

利用網路言論與關鍵字熱門度推測汽車銷售量

徐嘉鴻

元智大學資訊管理學系
博士生

s1009203@mail.yzu.edu.tw

鄭富丞

元智大學資訊管理學系
碩士生

s1016217@mail.yzu.edu.tw

徐苑玲

世新大學財務金融系
助理教授

emmahsu@mail.shu.edu.tw

邱南星

健行科技大學資訊管理學系
副教授

nhchui@uch.edu.tw

邱昭彰

元智大學資訊管理學系
教授

imchui@saturn.yzu.edu.tw

摘要

由於汽車銷售量會影響汽車品牌的銷售策略，造成相關產業的生存與發展。本研究協助在臺灣國內汽車產業，創建汽車銷售預測模型，而以馬自達為例，作為業界在生產排程、銷售訂單及投資廣告策略之參考，並了解哪些變數是影響臺灣汽車銷受市場的主要標的。故本研究以臺灣 Mobile 01 汽車討論區為資料來源作為情緒指標、Google Trends 的關鍵字熱門度以及行政院主計處的 PC-AXIS 總體統計資料庫之經濟指標等變數，並建立臺灣地區馬自達汽車銷售量之預測模型。根據結果顯示，將所有資料平移一個月時，絕對誤差平均值 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 最好的結果為 Neural Network (NN) 的 25.75%，證明研究方法確實有效。

關鍵詞：銷售量預測，汽車銷售量，預測模型

Abstract

The sales of automobile could affect the automobile brand strategy, then resulting in the survival and development of related industries. This study want to develop a method to assist in Taiwan's domestic automobile industry. So this paper create car sales forecasting model for Mazda, and the results can give the industry a reference for production schedules, sales orders or investment advertising strategy, and let firm understands which variables affect car sales by market the subject. The sentiment indicators is the automobile forum of Mobile 01 in Taiwan, and the keyword popularity from Google Trends and economic indicators from DGBAS PC-AXIS overall statistical database. According to forecasting model construction results, the model of Neural Network can achieve the best absolute error of the mean value (Mean

Absolute Percentage Error, MAPE) was 25.75%. So the method proposed by this paper are indeed effective.

Keywords: sales forecast car sales forecasting model

1. 緒論

近年來隨著網路的普及和社群網路的發展，網路所造成的影響力不容忽視。而網路可提供有價值的資訊，幫助企業進行決策 (Wah et al., 2011)。進而影響存貨、生產計畫、生產排程規劃、庫存成本等作業流程。

在快速變遷的產業環境之下，企業必須具備機警的應變能力，甚至要有預測未來趨勢的敏銳度，才有可能在激烈的競爭市場中生存。然而，國內外過去關於汽車銷售預測之研究多半參考歷史銷售記錄以及利用問卷方式從顧客忠誠度、顧客滿意度、知覺品質等方向進行了解。一般而言，使用量化之問卷量表所得之研究結果，無法即時的完整反應顧客對汽車商品本身的看法與意見。

故本研究以網路論壇之文字資料建立情緒指標配合 Google Trends 的關鍵字熱門後與經濟指標作為推估演算法之輸入變數，建立每月銷售量預測模型。實驗結果證明最佳 MAPE 為 25.75%。此一方法可幫助企業作為行銷決策參考

本研究之文章結構如下：第二章針對汽車產業做介紹，並整理近年來於汽車預測、使用的演算法等相關研究，從中獲取研究方向與方法的基礎。第三章針對研究方法中各個步驟所使用的方法進行詳細說明。第四章呈現實驗後所得之結果，並針對預測結果進行評估，找出最佳的預測模型。第五章以指標的使用、演算法的角度剖析結果及部分月份預測較差進行討論。第六章則提出未來改善與研究方向。

2. 文獻探討

2.1 汽車銷售量預測相關研究

產品的銷售規劃是商業活動的一個重要部分。預測有助於在評估需求的時候，當作進貨的參考，對汽車產業來說，為一大助益。因此預測是不可少的 (Shahabuddin, 2009)。

過去學者 Bruhl et al. (2009) 以德國汽車市場為研究對象，針對汽車銷售預測進行預測模型的開發，並將資料以年、月、季三種方式呈現，以測試模型的預測能力。另以時間序列法 (季節性、趨勢性、連續性、不規則) 與線性迴歸，進行非線性與線性模型建立之比較。研究結果發現，資料呈現以季為單位結果最佳，模型以非線性結果最佳。

