

# 促銷檔期下之銷售預測流程設計與模式構建

研究生：洪明陽

指導教授：丁 承 教授

國立交通大學 經營管理研究所碩士班

## 中文摘要

在當今世界激烈的市場競爭和快速多變的市場需求下，企業面臨的經營壓力已非本身單一方面就可以解決，必須藉由整體供應鏈成員彼此的溝通、合作，以供應鏈管理之手法提升競爭優勢。但目前發展出來的供應鏈管理手法中常忽視供應鏈資訊流的最佳化，為供應鏈帶來「長鞭效應」(Long-Whip Effect) 的問題，需求訊息的不真實性造成供應鏈所有成員受高庫存、高缺貨率之影響，進而帶來營業額下降。而此問題尤其容易發生在促銷檔期期間。由於商品銷售量在促銷檔期中會突然的升高，若供應鏈成員之間沒有良好的溝通管道，則更為容易產生長鞭效應。在許多供應鏈管理方法中，協同計畫、預測與補貨(Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment, CPFR)被認為是最能夠解決長鞭效應的手法。

本研究藉由台灣某大型供應商與通路商之合作為實例，企圖達成以下三點目標，給予雙方建議並為雙方帶來更大利益：第一，以 CPFR 之手法作為基礎，重新設計原先該供應商與通路商於促銷檔期間預測與補貨模式，使得雙方能夠更快應對促銷檔期間的需求。第二，本研究將該供應商以及通路商所蒐集之銷售及檔期資訊，以複迴歸模型探討該供應商提供給該通路商之產品中其中 57 隻產品的關鍵銷售因素；而研究也證實即使為相同品牌，不同的產品的銷售量也會被不盡相同的促銷方法影響。第三，本研究採用複迴歸模型以及以人工智慧為基礎之自組性演算法模型進行銷售量預測，並藉由預測誤差了解在何種促銷方案下會有較好的準確率，而研究也證明自組性演算法之預測準確率較高。而採用本研究方案之通路商分店，在缺貨率、存貨減少及訂單滿足率等指標上皆優於其餘未採用此方案之分店，也證實本研究之銷售預測流程與預測模型具有其實務上的效果。

關鍵字：長鞭效應、協同計畫預測與補貨、促銷檔期、銷售預測、自組性演算法

# Sales Prediction Process Design and Model Building

## Under Promotion Period

Student: Ming-Yang Hung

Advisor: Dr. Cherng Ding

Institute of Business Management

National Chiao Tung University

### Abstract

In recent year, due to the strong competition and volatility of the market, firms must engage and cooperate with all the members in supply chain to sustain their competitive advantage by using supply chain management method. However, most of the methods have ignored the importance in optimization of information flow, which caused a serious impact to the whole supply chain, the “Long-Whip Effect”. The Long-whip effect indicates that the uncertainty and variation of demand information in supply chain will cause high inventory and high out-of-stock. This situation happens in promotion period often especially. For the demand will drive up in a very short period of time, long-whip effect happened if the supply chain cannot communicate to each other easily. Among all the supply chain management methods, collaborative planning, forecasting and replenishment (CPFR) is considered as the most effective way to deal with long-whip effect problem in supply chain.

This study takes the engagement of a large supplier and a retailer in Taiwan as example, and aims to handle below three issues. First, this study re-designed the process in promotion period base on the basis of CPFR. Second, this study used multiple regression to discuss the key promotion factors that will affect sales quantity for 57 SKUs (stock keeping unit) that the supplier provided to the channel. Third, this study uses both multiple regression and Group Method Data Handling (GMDH) to predict sales quantity for each promotion period. With the total solution designed, the result has shown that the retailer has a better performance on out-of-stock rate, inventory reduction rate and order fulfillment rate that both side are eager to reach.

**Key Words:** Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment, Sales Prediction, Long-whip Effect, Promotion Period, Group Method Data Handling

## 誌 謝

好像昨天才剛被學長姐迎新，轉眼之間，最後兩年的學生生涯就這麼過去了。雖然只有短短兩年，卻是我成長最多的一段日子，一切感恩。

能夠完成這篇論文，首先要感謝的是我的指導教授丁承老師。在短暫的 Meeting 時間中，老師總是把我的論文當成他自己的 Paper 一樣仔細地審視並給予我建議。最無法忘記的是在某一天晚上十點多，丁老師為了讓我的論文在口試之前能夠更完善，特地打電話到家裡來跟我討論了二十多分鐘。每一頁、每一個字、甚至迴歸係數的顯著星號要放在哪裡，老師都有他的堅持。對於老師在學術上的熱忱以及仔細讓我深深感到佩服。很榮幸能當老師的指導學生。

這篇論文其實是從實習的公司中發展而來的，我還要感謝這間公司在暑期實習之後延長了我的合約，讓我完整體驗到一間公司一年的運作。在眾多優秀的同事中工作，我開拓了我的視野、更學習到了很多不一樣的思考。尤其要感謝我的上司 Mike 總是信任我的能力，給予我許多的權力去執行每一件事情；每一次跟 Mike 討論的過程，都讓我了解到何謂高階主管的思考以及邏輯。在這裡我成長了很多，謝謝供應部門與業務部門的所有同事，你們讓我的學生生涯更為完整。

當然，還要感謝所有經管 99 的同學們。在辛苦短暫的兩年中，我們可以一起發瘋一起搞笑，讓事情很多的碩士生活變得更為有趣。我也要謝謝喬喬家族的小喬、昭穎、佳婷、書瑜、雅婷、鴻麟、建憲以及所壘的大家，你們也讓我的碩士生活多采多姿。在這之中，我特別要感謝同門的士真。在碩二論文跟工作的夾擊之下，有妳的陪伴與鼓勵總是可以讓我再鼓起勇氣往前走。謝謝妳，我們要再一起互相加油走下去。

最後要感謝我的家人們，因為有你們在我後面默默的支持我、鼓勵我，我才能義無反顧的做我自己想要的事情、走我自己想走的路。當兵出來之後，我一定會努力的打拼，然後換我回報給你們。

要謝的人太多了，很可惜不能把一路上幫助過我的人全部都打出來。曾經大家幫助過我，我以後也會努力地變成別人的貴人，為社會做更多的貢獻。

洪明陽 謹誌

中華民國一〇一年六月二十九日

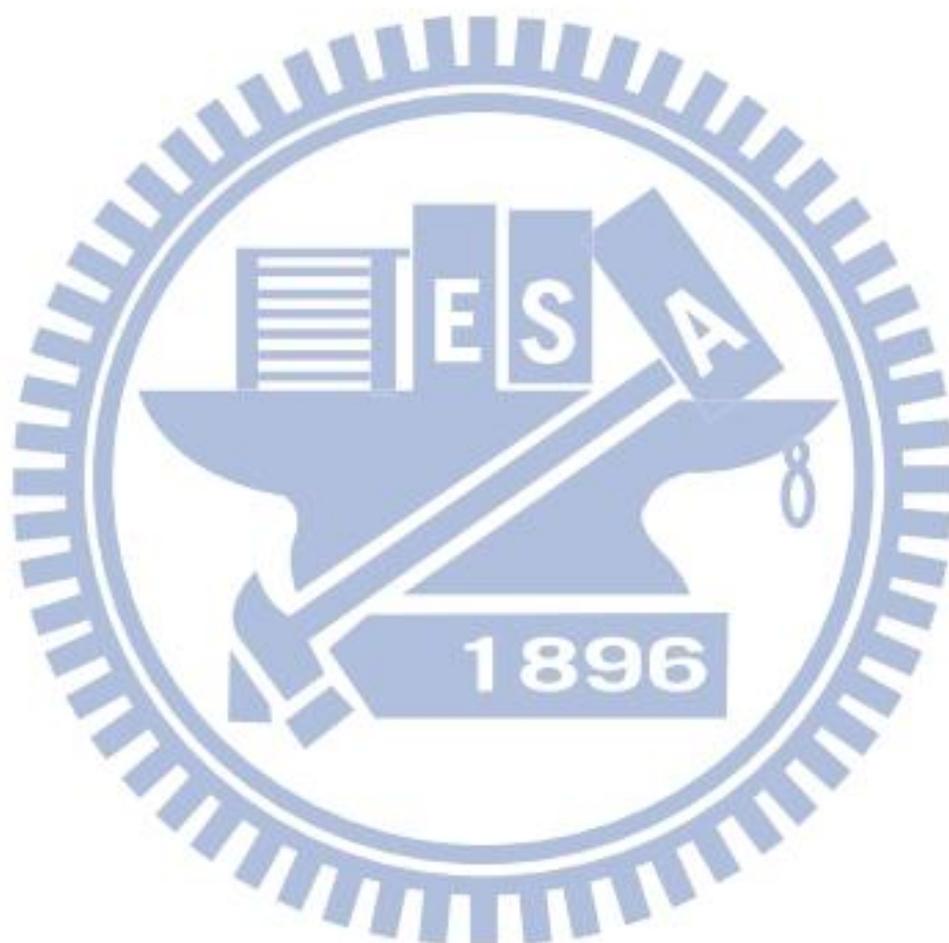
# 目錄

第一章 緒論 .....	1
1.1 零售商-供應商夥伴關係 .....	1
1.2 CPFR、促銷計劃、與銷售預測 .....	4
1.3 研究動機 .....	6
1.4 研究目的 .....	8
1.5 研究架構 .....	9
第二章 文獻探討 .....	10
2.1 協同計畫、預測與補給(CPFR) .....	10
2.1.1 CPFR 簡介 .....	10
2.1.2 CPFR 流程 .....	12
2.2 銷售預測(Sales forecast) .....	19
2.3 影響銷售量之因素 .....	24
2.4 自組性演算法(GMDH) .....	26
第三章 企業背景 .....	29
第四章 研究方法 .....	36
4.1 協同預測流程設計 .....	36
4.2 銷售預測變數選取 .....	38
4.3 銷售預測模式 .....	40
4.4 衡量指標 .....	41
第五章 實證研究 .....	43
5.1 設計促銷檔期 CPFR 流程 .....	43
5.2 各商品之關鍵銷售因素 .....	53
5.2.1 食品 P .....	55
5.2.2 電池 D .....	56
5.2.3 尿布 P .....	58
5.2.4 髮類 A .....	60
5.2.5 髮類 B .....	62
5.2.6 髮類 C .....	64
5.3 銷售預測準確率分析 .....	67
5.3.1 店面 .....	68
5.3.2 品牌與檔期 .....	70
5.4 結果討論與預測方法之比較探討 .....	74
第六章 結論與建議 .....	77
6.1 研究結果與貢獻 .....	77
6.2 研究限制與建議 .....	79
參考文獻 .....	80

## 表目錄

表 1-1	台灣零售商主要通路 .....	3
表 2-1	CPFR 情境架構.....	12
表 2-2	定性預測與定量預設之優缺點比較 .....	20
表 2-3	預測模型特性整理 .....	22
表 2-4	展示位名稱 .....	26
表 3-1	B 通路商限量商品之訂單無法滿足比率.....	35
表 4-1	促銷檔期可能因素 .....	39
表 5-1	供應商 A 與通路商 B 於促銷檔期之準備事項與時間點(改進前).....	43
表 5-2	促銷檔期間鋪貨比例 .....	47
表 5-3	協同預測流程與開始實施時間點 .....	49
表 5-4	衡量協同預測專案之關鍵績效指標 .....	51
表 5-5	關鍵績效指標之範例 .....	51
表 5-6	關鍵績效指標之範例 - 計算 .....	52
表 5-7	測試店與非測試店之比較 .....	52
表 5-8	促銷檔期類變數整理 .....	53
表 5-9	店面類變數整理 .....	53
表 5-10	商品類變數整理 .....	54
表 5-11	本研究欲做銷售預測之品牌簡介 .....	54
表 5-12	食品 P 之簡介 .....	55
表 5-13	食品 P 之銷售因素複迴歸結果 .....	56
表 5-14	電池 D 之銷售因素複迴歸結果.....	57
表 5-15	尿布 P 之簡介 .....	58
表 5-16	尿布 P 之銷售因素複迴歸結果 .....	59
表 5-17	髮類 A 簡介.....	60
表 5-18	髮類 A 之銷售因素複迴歸結果.....	61
表 5-19	髮類 B 簡介.....	62
表 5-20	髮類 B 之銷售因素複迴歸結果.....	63
表 5-21	髮類 C 簡介.....	64
表 5-22	髮類 C 之銷售因素複迴歸結果.....	65
表 5-23	整體 WAPE 值.....	67
表 5-24	各店面 WAPE 值.....	68
表 5-25	WAPE 前十名店面之銷售層級與平均銷量比較.....	69
表 5-26	店面 WAPE 前 20 名與銷售層級比較.....	70
表 5-27	各品牌 WAPE 值.....	70
表 5-28	食品 P 各 SKU 特性與 WAPE 值 .....	71

表 5-29	品牌 P 之商品與檔期間 WAPE 綜合分析 .....	71
表 5-30	品牌 P 之商品與促銷檔期周末數 WAPE 綜合分析 .....	72
表 5-31	髮類 A 各 SKU 特性與其 WAPE 值.....	72
表 5-32	髮類 A 特殊規格產品與其 WAPE 值.....	73
表 5-33	特殊規格同時促銷 WAPE 值.....	74
表 5-34	商品活動有無對 WAPE 之影響.....	74
表 5-35	複迴歸與 GMDH 之綜合比較 .....	75



# 圖目錄

圖 1-1	零售業供應鏈 .....	2
圖 2-1	VICS CPFR Model .....	11
圖 2-2	CPFR 步驟圖 .....	13
圖 2-3	CPFR 九大基本流程 .....	16
圖 3-1	矩陣式組織圖 .....	29
圖 3-2	一般通路商與供應商之資訊流與物品流 .....	31
圖 3-3	通路商 B 與供應商 A 之資訊流與物品流 .....	32
圖 3-4	B 通路商 2010 年 7 月至 2011 年 6 月之慢速消費品存貨價值比例 .....	34
圖 4-1	協同預測流程設計方針 .....	36
圖 5-1	展示位全數擺滿示意圖 .....	45
圖 5-2	展示位外層排面示意圖 .....	45
圖 5-3	促銷檔期每日銷售比例圖 .....	46
圖 5-4	展示位擺設方式(上下位) .....	50



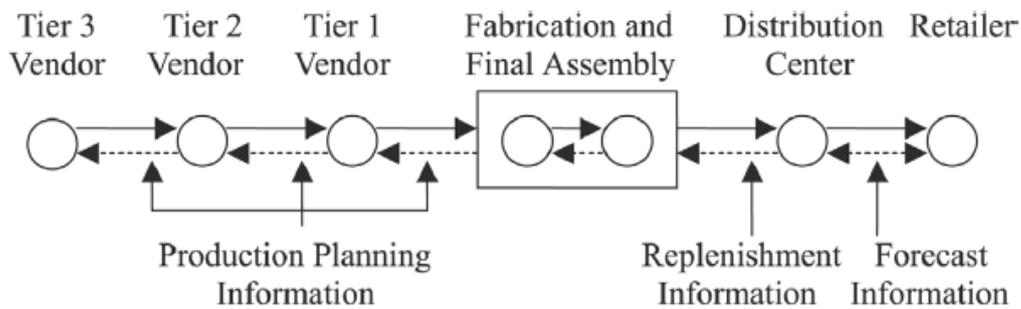
# 第一章 緒論

## 1.1 零售商-供應商夥伴關係

供應鏈(Supply chain)是由數個企業組成，彼此擁有不同、甚至可能彼此衝突的目標。依據美國供應鏈協會(Supply Chain Council, SCC)之定義，供應鏈涵蓋了從生產至運送最終產品到顧客手中過程中所有的活動，亦即從接單到訂單管理、供給與需求的管理、原料、製造及組裝、倉儲與運送、配送到通路、最後送達消費者手中的一連串流程。因此，供應鏈可視為不同公司間，從產品之原料來源、製造、配銷、運送等形成一個緊密合作關係之網絡結構。在當今世界激烈的市場競爭和快速多變的市場需求下，企業面臨的經營壓力已非本身單一方面就可以解決，必須藉由整體供應鏈成員彼此的溝通、合作，以供應鏈管理之手法提升競爭優勢。為了營造並維持這樣的合作關係以及整合企業之間的物流網路，供應鏈管理(Supply chain management, SCM)的目的即是為了整條供應鏈找出最好的策略(Simchi-Levi et al., 2003)。

目前發展出來的供應鏈管理技術，如全面品質管理(Total quality management, TQM)，大多以整合供應鏈成員之間的物料流(Material flow)最佳化來設計；不過有學者認為，供應鏈的管理不僅僅要達到物料流的最佳化，資訊流(Information flow)也同等重要(Sari, 2008)。若忽視資訊流的最佳化將可能給供應鏈帶來一個影響巨大的問題，稱為「長鞭效應」(Long-Whip Effect) (Lee et al., 1997)。長鞭效應意指當供應鏈上的各節點企業只根據來自其相鄰下級企業的需求預測進行生產或者供應、生產決策時，需求訊息的不真實性會沿著供應鏈逆流而上，產生逐級放大的現象。當訊息達到源頭的供應商時，其所獲得的需求和實際消費市場中的顧客需求發生了很大的偏差。在無法準確預測需求的情況下，供應端的製造及生產計劃就很難與市場需求相互配合，造成供應鏈買賣雙方彼此都有高庫存、買

方更會產生高缺貨率，並產生低顧客滿意度(Metters, 1997)。而如何顯著消除供應鏈的長鞭效應，將是供應鏈及其成員能否擁有競爭優勢的重大關鍵。



註：實線表物品流，虛線表資訊流

資料來源：(Fliedner, 2003)

圖 1-1 零售業供應鏈

所謂資訊流最佳化，在理想情況之下，意指供應鏈成員之間所有資訊毫無保留的分享。多位學者認為，可以藉由分享供應鏈下游的資訊，如通路商各分店銷售點數據(Point-of-Sale, POS)予其他供應鏈成員，使供應鏈上游可以直接地得到實際的銷售量，進而做更準確的物料流規劃(Chen et al., 2000; Dejonckheere et al., 2004; Ouyang, 2006; Li et al., 2006)；Lee et al.(2000)也認為，供應鏈的資訊分享是供應鏈下游同意將實時(Real-time)銷售量以及存貨水準分享給供應鏈上游(指製造商或供應商)。在這樣的情況之下，製造商或供應商不需要再透過下游的訂單來預測消費者需求，可以直接由供應鏈裡最接近終端消費者成員提供最即時、最能反映市場現況的銷售及顧客資訊給上游成員了解並使用。

為了建立新型合作伙伴關係，一種面向供應鏈的策略：零售商-供應鏈夥伴關係(Retailer-Supplier Partnership, RSP)應運而生，並逐漸成為供應鏈管理中一個熱門的研究問題。供應鏈內的成員可以妥善經營上下游之間的關係來解決長鞭效應問題；不過在食物製造業、服飾業、零售業(含量販、超市、藥妝店)等產業，成員之間的合作關係尤為常見。許多因素造成這些產業需要藉由早期資訊交換來獲取更多利益 (Fliedner, 2003)：

## 1. 產品不斷創新

產品不斷的推陳出新，使得產品的生命週期(Product life cycle)逐漸降低的情況下，預測長期需求已經愈趨困難。新品上市前的需求預測以及促銷方案，或是舊品停止出貨前的存貨削減(Liquidation)規劃，利用資訊分享的方式，能使供應商更快的得到目前市場趨勢以及消費者行為，使買賣雙方皆能針對市場快速應變，進而擬定更佳的方案。

## 2. 激烈競爭

以零售業(Retail)為例，由於同種類商品之供應商產品同質性高，在性質類似的情況之下，壓低價格或操作價值更高的折扣活動以吸引顧客可說司空見慣。除此之外，通路商之間也有激烈的競爭。2011年資料顯示，台灣量販業的龍頭家樂福(Carrefour)已有63間分店；超市業市占率首位的全聯福利中心分店數更已超越650家(如表1-1)。

表 1-1 台灣零售商主要通路

通路名稱	名稱	分店數
量販 (Hypermarket)	家樂福 (Carrefour)	63
	大潤發 (RT-mart)	23
	愛買 (A-mart)	18
超市 (Supermarket)	全聯	650+
	頂好 (Wellcome)	273
藥妝店	屈臣氏 (Watson's)	445
	康是美 (Cosmed)	300+

資料來源：作者整理

不僅僅是同通路之下的角力，量販業也懼怕超市業、藥妝店的競爭；也因此，除了上述之供應商的價格戰之外，通路本身更會妥善規劃促銷活動以吸引買氣。在雙重的價格壓力之下，每件產品銷售的毛利率更低，通路商勢必要以降低存貨成本為首要目標。產品包羅萬象，若是每樣產品都有存貨，累積起來的存貨水準以及存貨成本將佔絕大比例的總支出。若供應商與通路

商能夠建立資訊交換的平台，彼此可以協調促銷方案、生產及補貨計劃以達到雙方業績上升且存貨下降的終極目標。

### 3. 外地製造、本國銷售

由於成本考量，許多供應商的工廠大量移到工資較低的國家，如中國、東南亞等地。如此一來，產品自生產到上架的時間會增加，自然也產生較多的資訊不對稱問題，長鞭效應也更為顯著。因此如何整合這樣的供應鏈，使產品能準時下單、出貨、並送到賣方倉庫中，也是供應鏈管理的一大重點。

依此發展的技術與方法相當多樣，如供應商存貨管理(Vendor Managed Inventory, VMI)、持續補給(Continuous Replenishment, CR)、有效消費者回應(Efficient Consumer Response, ECR)等等。其中又以協同計劃、預測與補給(Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment, CPFR)被認為是最有效的方法，能讓成本下降、銷售提升以及良好的顧客滿意度，為買賣雙方帶來雙贏的局面(Shen et al., 2009)。

## 1.2 CPFR、促銷計劃、與銷售預測

美國產業共同商務標準協會(Voluntary Interindustry Commerce Standard Association, VICS)說明 CPFR 的功用在於「在買方與賣方之間創造一個合作模式，共同管理(Co-managed)從製造到銷售的程序，並分享此過程中出現的所有資訊(Information)」。

由以上定義可以看出，在整個 CPFR 的程序裡，「共同」與「分享」二字為 CPFR 的精神。在買賣雙方互信的情況前提，彼此分享資訊，進而共同擬定產品從製造到販售的策略，以達到雙贏的目標。

協同計劃(Collaborative Planning)在 CPFR 的定義中，是希望買賣雙方對於產品的生產、運送以及銷售模式等一連串的流程進行討論；不過在實務上，在彼此都有私密資訊以及產業競爭的情況，買方要影響、甚至介入供應商的生產計劃；

