

應用多變量分析技術建立臺灣工具機產業於全球主要消費市場之競爭力模式

A Competitive Model of Taiwan Machine Tool Industry Using Multivariate Analysis Approach

高藝芳 I-Fang Kao¹

遲銘璋 Mingchang Chih²

摘要

本研究之目的為透過經濟部國際貿易局提供之台灣近年於全球各主要國家的工具機進出口資料，利用多變量統計分析技術以建立模式進而執行數據分析，以利剖析全球各國主要應用市場需求現況及趨勢，以確立台灣工具機產業適合進軍各國市場的利基。其目的在於，以 k-means 法做為分群(clustering)演算法，期望可藉此得知全球各國市場中，哪些國家屬於高進口價值與低數量(屬進口台灣工具機高效益黃金客戶)之列；此分群結果，亦將以傳統生產管理(Production Management)中之 ABC 類法兩相比較之。進而建立進口台灣工具機高效益黃金客戶與屬出口台灣工具機高效益品項之間的關係與模式。最後，本研究希望所產出的結果可以進一步提供國內工具機廠商深耕全球市場的策略參考依據。

關鍵字：工具機產業、多變量分析、分群演算法、k-means

Abstract

This research study examines a Taiwan Ministry of Economic Affairs project to provide machine tool import and export data for major countries around the world. This study uses multivariate statistical analysis techniques to establish the mode and perform data analysis, in order to facilitate analysis of the status and trends of the machine tool industry in major countries around the world. The aim is to determine potential market niches for Taiwan's machine tool industry.

Keywords: machine tool industry , multivariate analysis , clustering algorithms ,K-mean

壹、前言

1 逢甲大學 工業工程與系統管理學系 學生(聯絡地址:台中市西屯區文華路 100 號，連絡電話:0956766658，E-mail:yvonne0956766658@yahoo.com.tw)

2 逢甲大學 工業工程與系統管理學系 助理教授

在機械工業發展的年代，製造業實為一個國家重要的經濟命脈，為了製造各種機器及加工設備的機械，造就工具機(Machine Tool)在整個機械工業發展中位居極關鍵的地位，故工具機亦有「機械之母」的稱號。工具機負責切削、加工各式金屬零組件，隨用途不同又分為車床、銑床、鑽床等，工具機對於國防、航太、汽車、製造、加工等產業是不可或缺的重要夥伴，有些工業國家更以工具機產值來評量自身國力。

工具機產業發展迄今已超過 60 年，由於我國工具機產業聚落健全、從業人員素質高，再加上台灣位於亞太幅輳的優越地理位置，以及電子資訊技術完整，能夠提供快速支援等優勢，促使我國成為國際分工體系與產業全球化布局之重要夥伴，使得我國工具機產品具備不可取代性，也因此工具機更奠定了台灣製造業的基礎。

依據經濟部國際貿易局的分析報告指出(經濟部國際貿易局，103 年)，台灣已是全球前十大主要工具機的生產國之一，2014 年在全球的產值中排名第七，約占全球工具機產值的 5.8%，前有中國大陸、德國、日本、韓國、義大利和美國。此外，亦有分析報告指出(中思合益，104 年)，從 2014 年市場資料看來，全球主要機床消費市場和製造業均採取促進製造業回流、再工業化和產業升級等“異曲同工”的政策、措施和手段，構建、鞏固和提升自己的在全球機床製造業中的優勢地位，這也是為什麼工具機產業的布局與策略對我國的相關產業發展會如此的重要。Chen et al. (Shin-Tien Chen et al,2005)於 2005 年進行台灣工具機產業研究分析並指出，利用生態學的觀點從「資源分割」、「密度依賴」與「組織樣態」的角度，以 1968 年至 2002 年這段期間，台灣 1066 家工具機廠商為分析樣本，經採 log-logistic 迴歸模型來進行實證研究，發現台灣製造業對工具機產業的依賴程度是逐年越來越高。

根據經濟部國際貿易局 104 年度專案計畫工具機暨零組件整合行銷計畫(經濟部國際貿易局，103 年)所提及，全球工具機發展目前趨勢主要分為二個方向，一為高成本、高價位，此為高階產品的發展方向；另一為低價位化、低成本，此為中低階產品的發展方向。台灣的工具機群別中的附加價值如圖一所示。

現今，中國大陸在低階工具機市場上(產值與數量)已急起直追步步進逼台灣；於高階市場上，則受日圓貶值影響，促使日系高階機種賣相大好，導致中高階市場逐漸式微。台灣工具機廠家在 M 型化的工具機市場中，面臨前後夾擊，時值工業 4.0 智慧工廠方興未艾，如何於工具機主要消費市場發展佈局之策略，儼然已成為台灣工具機廠家轉型與拓銷全球的重要契機。

在全球製造業智能化發展的趨勢下，全球各國紛紛針對智慧製造提出相關作法，美國於 2011 年對數位製造中心提出「AMP 計畫」，德國於 2012 年大力推動「工業 4.0 計畫」，日本於 2013 年提出「日本產業重振計畫」，韓國於 2014 年提出「製造業創新 3.0 策略」；而我國政府則是於 2015 年提出「生產力 4.0」。而生產力 4.0 的推動策略與框架(工業局，2014)，主要是利用智慧機器人(Intelligent Robot)、物聯網(Internet of Things, IoT)與大數據

