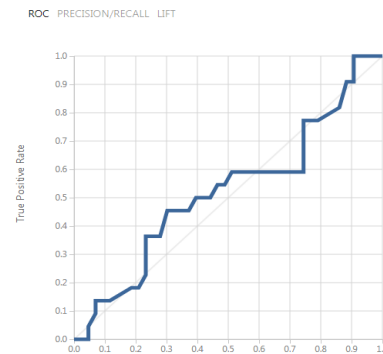


圖4-5 羅吉斯迴歸之ROC曲線

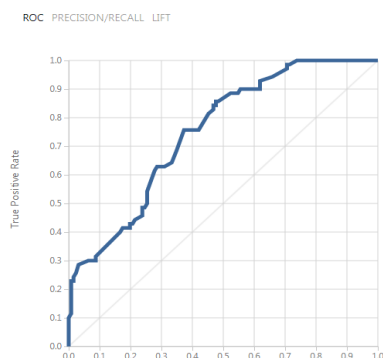


圖4-6 類神經網路之ROC曲線

(三) AUC

本研究中，AUC 預測之結果整體值表現不錯，尤其預測模型以隨機森林的結果顯示最佳，準確度達 89.6%，代表本研究選擇的模型參數，提供一良好的預測模式。以下為隨機森林、羅吉斯迴歸以及類神經網路，所得出的 AUC 之結果，

下表 4-9。

表 4-9 三種預測模型之 AUC 之結果

預測指標	隨機森林	羅吉斯迴歸	類神經網路
AUC	0.896	0.522	0.750

伍、 結論與建議

本章一共有三個部分，第一，將敘述本研究之結果；第二部分即為研究貢獻，根據本研究所得出的結果對未來相關研究做出建議；最後的部分則是研究限制，說明本研究之不足之處及提供未來研究之方向。

一、 結論

過去相關研究大部分架構在單一國家或單一產品考量所獲得之結論，較少以多個國家為研究基礎。本個案研究對象為一家專事外銷文具用品的製造廠商，蒐集與整理 2012 年至 2017 年以過去五年的外銷銷售資料，結合外部總體經濟環境因素之資料包括匯率、通膨指數、國民生產總值和購買力平價以及影響文具產業相關的學齡人口因素作為判斷企業經營績效持續之預測指標，採用機器學習方法建立產業外銷銷售預測模式，結果顯示，使用隨機森林模型明顯優於另外兩種模型之預測結果 AUC 達 89.6%，另外，預測模型中的類神經網路之預測結果 AUC 表現為 75%，代表為一尚可接受的模型，同時表示本研究三種機器學習方法在此模型中有兩種機器學習方法達到不錯的預測結果。另一方面，隨機森林預測模型的準確度及 F1-Score 均有優越的表現，分別為 0.817 和 0.719，代表此預測模型相較其他兩者較為準確，顯示本研究選擇的模型參數，可提供一良好的預測模式。過去相關文獻如學者 Loureiro et al. (2018)比較深度學習方法，包含決策樹、隨機森林、支持向量迴歸、人工神經網路和線性迴歸，與本研究表現績效最佳為隨機森林的結果一致，顯見預測模型中隨機森林確實較為優異。

本研究延伸銷售預測相關研究進行整合分析，探討銷售量與經濟環境因素、市場因素之關聯性，從 kendall 等級相關係數分析排序結果中可發現，對影響文具產業銷售預測而言，變數中的學齡人口為最相關，Smith (1956)認為顧客之市場需求，必須針對不同的群體或個體顧客需求，調整產品及行銷策略，以符合顧客之市場需求。Kumar 等人(2000)亦提出必須了解每個消費者與潛在消費者的樣貌。其他外部因素之總體經濟環境變數相關影響程度排序為，最近一年度與前一年度通膨指數之比較、前一年度與前兩年度匯率之比較以及最近一年度與前一年度通膨指數之比較，結果亦 Mehendale 等人(2018)、Poon 等人(2005)提出匯率和通膨指數為影響銷售預測狀況之相關重要變數。

Winklhofer et al. (2003)提出銷售預測是以過去的歷史資料，考慮各種的影響因素後，結合企業的銷售數據，或同時加入影響銷售的外在資訊變數做預測，透過一定的分析方法提出未來的可能銷售。以往在討論銷售預測時，都只將焦點放在歷史銷售的資料為主要影響因素，如同李天行等人（2017）研究結果顯示影響銷售重要的預測變數為去年同期銷售額，並不太受總體經濟狀況的影響。呂奇傑等人（2018）以單一國家進行銷售預測，因此結果為銷售金額對銷售結果有重要的影響。本研究以影響外銷公司銷售為研究主題，研究結果發現在預測外銷銷售模型中，過去歷史銷售與未來銷售之相關性不及外部總體經濟環境因素與市場因素，這研究結果與過去以單一國家或產品研究結果不同。