或是供應商要影響買方的銷售、進貨方式，若雙方沒有相當高程度的信任是不可能完成的。Larsen et al.(2003)正因為這種實務上可能的限制，對 CPFR 做出了更能被實務上應用的定義：「在一個 CPFR 的專案合作中，供應鏈裡兩個或兩個以上的成員，在製造商的製造過程及供應商的補給過程被決定的基礎下，共同擬定出促銷計畫(Promotional Activities)、並針對此計畫共同預測需求(Synchronized forecast)並進行補給。」也因此促銷計畫的討論，或許是 CPFR 順利運行的首要步驟。

一般通路商固定有促銷期間(Promotion period)，在促銷期間時商品可能有折扣、組合包(Bundle pack)、或是其他誘因，將使得商品銷售量大幅上升。不過誠如 1.2 節所述，促銷活動雖然能夠帶來業績上升，但相對的每件商品所能賺得的利潤也將下降；供應鏈每一位成員都抽取部分利潤，則愈往下游的通路商相對的利潤愈少。因此，協同促銷計劃的目標在於買賣雙方能夠協調對彼此最好的促銷方案，讓銷售額以及利潤都能夠極大化。除此之外，買賣方更可以依據之前的歷史促銷期間銷售數據，針對不同品牌找尋最適合的促銷方式，讓行銷費用能夠正確的運用在對的產品上，進而產生更為準確的銷售預測，而這也是本研究所要探討的重點之一。

另外，在比較大型的店面裡，促銷期間的展示位(Display)也是帶來銷售量的可能因素，如紙架(Paper stand)、端架(Gondola)以及供應商為了產品而設計的其他種類展示位，都可以額外再為雙方帶來更多營業額。展示位在店裡的位置、方向，也能影響該展示位所帶來的銷售量(From: Supplier A Internal Research)。

銷售預測模式已經被認為是企業在建構公司未來發展的框架時，所面臨最巨大的挑戰之一(Davis and Mentzer, 2007)。促銷檔期時的銷售量往往都是不規律性的變動，傳統的銷售預測模型著重在正常情況下的預測與補給，對於預測促銷檔期短期且更為即時性的需求並沒有辦法產生適當的結果。要發展出一套最適合企

業使用的銷售預測模型非常複雜，而且需要放入許多不同種類的因素進行探討。舉例來說，歷史銷售數據(Catt et al., 2008)、由供應鏈下游所提供的銷售數據(Hosada et al., 2008)，以及其他外在的市場因素(Davis and Mentzer, 2007)、經濟因素、產品因素、促銷因素等等。若要將所有可能的相關變數皆納入考量，雖然可能會帶來更為準確的結果，不過在實務的數據蒐集上將會帶來更多的人力與時間的消耗；此外，若模型複雜度過高，以實務上要實際應用則需要進行人員訓練。因此，要能找出一套能夠貼近現實的預測模型，將需要找出影響銷售量最為關鍵的因素，同時也要讓企業方便操作，可說是相當艱鉅的任務。

CPFR 牽涉到太多的公司內部資訊交換，雙方勢必都要損失部分的秘密資訊以求帶來未來的利益上升；因此 CPFR 的實施不會是首次合作就全方面施行的，必須要經歷循序漸進的測試，雙方藉由測試結果的優劣，彼此不斷開放更多的資訊以及權限，最後方能達成 CPFR 的終極目標。以本文之合作供應商與通路為例，從共同協調產品在該通路之促銷計畫開始，彼此合作一段時間並取得信任之後，便可以發展到共同預測的階段；其後，不論是供應商或是通路商來決定預測量，經過多次的測試之後，將產生一套最為雙方所用的預測模式，使雙方都認為這樣的模式可以為彼此帶來極大的利益，並以此做為未來合作基礎，依照執行結果進行雙方的跨部門資訊交流，逐步修改缺失，CPFR 的「雙贏」目標才算完成。也因此，找出具有關鍵影響銷售的因素以建構預測模式，將是 CPFR 成功與否的重要關鍵。

### 1.3 研究動機

前文所述量販業等通路與供應商合作施行 CPFR 的例子可說相當常見，如 CPFR 的先驅者 Wal-Mart、K-mart。在這些通路販售的商品相當多樣，以 2011 年台灣家樂福為例，販賣的總商品數已有上千種，更遑論這些商品底下還有不同的口味、尺寸、贈品、顏色、款式(本文其後均以 SKU, Stock keeping unit, 最小

存貨單位稱之)。若每一隻 SKU 都有剩餘存貨，儘管存貨量不高，累積起來所有商品的存貨量將會非常可觀。而這將帶給店內帶來極大的存貨成本控管，過高的存貨水準也將使店內倉庫容納不下造成管理困難；更甚之，店內的補貨員或陳列員沒有辦法在雜亂的倉庫中找到貨品，使得貨架沒有辦法及時補貨。這樣將造成雙方的資訊系統上皆顯示有存貨，但實際上卻發生貨架缺貨(Shelf out of stock, SOOS)的情況，訂單預測模型將跑出低估的結果(預估銷售量扣除存貨量)。不斷的惡性循環之下，將使得存貨成本不斷提高、缺貨率上升。

這種情況尤其容易發生在促銷檔期之間。除了商品折扣促銷，尚有特殊規格(如正常品加上一個較小規格的組合包)的促銷品。若因為預測量過多，使賣方購進太多貨物而無法在促銷期間銷售完畢，這些產品將放回正常貨架上；有些依賴展示位擺放的促銷品無法放回正常貨架，則要放回倉庫裡等待下一次相同的促銷活動，此時又產生了存貨成本以及效期問題(Product Expiration)。更甚，倘若供應商進行產品更換(Product conversion)、或是停止生產(Product Discontinued)，這些舊促銷商品將無法賣出，而通路將要自行吸收這些進貨成本。若預測量過少將造成缺貨問題，連帶而來的是消費者的抱怨或是客訴，使得雙方業績下降。

本研究以台灣某大型供應商(以下簡稱 A 供應商)與某大型通路(以下簡稱 B 通路)之合作案為例。雙方的合作行之有年，近年來為了能夠有進一步的整合，希望藉由 CPFR 在未來達到雙贏之結果。由於 A 供應商與 B 通路皆是規模相當大的企業，在進入 CPFR 的資訊分享階段前，勢必要為了彼此調整原先的合作模式以求更高的效率。

A 供應商提供 B 通路十多種品牌，並有將近四百隻 SKU。B 通路每年有將近 40 個檔期，每次檔期維持的時間皆不同；而 A 供應商針對不同的檔期提供不同品牌的促銷計劃予 B 通路進行銷售。目前 A 供應商與 B 通路的 CPFR 已經進展到協同計畫的階段：A 供應商於檔期開始前三個月就會決定產品的促銷機制，

並與 B 通路進行促銷計畫的討論。本研究首要目的，將先就 AB 雙方設計一套協同預測與補貨的模式，藉由更多資訊分享以及更高效率的流程，降低長鞭效應對於 A 供應商的影響，進而完成 CPFR 的階段性目標。

其次，由於 B 通路是 A 供應商最為重要的客戶之一，B 通路的總業績也有顯著的比例來自於 A 供應商。在 SKU 數將近四百隻的情況下，促銷檔期的預測將更為複雜。本研究也將試圖探討不同的促銷因素、店面因素以及其他影響銷售量的因素對於不同品牌、不同口味的影響，找出最為關鍵的因素，讓 AB 雙方在未來討論促銷計畫時，可以將正確的促銷方式應用在對的產品之上。找出關鍵因素之後，本研究更嘗試結合 B 通路分享的所有銷售、存貨資訊，建構一套較之前合作方式更為準確且有效的銷售預測以及協同補貨模式，使雙方皆能夠達到存貨下降、缺貨率下降、業績上升、利潤上升的最終目標。

詳細 A 供應商與 B 通路之背景以及專案執行動機將於第三章作更多解釋。

## 1.4 研究目的

綜合以上敘述，本研究將與 A 供應商、B 通路合作，並期望達到以下目的：

- 設計適合雙方進一步合作使用的協同預測與補貨模式。
- 建構在雙方已有協同促銷計畫的基礎上，找出影響促銷檔期銷售量最為關鍵的銷售因素。
- 找出影響促銷檔期間不同店面、不同 SKU 銷售量的影響因素，使得雙方可以依照店面以及產品設計更為完善的促銷計畫。
- 建構較之前的預測模式更能夠被雙方接受的銷售預測方法
- 此銷售預測模式能夠使 A 供應商之人員容易操作
- A 供應商與 B 通路之銷售量上升、存貨水準下降、缺貨率下降

## 1.5 研究架構

本文第一章詳述研究背景，包含 CPFR 對於長鞭效應的重要性以及本研究之動機與目的闡述。第二章將進行文獻回顧，詳述 CPFR 的發展歷史與運作流程、銷售預測模型的介紹以及文獻對於銷售量影響因素的看法。第三章介紹本研究探討之供應商 A 以及通路商 B 之基本企業背景，以及 AB 雙方目前針對促銷檔期合作及溝通方式的機會點(Opportunity)，使 AB 雙方希望進一步合作來到 CPFR 之境界。第四章介紹研究方法，將說明本研究將採用何種模型、何種變數進行銷售量預測以及訂單的產生模式。第五章為實證研究，說明此研究如何在 CPFR 的標準下重新設計 AB 雙方在促銷檔期的合作模式，並以這二間企業之實證數據進行模型架構，探討每一隻 SKU 擁有何種關鍵促銷因素，以及何種數量模型對於銷售量的預測最為準確。最後將實證結果、研究貢獻、研究限制及未來研究方向於第六章說明。

## 第二章 文獻探討

### 2.1 協同計畫、預測與補給(CPFR)

#### 2.1.1 CPFR 簡介

CPFR 的形成始於 Wal-Mart 所推動的 CFAR，CFAR (Collaborative Forecast And Replenishment) 是透過零售企業與生產企業的合作，利用網際網路，共同做出商品預測，並在此基礎上實行連續補貨的系統。後來，在 Wal-Mart 的不斷推動之下，基於資訊共享的 CFAR 系統又向 CPFR 發展。CPFR 是在 CFAR 共同預測和補給的基礎上，進一步推動共同計劃的制定。不僅合作企業實行共同預測和補給，同時將原來屬於各企業內部事務的計劃工作(如生產計劃、庫存計劃、配送計劃、銷售規劃等)也由供應鏈各企業共同參與。

CPFR 的緣起是在 1995 年，由 Wal-Mart 與其供應商 Warner Lambert、管理信息系統供應商 SAP、供應鏈軟體商 Manugistics、美國咨詢公司 Benchmarking Partners 等五間企業聯合成立了工作小組，進行 CPFR 的研究和探索，1998 年美國召開零售系統大會時又加以倡導。當時進行實驗的企業有 Wal-Mart、K-Mart，生產企業有 P&G(Procter & Gamble)、金佰利(Kimberly-Clark)、HP 等 7 家企業。從 CPFR 實施後的績效看，Warner-Lambert 公司零售商品缺貨率(Out-of-Stock rate)從 13%降低到 2%，新增銷售收入 800 萬美元。在 CPFR 取得初步成功後，組成了由零售商、製造商和方案提供商等 30 多個實體參加的 CPFR 委員會，與 VICS (Voluntary Inter-industry Commerce Standards) 協會一起致力於 CPFR 的研究、標準制定、軟體開發和推廣應用工作。美國商業部資料表明，1997 年美國零售

商品供應鏈中的庫存約 1 萬億美元，CPFR 理事會估計，通過全面成功實施 CPFR 可以減少這些庫存的 15% 至 25%，即 1500 億至 2500 億美元。

誠如第一章所述，CPFR 是一個以網路為基礎，進行供應鏈上下游的整合，包括製造計畫、生產計畫、購買計畫、需求預測以及存貨補給。而在 CPFR 的過程中，又以「協同」與「資訊分享」為中心思想，以降低供應鏈內部的長鞭效應為目標進行合作。多位學者認為 CPFR 的存在是為了要進一步解決目前供應鏈管理技術上仍存在的差距，如第一章所提之供應商存貨管理 (Vendor managed inventory, VMI)、或持續補給 (Continuous replenishment)。上述兩個技術也是以「協同」為出發點，不過僅以補給 (Replenishment) 為主。CPFR 包含了更全面的整合：計畫、預測與補給。



資料來源：CPFR(2004)

圖 2-1 VICs CPFR Model

圖 2-1 之 CPFR 模型為協同規劃、預測與補給的流程提供一個共通的架構。由圖所示，買家與賣家彼此之間已協同合作的方式共同執行 CPFR 所定義的流程與任務，滿足位於圖中央的消費者。

CPFR 買賣雙方，提供四組角色扮演的架構 (如表 2-1)，依供應鏈成員的權力結構與專長，來選擇最適合彼此合作的一套架構，作為彼此權責劃分與互動的依據。買賣雙方在進行協同合作之前，應先商討好角色架構，在前述三項決策中決定誰是決策者以及雙方所扮演的角色。綜上所言，CPFR 買賣雙方關鍵角色架構之特點為：

- 基於不同系統特性，買賣雙方應選擇不同的 CPFR Scenario 作為雙方於供應鏈決策中定位的參考。
- 買賣雙方皆參與需求規劃與預測的過程，但應注意決策權之單一化，以及預測時參與成員們使用資料的唯一性。

表 2-1 CPFR 情境架構

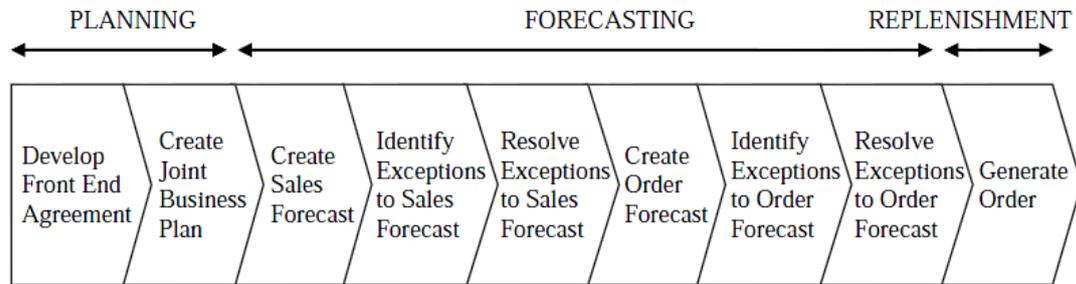
狀況	銷售預測	訂單預測	訂單產生
情境 A (一般狀況)	Buyer	Buyer	Buyer
狀況 B (供應商存貨管理)	Buyer	Seller	Seller
狀況 C (存貨共同管理)	Buyer	Buyer	Seller
狀況 D (VMI)	Seller	Seller	Seller

資料來源：VICS(2004)

## 2.1.2 CPFR 流程

CPFR 九大步驟模式的特點為輔助上下游成員協同規劃銷售、訂單的預測以及例外 (異常) 預測狀況的處理，如前所述其內容可分成：協同規劃、協同預測以及協同補給等三個階段，九項步驟中步驟 1 與步驟 2 屬於協同規劃，步驟 3

至步驟8屬於協同預測，步驟9則為協同補貨，各階段之內容概述如下，整體的架構圖如圖 2-2。



資料來源：Danese(2007)

圖 2-2 CPFR 步驟圖

**A. 協同規劃：** 協同計劃的目的是讓供應鏈成員間的規劃活動能取得一致的基本假設，以利後續各項合作活動的進行，共同的基本假設包括：

1. 確定協同商務關係的基本參數，如：協同合作的商品項目、共用的資料、異常狀況的定義
2. 確定協同之商業流程範圍，如：合作的目標、建議訂單的時程等。

**步驟一：建立合作的關係 (Establish Collaborative Relationship)**

首先，買賣雙方應共同建立合作之正式商業協議(confidentiality arrangements)，此僅在協同活動之初一次擬定，其內容應為：

- 明確定義之合作目標與相關績效衡量指標
- 協同合作的範圍
- 合作計劃可動用的資源，資源包括：人員、資訊系統、專業能力
- 例外狀況判定的法則，如何解決歧見
- CPFR 之推動藍圖，如商業流程、互動的方式與技術、檢討的時程與機制

**步驟二：建立聯合商業計劃 (Create Joint Business Plan)**

依納入合作之產品項，分別訂定清晰之合作策略，包括：

- 買賣雙方交流營運計劃以發展出合作產品的營運計劃
- 共同定義之品項角色、品項銷售目標、達成目標的戰術
- 擬定品項訂單的最小值（出貨的最小訂單量）、品項出貨的前置時間、訂單期間、安全存量

**B. 協同預測：**協同預測可細分成銷售預測與訂單預測兩個階段，前者單純考慮市場需求，後者則以銷售預測的結果，考慮產能現實狀況預測可能的訂單。

### 步驟三：建立銷售預測（Create Sales Forecast）

使用最終消費者的消費資料(consumption data)，預測品項特定期間之銷售，消費資料包括如：POS 資料、倉儲的出貨資料、製造商的消費資料、因果資訊分析（銷售相關影響因素分析）、加上季節、天氣、計劃性事件：包括：廣告、促銷、新品、改型、新店開張等資料來分析產品在未來各時程下的銷售量。本階段之細部事項如：

- 擬定預測時間的範圍，例如：第 9 周~第 11 周。
- 擬定預測的時間單位，例如：月、周、日。
- 擬定預測品質的單位基礎，例如：單店的銷售量、北區的物流中心的總量。
- 方法上，使用歷史資料配合過去的相關迴歸分析模式、時間序列分析來進行預測。
- 預測結果可區分為：基本的需求（base demand）與促銷的需求（promotion demand）兩類。

### 步驟四：辨視銷售預測可能出現問題的例外品項（Identify Exceptions for Sales Forecast）

列出銷售預測可能出現問題的例外品項，如爆發性產品，嘗試出人意外的大賣，對於異常的銷售情形，特別要時時監控，以調整策略。

#### **步驟五：共同處理例外品項（Resolve/Collaborate on Exception Items）**

當異常發生時，上下游應設定方案來增加或減少銷售以降低對庫存的衝擊。

#### **步驟六：建立訂單預測（Create Order Forecast）**

訂單預測較長由供應商貨物流中心主導，基於銷售預測或實際銷售的結果，考量製造、倉儲、運輸產能等因素，擬定未來各時程的訂單，其作業內容包括：

- 結合銷售預測、因果資訊與存貨政策，產生未來特定時間、特定地點品項的訂單預測
- 基於訂單預測的結果，供應商可進行產能需求規劃

#### **步驟七：列出訂單預測可能出現問題的例外品項（Identify Exceptions for Order Forecast）**

此步驟類似步驟四的過程，特別要注意產品之銷售/訂單百分比，若比值高於一時，代表將會有庫存發生，比值越高意味庫存越多，比值高低與其合理性，視各品項而定，藉由比值的監視與控制來掌握訂單異常狀況之處理。

#### **步驟八：共同處理例外品項（Resolve/Collaborate on Exception Items）**

此步驟類似步驟五。

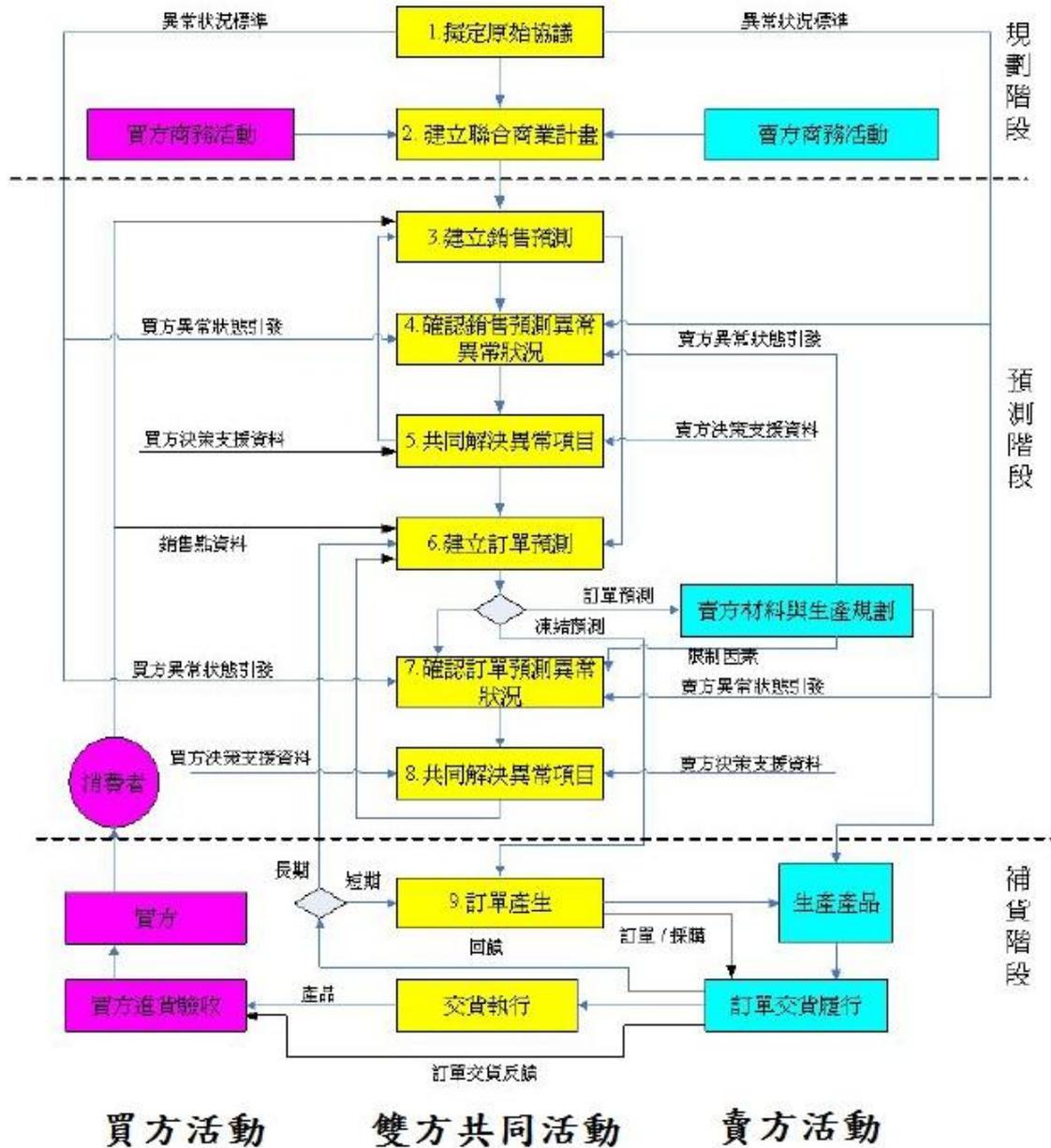
### **C. 協同補貨：**

#### **步驟九：訂單產生（Generate Order）**

經過協同規劃、預測階段後，協同補給決策之困難度將大幅降低，根據事先

議定之預測結果產生訂單。

圖 2-3 將 CPFR 九大步驟以及買方、賣方、雙方在不同時期所應該執行的動作整理如下：



資料來源：CPFR

圖 2-3 CPFR 九大基本流程

前述所提的許多供應鏈管理技術，從早期的電子數據交換(Electronic data

interchange, EDI)、供應商存貨管理(VMI)、持續補給等等，到目前本文所著重的 CPFR，不外乎皆以資訊分享為主要前提。在有效且有用的資訊分享之下，最終目標是達到供應鏈全體成員的雙贏。好處如下：