(Big Data)等技術，推動產業朝設備智能化、工廠智慧化與系統虛實化發展，來加速提升附加價值與生產力，以創造產業下一波的成長新動能。並以工具機、金屬加工、3C、食品、醫療、物流與農業為七大應用領域產業。

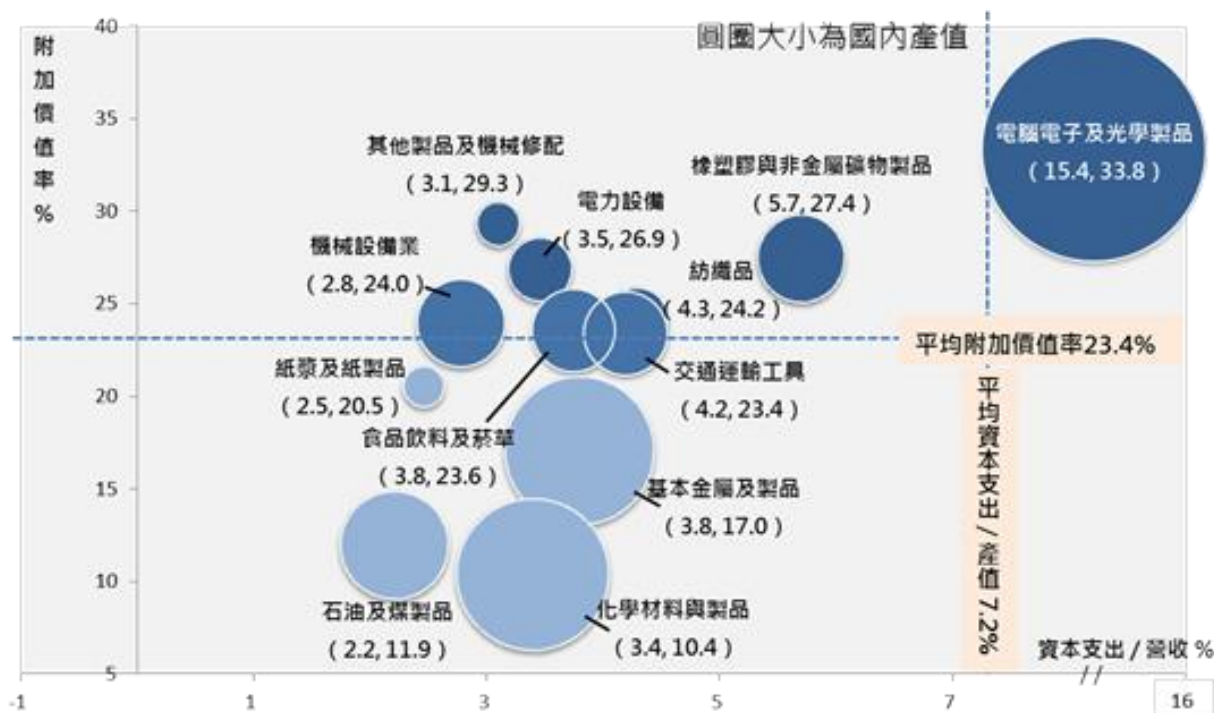


圖1:2013年臺灣製造業次產業附加價值與資本支出比重(經濟部國際貿易局，103年)

貳、研究動機與研究問題

大數據(Big Data)又被稱為巨量資料(Erik Cambria et al,2013),其概念其實就是過去 10 年廣泛用於企業內部的資料分析(Data Analysis)、商業智慧(Business Intelligence)和統計應用(Applied Statistics)之大成。但大數據現在不只是資料處理工具，更是一種企業思維和商業模式，因為資料量急速成長、儲存設備成本下降、軟體技術進化和雲端環境成熟等種種客觀條件就位，方才讓資料分析從過去的洞悉歷史進化到預測未來，甚至是破舊立新，開創從所未見的商業新模式。因此，台灣現正積極投入產業轉型，來加速提升附加價值與生產力，而工具機產業佔其極重要的一環，未來如何透過政府推動的生產力 4.0 策略，配合 Big data 導入製造業發展新的企業思維和商業模式，將主導台灣工具機產業的未來發展。

因此，研究所擬探討之課題，乃是利用經濟部國際貿易局提供之台灣近年於全球各主要國家的工具機進出口資料，以進行數據分析與多變量統計模式之建立，以進一步剖析全球各國主要應用市場需求現況及趨勢，以確立台灣工具機產業適合進軍各國市場的機會點(工具機種別)。依據原始進出口資料顯示，台灣工具機歷年主要的進出口需求機種可分為十大類，每一大類又可細分為數十項機具品項名稱不等，因此，如何有效地於如此眾多的機具細目及其各機具細目出口至個國家的相關資料(金額與數量)中，進行有效地資料採礦

(data mining)與分析(data analysis)，便成為本專題研究的首重目標與工作。

本研究擬採用統計方法中，屬於多變量分析(Multivariate Statistical Analysis)的 k-means 法來作為研究方法。其目的在於，以 k-means 法做為分群(clustering)演算法，資料經分群後使得同一集群內的資料彼此相似度高，和不同集群的資料相似度低，可藉由此得知全球各國市場中，哪些國家屬於高進口價值與低數量(屬進口台灣工具機高效益黃金客戶)之列，或哪些機具屬於高進口價值與低數量(屬出口台灣工具機高效益品項)之列；此分群結果，亦將以傳統生產管理(Production Management)中之 ABC 類法兩相比較之。進而建立進口台灣工具機高效益黃金客戶與屬出口台灣工具機高效益品項之間的關係與模式。綜上所述，本研究最後希望所產出的結果可以進一步提供國內工具機廠商深耕全球市場的策略參考依據。