2.2 網路熱門度

社群網路發展快速，人們可以藉由各種平台發表個人意見、經驗交流，以及分享心情寫照。也因為這樣在網路上文章的數量呈現大幅成長，在這些資料中隱含許多有用的資訊，可以做各種運用。如討論區顧客的評價被視為重要的訊息來源，許多車商大量蒐集顧客意見，藉以改善產品品質、服務的疏忽 (Oelke et al.2009)。一般來說，消費者會被口碑所影響，因此可以預期，口碑會影響消費者購買產品的決策 (Sonnier et al., 2011)。

網際網路的發達，多數的人也都利用搜尋引擎對產品進行資訊蒐集，為了要了解產品特色。Google Trends 是一個提供關鍵字熱門度查詢的工具，若該關鍵字在短時間內的搜尋量高，即代表該關鍵字之熱門度高。過去有學者利用 Google Trends 進行預測，如 Askitas (2009) 透過 Google Trends 以關鍵字對照德國失業率，進行失業率的預測，並且探討在一段長期間的經濟復甦之後，對於失業率會有多大程度的影響。過去學者 (Choi, 2009) 也曾指出透過關鍵字熱門度 (Google Trends) 有助於預測下個月的汽車銷售量。故本研究認為，關鍵字熱門度能夠即時反應民眾對汽車相關商品的熱衷程度，並能作為預測汽車銷售量之預測基礎。

3. 研究方法

在汽車銷售量的預測中，過去的研究多以經濟指標進行預測。本研究則加入 Moblie01 汽車討論區的發文者的情緒，進行文字探勘的分析，建構情緒指標以及利用 Google Trends 的網站，輸入關鍵字，取得關鍵字的熱門度，建構熱門度指標。利用上述所提的情緒指標、

熱門度指標，在加上過往研究所使用的經濟指標做為輸入變數，進行未來汽車銷售量的預測。

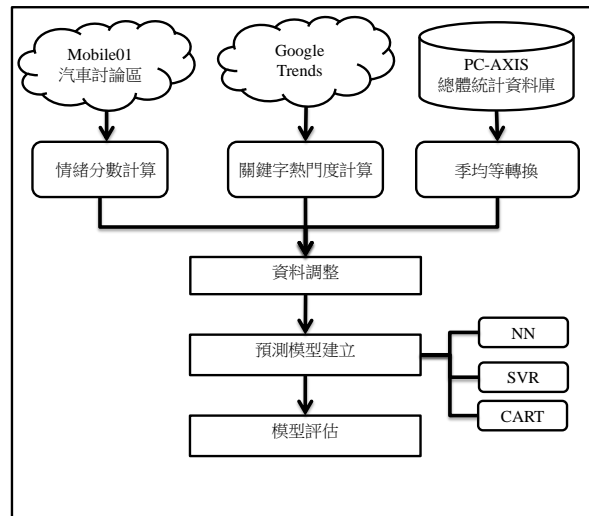


圖 1 研究架構

3.1 資料取得

在社群網路迅速發展下，網路上有關汽車的討論，散布於各大討論區，有部分網站參雜許多雜訊，如廣告，或是網站較少人發表言論，經過考慮後選取 Mobile 01 汽車討論區做為資料來源。搜尋網頁已成為得知資訊不可或缺的方式，Google Trends 這個工具可以了解全球其他網路使用者運用 Google 搜尋引擎狀況，透過此工具可以得知使用者每天在 Google 搜尋引擎中，在特定時間內查詢一個關鍵字的熱度有多少，而每月的熱度變化，或許會影響汽車銷售量，而 Google Trends 就成為我們資料來源。

研究方法第一步驟為資料取得，將上述所提到的 Moblie01 汽車討論區、Google Trends 利用網頁爬蟲程式 (Crawler)，並以關鍵字搜尋相關的汽車型號，自動擷取網頁原始碼之後，解析出有用的相關資訊。於 Google Trends 使用 5 個關鍵字取得關鍵字搜尋量。於行政院主計處的 PC-AXIS 總體統計資料庫，取得經濟指標，資料包含批發零售及餐飲業營業額指數、去年同期銷售量成長率、M1B 貨幣統計數、直接及間接金融、消費者信心指數、消費者物價指數、股價指數變動率、製造業銷售值、工業生產指數、台幣兌美元、股價指數、原油均價、季節效應、失業率、個人消費指數、國內生產毛額、國民生產毛額、平均每人所得、經濟成長率、國民所得 (Sa-ngasoongsong et al., 2012; Hulsmann et al., 2011; Wang et al., 2011; Bruhl et al.,2009; Shahabuddin.,2009)。於資料蒐集完後會進行資料前處理工作。