二、研究貢獻

（一）理論性意涵

過去相關銷售預測之探究，多為單一國家或單一產品為銷售預測對象與目標，較缺乏同時對多個國家變數進行分析與觀察。本研究以外銷業者為考量，加入各國總體經濟因素以及影響產業相關的市場因素，結果與過去文獻指出歷史銷售為影響銷售狀況關鍵之因素有所不同，發現外部因素及產業相關市場因素為主要影響外銷銷售關鍵之因素，且經由資料分析發現，本研究提出的外銷預測的預測準確度高，可供未來相關研究之參考。

（二）實務性意涵

政府新南向政策綱領於 2016 年通過後，東協國家從此成為台商另一個海外目標市場，政策目標包含緬甸、泰國、印度、菲律賓、越南、巴基斯坦、斯里蘭卡、馬來西亞、新加坡、澳洲、紐西蘭等 18 個國家（新南向政策服務指南，2016），其目的藉由雙邊經貿加強與東協國家的合作，促成東協國家在我國參與當地、國際性組織的活動。本研究外銷客戶國中相關市場因素之學齡人口數多的國家，大多為東南亞國家與亞洲國家包含印度、菲律賓、緬甸及中國和日本，本研究個案公司及相關產業可積極配合政府新南向政策，把握人口數眾多之優勢以開拓新的市場搶下新商機。

本研究之預測模式，除了使用的企業內部因素與外部總體經濟環境因素外，加入各種可能影響產業的市場因素，本研究之預測模式提供企業作為決策之判斷參考依據。

三、研究限制與未來研究建議

儘管達到了研究目的，但由於本研究在樣本上數據及資料的可用性與蒐集有限，本研究僅針對一家公司資料進行蒐集與分析，單一個案難以一般化，因此所得研究結論代表性恐怕不足代表整個產業。未來若有更充足的樣本與影響變數，可以更加提升預測模型之準確性，期許後續研究者再深入擴大樣本，實證企業成長的有效因素。

陸、參考文獻

一、中文文獻

- 台灣區教育用品工業同業公會。擷取至 <http://www.tasi.org/zh-TW/>。上網日期：2019-03-11。
- 李天行、呂奇傑、鄭婷方（2017）。基於多種變數選擇技術與極限學習機於飯店業銷售預測。**品質學報**，24(6)，411- 430。
- 呂奇傑、蘇子庭（2018）。應用與比較多種資料探勘預測技術於電腦代理商銷售預測之研究。*Journal of Data Analysis*, 13(3), 51- 63.
- 林軒田（2014）。機器學習技術。**coursera**。擷取至 <http://ntumoots.blog.ntu.edu.tw/2014/07/22/%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%AD%B8%E7%BF%92%E5%9F%BA%E7%9F%B3/>。上網日期：2018-09-15
- 范秉航（2006）。金磚四國股市波動對全球股市之衝擊。**臺灣經濟研究月刊**，29(8)，36- 46。
- 徐守德、李鎮旗（1994）。企業銷售預測之方法與實證研究—以台電公司為例。**管理評論**，13(1)，23- 56。
- 麥世昌（2009）。台灣區教育用品工業同業公會。擷取至 <http://www.tasi.org/zh-TW/>。上網日期：2019-03-11。
- 陳詠霖（2014）。貿易條件的改變與經濟成長之關聯性—台灣於 1967 年至 2012 年之實證。**育達科大學報**，(37)，61- 93。
- 葉怡成（2002）。類神經網路模式應用與實作。**台北，儒林**。
- 經貿資訊網（2016）。**新南向政策服務指南**。擷取至 <http://www.trade.gov.tw/>。上網日期：2018-05-20。
- 經濟部國際貿易局中華民國關務署。擷取至 <https://www.trade.gov.tw/>。上網日期：2019-03-11。
- 歐嘉瑞（1992）。零件關稅稅率及匯率變動對國產小型轎車及貨車季銷售量影響之研究。**中國行政評論**，2(1)，113- 146。
- 歐宗殷、洪志洋、林哲瑋（2018）。深度學習於智慧零售預測模型之研究—以便利商店時效性商品為例。**科技管理學刊**，23(3)，69- 91。