此外，根據工研院經貿中心 ITIS 計畫報告指出，台灣工具機主要的產業聚落均集中於台灣中部地區，而逢甲大學位居台中工具機產業重鎮，實有對於台灣工具機產業盡一份心力的責任與義務。因此，希望藉由本研究來進行這方面相關的探討，運用統計方法中的多變量分析以作為工具，履行大數據分析與資料探勘的方法與步驟，以期洞悉關鍵資訊，並提供生產力 4.0 中屬於台灣工具機產業的策略佈局思維和商業模式建議。

參、文獻回顧與探討

一、Clustering Analysis

Clustering Analysis(Brian S. Everitt et al,2010)可用來將各屬性資料的觀測點分類(Classification)或分群(Clustering)，經過分析分群後，同一群內的觀測點針對某種特質，會具有一致性；而其餘的群體也會根據同樣的特性而有顯著的不同。Clustering Analysis 的概念起始於 1932 年人類學(Driver, H. E,1932)與 1938 年心理學(Zubin, J. A,1938)的研究之上，最後成名於 1943 年用於心理學上的人格特徵理論分類(trait theory classification in personality psychology)，現今已被廣泛的運用在各種領域。

Frigui and Krishnapuram(1995)利用 Clustering Analysis 技術，發展圖像分割演算法，應用於計算視覺問題之上(H. Frigui,1999)；Iwayama and Tokunaga(1995)則使用 Clustering Analysis 進行資料文件與文字的辨識確認與分類(Iwayama, M.,1995)；Sahami (1998)使用 Clustering Analysis 技術分類方式，輔以機器學習來提高資訊擷取的準確性(Sahami, Mehran,1998)；Arabie and Hubert(1994)引進分群方式將集團客戶分成不同的類型以探討如何進行高效營銷(P. Arabie,1994)；因此，從文獻研究上看來，利用分群分析技術在各個領域上(如財務、行銷、製造業等)皆有當大的效益。

Clustering Analysis 主要以「距離」作為分類的依據，「相對距離」愈近的，可表示「相似程度」愈高，因此邏輯上可將之歸類成同一群組，此統計分析方法不需要任何的假設。而 Clustering Analysis 又可細分為分層法(Hierarchical)、非分層法(Nonhierarchical)。非

分層法中最具代表性的，即為 K-均值 (K-Means) 法，其開始任意將資料個體分成 K 組，然後將資料個體在各群間移動，使(1)群內變異最小；(2)群間變異最大，以達資料分群的目的。

二、K-Means

K-Means的概念最早是由Hugo Steinhaus(1957)所提出來的，於1967年才被James MacQueen以術語「K-均值」(MacQueen, J. B.,1967)首次定義使用並沿用至今。K-Means在做法上要些確定欲分群的群數，然後將樣本逐一歸入其中的群體，接著計算出個群體的中心值，針對每個樣本點算出其至各群中心點的距離後，重新將其移動至最接近的一群當中。再將所有的樣本點全部都重新移動過後，接著又再計算個群體的中心值，也再次計算所有的樣本點到新的中心點的距離，並將之重新移動到最近的一群當中，這樣子反覆操作，直到不需再重新移動位置為止，就是完成了分群的動作。

K-Means又稱為分割演算法(Partitioning algorithms)又稱為非分層式演算(nonhierarchical algorithms)目的是將資料分類成不同的群集，讓每一群集中的資料與該群集之群集中心(clustering center) 相似度高於其他的群集中心。尤其在較龐大的資料集上使用K-Means，便具有較大的效益，也正因為如此，K-Means在很多領域上已被成功地應用(Anil K. Jain,2010)。

Papamichail and Papamichail(Georgios P et al,2007)應用K-Means於電子商務領域，成功建立屬於客戶自己個人的客製化消費偏好屬性，以利客戶產品搜尋並加強其消費行為。Kuo et al. (R.J. Kuo et al,2002)等學者則以K-Means運用於市場區隔(market segmentation)之研究上，研究結果顯示其所提出的演算方法能成功地達成其區隔市場判別的功效，並得以進一步分析顧客行為並訂定市場策略。Watson and Montabon (Kevin Watsona et al,2014)則提出以K-Means的方法，以期刊論文的影响因子(Impact Factor)為基礎而執行期刊之分群分析，並提出其建議與看法。Jing et al. (L. Jing et al,2007)提出了一個改良的K-Means方法，用以處理高維度物件(high-dimensional objects)於子空間(subspace)進行分群的問題，研究結果指出，其所發展的方法適用於處理高維度物件於子空間(subspace)進行的分群問題，此外，於巨量資料的情況下也能運行良好。