3.2 資料前處理

在資料前處理的部分，不同資料來源的資料會採用不同的處理方式，以便進行後續的預測。

3.2.1 情緒分數計算

此步驟利用 Moblie01 汽車討論區的資料，計算發文者對 Mazda3 的情緒分數。首先由領域專家將文章內容進行正負面意向標記，接著計算各月份之情緒分數，最後計算出七種情緒指標，計算方式如下：

- I. 正面文章數
- II. 負面文章數
- III. 情緒分數

將上述計算出來的每月的正、負面文章數相減，計算出每個月的情緒分數。

- IV. 正面文章數佔正面文章總數比例
- V. 正面文章數佔總文章數比例
- VI. 負面文章數佔負面文章總數比例
- VII. 負面文章數佔總文章數比例

3.2.2 關鍵字熱門度計算

透過 Google Trends 取得 Mazda3 在 Google 搜尋上，短期間的搜尋熱度，輸入的關鍵字有 Mazda 3、Mazda3、馬自達 3、馬 3、馬三，等 5 個關鍵字。由於從 Google Trends 中取得的是各關鍵字每週熱門度，但本研究欲建立每月銷售量預測模型，故將每月關鍵字之熱門度為該月份四週熱門度之平均值。

3.2.3 季均等轉換

由於研究目的是為建立每月銷售量的預測模型，而從行政院主計處的 PC-AXIS 總體統計資料庫，取得的經濟指標，有部分為季指標，故將資料進行轉換，把該季指標值以除以三的方式進行轉換，將原有的季指標值轉換成月指標值。

3.2.4 資料調整

將所有輸入變數進行資料正規化 (Normalized)，使得各個指標的值域一致，本研究採取的正規化為極值正規化。並且將輸入變數進行平移 (Shift)，其中， Shift_1 是將原始月份的所有輸入變數平移一個月份， Shift_2 是將原始月份的所有輸入變數平移兩個月份， Shift_3 是將原始月份的所有輸入變數平移三個月份。

3.3 預測模型建立與評估

使用 Neural Network、Support Vector Regression、Classification and Regression Trees，三種常見的演算法進行性能比較。三種方法介紹如下：

(1) Neural Network (NN)

NN 是由 Rumelhart & McClelland 於 1986 年提出，是一種多層前饋式類神經 (Multilayer Feedforward Neural Networks)，基本架構包含三個部份：輸入層 (Input Layer)、隱藏層 (Hidden Layer) 及輸出層 (Output Layer)，每一層包含數個神經元及相對應的權重值。透過反覆的調整神經元的權重值，使推估值與目標輸出值透過不斷的修正，最後達到收斂並輸出訓練結果。

(2) Support Vector Regression (SVR)

SVM 是由 Vapnik 於 1995 年提出，為一種以統計理論為基礎所發展出來的方法。其基本原理是透過線性分割超平面 (Hyperplane)，將屬於不同類別的資料點分開。SVM 除了分類外，也可以處理迴歸的問題，也常用於各項數據的推測或模型的建立，與 SVM 不同的是，SVR 能準確預測資料分佈的平面。假設資料集為 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ ，其中 $x_i \in R^e$ 表示輸入的資料， $y_i \in R$ 表示該資料所對應之迴歸值，若 $f(x) = u \cdot x + b, u \in R^e, b \in R$ 則對 x_i 而言，若能求得 y_i 與 $f(x_i)$ 整體差異最小，則 u 即為 SVR 所要找的平面。SVR 也常用於各項數據的預測或模型的建立，例如 Lu & Geng (2011) 以及 Hulsmann et al. (2011) 利用 SVR 方法建立汽車預測模型。