1. 零售商(供應鏈下游)

- 增加銷售額/銷售量
- 較高的顧客服務滿意度
- 提交訂單至到貨的過程較快
- 存貨水準降低
- 避免存貨過期、毀壞或過時

2. 供應商或製造商(供應鏈上游)

- 出貨量提高(銷售量增加)
- 較高的訂單滿足率(Order fill rate)
- 存貨水準降低
- 避免工廠產能浪費

3. 共同好處

- 較為直接的物品流(不需經過太多供應鏈內部企業存放)
- 提高需求或訂單預測準確率
- 較低的系統成本

其中最能夠直接觀察的就是銷售量的提升以及存貨水準的下降。銷售量提升來自於更好且更有效率的協同規劃、以及缺貨率下降；存貨水準下降則是因為更準確的需求預測以及訂單滿足率的提高。國內外皆有許多成功的例子，如 CPFR 的創始者 Wal-Mart，其與家品供應商 P&G (Proctor & Gamble)的合作；又如美國海尼根(Heineken)公司與下游通路商的結合。台灣企業如中環公司為國內首家成功導入 VICS CPFR 標準的企業；在導入之後，有效降低了長鞭效應(Bull Whip

Effect)所帶來光碟片產銷波動過大的問題。又如台灣屈臣氏(Watson's)，自 2005 年開始導入 CPFR，藉此引導本地供應商提升供貨績效。

全球來看，於 2008 年有三百多家公司成功實施 CPFR 供應鏈標準，且應用領域已從百貨零售業延伸至高科技產業，且逐年不斷增加(CPFR Spring 2008 Whitepaper, 2008)。如戴爾(Dell)電腦將所有資訊結合在一套以網際網路為基礎的系統，以達滿足其對於顧客的「五日到貨」需求(Lothair, 2001)。由此可知，CPFR 於供應鏈整合上具有舉足輕重的一環。

實施 CPFR 需要合作企業轉變對自己、對顧客和供應商的觀點。面向 CPFR 的合作企業價值觀要素有：

1. 以雙贏的態度看待合作伙伴和價值鏈相互作用。

在 CPFR 方法下，企業必須瞭解整個價值鏈過程以發現自己的信息和能力在、何處有助於價值鏈，進而有益於最終消費者和價值鏈合作伙伴。

2. 為價值鏈成功運作提供持續保證和共同承擔責任。

這是 CPFR 成功所必需的企業價值觀。每個合作伙伴對價值鏈成功運作的保證、許可權和能力有差別，在實施 CPFR 時，合作伙伴應能夠調整其業務活動以適應這些差別。無論在哪個職責層，合作伙伴堅持其保證和責任將是決定 CPFR 實施過程成功的關鍵。

3. 承諾制定和維護行業標準。

公司價值系統的另一個重要組成部分是對行業標準的支持。每間公司有一個單獨開發的過程，這會影響公司與合作伙伴的聯合。制定行業標準既便於實行的一致性，又允許公司間有差別，這樣才能被有效應用。開發和評價這些標準，有利於合作伙伴的訊息共用和合作。

## 2.2 銷售預測(Sales forecast)

Agrawal and Schorling (1996)曾對預測準確度做出以下見解：「銷售預測模型的準確度(Accuracy)對於零售業或量販業的營運是非常重要的。若這些企業或供應鏈的合作中沒有一個良好的預測模式，將會帶來過多或過少的存貨，而這將直接影響利潤，甚至影響長期的競爭力(Competitive position)。」更甚，Flores et al.(2007)認為，銷售預測的準確度對於營運績效是個重要的影響；而這影響包含了存貨成本、服務水平、員工使用效率及其他與營運績效相關的因素。

協同「預測」在實務上仍然遇到不少的限制：

1. 由於 CPFR 的資訊分享原則，在買賣方不斷地進行資訊交換之下，需求量的預測也會持續的更新，或稱「預測變動性」(Forecast Volatility)(Terwiesch et al., 2003)。在預測變動性大時，買方提供給供應商的數據及資訊可能不足甚至不準確；此外，若要使供應商能有足夠的能力及技術來應付此種變動性高的資訊處理也需要高時間以及高成本的付出(Terwiesch, 2003)。
2. 協同預測代表買賣雙方共同描繪一個「未來」的銷售量或需求狀態，但是在買賣雙方可能為了保護自己利益之下，要讓一方接受另一方的預測量可說難上加難。舉例來說，供應商可能會預估較高的需求預測量已達成更多銷售；或是零售商也可能會提出較高預測量以避免缺貨，或是預估較少以避免過高存貨，此現象又稱為預測膨脹(Forecast inflation)(Cachon & Lariviere, 2001)。

為了防範以上情況發生，不僅雙方要有一定程度的信任以及共識，以雙方共同成長為優先，CPFR、尤其是最為重要的銷售訂單預測才能發揮最大的功效。

在 CPFR 的合作之下，一個準確的銷售預測不僅可以讓供應鏈下游(買方)擁有好的銷售額以及有效率的人力分配(如即時補貨到貨架上)，也可以讓供應鏈上游(賣方、供應商)的工廠產能、公司的行銷預算等得到最有效的運用(Sengupta and Turnball, 1996)。

在銷售預測上，以決策方式分為兩大類：定性預測(Qualitative forecast)與定量預測(Quantitative forecast)。定性預測(又稱專家預測，Expert forecast)主要依賴決策者(進行銷售預測的負責人)的過往經驗以及主觀的判斷來決定需求量，並且需有以下的假設下方可進行定性預測(Bails & Peppers, 1993)：

- 須明確的定義欲預測的問題以避免專家的主觀意見造成偏誤
- 專家須具備欲預測產業、產品、顧客之特定知識
- 企業需客觀的選擇專家

不過即使在這樣的假設之下，部分學者(如 Goodwin, 2002)仍舊認為定性預測模式無法產生可靠且準確的結果，更遑論預測未來的銷售模式，因此大多數學者對於銷售預測的研究多以定量預測，以可能影響銷售量的變數作為解釋變數、欲預測期間的銷售量作為被解釋變數的數學模型作為依據。下表就定性與定量預測方法的優缺點進行比較：

表 2-2 定性預測與定量預設之優缺點比較

	優點	缺點
定量預測	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 新數據蒐集完畢後，可直接輸入模型得出可靠結果</li> <li>● 可預測企業可能的變化</li> <li>● 可看出解釋變數間的交互作用及關聯性</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 無法預測新上市產品</li> <li>● 高成本：需要不斷的市場分析資訊以及資料整理</li> <li>● 錯誤解讀結果</li> </ul>
定性預測	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 不需歷史銷售數據</li> <li>● 新市場/新產品預測</li> <li>● 可採納不同意見來預測</li> <li>● 專家的專業能力愈高則可使預測結果更可靠</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 專家的主觀意見</li> <li>● 季節因素、循環因素、銷售趨勢較難納入考量</li> <li>● 不適合用於短期預測(變動較大)</li> </ul>

資料來源：Pilinkiene(2008)

誠如第一章所提到的，定量預測方法由於太過考慮理論基礎及理論背景，使得在實務上的應用面較少著墨。但是相對來說，定量預測提供的是一個客觀的數

值，若能將預測模式更為簡化並且能夠快速地讓公司使用者學習，定量預測方法仍然比較能夠為企業所使用。

目前在定量預測模型上最常見的當屬統計模型，如最為基本的複迴歸 (Multiple regression)(Meyer, 1993)，將所有可能影響銷售量的變數納入迴歸模型中，找出迴歸式作為預測模型，並可以探討不同變數與未來銷售量是否具有顯著相關性。

時間序列模型(Time series model)由於另外納入歷史銷售數據做為解釋變數，相對來說較傳統複迴歸模型更為準確。時間序列包含了基本的自我迴歸(Auto regression)、移動平均法(Moving average)、指數平滑法(Exponential smoothing)，以及整合自我迴歸以及移動平均的 ARMA(Auto-regressive moving average)、Box-Jenkins auto-regressive integrated moving average (ARIMA)。其中 ARIMA 被認為在處理具有季節因素以及簡單趨勢(Simple trend)的資料時，擁有相當有效的準確度，較早期有關預測模型的實證研究中也廣納的被採用(Chase, 1993; Florance yet al., 1993; Hsu et al., 2002)。

不過，在處理實務上的數據時，影響銷售量的因素、過去銷售數據與欲預測之未來銷售量的關係並非線性關係可以完整的描述。有鑑於此，另有學者提出計量經濟模型(Econometric model)(Srinivasan, 1998)試圖描繪外在環境變數與銷售量的關聯。

近年來，由於人工智慧(Artificial intelligence)技術逐漸發展成熟，許多人工智慧的模型被證實較傳統統計模型更具準確性。類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)是目前較常用的技巧。ANN 在經過歷史銷售數據的訓練之後 (Training data)，可以用來預測未來的銷售數量，許多學者的研究皆證實了 ANN 較傳統模型更能夠妥當預測銷售量(如 Chang et al., 2003 ; Krolzig, 2004)。其他較為近期發展的應用技術如自組性映射圖網路(Self-Organizing Map Neural Network,

SOM)、支持向量機(Support Vector Machine, SVM)、基因演算法(Genetic Algorithm)以及模糊規則式系統(Fuzzy Rule Based System, FRB),皆有學者使用來預測未來,或者利用任意兩方法的混合模型進行預測(Chang et al., 2006)。

Jain(2000)認為,企業在選取預測模型時應依據資料型態(Data Pattern)、資料量(Amount of data available)、季節性(Seasonality)、資料是否存在穩定的因果關係、預測時間水平(Time level)、模型結果能否達到原先設定之目標等六項來判別模型是否適用。表 2-3 就上述之預測模型結合 Jain 學者之看法整理如下:

表 2-3 預測模型特性整理

模型類別	假設	預測模型	適用時機
時間序列 (Time series)	過去資料模式會持續發生在未來	自我迴歸 移動平均 指數平滑 ARIMA 線性趨勢(Linear trend)等	資料模式呈現平滑(Smooth)、持續的特性(Consistent)、季節性(Seasonality)。資料量可得且量大、環境穩定變化慢。
因果關係 (Cause Effect)	模型中解釋變數與被解釋變數存在強而穩定的關係	迴歸分析 計量經濟分析 類神經網路	可利用虛擬變數處理部分凸點(Spikes)數據。資料量可得且量大、環境相對穩定。
判斷法 (Judgmental)	用於歷史資料缺乏或過去事件發生機率較小的情況下	貝氏法 (Bayesian) 德菲法 (Delphi) 專家訪談	歷史資料缺乏但要求快速的預測結果

資料來源: Jain(2000)

Markridakis & Wheelright (1997)曾就一般企業所使用的預測方法進行實證研究,並歸納以下幾點結論:

- 並無一致性的實證結果顯示何種類方法較其他方法優異(依據資料型態不同,模型的正確率會有差異)
- 定性預測成本較定量方法高,正確率卻較低

- 不論是時間序列或是因果關係模式，小而簡單的預測模型其準確性並未必較大而複雜的模型低
- 給予所有資料相同權數的簡單最小平均法，其預測準確率低於依據資料的新舊程度給予較高或較低權重的折扣平均法。

由以上可知，並非將所有數據套用到計算較複雜的模型中就能得到最優異的預測結果。若能多方考量數據的特性，並找出最具影響力的關鍵變數，再進行模型預測可得出更為準確的結果。Charles(2000)提到，可透過合併眾多預測方法的預測模型以截長補短，可顯著提升預測準確度。

Jain(2002)之田野調查中指出，許多企業並無具體且系統化的預測方法，僅單以經驗、專家意見或單純歷史資料作為預測依據；而擁有較為系統性模型的企業，其為了實務上運用方便，常以時間序列與因果分析模式為主。這些方法可能過於簡易，不易捕捉到變化快速的環境以及生命週期短的產品，預測準確率過低將導致第一章所提的問題，也就是存貨過高、成本提高、最終造成業績下降。

不過若使用較高階的複雜模型，如類神經網路系列，卻只有少數的方法能在商業領域中應用。其主要原因，第一是類神經網路所提供的解決方案仍是一個「黑箱」(Black-box)，既不能解讀出適合原因引起如此特定的行為，也無法以人工方式修正類神經網路，使之改變一個特定的期望行為。第二，對於多數一般量產型的市場商品而言，純類神經網路的運算能力是有限的。第三，選擇合適的網路模型以及設定的學習演算法的參數，仍然是一個「黑箱藝術(black art)」，並且也需要更多的經驗(歷史數據)來不斷的學習與調整。

自組性演算法(Group Method of Data Handling, GMDH)(Ivakhnesko, 1966)自類神經網路的理論發展出來，主張建構模型時不應將自己的主觀判斷加入，而應讓資料本身存在的訊息決定模式之架構，也就是資料導向(Data-Oriented)建模的概念。承襲上述的想法，在目標與變數之間關係不明確的系統中，GMDH 演算

法可令各變數進行組合、競爭的動作，直到訓練模式之效能不再改進，或其誤差收斂為止。對於銷售預測上，自組性演算法可以同時具有類神經網路較高準確率的優點、也可找尋出最具有關鍵影響力的因素。有關自組性演算法之介紹將於 2-4 節說明。

本文將採用具有明顯模式的複迴歸以及 GMDH 進行預測準確率比較。若使用一般的類神經網路，在模型使用不易的情況下，對於企業將產生額外的人力以及教育成本，協同預測與補給的程序也將無法輕易的標準化，更失去了 CPFR 原本期待的提高雙方營運效率的宗旨。藉由此二種預測方法，探討何種的模型對於促銷檔期的銷售預測較為準確；並藉由預測正確率的分析，了解在何種促銷方案下的預測正確率較高並給與買賣雙方客觀的建議。

## 2.3 影響銷售量之因素

影響銷售量之因素相當之多，消費者的購買行為以及衝動一直是難以預測與理解的，長久以來學者試圖找出其主要影響因素。傳統的行銷 4P (Product 產品、Price 價格、Placement 通路、Promotion 促銷)組合的不同，帶來的銷售影響程度也不盡相同。近年來隨著服務至上的觀點，Booms & Bitner (1981)修正了傳統行銷 4P，多出了人才(People)、流程(Process)以及實體感受(Physical Evidence)成為全新的行銷 7P，以構成更適用於服務業的行銷方法。

促銷活動對於零售商有不少利益。其一，促銷機制如店面的展示位(Display)或是「買二送一」等等，對於非計畫型購物(Unplanned purchase)是非常有效的(Inman et al., 1990)。其二，促銷活動可以連帶刺激非促銷產品的買氣(Mulhern & Padgett, 1995)，而這可以進一步結合「廠商週」，如購買同一家代理商的產品超過一定金額，可以換取禮物或是現金回饋以刺激更高買氣。第三，促銷活動可以使民眾到店裡的消費次數增多。最後，經過優良設計的促銷機制可以使消費者產

生囤貨(Stockpile)的誘因，即使消費者目前不需要這麼多的產品，使零售商的存貨下降(Blattberg et al., 1981)。

消費者常被促銷期間才會出現的誘因，根據他們所感受到的價值而下最終購買決策。在經過廣告宣傳之後，企業在銷售產品時，如何讓產品更快的被消費者了解及接受，此時銷售員(Promoter)以及試用品(Sample)就是非常重要的一環。此外，促銷期間的商品促銷機制(Promotion mechanism)、大眾溝通方式(Communication channel)、大眾了解程度(Publicity)、以及促銷期間天數、促銷期間包含的假期(Holiday)天數都會影響消費者購買的慾望以及數量(Lertuthai et al., 2009)。

促銷機制主要是在不改變產品本質的情況下，讓消費者知覺到更多的價值進而購買產品，可分為價格促銷及非價格促銷兩種(Lichtenstein, 1995)。價格促銷是使消費者直接感受到價格下降，如折價券(Coupon)、現金折扣等；非價格促銷則是讓消費者感受到這樣的促銷方式具有金錢上的價值(Value for money)，如買二送一，而消費者對於不同的促銷方式會感受到不同的價值(Ramanathan et al., 2010)，因此妥善結合其他的行銷策略組合是非常重要的，如溝通管道的不同(Lertuthai et al., 2009)。一般通路商大多採用 DM 寄送給會員的方式，另外也有些採用報紙稿、電子稿、這些因素也會影響銷售量。

其他零售相關研究(Voss & Seiders, 2003 等)亦指出產品本身價格因素(定價、售價、價格變動)、零售商、廣告、促銷活動(時間、折扣幅度)、賣場展示、特定假期與時間因素會影響短期商品銷售量。Arminger(2002)也說明銷售預測應該考量資訊項目中，買賣方銷售促銷、行事曆規劃事件如新產品上市、聯合促銷活動、產品製造商活動、季節與特殊節日資訊。

促銷展示位(Display)被指出是影響衝動型購物(Un-planned purchase)的關鍵。據研究顯示，於通路商消費的消費者，百分之 70% 是衝動型購物；而這些消費者

平均只花 20 秒鐘待在貨架前面(Supplier A's Internal Research)。由此可知，若店面有好的展示位，將可以帶來額外的銷售量；也因此展示位的位置、種類以及數量也應當納入銷售模型的考量。

表 2-4 為台灣某通路商的展示品種類，當賣方業務與買方採購討論促銷計畫時，均須討論促銷商品須放在何種展示位上面，以方便買方規劃各店家商品擺放位置。

表 2-4 展示位名稱

英文名稱	中文名稱
Back Meter	收銀台背櫃
Clip Strip	側吊掛
Side Grid	側網架
OPL Promotion Shelf	自有品牌促銷端架
Permanent OSD	長期陳列
Paper Trolley	紙類花車
Stack	落地陳列
Paper Stand	紙架
Umbrella Stand	傘架
Four Wheels Unit	四面旋轉架
Gondola	端架

資料來源：本研究整理

每種產品有其適合擺放的展示位，而展示位擺放的位置(如在店內的入口或其他地方)也被指出是影響銷售量的關鍵。

## 2.4 自組性演算法(GMDH)

自組性演算法(Group Method Data Handling, GMDH)是由俄國學者 Ivakhnenko 於 1969 年所發展，他認為在大多數的情況下，透過模式來建立目標

與因子間的關係時，其交互作用往往是最難以得知且不確定的，但建模過程中卻必須先對整個問題有所認知，並了解其中作用的關係，才能夠完整呈現系統的因果關係。故 Ivakhnenko 提出 GMDH，為一種多層次輸入-輸出(Input-Output)關係網路架構，第 N+1 層的輸入變數是第 N 層的輸出變數。進行自組性演算法時，會淘汰對系統不重要的輸入變數和預測方程式，形成一輸入與輸出間的網路架構。

自組性演算法是在每一層以任兩個輸入變數建立預測方程式，若某層有 n 個輸入變數，則會產生  $n(n-1)/2$  個方程式和對應的輸出變數，這些方程式之中唯有高於指定標準的才會被留下作為下一層（稱下一世代）的輸入變數，其餘淘汰。輸入—輸出的過程會持續到下一世代的最佳預測方程式無法提昇模型整體的能力為止，此時回溯本世代的最佳方程式至初始輸入變數就是解釋能力最強的預測方程式。

一般而言，自組性演算法輸入與輸出間變數的關係可用 Kolmogorov-Gabor 多項式來描述，如下所示：

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

其中 Y 為輸出變數， $x_1, x_2, x_3, \dots$  為輸入變數， $a_1, a_2, a_3, \dots$  為方程式之係數。

自組性演算法之優點在於對於複雜的非線性系統可做較佳的推估，並且對於函數架構不明，數據不足和變數太多的問題也可加以分析。一般而言，自組性演算法相對於其他的類神經網路演算法，具有不需透過試誤法調整參數以節省時間、使用者不需接受類神經網路相關知識之教育兩項優點。自組性演算法之進行步驟如以下說明：

#### 步驟一：資料處理

將數據分成訓練樣本 (training data) 以及測試樣本 (testing data)。訓練樣本用來建構最適此系統之方程式；測試樣本目的為測試以訓練樣本建構出來的模型，確保此模型對於新數據仍能給予一合理之輸出。

## 步驟二：建立神經元

假設上一層存在n個輸出變數，兩兩一組構成新神經元（預測方程式），每一個神經元只有兩個輸入變數，本層將產生 $n(n-1)/2$ 個新神經元。以第j層第k個神經元為例，其多項式如下所示：

$$\hat{Y}_{jk} = a_0 + a_1 x_c + a_2 x_d + a_3 x_c x_d + a_4 x_c^2 + a_5 x_d^2$$

其中 $x_c$ 與 $x_d$ 為任二輸入變數， $Y_{jk}$ 為輸出變數估計值。

## 步驟三：選取下一世代之變數

選取準則依據步驟二神經元的均方根 (Root mean square, RMS) 以及誤差均方根 (Root mean square error)，模型建立者必預以此二數值衡量輸出變數估計值與實際值之差異程度，選擇適當的淘汰標準。每一層未達標準的多項式都會被淘汰，不被納入模型之中。

## 步驟四：設定停止條件

當此層的最佳方程式優於上一世代，則回到步驟二繼續建構下一世代的方程式，直到模型無法再改善為止。

## 步驟五：最終模式之構建

由停止的最終世代所選出之最佳方程式層層推回第一層，此輸入變數之關係式即為自組性演算法所得之最佳方程式。

### 第三章 企業背景

本章將介紹本研究之研究對象供應商 A 與通路商 B 之企業背景，以及使得雙方決定合作執行 CPF 之機會點。本研究將依此機會點以及尚可改進的空間進行後續研究，其研究結果於第四章將有更為深入之介紹。

供應商 A 為知名的快速消費品(Fast Moving Consumer Goods, FMCG)產品供應商，於全球約 80 個國家皆有營運總部，於世界各地供應 200 多個品牌。該供應商於二十多年前進入台灣市場，目前共有近 20 個品牌於台灣販售，顧客包含各大量販店、超市、藥妝店、百貨公司、以及負責進貨再轉賣給其他較為小型雜貨店的配銷商。供應商 A 的組織較一般企業特別，以圖 3-1 為例：