三、K-means 演算法簡介

假設 $X=\{x_i\}$ ， $i=1,\dots,n$ 為設定的第二維點聚成一組 k 個cluster(c)， $C=\{C_k, k=1, \dots, K\}$ 。K-mean是用來找到一個分區，使得cluster的經驗平均值和集群中的點之間的平方誤差最小化。讓 μ_k 是集群 C_k 的平均值。 μ_k 和在cluster， C_k 的點之間的平方誤差被定義為

$$J(C_k) = \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (1)$$

K 均值的目標是在所有 k 集群最小化平方誤差的總和。

$$J(C) = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (2)$$

Drineas et al.(P. Drineas et al,1999)研究發現，最小化公式(2)此一目標函數被證明是一個 NP-hard 問題。

K 均值算法的主要步驟可摘列如下(Meila, Marina ,2006)(Anil K. Jain,1988)：

- (1) 選擇具有 k 個 cluster 的初始分區;重複步驟 2 和 3,直到群集成員穩定。
- (2) 通過分配給最近的聚類中心生成一個新的分區。
- (3) 計算新的聚類中心。

四、PBM-index

於 K-Means 演算法中，如何決定最佳的分群數目一直都是一個有趣且被持續探討的問題。本研究採用 PBM 來量測分群的效果(validity)，進而決定最佳的分群數目。PBM 是一種利用數據之間的相互作用，算出最適當的分群的數量(Malay K. Pakhira,2004)，其定義如下：

$$PBM(K) = \left(\frac{1}{K} \times \frac{E_1}{E_K} \times D_K \right)^2 \quad (3)$$

K 為族群數，其中，

$$E_K = \sum_{k=1}^K E_k \quad (4)$$

$$E_k = \sum_{j=1}^n u_{kj} \|x_j - z_k\| \quad (5)$$

$$D_K = \max_{i,j=1}^K \|z_i - z_j\| \quad (6)$$

n 為資料的總樣本數； $U(X) = [u_{kj}]_{K \times n}$ 表示各資料點屬於哪一個 cluster 的隸屬函數； z_k 表示第 k 個 cluster 的中心點。而此 PBM-index 的目標即為追求最大的 index 值，以決定較佳的分群數目。因此，由 k-mean 的數據分析結果可以將彼此分群間的距離算出，再將數值帶入上述的公式以計算 PBM 值，便可以得出最適當的分群數量，也最能看出差異效果。