(3) Classification and Regression Trees

CART 是 Breiman et al. (1984) 所發展出來的一種演算法，其基本原理乃是使用二元分割過程來分析龐大的資料集，並透過遞迴 (Recursive) 的程序產生一組規則 (Rule)，最後再透過此規則對新樣本進行預測的過程。使用 CART 進行資料分析時，可將資料變數分成數值型與類別型，數值型資料可應用於預測，而類別型資料則可應用於分類，換言之，CART 可以同時處理數值型、類別型資料。截至目前為止，CART 已經成功的被應用在許多不同的領域中，包括醫療診斷、經濟、社會與行銷研究等。

4. 實驗結果

4.1 資料描述

本研究情緒指標資料來源為 Mobile 01 汽車討論區，輸入 Mazda3 相關的五個關鍵字取得文章的日期、標題、作者、和內文等資訊。將擷取下來的文章，計算每月的正、負面文章數，當作情緒指標，實驗中，透過數學統計方法使情緒指標有更多變化。資料期間為 2010 年 7 月 1 日至 2012 年 6 月 30 日，總計 1694 篇文章。

關鍵字熱門度，是透過 Google Trends，擷取關鍵字在 Google 搜尋上，短期間 5 個關鍵字的搜尋熱度，計算平均而得知。每月取平均的方式做轉換，轉換出來的值，命名為所有關鍵字熱度平均。資料期間為 2010 年 7 月 1 日至 2012 年 6 月 30 日。

經濟指標的資料來源為「行政院主計處 PC-AXIS 總體統計資料庫」，因預測汽車銷售量為每個月，故將季指標以均等轉換的方式，轉換成月值，讓資料呈現一致性。資料時間為 2010 年 7 月 1 日至 2012 年 6 月 30 日。

過去的研究中，大多採用經濟指標的數據建立預測模型，顯少使用網路討論區發文者的情緒分數及 Google Trends 關鍵字搜尋量當作推估演算法的輸入變數，由於使用者會因社群討論區所提供的資訊，影響購買產品的決策，所以將這兩個類型指標納入實驗當中。輸入變數分成三個項目，情緒指標、經濟指標、關鍵字熱門度指標共 33 個指標，如表格 1：

本研究利用平均絕對誤差百分比 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 來評量各種演算法所建立的預測模型。MAPE 一般用於測量時間序列統計值與目標值的適配精確度，通常以百分比表示。計算方式如 4.1：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100\% \quad (4.1)$$

其中 A_t 是實際值， F_t 是推估值

4.2 模型評估結果

本研究測試了不同的推估演算法，包含 SVR、CART、NN 三個演算法，總共 24 筆月資料，33 個輸入變數，採用 6-Fold 交叉驗證。

測試資料平均實驗結果顯示，只使用平移一個月的資料時，MAPE 最好的結果為 NN 的 25.75%，只使用平移兩個月的資料時，MAPE 最好的結果為 SVR 的 27.11%，只使用平移三

個月的資料時，MAPE 最好的結果為 SVR 的 26.98%。從表格 1 可得知，指標在平移一個月的情况下，看起來是最好的，也就表示，假如要預測下個月的銷售量，拿上個月的資料來預測結果是最好的。

表格 1 6-fold 交叉驗證測試資料平均結果

推估方法	Testing results of MAPE based on 6-fold Average		
	Shift1	Shift2	Shift3
SVR	26.61%	27.11%	26.98%
CART	43.08%	38.62%	40.49%
NN	25.75%	42.13%	32.89%

5. 討論

過去的研究顯少使用 Google Trends 關鍵字熱門度、網路討論區發文者的情緒分數當作推估演算法的輸入變數，多半都是使用經濟指標。以下提出兩點進行討論。

5.1 即時提供資訊給決策者

過去車廠的決策者在面臨汽車在導入市場時，往往在決策上面臨困境，僅靠過去的經驗來評估，下個月或是下一季該進多少輛車，如何能夠提供即時的資訊給決策者，使其在進貨時取得一個平衡點。本研究以 Mazda 作為預測對象，取得 Mazda3 汽車的市場銷售資料，並進行銷售預測。傳統模式藉由經濟指標來當作輸入的變數，應變能力較低。本研究預測模式與傳統不同之處加入 Google Trends，可以反應出現實生活中汽車的詢問度，從 Mobile01 汽車討論區，可以透過文章內容計算出情緒分數以便萃取出討論區使用者對汽車的偏好程度。