二、英文文獻

- Aaker, J. L., Brumbaugh, A. M., & Grier, S. A. (2000). Nontarget markets and viewer distinctiveness: The impact of target marketing on advertising attitudes. *Journal of Consumer Psychology*, 9(3), 127-140.
- Boote, A. S. (1981). Market segmentation by personal values and salient product attributes. *Journal of Advertising Research*.
- Booth, L., & Rotenberg, W. (1990). Assessing foreign exchange exposure: theory and application using Canadian firms. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 2(1), 1-22.
- Bohanec, M., Borštnar, M. K., & Robnik-Šikonja, M. (2017). Explaining machine learning models in sales predictions. *Expert Systems with Applications*, 71, 416-428.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Burney, N. A. (1996). Exports and economic growth: Evidence from cross-country

- analysis. *Applied Economics Letters*, 3(6), 369-373.
- Burney, N. A. (1996). Exports and economic growth: Evidence from cross-country analysis. *Applied Economics Letters*, 3(6), 369-373.
- Calantone, R. J., & Sawyer, A. G. (1978). The stability of benefit segments. *Journal of marketing research*, 15(3), 395-404.
- Chang, T., & Caudill*, S. B. (2005). Financial development and economic growth: the case of Taiwan. *Applied economics*, 37(12), 1329-1335.
- Chang, P. C., & Wang, Y. W. (2006). Fuzzy Delphi and back-propagation model for sales forecasting in PCB industry. *Expert systems with applications*, 30(4), 715-726.
- Chang, P. C., Liu, C. H., & Fan, C. Y. (2009). Data clustering and fuzzy neural network for sales forecasting: A case study in printed circuit board industry. *Knowledge-Based Systems*, 22(5), 344-355.
- Chen, X. W., & Liu, M. (2005). Prediction of protein-protein interactions using random decision forest framework. *Bioinformatics*, 21(24), 4394-4400.
- Chinn, M. D. (2000). The usual suspects? Productivity and demand shocks and Asia-Pacific real exchange rates. *Review of International Economics*, 8(1), 20-43.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2007). Supply chain management. Strategy, planning & operation. In *Das summa summarum des management* (pp. 265-275). Gabler.
- Cortes, C., & Mohri, M. (2004). AUC optimization vs. error rate minimization. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 313-320).
- Dalrymple, D. J. (1987). Sales forecasting practices: Results from a United States survey. *International journal of Forecasting*, 3(3-4), 379-391.
- Datta, Y. (1996). Market segmentation: An integrated framework. *Long Range Planning*, 29(6), 797-811.
- Demirel, U. D. (2009). Optimal monetary policy in a financially fragile economy. *The BE Journal of Macroeconomics*, 9(1).
- Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. (2003). Export sales forecasting by UK firms: Technique utilization and impact on forecast accuracy. *Journal of Business Research*, 56(1), 45-54.
- Efendigil, T., Ö nüt, S., & Kahraman, C. (2009). A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6697-6707.
- Geurts, M. D., & Whitlark, D. B. (1999). Six ways to make sales forecasts more accurate. *The Journal of Business Forecasting*, 18(4), 21.
- Ghartey, E. E. (1993). Causal relationship between exports and economic growth: some empirical evidence in Taiwan, Japan and the US. *Applied economics*, 25(9), 1145-1152.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Hamzaçebi, C., Akay, D., & Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3839-3844.
- Hegwood, N. D., & Papell, D. H. (1998). Quasi purchasing power parity. *International Journal of Finance & Economics*, 3(4), 279-289.
- Hofmann-Stölting, C., Clement, M., Wu, S., & Albers, S. (2017). Sales forecasting of new entertainment media products. *Journal of Media Economics*, 30(3), 143-171.
- Hughes, G. (1996). Communitarianism and law and order. *Critical Social Policy*, 16(49), 17-41.
- Huang, Y. J., Powers, R., & Montelione, G. T. (2005). Protein NMR recall, precision,