四、研究方法及步驟

本節說明本研究所提出的研究方法及步驟，如圖2架構所示。

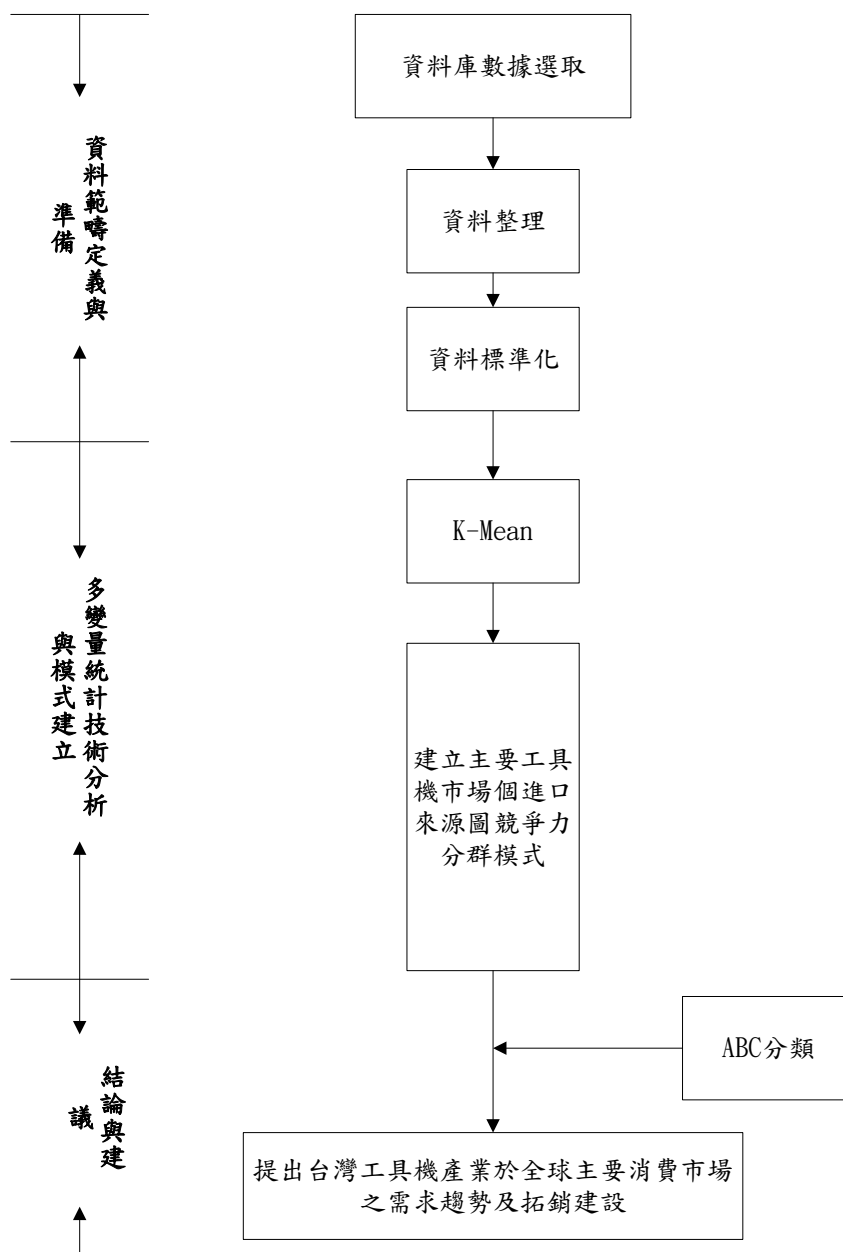


圖2:研究架構圖

一、資料範疇定義與準備

由資料庫中之初始資料定義，全球工具機消費市場主要的進出口機種依其工具機代碼之最上層碼(4碼)而言，可區分為十大類如表1所示。而每一大類工具機最上層代碼(4碼)，又可細分為工具機中層代碼(6碼)及工具機底層代碼(8碼、10碼或11碼不等)。資料庫中包含全球15個工具機市場國家，計有中國大陸、美國、德國、日本、韓國、義大利、俄羅斯、墨西哥、印度、印尼、泰國、馬來西亞、荷蘭、土耳其及台灣。有鑑於資料庫中資料量之龐大與繁瑣，本專題計畫將針對全球15個工具機市場國家，以工具機最上層代碼(4碼)進

行分析，資料庫資料將使用2014年之資料作為分析之依據。

表1:工具機種類及其代碼(4碼)

代碼(4碼)	工具機種類
8454	金屬冶煉及鑄造用轉爐、澆包、錠模及鑄造機
8455	金屬軋機及其軋輥
8456	用雷射等處理各種材料的特種加工工具機
8457	金屬切削加工中心、單工位及多工位組合工具機
8458	切削金屬的車床
8459	切削金屬的鑽床、鏜床、銑床、攻絲工具機
8460	金屬等的磨削、研磨、拋光或其他精加工工具機
8461	切削金屬的刨床、插床、拉床、切齒機等工具機
8462	金屬壓力加工工具機
8463	金屬、金屬陶瓷等的其他非切削加工工具機

二、多變量統計技術分析與模式建立

本節說明本研究所擬進行的多變量統計技術分析及其建立之模式。

本研究首先將建立全球15個工具機市場國家之進口來源國競爭力分群模式，此部分係針對資料庫中，全球15個工具機市場國家之工具機(最上層代碼 4碼)進出口數量(噸或件數)與金額(美元)，逐一進行K-Means分群演算，其目的在於藉此得知全球各國市場中，哪些國家屬於高進口價值與低數量(屬進口工具機高效益黃金客戶)之列，或哪些機具屬於高進口價值與低數量(屬出口工具機高效益品項)之列，針對全球15個工具機市場各別找出其2014年市場進口來源現況及趨勢，並洞悉全球15個工具機市場於彼此市場間之市佔程度。此分群結果，亦將以傳統生產管理(Production Management)中之ABC類法兩相比較之，以確認兩種不同分群分類方式之差異。本研究所提出的K-Means研究方法及步驟，如圖3所示。

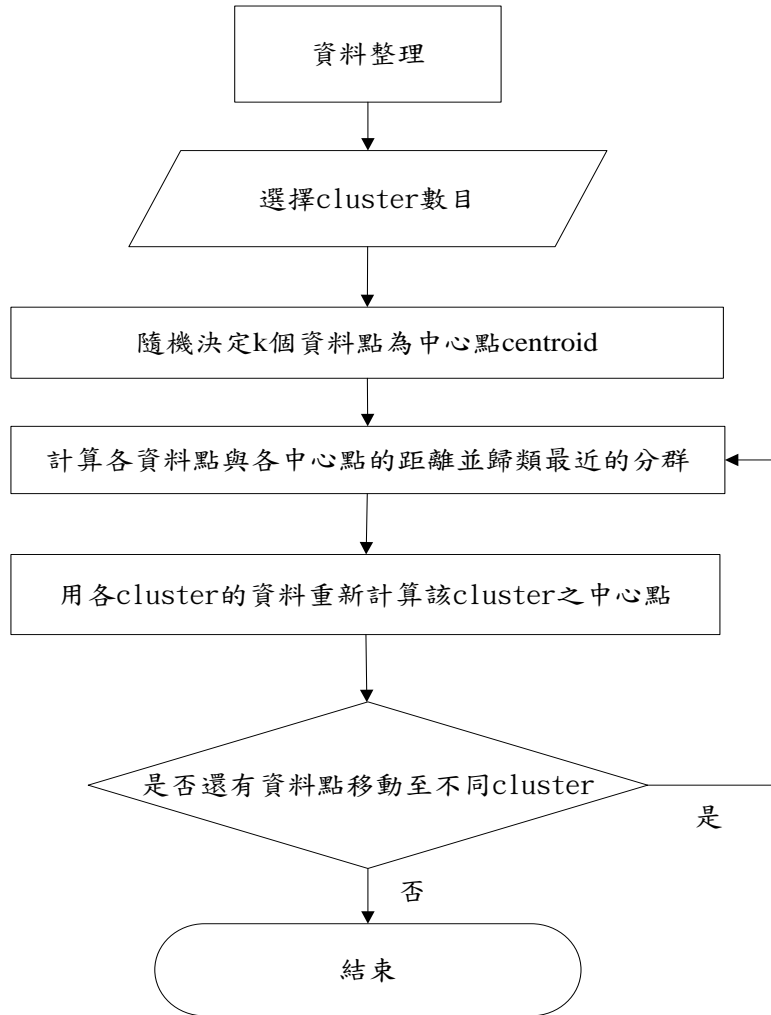


圖3:K-Means研究方法流程圖

其中，於資料整理的部分，必須先執行資料標準化的前處理工作。資料標準化是統計學上處理資料時常用的方法，其目的是為了消除不同屬性或單位間的不一致性，使其在統計或科學計算上能在相同屬性或單位下順利進行。本研究自資料庫中擷取之資料，函括進出口金額(美元)、進出口數量(噸數或件數)、進出口平均單價(美元/噸數或美元/件數)，因此，為了依據 PBM 概念求取最佳分群數目，執行資料標準化的前處理工作是必須且重要的。本研究利用資料樣本平均數及樣本標準差執行資料標準化(normalization)，標準化方式如下：