	髮類	化妝品類	日常用品	女性健康	家庭用品
量販					
超市					
藥妝店					
雜貨店					
配銷商					

圖 3-1 矩陣式組織圖

上圖為供應商 A 於台灣分公司的組織型態，其大多數分公司也都相近於此。此組織型態稱為矩陣式組織，是以產品線、區域機構為橫縱軸的交叉組織管理模式，是多產品線、跨區域或跨國企業經營的基本模式。矩陣式結構具有靈活、高效、便於資源共用和組織內部溝通等優勢，可以適應多元化產品、分散市場以及分權管理等複雜條件。矩陣組織強調區域本地化及產品業務垂直化，各地分公司和產品線經理都可以更好瞭解客戶需求，提供差異化的產品及服務，贏得更多訂單和市場。若有新專案需要設計或執行，將由有關部門派人參加，力圖做到條塊結合，以協調有關部門的活動，保證任務的完成。這種組織結構形式是固定的，人員卻是變動的，需要誰，誰就來，任務完成後就可以離開，也與供應商 A 的

員工二至三年就會輪調工作任務的宗旨配合。任務完成後就解散，有關人員回原單位工作。

舉例來說，若有新的促銷組合包即將在某通路商上市，則供應商 A 負責該通路的業務、負責該產品促銷機制設計、以及負責該產品製造的人員等等，均須參與討論以提供他們最為專業的意見，以確保上市之後不會出現任何差錯。而這一點與本研究所要執行的專案攸關重大，其後會有更多的解釋。

通路商 B 於台灣設有多處銷售據點，銷售產品從電子產品、衣物、日常用品、一般雜貨、家用品、食品、飲料、生鮮食品等等，應有盡有，至今至少有上萬隻 SKU (Stock Keeping Unit, 最小存貨單位) 於該通路中各分店銷售。近年來由於一日生活圈型態的興起，通路商 B 新分店逐漸以大樓內部為主要據點，如賣場大樓內結合美食街、商店街、甚至其他與 B 公司銷售商品範疇不同的通路商，使消費者能夠在同一棟賣場內待上一段時間，進而吸引其他原本並無採購意願的消費者到 B 通路商消費。

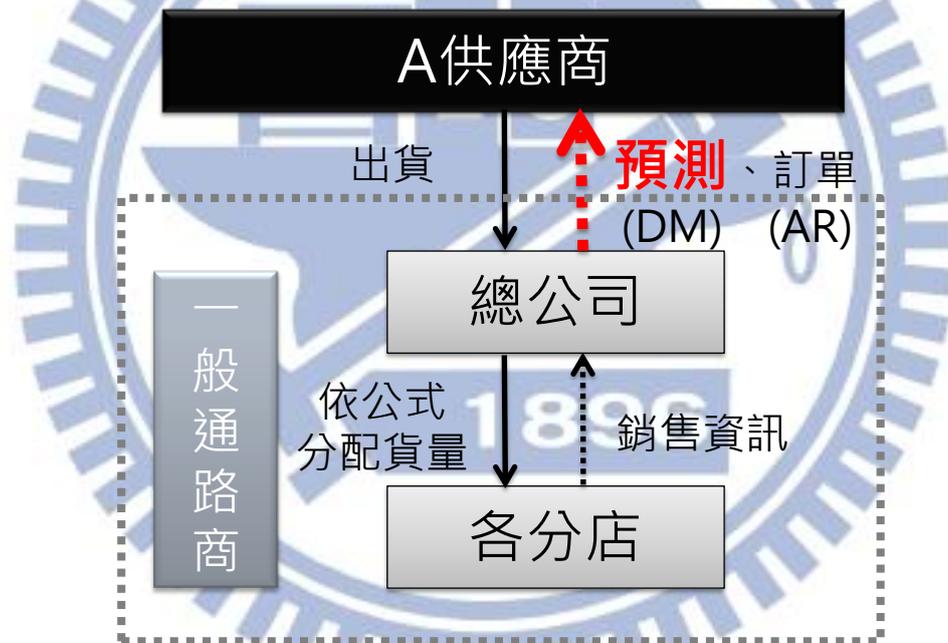
B 通路商每年有大約 40 個促銷檔期，每次維持時間約 10~19 天不等；若遇到較為大型的節日如農曆新年、母親節等，檔期則會再延長。而每次檔期進行促銷的商品數將近數百隻，如此大量的促銷商品進貨，通路商 B 勢必要結合供應商，擬定出更為標準化及更有效率的進出貨模式，方能因應如此龐大的工程，減少人力、時間以及資源的浪費。

以 A 供應商統計資料為例，會計年度 10-11 (2010 年 7 月至 2011 年 6 月，本研究採用 A 供應商之計算方式，其後將以 FY1011 (Fiscal Year) 稱之) A 共提供 B 通路商近 400 隻 SKU 的銷售 (包含所有促銷品、換購品、小規格產品及禮物)，總業績將近新台幣 9.5 億元；而 A 供應商於 FY1011 有近百分之 15 的總出貨量是由 B 通路商訂購，由此可知 AB 彼此之間為重要的貿易夥伴。

A 供應商針對如 B 通路商的大型客戶都會擬定促銷方式，並與該通路的採購人員討論，共同決定更有利於雙方的促銷計畫，而與 B 通路商的結合更是進展到 CPFR 中的協同計畫步驟。而如今，A 與 B 又面對以下問題，使得雙方認為更進一步繼續 CPFR 的流程，也就是完成協同預測與補給的機制，將給雙方帶來更大的利益：

### 1. 進貨模式

一般較為大型的通路商，其分店、總公司、物流中心與供應商的物品流及資訊流如圖 3-2 所示：



(虛線為資訊流、實線為物品流；DM 為促銷檔期，AR 為自動補給)

(此處的總公司泛指通路商的營運總部以及貨品集散的物流中心)

圖 3-2 一般通路商與供應商之資訊流與物品流

一般通路商的各分店利用銷售點系統(Point-of-sales, POS)將店面的銷售資訊以及存貨資訊即時性的傳回給總公司。在一般的情況之下(指非促銷的商品)，總公司的資訊系統會將低於店面安全存貨量的商品自動跑出需求(或稱自動補給，Auto Replenishment，如圖 3-2 之 AR)，同時將所有店面需求統計完畢轉成訂單，

在供應商可下單的時間將訂單送給供應商，通路商的物流中心收到貨品後依照先前的需求量運送給各分店。

而在促銷檔期時(如上圖之 DM)，由於需求量較大，若利用自動補給方式可能導致補貨不及而造成店面缺貨。因此在檔期前數周，通路商即需預測檔期間的可能總銷售量，並提前向供應商訂貨，讓供應商可以提早準備如此大量的貨品。這樣的方式可以避免店面在檔期間缺貨的可能性，並且讓各店面在檔期開始前就可以將促銷商品進行陳列的動作。在通路商收到商品後，再利用其事前即擬定的公式分配給各分店(如以上一檔期的銷售額比例做分配)。

不過通路商 B 的模式與其他通路商不同。如圖 3-3 所示：

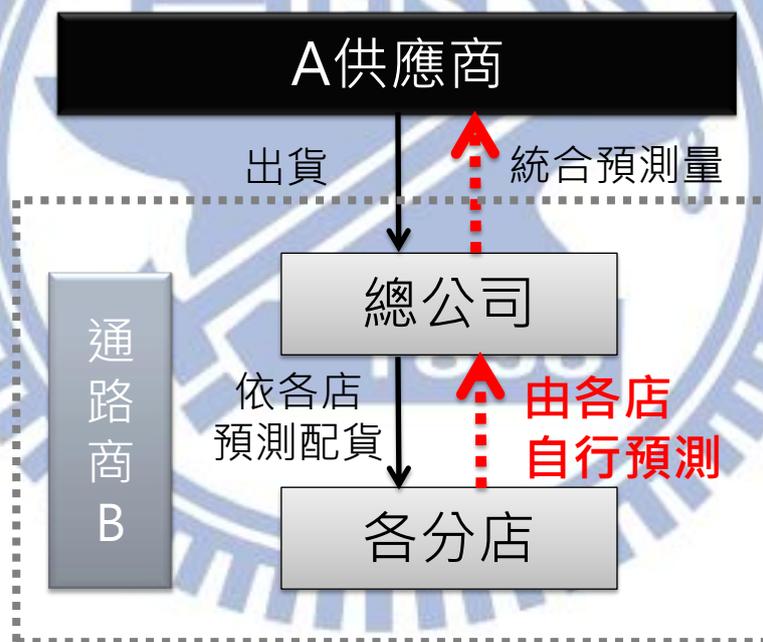


圖 3-3 通路商 B 與供應商 A 之資訊流與物品流

在一般狀況之下，通路商仍然利用自動補給系統補貨；但是在促銷檔期之下，總公司會在檔期前數周要求各分店負責各種類產品營運的負責人(通路商 B 稱為課長)填寫預測量。總公司在蒐集並整合各店預測量之後再向供應商下單。由於通路商 B 的分店常常會自行舉辦促銷活動、或是供應商 A 會指派促銷員到某些銷售量較好的分店，因此由實際面對銷售端狀況的課長進行銷售預測，或許會較

通路商的後勤部門進行預測會來的準確。

不過事實上，由於負責預測的課長事務繁忙，預測量常常來自其根據之前的銷售經驗做主觀判斷。如此一來，當實際銷售量大於預測量時，課長常常需要再度額外下單，若是供應商的存貨量不足且來不及額外生產，將造成店面缺貨；若預測量過高而帶來存貨，在如此多樣的產品共同促銷之下，存貨量過高將帶來倉庫控管問題。也因為如此，供應商 A 與通路商 B 希望能夠利用更有系統性的方式降低促銷期間的預測誤差問題。

## 2. 展示位

誠如 2.2 節所提到，展示位為影響銷售量及顧客滿意度的關鍵之一。通路商 B 在確定所有的促銷品牌後，針對店內所有可擺設展示位的公共空間規劃擺設圖，而各店課長也可在本身負責的空間內自行決定展示位的擺放方式。

不過現行供應商 A 與通路商 B 在討論促銷計畫時，並沒有溝通展示位位置及數量。若是 A 的業務已事前決定各分店展示位擺放量而直接輸入店內，將使得 B 的課長難以擺放，更可能產生展示位本身的存放問題。若展示位過多但進貨量不足以擺滿，看來空無一物的展示位在消費者眼中就有如貨架缺貨一般，將帶來銷售量的影響；若展示位過少，促銷產品無法讓消費者產生較為強烈的衝動性購買欲望，就減少了促銷檔期可能帶來的額外銷售量。因此，AB 雙方皆認為，若能夠提前了解有關展示位的資訊(包含位置與數量)，將有助於銷售量的提升，也能夠降低缺貨發生的機率。

## 3. 存貨過剩

當一件商品超過一段時間沒有再向供應商訂貨，代表存貨量即足夠供應需求，也意謂該商品目前的存貨水準處於過高狀態，則此商品稱為慢速消費商品(Slow moving stock)。B 通路商由於販售商品數極多，需要較為嚴格的存貨控管，因此其標準為超過三個月(或 13 週)未訂貨的商品即為慢速消費品。

圖 3-4 為 B 通路商於 2010 年 7 月至 2011 年 6 月(配合 A 供應商之會計年度)之慢速消費商品存貨價值佔總存貨價值的比例。



圖 3-4 B 通路商 2010 年 7 月至 2011 年 6 月之慢速消費品存貨價值比例

由上圖可知，上一會計年度 B 通路商的慢速消費品存貨價值比例始終高於 5%，部分月份甚至超過 10%。而經過較為細節的資料分析後，發現其中 46% 的慢速消費品來自於促銷檔期大量進貨，但是需求量卻過少的過剩存貨。若能夠找出關鍵的促銷檔期銷售因素進而使預測準確提高，則雙方皆可以因為存貨成本的降低而帶來更多獲利。

#### 4. 促銷品分配量

如前文所提 A 供應商為矩陣式組織。負責產品線的人員會固定時間點內設計未來數個月的促銷產品，包含組合包、換購品、或是較為特殊規格的产品，而這些產品皆是僅能在顧客的促銷檔期時販售。這些人員在設計完產品及其促銷模式之後，會提前與工廠確認產能及製造量，並依照之前的業績分配給每位顧客；而業務部門再將促銷產品資訊以及可出貨數量與顧客討論促銷方案。換句話說，這些促銷產品為限量的，顧客沒有辦法取得更多的產品。表 3-1 為 2010 年 7 月至 2011 年 6 月之間，B 通路商所訂購的產品數超過原先分配量造成訂單無法滿足的比率以及其價值。

表 3-1 B 通路商限量商品之訂單無法滿足比率

比率 (%)	11.84%
價值 (新台幣千元)	\$64,000

針對商品限量使訂單無法滿足而帶來的潛在銷售損失，供應商 A 的內部研究顯示，其中 15% 的損失是能夠被改善並帶來實質利益的。這個利益主要來自於更為有效的限量品促銷方案；或是藉由提前了解需求，使供應商 A 內部能夠快速反應，在通路商 B 下單之前將其他業績較小的顧客分配量轉移給 B。

以表 3-1 為例，若能達成 15% 的改善，將為供應商 A 帶來額外 960 萬的銷售額，當然也將使通路商 B 的業績上升。因此，能夠提前了解 B 在檔期間的需求、以及了解更為有效的促銷方案，也是本研究所要探討的重點之一。

整合以上的企業背景，以及本研究 1.4 節的研究目的，本研究期許能夠帶給 A 供應商及 B 通路商的好處如以下三點：

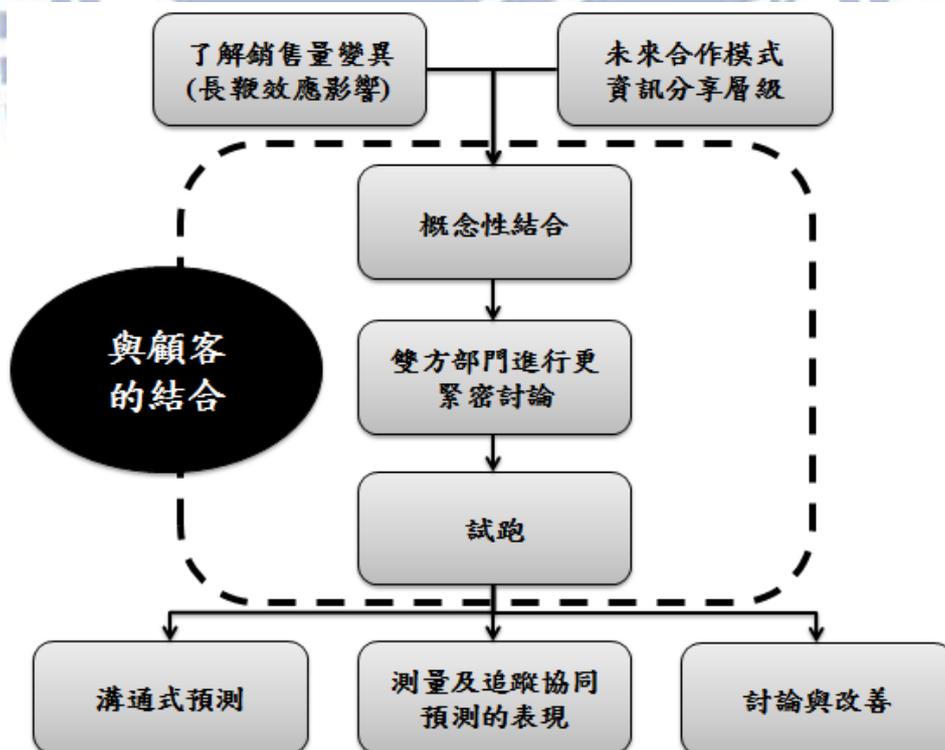
- 設計最能夠為雙方所用的 CPFR 模式，尤其著重於協同預測
- 藉由 B 通路商分享的 POS 資訊以及 A 供應商分享的促銷方案資訊，探討何項促銷因素最能夠影響銷售量，讓雙方能夠設計更有效用的促銷方案
- 取代以往使用過去經驗的預測方法，利用上一點所找出來的關鍵銷售因素設計銷售預測模型，降低預測誤差而減少存貨、降低缺貨率。此銷售模型是要以各分店、各 SKU 為主，而非預測 B 通路商的銷售總量

## 第四章 研究方法

### 4.1 協同預測流程設計

在進入實際銷售預測之前，買賣雙方的討論以及流程整合最為關鍵。先了解雙方的背景、彼此的需求，回頭尋找本身的企業營運流程是否有任何改善的空間再進行雙方整合後，才能進行試跑(Pilot run)。經過數次的試跑後，再改進任何缺點，使雙方皆認為此方式有極大的好處，方可進行全面性的協同預測模式。

本研究合作之供應商 A 針對協同預測有其一套方針，在與顧客結合時可依照此方針為基礎，依照買賣雙方的特性設計一套客製化的流程。本研究將依照此流程，與顧客進行結合之後，才進入銷售預測模式的討論。其設計流程如圖 4-1 表示。



資料來源：Supplier A's Internal Research

圖 4-1 協同預測流程設計方針

### 步驟一：了解銷售量變異

- 誠如第一章所提之長鞭效應，供應商應當先了解在之前的合作模式下與市場實際反應的落差，並了解協同預測是否有其必要性
- 了解消費者需求是如何被觸發(Trigger)以及目前雙方的促銷計劃、新品上市計畫的異同
- 就之前的合作模式予以深入檢討，找出機會點及改善空間，就協同預測可以提供的益處討論

### 步驟二：未來合作模式與資訊分享層級討論

- 了解目前雙方的合作層級(Level of partnership)。如雙方對話是否僅限於賣方業務對買方採購
- 了解目前雙方的資訊分享層級(Level of information)。舉例來說，買方的 POS 資料，如存貨量、銷售額是以月、周或是日為單位的方式分享給供應商
- 進行未來合作模式的討論，決定是否進入更高層級的合作

### 步驟三：概念性結合

- 在雙方固定的檢討會議中與較高層級的主管及管理階層進行討論
- 了解雙方目前之於協同預測，是否有更為緊要的問題需要處理

### 步驟四：雙方緊密討論

- 與協同預測有關的雙方部門將進行更緊密的討論
- 雙方可提供的資源、溝通流程、預測範疇、預期目標以及初步決定預測模式

### 步驟五：試跑

- 針對步驟四所討論出的結果，決定數間店面、數種產品進行試跑
- 針對試跑結果，處理之前未討論過的突發狀況並修正流程，再決定是否進行額外的試跑或是直接全面實施協同預測

#### 步驟六：溝通式預測

- 所有雙方的限制(Limitation)、及假設(Assumption)均需彼此分享
- 預測模式的同步化，如預測的變數範疇、參數設定等

#### 步驟七：測量及追蹤績效

- 持續的追蹤預測結果與績效，並持續修正關鍵績效指標(Key Performance Indicator, KPI)的目標

#### 步驟八：討論與改善

- 針對每次的執行結果不斷的改善
- 將流程標準化、持久化
- 始終讓雙方擁有雙贏的理念

本研究將依此套方針為基礎，在與通路商 B 充分了解及介入之後，設計出最適合雙方的協同預測模式。

## 4.2 銷售預測變數選取

在 4.1 節曾經提到，在執行協同預測前要先了解雙方的資訊分享層級。資訊分享層級範疇(如買方只提供賣方以月分統計、且單純品牌的總合銷售資料)則沒有辦法捕捉本研究所要探討的，也就是較為短期的促銷檔期銷售預測。表 4-1 整理可能的銷售影響因素，包含產品、促銷、店面以及展示位類，本研究將以表 4-1，結合雙方所能提供之資訊，決定以哪些變數進行銷售預測。

表 4-1 促銷檔期可能因素

變數種類	變數名稱	定義	範例
產品類	產品規格	供應商生產產品時的規格	髮類：750 毫升 尿布：M、40 片裝
	折扣深度	促銷價佔原價的折扣比例，消費者感受的購買金錢下降	八折 第二件半價
	促銷規格	促銷期間供應商可能生產促銷品，使消費者感受到非金錢類的促銷價值	750+200 毫升組合包 買二送一 滿一定價格送禮物
	新品上市	新品上市時，消費者的試用心理以及供應商的宣傳效果，將會帶來較高的銷售量	
促銷類	促銷時間	促銷檔期維持的天數	
	假期天數	假期間銷售量將會顯著的比上班時間還高。此處定義為周末以及國定假日天數	
	促銷名稱	不同的促銷活動可能帶來不同的人氣	一般促銷 周年慶
	媒體管道	透過何種方式讓大眾所知	一般促銷 報紙稿 電子稿
	聯合促銷	如廠商週購買同樣品牌的商品滿一定額度可得其他優惠，使消費者產生囤貨行為	廠商週 髮類共同促銷 美肌週等
店面類	店家位置	位於郊區或市區，距離捷運站距離等等	
	方便性	停車位數量、營業時間	
	店面業績與大小比例	每一單位空間帶來的銷售量	
	競爭者	在一定範圍內具同樣性質的競爭者數量	
展示位類	展示位性質	不同類型的展示位將影響消費者的購買行為	紙架、端架等
	展示位數量		
	展示位位置	放在店內的位置不同可能影響消費者的購買慾望	賣場入口、一般貨架 旁邊、其他促銷位

不過誠如第一章所述，消費者的心理層面以及消費行為是非常難以捕捉的。本研究將依照合作顧客能夠給予的資訊分享層級，納入所有可能影響的變數予以探討，並找出最為關鍵的影響變數。

與其他研究不同，本研究將著重於不同品牌、不同規格、不同口味(SKU)的影響變數。以髮類產品而言，洗髮精與潤髮乳的影響變數就可能不盡相同；24隻箱裝的牙刷與12隻箱裝的牙刷，在不同大小的店面可能就有不同的銷售量。因此本研究將藉由傳統的複迴歸模型，將每一隻SKU的銷售量作為被解釋變數，所有可能影響銷售量之因素做為解釋變數，迴歸係數顯著的變數即為影響該SKU銷售量的關鍵銷售因素。以這樣的方法不僅可以使銷售預測模型複雜度降低，也可以以最簡單易懂的方式給企業行銷部門了解何項促銷手法對於該SKU將最為有效，作為後續設計促銷活動的參考。

### 4.3 銷售預測模式

如第二章所述，銷售預測模型並不一定隨著模型複雜度提高而較為準確；除了準確率尚要探討模型是不是過於複雜、使用時間過多、學習時間過長而使企業難以使用，造成學習及人力成本過高。

本研究將首先使用複迴歸模型，使用SAS統計軟體，將合作廠商所能提供的所有資訊皆納入模型探討每一種SKU的迴歸模式，並了解對於該SKU顯著影響的變數。此為本研究的目的之一。