- and F-measure scores (RPF scores): structure quality assessment measures based on information retrieval statistics. *Journal of the American Chemical Society*, 127(6), 1665-1674.
- Niu, H., Chu, X., & Ma, Y. (2016). Study on the Fluctuation of Purchasing Power Parity. *Open Journal of Business and Management*, 4(01), 67.
- Kshemkalyani, A. D., & Singhal, M. (2011). *Distributed computing: principles, algorithms, and systems*. Cambridge University Press.
- Kuo, R. J., & Xue, K. C. (1999). Fuzzy neural networks with application to sales forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*, 108(2), 123-143.
- Kumar, N., Scheer, L., & Kotler, P. (2000). From market driven to market driving. *European management journal*, 18(2), 129-142.
- Kotler Philip, A. G., & Gary, A. (1999). Principles of marketing. *Europe: Prentice Hall*.
- Kotler, P., & Gertner, D. (2002). Country as brand, product, and beyond: A place marketing and brand management perspective. *Journal of brand management*, 9(4), 249-261.
- LeVee, G. S. (1992). The key to understanding the forecasting process. *The Journal of Business Forecasting*, 11(4), 12.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Li, Y., & Matsui, A. (2009). A theory of international currency: Competition and discipline. *Journal of the Japanese and International Economies*, 23(4), 407-426.
- Li, H., Chen, X., Zhang, Y., & Hai, M. (2018). Prediction of Financing Goal of Crowdfunding Projects. *Procedia computer science*, 139, 108-113.
- Loureiro, A. L., Miguéis, V. L., & da Silva, L. F. (2018). Exploring the use of deep neural networks for sales forecasting in fashion retail. *Decision Support Systems*, 114, 81-93.
- Ludvigsen, J. (1999). Freight transport supply and demand conditions in the Nordic Countries: recent evidence. *Transportation journal*, 39(2), 31-54.
- Maćkowiak, B. (2007). External shocks, US monetary policy and macroeconomic fluctuations in emerging markets. *Journal of monetary economics*, 54(8), 2512-2520.
- McGinnis, M. A. (1990). The relative importance of cost and service in freight transportation choice: before and after deregulation. *Transportation journal*, 12-19.
- Mentzer, J. T., Bienstock, C. C., & Kahn, K. B. (1999). Benchmarking sales forecasting management. *Business Horizons*, 42(3), 48-57.
- Mehendale, Abhang; H. R., Nadheera Sherin. (2018) *Journal of Contemporary Management Research*. Sep2018, Vol. 12 Issue 2, p17-35. 19p.
- Mehendale, A., & HR, N. S. (2018). APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) FOR EFFECTIVE AND ADAPTIVE SALES FORECASTING. *Journal of Contemporary Management Research*, 12(2).
- Michie, D., Spiegelhalter, D. J., & Taylor, C. C. (1994). Machine learning. *Neural and Statistical Classification*, 13(1994), 1-298.
- Mossman, D., & Peng, H. (2014). Constructing “proper” ROCs from ordinal response data using weighted power functions. *Medical Decision Making*, 34(4), 523-535.
- Poon, W. C., Choong, C. K., & Habibullah, M. S. (2005). Exchange rate volatility and exports for selected East Asian countries: evidence from error correction model. *ASEAN Economic Bulletin*, 144-159.
- Reichheld, F. F., & Teal, T. (1996). The Loyalty Effect: The Hidden Force Behind

- Growth, Profits, and Lasting Value (Эффект лояльности: скрытая движущая сила роста, прибыли и постоянной ценности).
- Schrieber, J. (2005). Demand visibility improves demand forecasts. *The Journal of Business Forecasting*, 24(3), 32.
- Smith, W. R. (1956). Product differentiation and market segmentation as alternative marketing strategies. *Journal of marketing*, 21(1), 3-8.
- Stuart, M. A. C., Huck, W. T., Genzer, J., Müller, M., Ober, C., Stamm, M., ... & Winnik, F. (2010). Emerging applications of stimuli-responsive polymer materials. *Nature materials*, 9(2), 101-113.
- Tay, F. E., & Cao, L. (2001). Application of support vector machines in financial time series forecasting. *omega*, 29(4), 309-317.
- Taylor, A. M., & Taylor, M. P. (2004). The purchasing power parity debate. *Journal of economic perspectives*, 18(4), 135-158.
- Thornton, J. (1997). Exports and economic growth: Evidence from 19th Century Europe. *Economics Letters*, 55(2), 235-240.
- Tsai, T. H., Lee, C. K., & Wei, C. H. (2009). Neural network based temporal feature models for short-term railway passenger demand forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3728-3736.
- Tynan, A. C., & Drayton, J. (1987). Market segmentation. *Journal of marketing management*, 2(3), 301-335.
- Walker, B., Carpenter, S., Anderies, J., Abel, N., Cumming, G., Janssen, M., ... & Pritchard, R. (2002). Resilience management in social-ecological systems: a working hypothesis for a participatory approach. *Conservation ecology*, 6(1).
- Wan, S. (2009). A spatial decision support system for extracting the core factors and thresholds for landslide susceptibility map. *Engineering Geology*, 108(3-4), 237-251.
- Wind, Y. (1978). Issues and advances in segmentation research. *Journal of marketing research*, 15(3), 317-337.
- Winklhofer, H., & Diamantopoulos, A. (2003). A model of export sales forecasting behavior and performance: development and testing. *International Journal of Forecasting*, 19(2), 271-285.
- World Bank Open Data. 擷取至 <https://data.worldbank.org/>。上網日期：2018-04-01。
- Yilmaz, I. (2009). Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: a case study from Kat landslides (Tokat—Turkey). *Computers & Geosciences*, 35(6), 1125-1138.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1), 35-62.