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2 / n - 1} \quad (7)$$

其中， x_i 表示原始資料， z_i 表示標準化後之資料。

三、分析結果

本研究以 Minitab17 軟體執行相關 K-Means 計算，其分群結果摘列於表 2。表 2 中之第一行為台灣出口之工具機 10 碼細碼資料；第二行至第七行係以傳統生產管制中 ABC 分類法所得之分類結果；第八行為 K-Means 分群後之結果。

圖 4 為 PBM-index 之計算結果，由圖 4 觀察可知，由 K=2 至 K=6 之 PBM(K)-index 值，以 K=2 與 K=5 處為最大值，若以 K=2 執行分析，惟其考量所有資料僅分為兩群過於單調，因此本研究採用 K=5 執行分析，亦即分為五群。

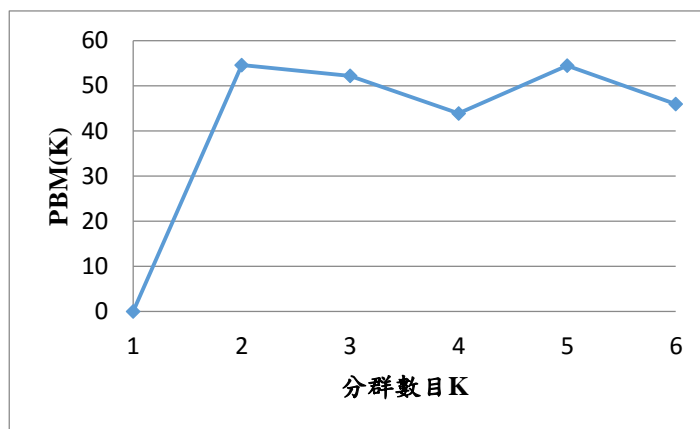


圖4:PBM(K)-index走勢圖

以 K-Means 分群分為五群的前提下，由表 2 分群結果表觀察可以得知：Cluster1 計有 1 項資料(工具機細碼為 8457100000)；Cluster2 計有 2 項資料(工具機細碼為 8458110000 及 8458910000)；Cluster3 計有 9 項資料；Cluster4 計有 2 項資料；Cluster5 計有 57 項資料。而此 5 群的中心點(Centroid)分別為，Cluster1=(7.6433, 7.7480, 0.8194)、Cluster2=(1.8653, 1.3532, 0.0138)、Cluster3=(0.1616, 0.2946, 0.5667)、Cluster4=(0.2341, 0.2609, 5.3419)、Cluster5=(-0.2333, -0.2391, -0.2918)；(x, y, z)分別表示為(標準化金額，標準化重量，標準化數量)。

由 K-Means 分群結果可以得知，Cluster1=(7.6433, 7.7480, 0.8194)屬於高出口金額、高出口重量、中出口數量之群體，亦即表示歸屬於 Cluster1 內之項目為台灣出口工具機之高獲利黃金項目。而 Cluster2=(1.8653, 1.3532, 0.0138)屬於中上出口金額、中上出口重量、中出口數量之群體，亦即表示歸屬於 Cluster2 內之項目為台灣出口工具機之中上獲利項目。而 Cluster3=(0.1616, 0.2946, 0.5667)屬於中出口金額、中出口重量、中出口數量之群體，亦即表示歸屬於 Cluster3 內之項目為台灣出口工具機之中等獲利項目。而 Cluster4=(0.2341, 0.2609, 5.3419)屬於中出口金額、中出口重量、高出口數量之群體，亦即表示歸屬於 Cluster4 內之項目為台灣出口工具機之中等獲利項目，惟此類項目單價較低，因其為高出口數量之群體。而 Cluster5=(-0.2333, -0.2391, -0.2918)屬於低出口金額、低出口重量、低出口數量之群體，亦即表示歸屬於 Cluster5 內之項目為台灣出口工具機之微利獲利項目。

本研究執行 ABC 分類法之邏輯，係將存貨依其價值分成三類，其分類依據如下：

- (1) A類：該項目之進口重量(噸)或數量佔總量之 15%~20%，卻具有總金額之 70%~80%的金額價值。
- (2) B類：該項目之進口重量(噸)或數量佔總量之 30%，卻具有總金額之 15%~25%的金額價值。
- (3) C類：該項目之進口重量(噸)或數量佔總量之 55%，卻僅具有總金額之 5%的金額價值。