本研究也將納入人工智慧模型探討。類神經網路(ANN)是目前較常用的技巧。ANN在經過歷史銷售數據的訓練之後(Training data)，可以用來預測未來的銷售數量，許多學者的研究皆證實了ANN較傳統模型更能夠妥當預測銷售量，請參閱第二章之文獻。不過類神經網路所提供的解決方案仍是一個「黑箱」(Black-box)，既不能解讀出適合原因引起如此特定的行為，也無法以人工方式修正類神經網路，

使之改變一個特定的期望行為，也就無法解讀何項銷售變數最能影響某 SKU 的銷售量。

也因此，自組性演算法(GMDH)(Ivakhnesko, 1966)自類神經網路的理論發展出來，主張建構模型時不應將自己的主觀判斷加入，而應讓資料本身存在的訊息決定模式之架構，也就是資料導向(Data-Oriented)建模的概念。GMDH 演算法可令各變數進行組合、競爭的動作，直到其誤差收斂為止。對於銷售預測上，自組性演算法可以同時具有類神經網路較高準確率的優點、也可找尋出對於銷售量最具有關鍵影響力的因素。本研究也將納入 GMDH 作為探討的模型。

本研究將同時使用類神經網路以及自組性演算法，並比較模型的準確率，並同時比較不同方法底下可能產生不同的關鍵銷售因素。在此同時本研究尚須計算模型計算時間以及將模型執行建構標準化流程的時間，在同時考慮準確性以及人力成本的使用上，找出最適合企業使用的預測模式。

#### 4.4 衡量指標

衡量模型準確率的方法很多，Boguslauskas(2007)將最主要的事後指標(Ex post indicators)整理如下：

- 預測誤差(Forecast error)，實際值減去預測值

$$e_t = y_t - \hat{y}_t$$

- APE (Absolute Percentage Error)，計算預測誤差佔實際銷售量的比率。APE 將被用來計算以下兩個較為常用的預測準確率指標

$$\frac{|e_t|}{y_t} \times 100\%$$

- MAPE(Mean Absolute Percentage Error)，將一段期間內參與銷售預測樣本的 APE 相加後除與樣本個數，這也是目前大多數預測類文獻所使用的計算方法。在 20% 以下的 MAPE 代表準確率極佳、20~50% 代表尚可接受，若 MAPE 高於 50% 則建議重新設計模型。

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{1}{n} \times APE_t$$

不過 MAPE 的缺點在於將各商品的權重視為相同。舉例來說，在一段促銷檔期中，一隻預測銷售量為 3 隻、實際銷售量 6 隻的 SKU，其 APE 為 50%；與一隻預測量為 57 隻、銷售量有 60 隻的 SKU，其 APE 為 5%。若針對這兩隻 SKU 的銷售預測準確率取 MAPE，則其值為 22.5%；但實際上，銷售量 6 隻的 SKU 在計算 APE 時，明顯地其分母(實際銷售量)較小，因此 APE 將會較大。所有產品的權重皆視為相同，很可能會過於高估 MAPE，造成預測模行不夠準確的錯覺。

- WAPE(Weighted Absolute Percentage Error)，是 MAPE 的改進版。計算方式是將 APE 的結果乘上該商品實際銷售量佔總實際銷售量的比率，而非 MAPE 將所有產品的權重皆視為 1。

$$WAPE = \sum_{t=1}^n \frac{y_t}{y_{total}} \times APE_t$$

同 MAPE 之標準，在 20% 以下的 WAPE 代表準確率極佳、20~50% 代表尚可，若 WAPE 高於 50% 則建議重新設計模型。本研究將以 WAPE 作為衡量 GMDH 與複迴歸預測準確率之依據。

## 第五章 實證研究

本章節將分別就本研究之三大研究目的進行實證探討。5.1 節將利用 4.1 節所提之協同預測方針為基底，並且完整考量第三章闡述之供應商 A 與通路商 B 背景後，進行並提出最適合 AB 雙方之協同預測流程之設計。5.2 節將針對供應商 A 提供通路商 B 之六大品牌、共 57 種口味／規格，以複迴歸模型進行其關鍵銷售因素探討與解釋。5.3 節將同時使用複迴歸模型以及自組性演算法進行銷售預測，以 WAPE 為衡量依據比較兩模型，並同時比較各檔期、各店面之預測準確度並提出建議。

### 5.1 設計促銷檔期 CPFR 流程

在設計雙方皆適用的 CPFR 流程之前，必須先了解雙方在促銷檔期前，從確認計畫、確認貨量、訂貨以及補貨的運作流程，方能了解缺點並加以改進。如表 5-1 所示，以 D-N 代表檔期開始前 N 天，同理 D+N 代表檔期開始第 N 天。

表 5-1 供應商 A 與通路商 B 於促銷檔期之準備事項與時間點(改進前)

時間	事項	負責
D-60	討論檔期的促銷模式、產品、價格、限量品數量並提報促銷單	A、B
D-45	發布預計促銷商品清單	B
	若有商品、促銷模式與清單不相同處，可以再次討論	A、B
D-21	預測全國總量、確認最終清單	B
D-16	各店課長填寫各商品預測量	B
D-13	確認各店預測量	B
D-8~D-4	B 通路之物流中心開始訂貨	B
D-7~D-3	B 後勤公布各店展示位擺設圖	B
	A 將展示品送入店內並與 B 課長協調擺放	A、B
D+N	B 課長依照銷售狀況，隨時再度下單訂購產品	B

上表為引入協同預測前，A 與 B 於促銷檔期前的事前準備合作模式。綜合

上表以及第三章之內容，可以得出以下可改進方式：

### 1. 預測量的產生

如上節所述，B 通路商的預測量是來自於店面課長的過往經驗而得；此外，由於課長事務繁忙之下，更沒有時間將每一隻 SKU 的關鍵銷售因素都給考慮進去。重新設計後的流程，將全部交由 A 供應商負責以較為系統性的統計方法預測各店、各 SKU 的銷售預測量。另外展示位置也是重要的一環，若能將展示位置以及數量在預測前提供給 A 供應商知道，則 A 在進行預測時能依照店面的可能銷售量，決定將展示位全數空間擺滿(如圖 5-1)或只擺放展示位最外圍排面(圖 5-2)，並以公式預測銷售量、以及展示位擺設量取大值作為提交給 B 通路商的預測量。舉例來說，若某分店預測銷售量為 50，該店課長決定只將商品擺滿展示位最外圍排面，需要 35 隻商品，則最後提交給 B 通路商時該店的該隻商品預測量為 50。

利用這樣的方式，可以將因為經驗判斷而帶來的預測誤差降低，且可以減少展示位缺貨帶來的消費者較差的觀感。另外，在這個時間點即可以確認此檔期的全國總銷售數量，若限量商品的總預測量超過分配給 B 通路商的數量，A 供應商可以迅速地進行重新分配的動作，或要求物流中心額外增加產能進行改包裝 (Repacking)；對於非限量商品，也可以要求後勤部門確認工廠、物流中心的存貨是否足夠，爭取充分的時間因應訂單可能無法滿足的情況是本流程的首要目標。

值得一提的是，本研究重新設計後的流程僅與課長討論展示位的擺放方式與數量，而不直接討論預測量，原因在於不希望再有其他人為因素影響銷售量預測。交由 A 供應商利用較為系統化的模式全程負責預測量的產生，更可以降低雙方人力以及時間上的浪費。

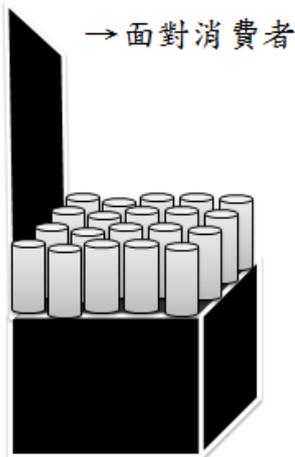


圖 5-1 展示位全數擺滿示意圖

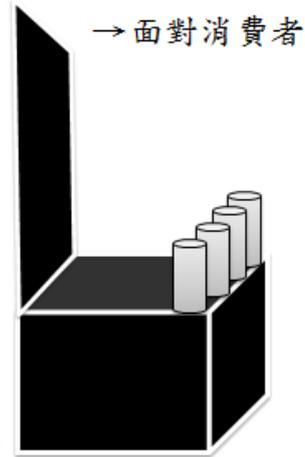


圖 5-2 展示位外層排面示意圖

## 2. 展示位擺設圖

誠如第一點所述，A 供應商希望提早得到有關展示位的資訊，方能進行更為完善的銷售預測。但是在先前的模式之中，B 通路商的後勤單位常會要到檔期前一周，甚至檔期前三天才會給出各店面的擺設位置圖。這樣的時間點不僅無法滿足新流程 A 供應商於預測時即需展示位置的需求以及在舊流程中課長在輸入預測量時也無法考量展示位的結果，甚至可能讓課長無法在檔期開始前就把展示位全部擺設完畢，造成業績損失。

為了避免此種狀況發生，並配合 B 通路商在作業上的方便，本研究重新設計流程，希望 B 的後勤單位能夠在檔期開始前 16 日就將展示位擺設圖送至各店面，配合 A 供應商的業務訪店取得位置及數量後，便可以在檔期前 13 日回傳銷售預測量給予 B 通路商的資訊系統並進行後續訂貨、補貨的動作。

## 3. 補貨數量與時間

以往的流程是課長視銷售情況再額外下單並補貨。這樣的方式不僅僅讓課長需要花額外的時間去注意銷售情況以及進行下單的動作，當銷售量較好的時候可能要重複執行更多次，從下單到到貨的前置時間(Lead time)更可能導致店面在到貨之前就缺貨，影響業績也影響了消費者觀感。另外，若一次進貨量過多而無法

及時反應在銷售量上，對於店內的存貨控管又是一大負擔。

造成這種狀況的最大原因來自於誤差較大的預測量，當然也來自於僅由課長的本身經驗所做的銷售預測。本研究藉由設計進貨流程與數量分配，希望降低過多貨量帶來的存貨問題，也降低課長花在下單的時間，讓課長能夠專注在上架以及維持店面營運等較為重要的工作。

圖 5-3 是以 B 通路商某一星期五開檔的 11 天檔期為例，每一天銷售量占總銷售量的比例：

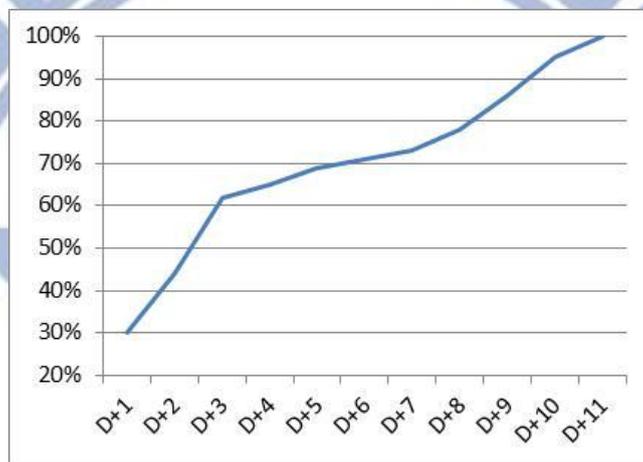


圖 5-3 促銷檔期每日銷售比例圖

由於為禮拜五開始檔期，因此 D+2 以及 D+3 為周末假期，銷售量會較高。而到了 D+10，雖然是禮拜日，但是已經到了檔期倒數第二天，店面即將開始為下一檔期進行展示位擺設或是價格標更換等等動作，使得銷售量並沒有前一個周末高。

由圖 5-3 可以發現，在開檔三日也就是周末過完後，銷售量就將近整個檔期的 50% 至 60%；而到了第五天、第六天，銷售量就將近 70% 左右。本研究藉由這樣的趨勢，提出如表 5-2 的進貨模式與比例：

表 5-2 促銷檔期間鋪貨比例

開檔日	星期二	星期五
D-1	35%	50%
D+4	70%	70%
D+N	Buffer	Buffer

B 通路商的檔期大多為星期二及星期五開檔。針對星期二的檔期，開檔前一天將總預測 35% 的貨量送至店內進行展示位擺設；星期五的檔期則運送 50% 的貨量以因應周末的人潮。開檔後四天則運送 70% 的貨量到店內，因應星期二檔期開始進入周末銷售高峰，而星期五檔期在歷經周末的銷售高峰後，也要持續的將貨物補到較空的展示位上。剩下的 30% 貨量，則在 D+4 之後由課長自行依照銷售量下單。

從銷售預測、下單出貨、運送到店裡、貨架擺設的整個流程，以往的流程課長需要全程負責，而現在課長只需負責將配送到店裡的貨物擺到貨架上，只餘 30% 的預測量交由課長自行調配到店時間。利用設計好的標準作業程序，大大縮短了課長的時間利用，而這也是本研究的最重要的目標之一。

#### 4. 存貨清理(Product liquidation)

為了說服 B 通路商及各店課長讓銷售預測的動作全權交由 A 供應商執行，同時也為確保 A 供應商不會因為業績壓力而多預測銷售量，本研究設計在檔期開始 25 天後，也就是檔期結束後一至二周，要全權負責存貨清理；換句話說，當預測量過高導致存貨過多時，A 供應商需負責將這些存貨降低。而由於一般品可以持續進貨、持續在貨架上販售，存貨清理的範疇將以限量商品為主。

存貨清理有許多種方法，包含退貨、重新包裝(將組合包拆開而成為正常品繼續販售)、繼續促銷活動等等。不過在 A 供應商的公司政策以及 AB 雙方所簽訂的合約下，前二種方法是無法執行的；因此本研究希望藉由繼續促銷的方式幫忙清理剩餘存貨。

本研究提出三種方式，而預算皆來自 A 供應商：

- 報紙稿／電子稿：剩餘過多的商品再進行促銷活動，並將促銷活動公布在報紙或是電子促銷單上，不影響 B 通路的正常促銷活動。A 供應商需負責刊登費。
- 集中出清：選擇各區銷售量最佳的分店，將該區其他分店的存貨集中到該分店內進行展示位排列促銷。A 供應商負責運費
- 其他方式：如買一送一、買一個送禮物。A 供應商負責所有預算。

利用這樣的方式出清過多存貨，也希望藉由此方法降低 B 通路商的疑慮、也避免未來接手此專案的 A 供應商人員為了業績而做出預測膨脹的決策。

找出關鍵點並重新設計流程之後，依據 3.1 的協同預測流程圖將繼續進行試跑(Pilot run)的部分，藉由少部分的店家以及商品試跑，探討還有哪些地方可以再度改進。表 5-3 統合了所有流程，以及開始實施的時間點。B (Before)代表專案前流程、P1 至 P3 代表第一～第三次試跑、A(After)代表最為完整的流程，以打✓表示於哪個時間點開始實施該項流程。

表 5-3 協同預測流程與開始實施時間點

時間	事項	B	P1	P2	P3	A
D-60	討論檔期的促銷模式、產品、價格並提報促銷單	√	√	√	√	√
D-45	發布預計促銷商品清單	√	√	√	√	√
	若有商品、促銷模式與清單不相同處，可以再次討論	√	√	√	√	√
D-22	確認最終促銷清單			√	√	√
D-21	B 分享全國預測總量給 A	√	√	√	√	√
D-20	A 告知 B 限量商品及其可供貨數量			√	√	√
D-19	B 後勤公布各店展示位擺設圖					√
D-16	A 業務進店與 B 課長討論展示位數量		√	√	√	√
	A 業務與 B 課長討論展示位如何擺放				√	√
D-13	A 確認各店預測量並回傳給 B		√	√	√	√
D-10	B 將全國總預估值回傳給 A			√	√	√
D-8~D-4	B 通路之物流中心開始訂貨	√	√	√	√	√
D-1	將 35%~50%之預測量運送至店內		√	√	√	√
D+4	將 60%~70%之預測量運送至店內		√	√	√	√
D+7	將 75%之預測量運送至店內				√	√
D+N	課長視銷售情況訂購剩餘量	√	√	√	√	√
D+25	清理(Liquidation)過剩存貨			√	√	√

第一次試跑所執行之事項細節已於上段文字中敘述。以下分別對第二次、第三次試跑所增加的事項作進一步解說。

- D-22 分享最終促銷清單：於第一次試跑中發現，最後分享的促銷清單與當初偕同計畫時的產品、促銷內容不同，導致預測出現誤差。於第二次試跑中執行此一步驟，確認雙方的促銷訊息為一致。
- D-20 A 告知 B 限量商品及其可供貨數量：確認清單後，A 業務需正確回報限量商品的可供貨數量供 B 業務建檔，使其在促銷單上印出正確數字。
- D-19 B 後勤公布各店展示位擺設圖：在試跑期間，B 後勤幾乎無法準時在檔期前 16 天將擺設圖交由各店，而使得 A 業務與 B 課長雖然仍有經過討論，

但還是以之前經驗為主，與最後結果仍然有誤差。試跑後取得 B 後勤單位的確認，未來將在 D-19 天作出擺設圖。

- D-16 A 業務與 B 課長討論展示位如何擺放：在第一、第二次試跑後發現，不僅是展示位數量可能帶來影響，展示位的擺放方式也會帶來影響。以試跑期間發生的事情為例，某間分店的某商品展示位共需兩個紙架；但是其擺放方式若如圖 5-4 所示，在上面的紙架由於消費者較難取得的緣故並不需要擺滿商品，則將帶來因展示位擺設方法而帶來的預測誤差。於第三次試跑中，A 業務除了展示位數量、位置也須回報給預測人員。

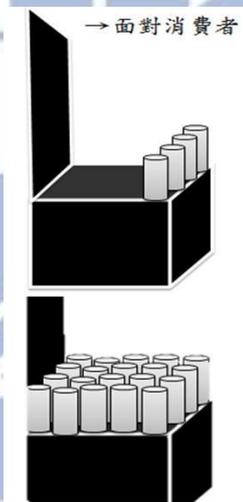


圖 5-4 展示位擺設方式(上下位)

- D-10 B 將全國總預估量回傳給 A：由於試跑的範疇並不包含全國所有店面，因此於第二次試跑時，B 通路商須將全國的預測總量回傳給 A，讓 A 業務能夠針對限量商品預測量超過分配量的部分進行應變。未來當所有店面進入協同預測的範疇時，此步驟可以幫助 AB 雙方進行再次驗證，使雙方擁有相同的預測資訊。
- D+7 將 75%之預測量運送至店內：由於部分測試店的倉庫面積較小，於前兩次試跑中發現，若在 D+4 即鋪貨 70%到店裡，可能造成店內倉庫無法容

納，甚至管理困難的情形。另外自 2012 年起，B 通路商的檔期將都從星期三開始，因此在第三次試跑中重新設計鋪貨比例與時間點，分別於 D-1、D+4、以及 D+7 分別鋪貨 35%、60%、以及 75%，避免倉庫擁擠也解決檔期時間改變的問題。

- D+25 清理過剩存貨：於第二次試跑中發生過剩現象，解決方法為 A 業務指派銷售員(Promoter)到該店進行促銷，並推動買一個產品送禮物的活動，成功將存貨降低。

本研究經過三次試跑以及雙方的討論之下做出以上的修正與重新設計，表 5-3 即為完整的促銷檔期協同預測流程。在執行最後一次試跑後，為了瞭解此流程是否顯著改善雙方的績效指標，本研究將非測試店以及測試店做比較，結果顯示參與新流程設計的測試店表現皆較非測試店優秀。表 5-4 為雙方皆同意之衡量關鍵績效指標(Key Performance Index, KPI)。

表 5-4 衡量協同預測專案之關鍵績效指標

名稱	算法
缺貨率	每隻 SKU 缺貨總天數 / (總促銷天數 * 總促銷 SKU 數)
訂單滿足率(註 1)	到貨數量 / 訂貨數量
銷售比率	實際銷售數量 / 到貨數量
存貨降低比率	檔期前後存貨水準差 / 促銷檔期到貨前存貨水準

註 1：此處的訂單滿足率指 B 通路商各分店向 B 通路商之物流中心訂貨的滿足率

為更清楚瞭解此處 KPI 之算法，假設有某分店之 POS 資訊如下：

表 5-5 關鍵績效指標之範例

	3/15	3/16	3/17	3/18	3/19	3/20	3/21	3/22
Inv. Qty	8	3	5	7	5	2	0	10
Order	18	12	24	0	0	12	0	0
Receive	0	0	12	12	18	0	0	12
Sales	-	5	10	10	20	3	2	2

其中，以黑色底色代表之日期為檔期期間；Inv. Qty 指該日結算時該隻 SKU 的存貨量；其餘分別為訂貨量、到貨量以及銷售量。則此店、此 SKU 的關鍵績效指標如表 5-6。

表 5-6 關鍵績效指標之範例 - 計算

名稱	算法
缺貨率	$1 (\text{存貨為 } 0 \text{ 天數}) / 6 (\text{促銷天數}) * 1 (\text{促銷 SKU 數}) = \underline{\underline{16.7\%}}$
訂單滿足率	$54 / 66 = \underline{\underline{81.8\%}}$
銷售比率	$52 / 54 = \underline{\underline{96.4\%}}$
存貨降低比率	$(10-3) / 3 = \underline{\underline{233.3\%}}$

表 5-7 為第三次試跑後，參與協同計畫新流程之測試店與非測試店之關鍵績效指標比較。

表 5-7 測試店與非測試店之比較

名稱	非測試店	測試店
缺貨率	4.0%	<b>1.9%</b>
訂單滿足率	28.9%	<b>78.6%</b>
銷售比率	65.5%	<b>78.0%</b>
存貨降低比率	(2.8%)	<b>(5.6%)</b>

由此可見，藉由節所設計之新流程，對於 AB 雙方均有相當的助益。此外由於 AB 雙方的大量溝通，讓 AB 雙方針對彼此需要改進的空間有了窗口可以對話，也間接的使本研究更有其效益存在，如減少雙方的產品代碼、設計全新的展示位以符合 B 通路商之需求等等。

下一節將討論產品的關鍵銷售因素以持續改善預測準確率，並且藉由這些關鍵因素使 AB 雙方在討論促銷計畫時，能夠將資源投入再最有效的因素上，避免資源的浪費。

## 5.2 各商品之關鍵銷售因素

設計完雙方皆可接受的促銷檔期流程後，本研究將以 A 供應商所提供之促銷計畫資料、B 通路商提供之店面活動資訊、商品銷售數量(POS 系統)以及本研究作者本身自行蒐集之各分店資料之得到的變數作為自變數，銷售量作為應變數，以執行複迴歸的方式找出各 SKU 之關鍵銷售因素。表 5-4 至表 5-6 為變數之整理及其意義：