5.2 部分月份預估效果較差

實驗中採用 6-Fold 交叉驗證測試資料平均實驗結果，從實驗數據來看，NN 有較好的預測效果，但從細部來看，部分的月份中有幾個月份的 MAPE 值相當的高，從表格 2 可以得知，在 2011 年的 1、3、4、5 月及 2012 年的 2、4、6 月，這幾個月份三種的演算方法都出現較高的 MAPE 值，有些不可預期的因素就會造成預測效果不佳，如 2011 年的 3 月中在日本發生東北大地震及海嘯，對於日本本地的生產工廠及供應鏈廠商造成不小的影響，零組件供應量減少，造成供貨量的短缺，無法正常的提

供車輛給消費者。2011 年的 5 月時，大地震及海嘯所發生的零組件短缺，造成在預測模型上多估了上百台的車輛。會不定期有著促銷的手段當中就包含了廣告費、文宣費等，像這類型的變數是無法得知的，也就會造成預測效果不佳的事情發生。

表格 2 三種演算法每月推估結果 (MAPE)

方法 月份	NN	SVR	CART
2012/06	4.86%	30.72%	59.27%
2012/05	0.77%	21.68%	9.59%
2012/04	8.24%	34.16%	6.83%
2012/03	10.00%	7.01%	15.89%
2012/02	37.85%	81.53%	98.19%
2012/01	1.54%	23.29%	24.72%
2011/12	27.54%	25.87%	57.65%
2011/11	10.00%	19.37%	5.39%
2011/10	19.94%	18.04%	4.00%
2011/09	5.20%	20.07%	1.65%
2011/08	11.66%	19.75%	41.09%
2011/07	22.11%	26.31%	16.12%
2011/06	2.21%	0.09%	19.22%
2011/05	75.68%	59.45%	89.81%
2011/04	42.08%	21.23%	63.31%
2011/03	45.96%	29.70%	53.62%
2011/02	14.18%	33.50%	69.17%
2011/01	43.84%	50.71%	51.03%
2010/12	137.66%	15.89%	104.20%
2010/11	2.51%	6.55%	5.59%
2010/10	30.18%	0.82%	14.86%

註：該表格為三種演算法在 Shift₁、Shift₂、Shift₃、Shift₁₋₃ 的情況下，取 MAPE 值最低的 shift 的模型，上表為 6-Fold 交叉驗證測試資料，在每月的 MAPE 值，MAPE 值越低代表著該方法在那個月份預測銷售量與實際銷售量間的誤差越小，反之越大。

6. 結論

網際網路發展快速，人們可藉由各種平台發表個人意見、經驗分享。Facebook(FB)近年來用戶數量已突破五億人，全球每十四人當中，

就有一人是 FB 的用戶，FB 粉絲專業功能能吸引有相同偏好的用戶來這分享自己的意見，即時在線上交流。許多品牌透過按讚和分享功能宣傳品牌訊息，讓商品在一夜暴紅，一旦商品出現瑕疵或是服務不周，一連串的負面口碑將會影響商品的銷售量。使用者在網路中傳達的意見，對於業者來說是相當重要的，本研究藉由文字探勘的技術為基礎蒐集指標與關鍵字搜尋熱門度，並建立銷售量預測模型，以協助過去業者在決策進貨的問題。

本研究主要分成資料取得、資料前處理、預測模型建立等三個步驟。最後透過 Neural Network、Support Vector Regression、Classification and Regression Trees 三種不同的推估演算法，建立預測模型，並且評估其預測銷售量的效能。實驗結果顯示，只使用平移一個月的資料時，MAPE 最好的結果為 NN 的 25.75 % 優於其他兩種推估方法。過去的研究多以經濟指標進行汽車銷售量的預測，而本研究結合情緒指標、關鍵字熱門度，可以提供決策者更佳的銷售量預測資訊。

本研究只針對 Mobile01 汽車討論區的文章做擷取，當作情緒分數指標，未來也可以加入 FB 粉絲專業中的評論做為本研究建立模型的輸入變數之一。

參考文獻

- [1] A Abu-Eisheh, S.A., Mannering, F., "Forecasting automobile demand for economies in transition : a dynamic simultaneous-equation system approach," *Transportation Planning and Technology*, Vol. 25, No. 4, pp. 311-331, 2002.
- [2] Askitas, N., Zimmermann, K.F., "Google econometrics and unemployment forecasting," *Applied Economics Quarterly*, Vol. 55, No. 2, pp. 107-120, 2009.
- [3] Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J., *Classification and Regression Trees*, Chapman & Hall, New York, 1984.
- [4] Bruhl, B., Hulsmann, M., Borscheid, D., Friedrich, , Christoph M., Reith, D., "A Sales Forecast Model for the German Automobile Market Based on Time Series Analysis and Data Mining Methods," *The 9th Industrial Conference on Advances in Data Mining*, pp. 146-160, 2009.
- [5] Choi, H., Varian, H., "Predicting Initial Claims for Unemployment Benefits," *Google Technical Report*, 2009a.