由 ABC 分類法可知，其中以 A 類項目最重要，因其所占總金額比例最高，所占總重量/數量比例最少；而 C 類 CP 值為最低，B 類存貨則介於兩者之間。大致上來說金額是由少部分的物料所掌握，因而必須分群才能找出較為重要的群體。如下表(表 2)，首先將工具機以金額為基準照順序作排列，接著依照金額與重量、金額與數量做兩種分類方式，可以看出兩者分類(ABC 分類以重量或數量累計)大略相同，也明確地指出第一項(8457100000)為 A 類的重點項目；再看到以 PBM 所算出的最佳分類群數(分五群)，再以 K-Means 做分五組的動作，可由分群結果看出第一項(8457100000)依然為重點項目，而後面幾個項目少部分向前移動了些許，能看出 K-Means 做出的分群比 ABC 分類法來的細膩。

表 2: K-Means 與 ABC 分群結果表

工具機編碼	以金額為基準做排序						K-Means 分五組 (標準化)
		金額 累計(%)	重量 累計(%)		金額 累計(%)	數量 累計(%)	
8457100000	A	33.18%	33.33%	A	33.18%	4.56%	1
8458110000	B	44.59%	41.59%	B	44.59%	6.61%	2
8458910000		51.50%	47.30%		51.50%	7.48%	2
8461500000	C	56.10%	52.11%		56.10%	30.57%	4
8462102000		59.23%	58.09%		59.23%	31.04%	3
8462990000		61.92%	61.28%		61.92%	35.61%	3
8459610000		64.60%	65.13%		64.60%	36.04%	3
8458990000		67.00%	68.48%		67.00%	39.24%	3
8459699000		69.09%	71.75%		69.09%	41.67%	3
8460400000		70.96%	72.54%		70.96%	46.98%	3
8460909090		72.80%	73.69%		72.80%	57.00%	3
8462210000	C	74.60%	74.52%	74.60%	57.28%	5	
8462101000		76.17%	76.85%	76.17%	57.55%	5	
8462490000		77.68%	78.74%	77.68%	58.14%	5	
8459219000		79.14%	80.04%	79.14%	58.43%	5	
8463900000		80.56%	81.27%	80.56%	61.08%	3	

8456901000		81.89%	82.05%		81.89%	61.35%	5
8459310000		83.14%	83.39%		83.14%	61.42%	5
8460190000		84.26%	84.69%		84.26%	62.12%	5
8463300000		85.34%	85.41%		85.34%	63.04%	5
8456300000		86.28%	86.20%		86.28%	63.51%	5
8459211000		87.18%	86.94%		87.18%	63.61%	5
8462290000		88.05%	88.07%		88.05%	64.35%	5
8460210000		88.86%	88.43%		88.86%	64.46%	5
8460290000		89.65%	89.03%		89.65%	64.98%	5
8456100000		90.44%	89.20%		90.44%	65.65%	5
8454300000		91.11%	90.00%		91.11%	65.83%	5
8462910000		91.77%	91.16%		91.77%	66.40%	5
8460110000		92.42%	91.82%		92.42%	66.57%	5
8459290000		93.02%	92.60%		93.02%	69.77%	3
8459700000		93.59%	93.00%		93.59%	70.36%	5
8463200000		94.14%	93.63%		94.14%	70.78%	5
8458190000		94.69%	94.42%		94.69%	71.27%	5
8455220000		95.20%	94.98%		95.20%	71.33%	5
8462310000		95.67%	95.42%		95.67%	71.34%	5
8461909000		96.10%	95.74%		96.10%	72.94%	5
8463109000		96.52%	96.04%		96.52%	73.08%	5
8454900000		96.84%	96.46%		96.84%	73.08%	5
8456909000		97.14%	96.58%		97.14%	73.31%	5
8462390000		97.44%	96.98%		97.44%	73.44%	5
8455900000		97.73%	97.35%		97.73%	73.44%	5
8455100000		97.95%	97.53%		97.95%	73.45%	5
8459590000		98.15%	97.87%		98.15%	73.75%	5
8455300000		98.34%	98.29%		98.34%	75.20%	5
8457300000		98.53%	98.43%		98.53%	75.22%	5
8460390000		98.70%	98.54%		98.70%	76.68%	5
8460909010		98.87%	98.69%		98.87%	97.47%	4
8461300000		99.01%	98.81%		99.01%	97.50%	5
8455210000		99.14%	99.32%		99.14%	97.51%	5
8459390000		99.26%	99.48%		99.26%	97.56%	5
8461400000		99.38%	99.55%		99.38%	97.68%	5
8457200000		99.49%	99.58%		99.49%	97.69%	5

8462410000		99.60%	99.72%		99.60%	97.71%	5
8460310000		99.70%	99.75%		99.70%	97.72%	5
8456200000		99.74%	99.76%		99.74%	97.97%	5
8460901000		99.79%	99.77%		99.79%	99.84%	5
8462103000		99.82%	99.82%		99.82%	99.85%	5
8459409000		99.86%	99.85%		99.86%	99.87%	5
8461202000		99.89%	99.89%		99.89%	99.90%	5
8454202000		99.92%	99.90%		99.92%	99.93%	5
8459401000		99.94%	99.91%		99.94%	99.93%	5
8461201000		99.96%	99.96%		99.96%	99.96%	5
8463102000		99.97%	99.97%		99.97%	99.96%	5
8456902000		99.98%	99.97%		99.98%	99.96%	5
8459510000		99.98%	99.98%		99.98%	99.96%	5
8463101000		99.99%	99.98%		99.99%	99.97%	5
8461901000		99.99%	99.99%		99.99%	99.98%	5
8454201000		99.99%	99.99%		99.99%	99.99%	5
8459691000		100.00%	100.00%		100.00%	100.00%	5
8459100000		100.00%	100.00%		100.00%	100.00%	5
8454100000		100.00%	100.00%		100.00%	100.00%	5