表 5-8 促銷檔期類變數整理

變數名稱	性質	意義
檔期時間	連續	促銷檔期天數
廠商週	類別	A 供應商是否在該檔期進行全品類促銷 在廠商週的展示位位於賣場入口且數量較多
假期天數	連續	指促銷檔期之間包括多少國定假日
周末數	連續	促銷檔期間包含幾次周末

資料來源：A 供應商、作者整理

表 5-9 店面類變數整理

變數名稱	性質	意義
銷售層級	類別	A 供應商依照商品銷售額將各店分級，共分六等 不同類型商品有不同的分等
營業時間	連續	店面每日營業小時數
競爭者	連續	指該店附近存在與 B 通路商同類型競爭者數量
綜合賣場	類別	該分店是否為複合式營運，而非只有賣場本身
位於市區	類別	該分店位置位於市區內部或郊區

資料來源：B 通路商、作者整理

表 5-10 商品類變數整理

變數名稱	性質	意義
商品活動	類別	AB 雙方針對同類型商品單獨做大型促銷活動
特殊規格	類別	商品本身是否為特殊規格，如加大型、組合包
買二送禮	類別	促銷方式為買二個相同類型產品送禮物
買二折扣	類別	促銷方式為買兩個，第二個給予折扣
折扣深度	連續	每一單位的折扣深度。如髮類產品則換算為每一塊錢可得到多少毫升。
多重促銷	連續	多少同品牌、但不同類型的商品同時促銷 如組合包與單罐同時促銷，則此變數值為 1

資料來源：A 供應商、作者整理

在執行複迴歸之前，由於變數眾多，本研究將首先執行相關性檢驗，將相關性過高的變數擇一予以刪除，避免共線性問題發生造成模型無法得出唯一解。於銷售資料中發現，促銷長度與周末數之相關性接近 1(促銷時間愈長，理所當然周末數會愈多)，因此在之後的模型建構上皆刪除周末數的變數。本研究將以 2011 年整年度的促銷檔期的銷售數字做為應變數。在 2011 年 A 供應商有參與的促銷檔期共有 30 個、涵蓋 58 間店面。本研究列入 A 供應商六個品牌的商品做為樣本，表 5-11 為品牌介紹及其性質、SKU 數(以口味區分，若有組合包則以特殊規格、以及換算折扣深度作為樣本)。

表 5-11 本研究欲做銷售預測之品牌簡介

品牌名稱	口味數	性質
髮類 A	12	以男性消費者為主，重去屑、頭皮清爽功能
髮類 B	12	以女性消費者為主，主打柔順、防斷功能
髮類 C	19	男女皆有，主打平價路線，口味眾多
食品 P	6	多種口味之零食
電池 D	2	以三號與四號電池為主
嬰兒 B	6	以尿布為主要產品，分為兩大類副品牌

由於不同的口味將可能出現不同的關鍵銷售因素，其後將先針對每一品牌的口味做基本介紹，並依此背景了解為何這些口味會有這些關鍵銷售因素。

## 5.2.1 食品 P

食品 P 為世界著名的零食品牌，於全球各地數十個國家皆有販售。由於銷售量平穩，故於通路商內的貨架佔有率(Share of Shelf，指同類型商品貨架的佔有率)通常較其他零食還高。表 5-12 為食品 P 的六種口味做分類。

表 5-12 食品 P 之簡介

	不同規格	進入市場時間	銷售量
P1	無	較晚	普通
P2	有	較早	高
P3	無	較晚	中高
P4	無	較晚	普通
P5	有	較早	高
P6	無	較晚	普通

由上表可知 P2 與 P4 是較為早期且較為傳統口味的產品，且較受大眾歡迎，也因此 A 供應商也為此設計不同規格的產品。其餘四種口味則是為了將口味多樣化而設計的產品，進入市面上的時間較前兩種產品來的晚。

食品 P 並不參與 A 供應商的廠商週活動，意指食品 P 在促銷時皆不擺放在展示位上，且沒有買兩罐送禮物的促銷活動。因此刪除廠商週、以及買二送禮的變數，執行結果如表 5-13 所示，底色為灰色的係數代表在 95% 信心水準下為顯著影響銷售量的因素。

表 5-13 食品 P 之銷售因素複迴歸結果

	P1		P2		P3		P4		P5		P6	
	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t
Intercept	145.556	1.01	275.488	0.95	-277.57	-1.82	243.090	1.44	429.397	1.29	85.536	0.83
銷售層級	11.194	3.33 ***	16.447	2.40 *	11.92	3.30 ***	11.938	3.00 **	16.995	2.16 *	11.989	4.93 ***
營業時間	2.551	1.82	4.418	1.55	2.69	1.78	4.514	2.72 **	5.336	1.63	3.324	3.27 ***
競爭者	2.453	0.34	-3.388	-0.23	-3.94	-0.52	-1.830	-0.22	-7.708	-0.46	1.845	0.36
綜合賣場	6.368	0.49	44.254	1.69	9.99	0.72	19.144	1.26	47.720	1.59	9.127	0.98
位於市區	-14.596	-1.50	6.688	0.34	-8.48	-0.82	-28.104	-2.46 *	18.893	0.84	-9.364	-1.35
檔期時間	0.561	0.27	6.587	1.57	12.74	5.73 ***	-3.972	-1.62	-4.573	-0.95	2.849	1.91
假期天數	23.457	2.14 *	60.165	2.70 **	80.48	6.84 ***	23.533	1.82	60.191	2.35 *	9.456	1.19
商品活動	16.966	0.97	25.003	0.70	17.81	0.94	33.260	1.60	74.545	1.79	-5.193	-0.41
買二折扣	59.932	2.64 **	81.837	1.96 *	21.02	0.86	118.600	4.39 ***	168.380	3.16 ***	49.001	2.97 **
折扣深度	-146.031	-1.24	-378.32	-1.57	-74.46	-0.59	-206.222	-1.47	-408.545	-1.48	-139.309	-1.63
<b>R-square</b>	<b>0.2044</b>		<b>0.1934</b>		<b>0.3686</b>		<b>0.2869</b>		<b>0.2188</b>		<b>0.2900</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

由上表可知，銷售層級由於是考量各店在零食區的銷售量來做分級，因此皆為顯著。另外，買兩個則可以折抵數十塊錢的促銷機制對於食品 P 是相當有效的。不過影響食品 P 的關鍵銷售因素其實並不多。由於食品 P 的擺放位置通常在收銀台與生鮮區之前，且擺放的貨架數多，消費者在逛完賣場後看到貨價可能隨手就多拿一罐；再加上年輕人較愛零食，並不會像一般的家庭主婦對於其他種類產品較為精打細算，也因此可看到商品活動、或是折扣深度等變數在六種口味皆為不顯著。

表 5-12 曾經提到 P2 與 P5 是較為傳統口味、較早進入市場且較受消費者喜愛。由表 5-13 另外可以看到，若該店面為複合式經營，則 P2、P5 口味銷售量會顯著的提升。建議在此種複合式經營的分店中，進行更多的促銷活動，將可以吸引更多的買氣。

## 5.2.2 電池 D

電池 D 也為全球知名的品牌，其品牌定位為較他牌電池使用天數較長的鹼

性電池。於賣場中大多放在電子產品區、玩具銷售區、以及最重要的，在收銀檯旁邊的貨架上。這樣的方式是希望消費者在結帳時，能夠看到就順便拿走一個，以備不時之需的心理。販賣最多屬三號與四號電池，規格(幾顆入包裝)相同，且擁有相同型式的特殊包裝，因此本文不多做背景介紹。表 5-14 為執行結果：

表 5-14 電池 D 之銷售因素複迴歸結果

	D1		D2	
	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t
Intercept	104.865	2.45 *	85.976	2.98 **
銷售層級	6.147	5.39 ***	4.256	5.53 ***
營業時間	23.470	8.53 ***	14.944	8.06 ***
競爭者	-28.900	-5.01 ***	-17.878	4.60 ***
綜合賣場	43.289	4.26 ***	29.358	4.26 ***
位於市區	18.527	2.25 *	14.754	2.66 **
檔期時間	-2.524	-0.95	-2.502	-1.40
廠商週	0.086	0.00	8.545	0.73
假期天數	86.705	5.07 ***	72.442	6.28 ***
商品活動	-68.309	-5.66 ***	-54.191	-6.66 ***
特殊規格	-56.455	-4.02 ***	-39.747	-4.20 ***
買二送禮	-60.483	-5.25 ***	-38.656	-4.97 ***
買二折扣	-8.617	-0.24	16.534	0.68
折扣深度	-12.258	-2.19 *	-15.215	-4.04 ***
多重促銷	19.683	2.68 **	16.692	3.37 ***
<b>R-square</b>	<b>0.2520</b>		<b>0.1934</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

首先與店面相關之因素，由於電池是家用必需品，只要分店讓消費者感覺方便，銷售量通常也較高，也因此店面營運時間、是否為綜合賣場、以及是否位於市區等變數皆為相當顯著。電池 D 在各大通路均有販售，若周圍競爭者多，則消費者會選擇離自己家最近的賣場購買，也因此競爭者個數為負向顯著影響。

檔期中涵蓋的假期天數對於電池銷售量也有顯著影響。推測是因為在特定國定假日時許多家庭都會到賣場購買日常用品、玩具以及電子產品，則電池的需求將大增。

值得注意的是，不論是商品的特殊活動、特殊規格、買兩個送禮物或打折、甚至折扣深度對於電池銷售量為負向的顯著影響。推測可能是因為電池本來就為民生必需品，消費者對於產品促銷活動的反應並沒有想像中熱烈。另外，商品具有的特殊規格，其換算的單價並沒有比正常品更為優惠。舉例來說，一個 12 個加 6 個的促銷包售價為\$179 元，平均一顆\$9.94 元；但是正常品為 12 顆裝\$120 元，平均一顆為\$10 元，兩者相差甚至不到\$0.1 元，對於較為精打細算的消費者來說並沒有明顯感受到較為划算。

建議 A 供應商在進行電池的促銷時，可以不需要花費太多預算於促銷活動上；相反的，或許可以設計更多較為優惠的促銷包，或是多舉辦電池全系列產品共同促銷活動(多重促銷變數為正向顯著)。

### 5.2.3 尿布 P

尿布 P 在亞洲的知名度相當高，皆於日本生產，品質保證是為賣點之一。依據原物料的不同以及柔軟度，尿布 P 有兩種路線的產品，意圖吸引經濟能力不同的消費者。如表 5-15 所示，P1 至 P3 為較高等級之產品，P4 至 P6 為較大眾化之尿布。

表 5-15 尿布 P 之簡介

	尺寸	價格	銷售量
P1	XL	高	中等
P2	M	高	中等
P3	L	高	中等
P4	XL	普通	較高
P5	M	普通	較高
P6	L	普通	較高

表 5-16 尿布 P 之銷售因素複迴歸結果

	P1		P2		P3		P4		P5		P6	
	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t	$\hat{\beta}$	t
Intercept	-24.042	-3.59 ***	-12.586	-2.84 **	-26.453	-3.92 ***	-50.836	-3.57 ***	11.661	1.48	-1.928	-0.11
銷售層級	4.163	5.27 ***	3.353	6.43 ***	4.393	5.53 ***	4.355	5.89 ***	2.454	6.01 ***	5.582	6.16 ***
營業時間	0.165	0.50	0.209	0.97	0.527	1.60	0.521	1.71	0.579	3.43 ***	0.750	2.00 *
競爭者	-1.244	-0.75	-0.045	-0.04	0.184	0.11	2.104	1.36	-0.664	-0.78	1.723	0.91
綜合賣場	4.070	1.40	1.128	0.59	1.923	0.66	8.948	3.28 ***	4.877	3.24 ***	11.308	3.39 ***
位於市區	3.137	1.33	-0.261	-0.17	0.602	0.25	-2.592	-1.17	-1.746	-1.43	-1.815	-0.67
檔期時間	1.770	6.11 ***	1.157	6.04 ***	1.875	6.43 ***	1.389	2.00 *	-2.264	-5.90 ***	-2.152	-2.53 *
廠商週	15.345	2.07 *	23.998	4.90 ***	12.464	1.67	9.128	2.10 *	-6.925	-2.88 **	-5.600	-1.05
假期天數							40.596	6.10 ***	22.566	6.15 ***	43.721	5.37 ***
商品活動	1.800	0.26	-4.531	-0.99	-1.151	-0.16	67.461	6.22 ***	44.992	7.52 ***	79.484	5.99 ***
特殊規格	-5.754	-1.24	-11.645	-3.79 ***	-1.865	-0.40	-61.299	-11.05 ***	-29.400	-9.60 ***	-71.524	-10.53 ***
買二送禮							67.074	9.91 ***	19.586	5.24 ***	51.130	6.17 ***
買二折扣	3.715	1.05	6.049	2.59 **	3.218	0.91	-62.031	-4.98 ***	-49.818	-7.24 ***	-90.612	-5.94 ***
折扣深度							113.823	7.00 ***	88.431	9.85 ***	159.939	8.04 ***
多重促銷	-6.200	-1.93	-3.840	-1.80	-4.598	-1.42	12.392	3.94 ***	5.518	3.18 ***	11.646	3.03 **
<b>R-square</b>	<b>0.2552</b>		<b>0.3553</b>		<b>0.2546</b>		<b>0.4171</b>		<b>0.3910</b>		<b>0.3974</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

較為高檔的產品線(P1~P3)其假期天數、買二送禮、折扣深度的相關係數與商品活動的相關性過高，因此予以刪除。其餘變數可發現，檔期時間以及廠商週的變數皆為正向顯著，但是其他產品相關的單獨促銷方式幾乎為不顯著；因此本研究認為該種高檔尿布應當結合廠商周時間做更為大型的展示位布置以促銷買氣，將比設計大包裝、或是打折更來的有效。

至於另一種較為大眾化的系列其顯著的因子較多。綜合賣場由於常常會有家庭同時進入消費，因此尿布販售的較多。廠商周、檔期時間、假期天數、商品單獨活動的變數均為正向且顯著的影響。結合上段較為高級的尿布因素，本研究認為能夠加強尿布 P 買氣的方法，就是多執行店面內有關尿布的活動促銷。如結合 B 通路商舉辦大型的尿布周活動，或是擺放更為大型的展示為吸引買氣。另外可以看見特殊規格的變數為負向影響，由於該尿布的包裝常為 60~80 包，若再使用特殊規格，則數量太大不適宜一般家庭使用，更遑論嬰兒生長速度快，可能一包尿布還沒使用完畢就必須要購買更大尺寸的包裝。

## 5.2.4 髮類 A

髮類 A 品牌是以去頭皮屑等功能做為產品的主要訴求，並於 2011 年引進了男士專用的洗髮乳，希望藉由此作出明確的產品定位：以男士使用為主。表 5-17 說明了髮類 A 的 12 種口味，特殊規格包含加大型以及組合包。

表 5-17 髮類 A 簡介

	種類	功能	特殊規格
A1	洗	男士專用	無
A2	潤	潤髮乳	無
A3	潤	潤髮乳	無
A4	洗	去屑	有
A5	洗	去屑	有
A6	洗	去屑	有
A7	洗	去屑	有
A8	洗	去屑	無
A9	洗	去屑	無
A10	洗	去屑	無
A11	洗	男士專用	無
A12	洗	男士專用	無

表 5-18 髮類 A 之銷售因素複迴歸結果

	A1		A2		A3		A4		A5		A6	
	$\bar{\beta}$	t										
Intercept	-27.748	-8.85 ***	-38.347	-7.43 ***	-36.032	-8.29 ***	-51.404	-7.51 ***	-42.900	-5.11 ***	-50.868	-10.02 ***
銷售層級	3.481	10.36 ***	1.831	3.77 ***	1.322	3.23 ***	6.303	9.77 ***	7.774	9.83 ***	3.486	7.17 ***
營業時間	1.107	8.15 ***	0.203	1.01	0.216	1.27	1.099	4.11 ***	1.297	3.95 ***	0.699	3.41 ***
競爭者	-3.825	-5.57 ***	-2.461	-2.42 *	-1.336	-1.56	-6.832	-5.06 ***	-9.023	-5.44 ***	-2.642	-2.59 **
綜合賣場	5.117	4.23 ***	4.966	2.76 **	3.595	2.48 *	12.460	5.22 ***	19.088	6.53 ***	3.751	2.09 *
位於市區	0.451	0.46	-2.181	-1.50	-1.530	-1.25	0.641	-0.33	0.331	0.14	1.580	1.08
檔期時間	1.042	7.41 ***	1.612	7.30 ***	1.329	7.15 ***	2.656	9.03 ***	2.527	7.01 ***	2.622	12.16 ***
廠商週	-0.868	-0.61	1.519	0.68	0.880	0.47	1.073	0.40	-3.270	-0.99	11.426	5.98 ***
假期天數	3.774	6.51 ***	6.904	5.48 ***	6.764	6.38 ***	12.900	8.53 ***	8.704	4.69 ***	16.067	14.50 ***
商品活動	0.655	0.46	1.265	0.36	-5.143	-1.73	-1.746	-0.46	8.185	-1.77	5.548	2.05 *
買二送禮	-4.101	-1.64	-1.611	-0.44	5.310	1.73	-10.838	-2.41 *	-14.666	-2.66 **	3.470	1.09
買二折扣	-6.631	-5.58 ***	7.518	2.47 *	12.711	4.96 ***	-16.540	-5.59 ***	-29.048	-8.00 ***	-1.845	-0.88
折扣深度	4.298	4.80 ***	15.374	5.67 ***	16.619	7.28 ***	18.611	20.07 ***	23.373	20.55 ***	4.717	6.96 ***
多重促銷	1.023	1.00	9.755	4.03 ***	11.391	5.58 ***	-8.639	-4.51 ***	-8.508	-3.62 ***	-6.582	-4.84 ***
<b>R-Square</b>	<b>0.3246</b>		<b>0.2285</b>		<b>0.3089</b>		<b>0.3611</b>		<b>0.3673</b>		<b>0.2980</b>	

	A7		A8		A9		A10		A11		A12	
	$\bar{\beta}$	t										
Intercept	-37.410	-4.44 ***	-32.428	-5.92 ***	-49.487	-5.69 ***	-37.783	-6.09 ***	-12.710	-3.31 ***	-7.702	-1.62
銷售層級	4.157	5.17 ***	1.821	3.50 ***	3.641	4.41 ***	1.512	2.58 **	2.225	6.10 ***	1.850	6.80 ***
營業時間	0.602	1.81	0.258	1.2	0.894	2.61 **	0.068	0.28	0.862	5.70 ***	0.500	4.43 ***
競爭者	-1.786	-1.06	-0.82	-0.75	-2.934	-1.70	-0.785	-0.64	-0.950	-1.24	-2.104	-3.69 ***
綜合賣場	13.706	4.61 ***	1.483	0.77	5.395	1.77	0.055	0.03	4.351	3.23 ***	2.638	2.62 **
位於市區	-3.156	-1.31	0.938	0.60	0.887	0.36	0.313	0.18	-1.868	-1.71	-0.220	-0.27
檔期時間	2.008	5.62 ***	1.971	8.06 ***	2.836	7.31 ***	2.464	8.90 ***	0.789	4.60 ***	-0.117	-0.29
廠商週	3.194	0.99	4.255	1.78	7.151	1.88	7.507	2.77 **	-5.597	-3.33 ***	-11.570	-5.87 ***
假期天數	11.084	5.91 ***	15.269	11.57 ***	15.400	7.83 ***	18.707	12.51 ***	3.086	3.33 ***	14.933	6.88 ***
商品活動	-4.189	-0.91	8.535	2.30 *	17.404	2.95 **	9.682	2.30 *	8.160	3.13 ***	-6.884	-5.71 ***
買二送禮	0.012	0.00	-10.072	-2.53 *	-17.804	-2.81 **	-7.213	-1.60	-18.923	-6.76 ***	5.995	1.94
買二折扣	-14.602	-4.13 ***	-6.279	-2.16 *	-11.270	-2.44 *	-3.752	-1.14	-14.347	-7.03 ***	-3.358	-2.13 *
折扣深度	17.909	15.62 ***	1.159	0.61	-2.701	-0.90	-1.391	-0.65	9.159	6.91 ***	14.336	15.17 ***
多重促銷	-7.353	-3.20 ***	-1.141	-0.64	-7.158	-2.51 *	-2.476	-0.12	-0.448	-0.36	-1.834	-1.28
<b>R-Square</b>	<b>0.2380</b>		<b>0.2789</b>		<b>0.1704</b>		<b>0.3117</b>		<b>0.2752</b>		<b>0.4394</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

首先，針對 12 種口味，銷售層級、檔期時間以及假期天數皆為正向顯著，因此 A 供應商在促銷檔期做髮類 A 產品的促銷是可以帶來銷售量的顯著提升。對於擁有特殊規格的去屑洗髮乳、潤髮乳以及男士系列用品，相較於沒有特殊規格的洗髮乳，在綜合賣場上較為熱賣，且對於商品折扣的反應較好。沒有特殊規格的洗髮乳則需要利用廠商周、商品特殊活動等等較為大型的活動才能帶來額外的銷售量；而潤髮乳(A2~A3)則可利用洗髮精的共同促銷，連帶使潤髮乳的銷

售量提升。

因此建議供應商 A 在執行髮類 A 的促銷時，若有特殊規格的組合包或男士用品，則需要強烈主打價格的降低，清楚說明每一毫升降低了多少錢吸引買氣，同時加上潤髮乳一起促銷。若是僅做一般品的促銷，則以活動為主，包含廠商周、銷售員等，將可以使銷售量更高。

### 5.2.5 髮類 B

相對於髮類 A，髮類 B 主打為女性，以髮質的柔順、減少斷裂為主要訴求。每一種口味幾乎皆有出產洗髮、潤髮乳，價格相同。下表為各口味之簡述。

表 5-19 髮類 B 簡介

	種類	特殊規格
B1	潤	無
B2	洗	無
B3	洗	無
B4	潤	無
B5	洗	有
B6	洗	無
B7	潤	無
B8	洗	有
B9	潤	無
B10	洗	無
B11	潤	有
B12	洗	有