- [6] Choi, H., Varian, H., "Predicting the Present with Google Trends," *Economic record*, Vol. 88, Issue s1, pp. 2-9, 2012.
- [7] Duda, R.O., Hart, P.E., Pattern Classification and Scene Analysis, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1973.
- [8] Han, E.H., Karypis, G., Kumar, Karypis, V., "Text Categorization Using Weight Adjusted k-Nearest Neighbor Classification," *The 5th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 53-65, 2001.
- [9] <http://www.u-car.com.tw/search.asp?keyword=s=臺灣汽車市場銷售報告>, 2012
- [10] Hulsmann, M., Borscheid, D., Friedrich, C.M., Reith, D., "General Sales Forecast Models for Automobile Markets Based on Time Series Analysis and Data Mining Techniques," *The 11th international conference on Advances in data mining: applications and theoretical aspects*, pp. 255-269, 2011.
- [11] Liu, Y., Huang, X., An, A., Yu, X., "ARSA: A Sentiment-Aware Model for Predicting Sales Performance Using Blogs," *The 30th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 607-614, 2007.
- [12] Lu, X., Geng, X., "Car Sales Volume Prediction Based on Particle Swarm Optimization Algorithm and Support Vector Regression," *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, Vol. 1, pp. 71-74, 2011.
- [13] Oelke, D., Hao, M., Rohrdantz, C., Keim, D., Dayal, U., Haug, L., Janetzko, H., "Visual opinion analysis of customer feedback data," *IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology*, pp. 187-194, 2009.
- [14] Plant, R., "Online communities," *Technology in Society*, Vol. 26, pp. 51-65, 2004.
- [15] Rawat, M.K., Upadhyay, D.C., "Cluster Detection Using GA-KNN Conjunction Approach," *Journal of Global Research in Computer Science*, Vol. 3, No. 5, pp. 7-10, 2012.
- [16] Rumelhart, F., McClelland, J.L., Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition, MIT Press Cambridge, USA, 1986.
- [17] Sa-ngasoongsong, A., Bukkapatnam, Satish T.S., "Automobile Sales Modeling using Granger-Causality Graph with PROC VARMAX in SAS®9.3," *SAS Conference Proceedings: Western Users of SAS Software*, pp.1-10, 2012.
- [18] Sa-ngasoongsong, A., Bukkapatnam, Satish T.S., Kim, J., Iyer Parameshwaran S., Suresh, R.P., "Multi-step sales forecasting in automotive industry based on structural relationship identification," *International Journal of Production Economics*, Vol. 140, Issue 2, pp. 875-887, 2010.
- [19] Shahabuddin, S., "Forecasting automobile sales," *Management Research News*, Vol. 32, Issue 7, pp. 670-682, 2009.
- [20] Sonnier, G.P., McAlister, L., Rutz, O.J., "A Dynamic Model of the Effect of Online Communications on Firm Sales," *Marketing Science*, Vol. 30, No. 4, PP. 702-716, 2011.
- [21] U-Car, 「臺灣汽車市場銷售報告」,
- [22] Vapnik, V.N., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag New York, Inc., New York, 1995.
- [23] Wah, Y.B., Ismail, N.H., Fong, S., "Predicting car purchase intent using data mining approach," *Eighth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, Vol. 3, pp. 1994-1999, 2011.
- [24] Yang, J.H., Honavar, V., "Feature Subset Selection Using a Genetic Algorithm," *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 44-49, 1998.
- [25] Yang, Y., Liu, X., "A Re-examination of Text Categorization Methods," *The 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 42-49, 1999.
- [26] Zhang, Y., Wu, J., "The Analysis of China's Automobile's Sales Volume Based on the Measurement Theory," *Pioneering with science & technology monthly*, No. 6, pp.51-52, 2009.