四、結論與建議

本研究透過經濟部國際貿易局提供之台灣近年於全球各主要國家的工具機進出口資料，利用多變量統計分析技術進行數據分析，透過由 K-Means 分群演算法的結果觀察可知，台灣 2014 年於全球各主要國家的工具機出口項目可區分為五群。其中以 Cluster1 歸類為高出口金額、高出口重量、中出口數量之高獲利黃金項目，最具競爭力。其次，以 Cluster2 歸類為中上出口金額、中上出口重量、中出口數量之群體，其項目競爭力次之。再者，以 Cluster3 歸類為中出口金額、中出口重量、中出口數量之群體，其項目競爭力再次之。Cluster4 歸類為中出口金額、中出口重量、高出口數量之群體，其項目競爭力因單價較低更再次之。Cluster5 歸類為低出口金額、低出口重量、低出口數量之群體，其項目競爭力為最弱勢。因此，透過本研究之分群模式，可以透過 2014 年台灣於全球各主要國家的工具機進出口資料瞭解，哪些工具機項目之競爭力優勢為何。

此外，經由本研究的分析，初步建立工具機項目之競爭力模式，後續研究建議進一步探討各分群結果之工具機項目類別資料，其於全球各主要國家的進出口國別分別為何，並建立其模式，以進一步提供國內工具機廠商深耕全球各主要國家市場的策略參考依據。

參考文獻

- 經濟部國際貿易局，103 年度工具機暨零組件整合行銷計畫。
- 中思合益，104 年度全球主要國家製造業與工具機相關產業發展形勢及市場消費調研分析報告
- 工業局(2014)，從 Industry 4.0 看台灣生產力推升的契機，2014 年 9 月。
- Anil K. Jain (2010). “Data clustering: 50 years beyond K-means. Pattern Recognition Letters”, Vol.21,No.4, p 651-666.
- Anil K. Jain, Richard C. Dubes (1988) Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall,Prentice-Hall,Inc.
- Brian S. Everitt, Sabine Landau, Morven Leese, Daniel Stahl(2010). Cluster Analysis, 5th Edition, Wiley
- Driver, H. E., and Kroeber, A. L.(1932) Quantitative expression of cultural relationships. University of California Publications in American Archeology and Ethnology,vol31 211-256.
- Erik Cambria; Dheeraj Rajagopal, Daniel Olsher, and Dipankar Das.(2013) 13. Big social data analysis. Taylor & Francis.
- Georgios P. Papamichail and Dimitrios P. Papamichail (2007). The k-means range algorithm for personalized data clustering in e-commerce. European Journal of Operational Research, Vol.177No.3, p1400-1408.
- H. Frigui(1999) R. Krishnapuram A robust competitive clustering algorithm with applications in computer vision IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol21,p450-465
- Iwayama, M., Tokunaga, T., (1995) Cluster-based text categorization: A comparison of category search strategies. In: Proc. 18th ACM Internat. Conf. on Research and Development in Information Retrieval, p273-281.
- Kevin Watsona and Frank Montabon (2014). A ranking of supply chain management journals based on departmental lists. International Journal of Production Research, Vol.52,No.14), p 4364 - 4377
- L. Jing, M.K. Ng, and J.Z. Huang (2007). An Entropy Weighting k-Means Algorithm for Subspace Clustering of High-Dimensional Sparse Data, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol.19 No.8, p 1026-1041.
- MacQueen, J. B.(1967).Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, 1, Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. University of California Press.p281-297
- Malay K. Pakhira, Sanghamitra Bandyopadhyay, Ujjwal Maulik(2004) “Validity index for crisp and fuzzy clusters” Pattern Recognition,Vol.37,p487-501
- Meila, Marina (2006). The uniqueness of a good optimum for k-means. In: Proc. 23rd Internat. Conf. Machine Learning, p625-632.
- P. Arabie, L. (1994)Hubert Cluster analysis in marketing research Advanced Methods in Marketing Research, Blackwell, Oxford, p160-189
- P. Drineas, A. Frieze, R. Kannan, S. Vempala, V. Vinay (1999) Clustering large graphs via the singular value decomposition Machine Learn.,Kluwer Academic publishers Manufactured in the Nerherlar Machine learning, Vol 56 No.1-3,p9-33

- R.J. Kuo, L.M. Ho, and C.M. Hu (2002). Integration of self-organizing feature map and K-means algorithm for market segmentation. *Computers and Operations Research*, Vol 29 No 11, p 1475-1493.
- Sahami, Mehran, (1998). *Using Machine Learning to Improve Information Access*. Ph.D. Thesis, Computer Science Department, Stanford University.
- Shin-Tien Chen, Huei-Tsan Lin, Hsien-Chang Meng, Chin-Tien Hsu, Resource Partitioning, Density Dependence, Organizational Pattern, and Organizational Mortality(2005) An Analysis of Machine Tool Industry in Taiwan, *Journal of Management*, Vol 22 No 6, P709 – 725
- Zubin, J. A. A (1938) technique for measuring likemindedness. *Journal of Abnormal & Social Psychology*, Vol 33, p508-516.