表 5-20 髮類 B 之銷售因素複迴歸結果

	B1		B2		B3		B4		B5		B6	
	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t
Intercept	-44.708	-15.46 ***	-64.579	-16.23 ***	-66.707	-15.67 ***	-40.823	-6.3 ***	-48.244	-9.80 ***	-28.199	-9.54 ***
銷售層級	1.150	4.19 ***	1.084	2.93 **	1.414	3.70 ***	2.009	3.26 ***	2.215	5.18 ***	1.940	7.66 ***
營業時間	0.616	5.39 ***	0.481	3.13 ***	0.718	3.99 ***	0.263	1.03	0.926	4.81 ***	0.492	4.68 ***
競爭者	0.014	0.02	0.303	0.39	-0.832	-1.17	-1.220	-0.95	-0.713	-0.90	-2.357	-4.44 ***
綜合賣場	2.477	2.44 *	2.747	2.01 *	1.741	1.18	4.370	1.92	5.358	3.35 ***	3.677	3.92 ***
位於市區	-1.630	-1.98 *	-0.649	-0.58	-0.407	-0.45	0.525	0.28	-2.204	-1.80	-1.321	-1.74
檔期時間	2.771	18.38 ***	4.528	21.51 ***	4.653	21.06 ***	3.039	9.00 ***	2.786	11.14 ***	2.554	15.88 ***
廠商週	1.392	1.42	0.924	0.70	0.144	0.36	-2.917	-1.33	-5.385	-3.29 ***	-4.235	-4.43 ***
假期天數	8.847	14.53 ***	14.503	17.18 ***	15.062	16.80 ***	10.432	7.65 ***	11.555	10.98 ***	7.723	13.53 ***
商品活動	-19.530	-3.37 ***	-20.166	-8.96 ***	-19.616	-8.45 ***	-15.979	-1.23	1.326	0.65	-4.842	-2.93 **
買二送禮	43.495	3.98 ***	49.486	9.95 ***	49.605	9.60 ***	36.417	1.49	-2.259	-0.74	15.601	4.30 ***
買二折扣	23.730	4.20 ***	26.877	8.29 ***	24.424	7.31 ***	17.036	1.34	3.043	0.82	4.667	1.96 *
折扣深度	-14.007	-4.01 ***	-15.849	-8.31 ***	-15.641	-7.92 ***	-10.653	-1.36	5.283	4.64 ***	-4.674	-3.39 ***
多重促銷	-4.583	-3.56 ***	-8.796	-4.10 ***	-10.280	-4.54 ***	-8.002	-2.32 *	-1.612	-0.55	-9.732	-6.88 ***
<b>R-Square</b>	<b>0.4825</b>		<b>0.5281</b>		<b>0.5186</b>		<b>0.1929</b>		<b>0.3420</b>		<b>0.4560</b>	

	B7		B8		B9		B10		B11		B12	
	$\bar{\beta}$	t										
Intercept	-41.490	-14.89 ***	-9.910	-1.85	-43.696	-15.50 ***	-72.696	-15.57 ***	-38.013	-11.80 ***	-3.978	-0.61
銷售層級	1.347	5.08 ***	3.082	6.06 ***	1.285	4.80 ***	1.572	3.81 ***	2.171	7.32 ***	3.459	5.52 ***
營業時間	0.372	3.39 ***	0.803	3.81 ***	0.239	2.15 *	0.466	1.93	0.812	6.60 ***	1.410	5.43 ***
競爭者	-1.605	-2.89 **	-1.581	-1.48	-0.553	-0.98	-0.866	-1.20	-2.410	-3.88 ***	-1.966	-1.50
綜合賣場	3.744	3.82 ***	5.693	3.03 **	1.439	1.45	2.313	1.43	3.706	4.29 ***	9.297	4.01 ***
位於市區	-1.334	-1.68	0.061	0.04	-1.500	-1.87	-1.450	1.31	-0.210	-0.20	-1.777	-0.95
檔期時間	2.842	19.58 ***	2.482	9.61 ***	2.989	20.37 ***	5.186	21.61 ***	1.862	11.51 ***	2.135	6.75 ***
廠商週	1.520	1.61	-12.771	-8.20 ***	1.212	1.27	1.091	1.12	-0.223	-0.24	-17.115	-8.95 ***
假期天數	8.651	14.75 ***	6.057	5.58 ***	10.018	16.89 ***	16.544	16.89 ***	7.319	11.76 ***	3.316	2.45 *
商品活動	-18.080	-3.24 ***	5.511	2.83 **	-16.474	-2.92 **	-23.973	-9.57 ***	3.531	3.12 ***	7.416	3.04 **
買二送禮	41.593	3.95 ***	-20.732	-9.23 ***	38.677	3.63 ***	58.258	10.43 ***	-7.402	-5.37 ***	-30.147	-10.67 ***
買二折扣	23.357	4.29 ***	-40.419	-11.11 ***	21.677	3.93 ***	30.825	8.55 ***	0.578	0.25	-53.861	-11.90 ***
折扣深度	-13.262	-3.94 ***	6.895	12.27 ***	-12.074	-3.54 ***	-18.515	-8.68 ***	4.224	10.51 ***	11.103	16.02 ***
多重促銷	-5.605	-3.78 ***	-34.330	-13.55 ***	-4.509	-3.01 **	-9.878	-3.98 ***	-1.486	-0.88	-41.941	-13.19 ***
<b>R-Square</b>	<b>0.4982</b>		<b>0.3649</b>		<b>0.5301</b>		<b>0.5281</b>		<b>0.4247</b>		<b>0.3920</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

針對全品類而言，店面銷售層級、營運時間、促銷時間以及假期多寡對於全品類皆有顯著的正向影響。而經過比較後，發現洗潤髮乳的顯著因子並沒有太大的差別，推測可能是消費者對於此產品並無特別喜好洗髮乳或是潤髮乳。

唯一較有明顯差異的，在於具有特殊規格包裝的四個口味(5、8、11、12)在

折扣深度上為正向影響，其餘皆於負向影響。由於本研究的折扣深度也將組合包的平均單位價格換算在內，因此可推論出特殊規格對於髮類 B 品牌是有顯著的效益存在。

另外可發現 B4、B5 顯著因子較少，其實這兩隻為同一個口味的洗潤髮乳。經過檢查產品線之後，該口味在不僅僅是洗潤髮乳，在護髮乳液以及髮蠟皆有此口味存在(幾乎不出現在促銷清單上，本研究不探討)，也因此可能影響了商品活動對於其銷售量的影響。建議 A 供應商可以多設計產品的促銷包刺激買氣，並減少可能對於 B 通路商毛利減少的促銷活動。

## 5.2.6 髮類 C

髮類 C 的產品定位為低價產品，適合各年齡層使用，且口味多樣化，讓髮類 C 的銷售業績在通路商 B 所有髮類產品中之佼佼者。除了一般品之外，髮類 C 品牌有不同包裝，為中藥路線，價格相同但其容量較一般品還小(一般品 1000 毫升，此為 750 毫升)。不過也由於口味數眾多，平均每一隻的銷售數量較低。

表 5-21 髮類 C 簡介

	種類	毫升數	特殊規格		種類	毫升數	特殊規格
C1	洗	大	無	C11	潤	小	有
C2	洗	大	有	C12	洗	小	無
C3	潤	大	無	C13	洗	小	有
C4	洗	大	有	C14	洗	大	無
C5	洗	大	有	C15	洗	大	無
C6	洗	大	無	C16	洗	大	有
C7	潤	大	無	C17	潤	大	有
C8	洗	大	有	C18	潤	大	無
C9	潤	小	無	C19	潤	大	無
C10	洗	小	無				

表 5-22 髮類 C 之銷售因素複迴歸結果

	C1		C2		C3		C4		C5		C6	
	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t
Intercept	-15.916	-6.81 ***	-43.219	-7.46 ***	-9.727	-10.48 ***	-11.851	-5.15 ***	-27.788	-8.10 ***	-6.494	-4.88 ***
銷售層級	1.862	7.26 ***	3.348	5.38 ***	0.498	4.81 ***	1.172	4.69 ***	1.969	5.34 ***	0.914	6.26 ***
營業時間	0.602	5.66 ***	0.906	3.51 ***	0.175	4.09 ***	0.355	3.43 ***	0.672	4.39 ***	0.115	1.9
競爭者	-1.920	-3.58 ***	-4.88	-3.74 ***	-0.773	-3.50 ***	-1.834	-3.50 ***	-2.359	-3.05 **	-0.635	-2.08 *
綜合賣場	4.201	4.43 ***	12.932	5.62 ***	1.692	4.42 ***	5.231	5.66 ***	8.711	6.38 ***	2.624	4.86 ***
位於市區	-1.662	-2.16 *	-3.005	-1.61	-0.098	-0.31	-2.401	-3.21 ***	-2.401	-2.31 *	-0.801	-1.83
檔期時間	0.993	9.65 ***	1.677	8.26 ***	0.593	14.92 ***	0.887	9.47 ***	0.870	7.06 ***	0.632	10.87 ***
廠商週	3.837	3.30 ***	-6.038	-2.23 *	2.195	3.97 ***	-5.911	-4.89 ***	0.758	0.46	0.928	1.15
假期天數	3.778	2.15 *	9.252	2.42 *	-0.560	-0.78	1.393	5.49 ***	3.544	1.53	2.685	2.55 *
商品活動	2.386	2.55 *	8.604	3.47 ***	0.136	0.40	4.261	4.69 ***	5.046	3.47 ***	1.000	1.99 *
買二送禮	-4.132	-3.84 ***	-10.587	-3.91 ***	-0.485	-0.12	-8.767	-9.07 ***	-9.310	-6.03 ***	-2.084	-3.51 ***
買二折扣	8.326	5.23 ***	-3.227	-0.88			0.945	0.69	-4.866	-2.22 *	5.420	5.12 ***
折扣深度	-2.876	-3.40 ***	13.75	23.30 ***	3.061	8.42 ***	3.413	6.43 ***	9.831	27.99 ***	-1.839	-2.80 **
多重促銷	-4.657	-4.00 ***	4.446	1.59	0.418	0.97	0.838	0.83	3.744	2.28 *	-2.606	-4.11 ***
<b>R-Square</b>	<b>0.3038</b>		<b>0.4197</b>		<b>0.3865</b>		<b>0.2954</b>		<b>0.5024</b>		<b>0.2864</b>	

	C7		C8		C9		C10		C11		C12	
	$\bar{\beta}$	t										
Intercept	-6.672	-8.33 ***	-9.665	-5.81 ***	-4.753	-7.35 ***	-7.982	-7.75 ***	-5.046	-6.80 ***	-13.966	-12.68 ***
銷售層級	0.683	7.64 ***	1.269	6.98 ***	0.569	7.90 ***	0.736	6.51 ***	0.567	6.96 ***	1.035	6.96 ***
營業時間	0.143	3.87 ***	0.239	3.17 ***	0.119	3.97 ***	0.223	4.75 ***	0.111	3.28 ***	0.358	3.28 ***
競爭者	-0.516	-2.86 **	-0.787	-2.07 *	-0.318	-2.11 *	-0.857	-3.62 ***	-0.639	-3.75 ***	-0.925	-3.75 ***
綜合賣場	1.633	4.94 ***	4.318	6.43 ***	0.415	1.56	1.634	3.91 ***	0.979	3.25 ***	1.695	3.25 ***
位於市區	-0.463	-1.73	-1.829	-3.36 ***	-0.100	-0.47	-0.615	-1.82	-0.064	-0.26	-1.236	-0.26
檔期時間	0.456	13.29 ***	0.532	7.67 ***	0.311	11.23 ***	0.628	13.95 ***	0.384	11.85 ***	0.783	11.85 ***
廠商週	0.987	2.07 *	-3.817	-4.39 ***	-0.708	-1.84	-0.882	-1.41	-0.298	-0.66	-1.778	-0.66
假期天數	0.978	1.58	5.900	4.43 ***	1.345	2.69 **	2.441	3.00 **	2.279	3.89 ***	2.112	3.89 ***
商品活動	0.714	2.42 *	2.497	3.74 ***	0.267	1.12	0.535	1.38	0.788	2.82 **	-0.347	2.82 **
買二送禮	-1.093	-3.13 ***	-5.017	-7.26 ***	-0.795	-2.82 **	-1.347	-2.94 **	-0.893	-2.70 **	-1.267	-2.70 **
買二折扣			-0.045	-0.04			2.450	2.99 **	-1.528	-0.35	4.195	-3.46 ***
折扣深度	1.167	3.72 ***	3.359	7.29 ***	0.559	2.21 *	-0.554	-1.09	1.363	8.22 ***	0.199	8.22 ***
多重促銷	-0.341	-0.91	1.423	1.96 *	0.357	1.18	-0.178	-0.36	-0.409	-1.16	2.923	-1.16
<b>R-Square</b>	<b>0.3452</b>		<b>0.2992</b>		<b>0.2872</b>		<b>0.3236</b>		<b>0.2908</b>		<b>0.2908</b>	

	C13		C14		C15		C16		C17		C18		C19	
	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t	$\bar{\beta}$	t								
Intercept	-12.152	-9.26 ***	-10.073	-7.60 ***	-10.683	-6.36 ***	-31.441	-6.54 ***	-10.547	-10.25 ***	-6.921	-9.44 ***	-12.244	-11.76 ***
銷售層級	0.910	6.29 ***	1.082	7.43 ***	1.169	6.34 ***	3.351	6.41 ***	0.955	8.45 ***	0.715	8.75 ***	0.995	8.57 ***
營業時間	0.429	7.15 ***	0.340	5.64 ***	0.303	3.96 ***	0.638	2.94 **	0.409	8.74 ***	0.221	6.52 ***	0.417	8.67 ***
競爭者	-1.058	-3.49 ***	-1.753	-5.75 ***	-1.309	-3.39 ***	-4.108	-3.75 ***	-1.002	-4.23 ***	-0.833	-4.87 ***	-1.065	-4.38 ***
綜合賣場	2.618	4.89 ***	3.235	6.01 ***	3.090	4.54 ***	10.911	5.65 ***	2.243	5.37 ***	1.825	6.04 ***	2.016	4.69 ***
位於市區	-2.113	-4.88 ***	-0.142	-3.26 ***	-1.114	-2.02 *	-4.324	-2.76 **	-1.026	-3.03 **	-0.406	-1.66	-0.752	-2.16 *
檔期時間	0.692	13.17 ***	0.677	11.67 ***	0.823	11.22 ***	1.365	7.84 ***	0.557	12.38 ***	0.397	12.66 ***	0.658	14.78 ***
廠商週	-2.291	-3.25 ***	0.113	0.14	0.014	0.01	-2.914	-0.91	1.362	2.18 *	0.123	0.28	1.034	1.67
假期天數	2.815	2.64 **	3.448	3.29 ***	3.896	2.94 **	4.728	1.19	1.366	1.68	2.208	3.89 ***	1.771	2.20 *
商品活動	1.575	3.09 ***	1.249	2.50 *	0.574	0.91	4.871	2.42 *	1.556	4.01 ***	0.513	1.90	1.218	3.17 ***
買二送禮	-3.016	-5.48 ***	-0.185	-3.13 ***	-2.158	-2.88 **	-11.841	-5.38 ***	-1.600	-3.49 ***	-1.006	-3.15 ***	-1.574	-3.46 ***
買二折扣	-0.865	-1.07	5.688	5.39 ***	4.726	3.54 ***	-5.906	-0.19	-0.178	-0.29				
折扣深度	1.864	5.20 ***	-1.377	-2.11 *	-0.676	-0.82	11.680	20.42 ***	0.949	4.13 ***	0.736	2.56 *	1.032	2.53 *
多重促銷	2.624	4.58 ***	-1.213	-1.92	-1.067	-1.33	2.430	1.01	-0.998	-2.04 *	-0.982	-2.87 **	-0.226	-0.47
<b>R-Square</b>	<b>0.3461</b>		<b>0.3565</b>		<b>0.2816</b>		<b>0.4369</b>		<b>0.3724</b>		<b>0.3799</b>		<b>0.4256</b>	

\* p-value <0.05 ; \*\* <0.01 ; \*\*\* <0.001

店面變數部分，由表 5-22 的綜合分析可知，19 隻 SKU 在店面層級、營運時間、競爭者個數、綜合賣場以及促銷天數幾乎皆為顯著(競爭者個數為負向顯著)。推測由於髮類 C 較為大眾化的產品且適合各年齡層使用，客源較廣，其影響銷售量的店面變數也較符合本研究的預期(如營運時間愈長，銷售量愈高)。

C3、C7、C9、C18、C19 五隻 SKU 皆為潤髮乳，且無特殊規格的包裝。由表 5-18 可看出第二件打折的變數皆無估計值，是因為此變數與折扣深度之相關係數過高而予以刪除。針對這五隻潤髮乳，其檔期時間、買二送禮、折扣深度對於銷售量皆有正向顯著的影響；因此供應商 A 若要針對這五隻潤髮乳做促銷，可在時間較長的促銷檔期中，結合第二件送禮物或是打折的活動，可使銷量極大化。

C1、C6、C10、C12、C14、C15 等並沒有特殊規格的正常品洗髮乳，經過表 5-18 發現第二件打折皆為正向顯著影響；但是買二送禮物為負向影響、折扣深度部分負向影響。這六隻洗髮乳的口味並非髮類 C 的主打產品，若採髮類 C 促銷時，在同樣的促銷方案下民眾多以選擇熱門口味；因此若要促銷這幾隻洗髮乳，建議採第二件打折的模式而非單獨打折吸引買氣。

至於其他具有特殊規格的產品於折扣深度上皆為正向顯著影響，說明了髮類 C 的組合包是具有吸引力的。其中較特殊的現象是 C2、C5、C16 有生產 750+750 毫升的組合包，其餘的特殊規格皆為單罐搭配 200 毫升組合包，而由上表可發現 C2、C5、C16 在折扣深度的迴歸係數值皆超過 20，而搭配 200 毫升組合包、甚至是搭配兩個 200 毫升的組合包皆不超過 10。推測消費者在看到兩罐同大小的組合包時，會有買一送一的感覺，使消費者更容易產生衝動性購物。

### 5.3 銷售預測準確率分析

本節將探討以上採用複迴歸之預測模式，以及採用以人工智慧為基礎的自組性演算法，其銷售預測模型準確率之比較。另外，由於 5.2 節使用三大類銷售預測變數(店面類變數、商品類變數、促銷檔期類變數)，本研究將分別針對不同店面、不同品牌商品在不同促銷檔期之模型準確率比較並予以分析。準確率之判斷基準以 4.4 節所提之 WAPE 為判斷基準，WAPE 值愈小代表其模型準確率較為準確。

重述本研究之樣本範疇：本研究採用通路商 B 之 2011 年共 29 個檔期、供應商 A 之六種品牌(食品 P、電池 D、尿布 P、髮類 ABC)、共 57 隻 SKU 於 58 間分店內之銷售數量，總樣本數 47,766 筆。

表 5-23 整體 WAPE 值

GMDH	複迴歸
41.15%	55.45%

由表 5-19 所示，複迴歸的 WAPE 值較 GMDH 高了將近 14.3%，由此可見 GMDH 的預測準確率是較複迴歸來的準確的。若以 4.4 節之判斷標準，雖然兩者 WAPE 值皆高於 20% 之優良模型基準，但是 GMDH 仍落在 20% 至 50% 之標準範圍內；而複迴歸超過 50%，表示以複迴歸預測之模式並非一個好的模型，也證明了人工智慧之預測模型會較傳統的統計方法來的好。其後 5.3.1 及 5.3.2 節將分別就不同店面、品牌以及促銷檔期佔總體 WAPE 值進行分析。

### 5.3.1 店面

表 5-24 各店面 WAPE 值

Store	GMDH	複迴歸	Store	GMDH	複迴歸
HT	1.56%	1.89%	NK	0.69%	0.87%
WG	1.17%	1.37%	CS	0.68%	0.93%
FS	1.16%	1.29%	TM	0.68%	1.01%
ZH	1.01%	1.22%	HL	0.67%	1.08%
LJ	0.97%	1.30%	SM	0.65%	1.07%
CK	0.92%	1.43%	MW	0.65%	0.91%
LR	0.91%	1.01%	FY	0.65%	0.93%
TS	0.87%	0.99%	CC	0.64%	0.85%
NL	0.87%	0.99%	CP	0.64%	0.94%
PT	0.86%	1.02%	CQ	0.61%	0.88%
CX	0.85%	1.03%	CH	0.61%	0.70%
CA	0.84%	1.08%	TZ	0.59%	0.89%
TY	0.82%	1.17%	JT	0.59%	0.82%
DH	0.82%	1.01%	NH	0.58%	0.91%
NZ	0.81%	0.99%	HY	0.57%	0.81%
DS	0.81%	1.14%	ML	0.56%	0.76%
KL	0.79%	1.17%	DL	0.56%	0.72%
AP	0.79%	1.23%	JH	0.55%	0.78%
CY	0.77%	0.88%	HC	0.54%	0.73%
PC	0.76%	1.08%	NT	0.51%	0.77%
SC	0.76%	0.91%	ZK	0.48%	0.74%
ZY	0.75%	0.88%	KH	0.48%	0.69%
SL	0.75%	1.04%	CG	0.48%	0.82%
LK	0.74%	0.99%	TP	0.46%	0.69%
CL	0.72%	0.89%	DA	0.46%	0.76%
TC	0.72%	0.93%	CT	0.44%	0.69%
WS	0.71%	0.94%	TA	0.43%	0.71%
IL	0.70%	0.92%	BE	0.42%	0.72%
TT	0.69%	0.87%	BM	0.38%	0.60%

由表 5-24 可看出，對於所有的店面，其複迴歸的 WAPE 值均比 GMDH 來

的大；因此對於各店面的預測量來說，採用人工智慧的 GMDH 法進行預測仍是較好的選擇。

在 5.2 節內，銷售層級幾乎皆為所有 SKU 的關鍵促銷因素。因此本研究將 GMDH 預測法中，WAPE 值前十名的店面以該店的銷售層級分析如表 5-25：

表 5-25 WAPE 前十名店面之銷售層級與平均銷量比較

Store	Level	該層級 平均銷量	該店 平均銷量	GMDH	複迴歸
HT	A	48.57	64.33	1.56%	1.89%
WG	C	32.42	38.69	1.17%	1.37%
FS	B	36.76	45.69	1.16%	1.29%
ZH	B	36.76	43.92	1.01%	1.22%
LJ	A	48.57	50.89	0.97%	1.30%
CK	A	48.57	60.70	0.92%	1.43%
LR	B	36.76	29.76	0.91%	1.01%
TS	E	19.98	13.31	0.87%	0.99%
NL	A	48.57	42.86	0.87%	0.99%
PT	A	48.57	44.50	0.86%	1.02%

店面銷售層級分為 A~F 六個等級，A 代表銷售量最高的店面，F 為最低。由表 5-25 可看出這十間店的平均銷量除了 LJ 店較接近平均值之外，其餘九間明顯皆比該層級之平均銷量差了許多。更甚，由表 5-26 前 20 名的銷售層級比較中，發現有 14 間店面為銷售量最高的 A、B 兩個層級。在 WAPE 的計算方式中，由於各 SKU 是以銷售量占總銷售量的比例為其權重；因此，若店面的平均銷量較其層級的平均銷量還多，此時其誤差就會被明顯的放大，而使得表 5-25 所列前四間店面的 WAPE 值較高(大於 1%)。之於平均的概念，若有店面高於平均銷量，勢必有其他店面會低於平均銷量。如此一來，銷售層級變數雖然為顯著，但是卻無法完全掌握同層級銷量變動過大的狀況，造成預測準確率下降。

針對此問題，本研究可建議供應商 A 將所有店面之銷售層級再做更深入的分等，可針對不同品牌、或不同種類產品的銷量做分等而並非只針對總銷量區分

銷售層級。集群分析(Cluster Analysis)為一可行之辦法，惟本研究在此不做探討。

表 5-26 店面 WAPE 前 20 名與銷售層級比較

Store	Level	GMDH	複迴歸	Store	Level	GMDH	複迴歸
HT	A	1.56%	1.89%	CX	B	0.85%	1.03%
WG	C	1.17%	1.37%	CA	B	0.84%	1.08%
FS	B	1.16%	1.29%	TY	C	0.82%	1.17%
ZH	B	1.01%	1.22%	DH	E	0.82%	1.01%
LJ	A	0.97%	1.30%	NZ	C	0.81%	0.99%
CK	A	0.92%	1.43%	DS	A	0.81%	1.14%
LR	B	0.91%	1.01%	KL	A	0.79%	1.17%
TS	E	0.87%	0.99%	AP	B	0.79%	1.23%
NL	A	0.87%	0.99%	CY	C	0.77%	0.88%
PT	A	0.86%	1.02%	PC	B	0.76%	1.08%

### 5.3.2 品牌與檔期

表 5-27 各品牌 WAPE 值

品牌	GMDH	複迴歸
食品P	10.30%	11.72%
髮類A	9.46%	11.50%
電池D	7.25%	9.28%
髮類B	5.67%	7.48%
髮類C	5.49%	12.21%
尿布P	2.98%	3.26%
	<b>41.15%</b>	<b>55.45%</b>

由表 5-27 可以發現，食品 P 以及髮類 A 的 WAPE 值幾乎為總 WAPE 的一半。本研究首先針對食品 P 底下的六隻 SKU，將各 SKU 之 WAPE 值結合表 5-8 的 SKU 特性分析如表 5-28。

表 5-28 食品 P 各 SKU 特性與 WAPE 值

SKU	GMDH	複迴歸	不同規格	進入市場時間	銷售量
P1	1.28%	1.45%	無	較晚	普通
P2	2.35%	2.71%	有	較早	高
P3	1.37%	1.54%	無	較晚	中高
P4	1.55%	1.77%	無	較晚	普通
P5	2.72%	3.10%	有	較早	高
P6	1.03%	1.15%	無	較晚	普通
<b>Total</b>	<b>10.30%</b>	<b>11.72%</b>			

由上表可知，P2 與 P5 的 WAPE 值明顯高於其他四隻 SKU。而由右邊的 SKU 特性，P2 與 P5 是銷售量最高的兩種口味。回顧 WAPE 的公式是以各 SKU 之銷售量佔總銷售量之比例做為其權重，因此在 P2 與 P5 銷售量較高的情況下，即使其 APE (預測誤差佔實際銷售之比例)，乘上權重之後，其 WAPE 值也會較高。

表 5-29 品牌 P 之商品與檔期間 WAPE 綜合分析

檔期	P1	P2	P3	P4	P5	P6	總計
DM2	0.26%	0.46%	0.26%	0.32%	0.46%	0.25%	<b>2.02%</b>
DM6	0.47%	0.88%	0.60%	0.55%	1.00%	0.28%	<b>3.77%</b>
DM15	0.13%	0.35%	0.15%	0.21%	0.44%	0.14%	<b>1.43%</b>
DM18	0.08%	0.15%	0.06%	0.12%	0.19%	0.06%	<b>0.66%</b>
DM21	0.11%	0.17%	0.08%	0.13%	0.21%	0.10%	<b>0.79%</b>
DM31	0.13%	0.17%	0.08%	0.14%	0.25%	0.11%	<b>0.88%</b>
DM37	0.10%	0.17%	0.14%	0.08%	0.17%	0.09%	<b>0.74%</b>
<b>總計</b>	<b>1.28%</b>	<b>2.35%</b>	<b>1.37%</b>	<b>1.55%</b>	<b>2.72%</b>	<b>1.03%</b>	<b>10.30%</b>

表 5-29 為六隻 SKU 在品牌 P 有參與的促銷檔期中 WAPE 比較。由最右欄的總和，DM2、DM6、與 DM15 是預測準確率較差的促銷檔期；再進一步分析，這三個促銷檔期間皆包含了三個周末，檔期時間在 17~19 天。

表 5-30 品牌 P 之商品與促銷檔期周末數 WAPE 綜合分析

周末數	P1	P2	P3	P4	P5	P6	總計
1	0.13%	0.17%	0.08%	0.14%	0.25%	0.11%	<b>0.88%</b>
2	0.19%	0.32%	0.14%	0.25%	0.40%	0.16%	<b>1.45%</b>
3	0.96%	1.86%	1.15%	1.17%	2.07%	0.76%	<b>7.96%</b>
<b>總計</b>	<b>1.28%</b>	<b>2.35%</b>	<b>1.37%</b>	<b>1.55%</b>	<b>2.72%</b>	<b>1.03%</b>	<b>10.30%</b>

由上表可知，品牌 P 在三個周末的檔期中預測準確率較其他檔期差。誠如 5.2.1 節的複迴歸結果顯示，食品 P 的關鍵銷售因素極少，可能是由於零食類的主打客群對於促銷因素並不如家庭主婦精打細算。消費者對於該品牌的衝動性購物不是由促銷方案帶來，當檔期愈長，實際銷量卻不是與促銷天數、周末數的增加有關係，也因此產生上述結果。建議在執行品牌 P 的預測時，可不考慮促銷天數以及周末數，不僅不影響預測準確率，也可降低模型的複雜度。

接下來考量整體 WAPE 值第二高的髮類 A。

表 5-31 髮類 A 各 SKU 特性與其 WAPE 值

SKU	GMDH	複迴歸	種類	功能	特殊規格
A1	0.57%	0.67%	洗	男士專用	無
A2	0.31%	0.38%	潤	潤髮乳	無
A3	0.27%	0.35%	潤	潤髮乳	無
A4	1.71%	1.93%	洗	去屑	有
A5	2.11%	2.51%	洗	去屑	有
A6	0.92%	1.19%	洗	去屑	有
A7	1.31%	1.55%	洗	去屑	有
A8	0.46%	0.70%	洗	去屑	無
A9	0.65%	0.76%	洗	去屑	無
A10	0.42%	0.70%	洗	去屑	無
A11	0.51%	0.55%	洗	男士專用	無
A12	0.21%	0.21%	洗	男士專用	無
<b>總計</b>	<b>9.46%</b>	<b>11.50%</b>			

由表 5-31 可看出在具有特殊規格的 SKU (A4、A5、A6、A7)，其 WAPE 值明顯高出其他無特殊規格的 SKU 許多。如同零食 P 銷量最高兩隻 SKU 其預測準

確率較低的結果，髮類 A 有特殊規格的四隻 SKU 也是整個品牌中銷量最好的四種口味，也因此供應商 A 為這四種口味的洗髮精設計特殊規格來吸引更多買氣。供應商 A 為此設計的特殊規格相當多樣化，如表 5-32。

表 5-32 髮類 A 特殊規格產品與其 WAPE 值

規格	H4	H5	H6	H7	總計
750ml	0.50%	0.61%	0.32%	0.38%	<b>1.81%</b>
750+750	0.07%	0.08%		0.06%	0.21%
1000ml	0.53%	0.71%	0.24%	0.33%	<b>1.82%</b>
750+200	0.05%	0.05%	0.03%	0.04%	0.17%
1000+200	0.22%	0.26%	0.13%	0.20%	0.82%
<b>總計</b>	<b>1.37%</b>	<b>1.72%</b>	<b>0.72%</b>	<b>1.03%</b>	<b>4.83%</b>

表 5-32 說明了這四隻具有特殊規格的 SKU，其正常品 (750ml) 以及特殊規格的組合包 (如 750+750)、以及加大品 (1000ml) 等五種規格合計之 WAPE 就超過了髮類 A 總 WAPE 值 (9.46%) 的一半，而其中正常品以及加大品的 WAPE 又尤其比其他規格還高。本研究認為，由於組合包對於消費者來說是非常明顯且吸引人的促銷組合，因此預測模式較容易捕捉到因組合包帶來的額外銷量。而加大品的部分為單一罐裝且售價較正常品還貴；雖然換算成每毫升的單價仍然較正常品優惠，但是若非精打細算或是此品牌的愛用者則可能較不容易被加大品所吸引，使得銷量較難以預測，導致 WAPE 較高。

對於供應商 A 的髮類系列產品，每當特殊規格納入促銷範疇時，正常品絕大部分也同時進行促銷，而造成自家產品相互競爭的狀況。如表 5-33 分析，可發現正常品在單一降價促銷時的預測準確最好；在同口味之特殊規格同時促銷時則預測準確率較差，顯示在這樣的狀況無法良好捕捉銷量。

表 5-33 特殊規格同時促銷 WAPE 值

特殊規格同時促銷	H4	H5	H6	H7	總計
無	0.06%	0.10%	0.04%	0.05%	0.25%
有	0.43%	0.51%	0.28%	0.33%	1.56%
<b>總計</b>	<b>0.50%</b>	<b>0.61%</b>	<b>0.32%</b>	<b>0.38%</b>	<b>1.81%</b>

供應商 A 進行同口味、不同規格產品的同時促銷，主要目的在於將兩種產品之銷量皆達到極大化；但是在預測準確率較差的情況下，可能在還沒提升銷量，AB 雙方就因為缺貨(預測過少)或是存貨過高(預測過高)而帶來損失。

另外值得一提的是，當髮類 A 不做任何活動，包含商品類大型活動、買兩件給予折扣或送禮等，其預測準確率反而較低，如表 5-34。

表 5-34 商品活動有無對 WAPE 之影響

商品變數	商品活動	買二送禮	買二折扣
無	7.65%	8.86%	7.56%
有	1.81%	0.60%	1.89%

由此可見髮類 A 若有商品方面的促銷方案時反而是比較容易預測銷量的。建議供應商 A 以及通路商 B 在預測此髮類產品時，可能需增加其他商品類變數來捕捉非表 5-34 所提之三變數能力所及之銷量。

## 5.4 結果討論與預測方法之比較探討

重述本章實證研究之目的：5.1 節是以 CPF<sub>R</sub> 為基礎，重新設計 AB 雙方皆可接受、以雙方部門充分溝通與接洽的方式降低促銷檔期長鞭效應帶來的銷售量變動影響。5.2 節將 AB 雙方所能提供之促銷檔期資訊做為自變數、銷售量作為應變數，以複迴歸模型探討何項促銷因素對於銷售量的影響最為關鍵。5.3 節針對 5.1 節所設計以供應商 A 提供通路商 B 銷售預測量的流程，提供供應商 A 複迴歸與自組性演算法(GMDH)的模型準確率比較，本研究證實以人工智慧為基礎的 GMDH 較傳統統計模型來的準確；此外本研究藉由準確率衡量標準 WAPE 的

分析，將預測準確率較差的兩大品牌進行進一步分析，並提供 AB 雙方在設計促銷計畫時另一種觀點。

於 5.3 節曾經提到，本研究使用 5.2 節所執行之複迴歸模型，以及自組性演算法(GMDH)預測模型進行銷售預測準確率的探討。結果顯示不論在何種品牌、何種 SKU 的銷售量預測上，以人工智慧為基礎的自組性演算法較傳統的複迴歸來的更為優秀。不過兩種方法仍然各有其優缺點：

表 5-35 複迴歸與 GMDH 之綜合比較

	複迴歸	自組性演算法
預測準確率	較低	較高
變數選擇	以文獻支持為基礎	完全資料導向 (Data-Oriented)
模型複雜度	較簡單	較複雜
模型建構方式	一般 EXCEL 即可執行	需特殊軟體
人力訓練時間	較短	較長
本研究 使用目的	用於尋找關鍵銷售因素	用於銷售預測

誠如 2.3 節所述，自組性演算法是建構在人工智慧上，為了解決一般類神經網路(ANN)無法看見模型建構方式以及無法人工修正模型之缺點(黑箱藝術)，而採用讓資料本身存在的訊息決定模式之架構，也就是資料導向(Data-Oriented)的概念。在目標與變數之間關係不明確的系統中，自組性演算法可使各變數進行組合、競爭的動作，直到訓練模式之效能不再改進，或其誤差收斂為止。對於銷售預測上，自組性演算法可以同時具有類神經網路較高準確率的優點、也可找尋出具有關鍵影響力的因素。

自組性演算法是完全的資料導向，由數字來說話；在這樣的情況下，若是未來加入新的促銷檔期銷售資料，則很有可能模型就會與之前建構的模型不相同，而使每一次在執行預測時就要重新執行軟體並建構模型，造成人力以及時間上的

浪費。除此之外，自組性演算法既然是由變數與變數之間進行組合與競爭，為了使模型配適度更高，常常可能出現許多交乘項，甚至三次項、四次項等等，造成模型複雜度增加，讓實務上運用較為困難。雖然自組性演算法顯示出其預測模型，但是在模型複雜度高的情況之下，便無法像複迴歸模型一樣，能夠清楚的了解此解釋變數顯著帶來的意義以及管理意涵。不過即使自組性演算法具有上段所述之缺點，對於預測準確率上仍遠遠較複迴歸模型來的妥當，而且自組性演算法跟複迴歸模型相同，也可以將建構出的模型套用在 EXCEL 表單上供企業使用。

綜合以上所述，本研究認為，若需要單純預測銷售量則採用較以資料為導向的自組性演算法為預測模型較為妥當；但是若要探討銷售量與其他可能影響銷售量變數之間的關聯，或是要了解某項行銷策略能否對銷售量產生影響，則以能夠清楚且簡單明瞭的複迴歸模型是比較合適的。採兩模型之長並避開兩模型之短，結合 5.1 節所設計之流程設計，本研究所提供的是整體性的協同預測解決方案，使買賣雙方能夠藉由這樣的方式，達到 2.1 節所提之銷售極大化、存貨極小化的終極目標，使長鞭效應之變動(Variation)極小化，為雙方帶來更大的利益。

## 第六章 結論與建議

### 6.1 研究結果與貢獻

在當今世界激烈的市場競爭和快速多變的市場需求下，企業面臨的經營壓力已非本身單一方面就可以解決，必須藉由整體供應鏈成員彼此的溝通、合作，以供應鏈管理之手法提升競爭優勢。

供應鏈之間若忽視資訊流的最佳化，也就是溝通或彼此瞭解，將可能給供應鏈帶來長鞭效應，指當供應鏈上的各節點企業只根據來自其相鄰的下級企業的需求預測進行生產或者供應、生產決策時，需求訊息的不真實性會沿著供應鏈逆流而上，產生逐級放大的現象。當訊息達到最源頭的供應商時，其所獲得的需求和實際消費市場中的顧客需求發生了很大的偏差。

協同計畫、預測與補給(CPFR)是一個以網路為基礎，進行供應鏈上下游的整合，包括製造計畫、生產計畫、購買計畫、需求預測以及存貨補給。而在 CPFR 的過程中，又以「協同」與「資訊分享」為中心思想，以降低供應鏈內部的長鞭效應為目標進行合作。本研究希望藉由 CPFR 的宗旨，並藉由一件個案的探討，讓後續研究者能在以 CPFR 的基底之下，設計一套適合整條供應鏈的策略，並以持續溝通為催化劑，讓整條供應鏈的運作能夠更為順暢。

本研究也探討了不同的促銷因素、店面因素以及其他影響銷售量的因素對於不同品牌、不同口味的影響，找出最為關鍵的因素，讓 AB 雙方在未來討論促銷計畫時，可以將正確的促銷方式應用在對的產品之上。找出關鍵因素之後，本研究更嘗試結合 B 通路分享的所有銷售、存貨資訊，建構一套較之前合作方式更為準確且有效的銷售預測以及協同補貨模式，使雙方皆能夠達到存貨下降、缺貨率下降、業績上升、利潤上升的最終目標。

本研究的重點貢獻有三：

- 以解決長鞭效應為終極目標，運用協同計畫、預測與補給的精神，重新設計 A 供應商與 B 通路商在促銷檔期時的溝通，並建構出一套標準作業流程供雙方使用，避免更多的人力與時間浪費。而未來其他有意合作的買賣雙方，可以依照本研究所提出的概念將雙方的作業流程修正成彼此更能夠配合的方式，以達到雙贏的目標。
- 將許多可能影響銷售量的關鍵因子納入探討，並在 SKU 的層級之下，探討何項銷售因子對於該 SKU 的銷售量最為關鍵。依照找出來的關鍵銷售因素，建議 AB 雙方可針對不同的口味、款式、規格做不同方式的促銷活動設計，以降低行銷預算的浪費，促進雙方彼此的銷售量極大化。
- 大多數文獻對於關鍵銷售因素的探討上多以品牌為基準點，探討某項品牌在何項促銷因素下會有較好的效用，卻鮮少將品牌下不同的規格、口味單獨進行探討。本研究有別於其他文獻，進行同一品牌、不同規格的產品的關鍵銷售因素分析，結果也顯示不同的規格確實會有不同的關鍵銷售因素。
- 指出較一般複迴歸更為有效、另外卻又不至於陷入類神經網路中的「黑箱」乃至於無法以簡單的方式使用模型，本研究結合了一樣以類神經網路為基礎的自組性演算法作為銷售預測模式，希望藉由模式得出的模型套入一般企業常見的 EXCEL 表單中，讓所有公司員工能夠快速地使用，減少人力以及時間的浪費。並藉由不同產品在不同活動、促銷檔期下的正確率分析，結合 5.2 節的關鍵銷售因素，提供買賣雙方在擬定促銷計畫時另外一種觀點。
- 有別於其他文獻之銷售預測多以品牌為基準點、在時間上多以月、季甚至年銷售量進行預測，本研究以僅維持十天至二十天的銷售檔期，並以促銷範圍內各項 SKU 之銷售量作為預測基準，提供雙方更能快速反應促銷期間需求的預測模式。

除這些關鍵貢獻外，於 5.1 節曾經提到參與新流程的 B 通路商分店，其各項關鍵指標皆比沒有參與新流程的其他分店，在缺貨率、存貨降低比率、訂單滿足率上的表現更為優秀。由此也證明本研究非僅僅只有理論上的貢獻，於實務上更能達到雙方最希望看到的結果。

## 6.2 研究限制與建議

本研究提出數個研究限制，不僅是 AB 雙方若要達到更為理想的目標所必須要理解的，也提供未來研究者能針對這些議題做深入探討的方向。

- 當蒐集展示位數量時，由於 B 通路商之分店眾多，如何以更快且有效的方式蒐集完眾多分店之展示位資訊，以符合本研究所設計，在三天之內蒐集完畢並產生預測量給予 B 通路商。
- 此研究須配合之 AB 雙方部門眾多，如何讓這些部門能夠有紀律的按照標準作業流程執行勢必也為一大挑戰。
- 展示位置以及展示位數量於之前的資料庫並沒有蒐集。若能藉此機會開始累積有關的展示位資訊，對於未來的銷售預測將會有更大助益。
- 部分 B 通路商的分店有不合理的銷售量，原因來自於各分店大量進貨後，將商品轉賣給中盤商藉此賺取更多利潤。這樣的銷售量將造成銷售預測之失真，也會因為突然的大量訂單，造成 B 通路商物流中心的存貨都被該店拉走，造成其餘店面無法到貨而使得貨架缺貨。
- 如何納入其他變數使得誤差降低，或是引入新的統計或人工智慧模型，如基因演算法等等，未來研究者可針對此進行數種模型之比較，並提出針對何項產品在何種演算法之下，其銷售準確率會達到最佳。

## 參考文獻

- Agrawal, D. and Schorling, C. (1996), "Market share forecasting: an empirical comparison of artificial neural networks and multinomial logit model. *Journal of Retailing*, 72 (4), 383-407.
- Alon, I., Qi, M. and Sadowski, R. J. (2001), "Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional method", *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8, 147-156.
- Alvarez, B. A. and Casielles, R. V. (2005), "Consumer evaluation of sales promotion: the effect on brand choice", *European Journal of Marketing*, 39 (2), 54-70.
- Attaran, M. and Attaran, S. (2007), "Collaborative supply chain management: The most promising practice for building efficient and sustainable supply chains", *Business Process Management Journal*, 13 (3), 390-404.
- Bails, D. G. (1993), *Business Fluctuations*, London: Prentice Hall International.
- Catt, M. P., Barbour, R. H. and Robb, D. J. (2008), "Assessing forecast model performance in an ERP environment", *Industrial Management & Data Systems*, 108 (5), 677-697.
- Chang, K. K. and Wang, F. K. (2008), "Applying six sigma methodology to collaborative forecasting", *International Journal of Advance Manufacture Technology*, 39, 1033-1044.
- Chang, P. C., Liu, C. H. and Wang, Y. W. (2006), "A hybrid model by clustering and evolving fuzzy rules for sales decision supports in printed circuit board industry", *Decision Support System*, 42, 1254-1269.
- Chang, P. C. and Hsieh, J. C. (2003), "A Neural network approach for due-date assignment in a wafer fabrication factory", *International Journal of Industrial Engineering*, 10, 55-61.
- Chase, C. W. (1993), "Ways to Improve Sales Forecasts", *Journal of Business Forecasting*, 12 (3), 15- 17.
- Chen, L. and Lee, H. L. (2009), "Information sharing and order variability control under a generalized demand model", *Management Science*, 55 (5), 781-797.

- Catt, P.M., Barbour, R.H. and Robb, D.J. (2008), "Assessing forecast model performance in an ERP environment", *Industrial Management & Data Systems*, 108 (5), 677-697.
- Chen, F., Drezner, Z., Ryan, J.K., and Simchi-Levi, D. (2000), "Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: The impact of forecasting, lead times and information", *Management Science*, 46 (3), 436-443.
- Danese, P. (2007), "Designing CPFR collaborations: insights from seven case studies", *International Journal of Operations & Production Management*, 27 (2), 181-204.
- Davis, D.F. and Mentzer, J.T. (2007), "Organizational factors in sales forecasting management", *International Journal of Forecasting*, 23 (3), 475-95.
- Dejonckheere, J., Disney, S.M., Lambrecht, and M.R., Towill, D.R. (2004), "The impact of information enrichment on the bullwhip effect in supply chains: A control engineering perspective", *European Journal of Operational Research*, 153 (3), 727-750.
- DelVecchio, D., Henard, D. H. and Freling, T.H. (2006), "The effect of sales promotion on post-promotion brand preference: A meta-analysis", *Journal of Retailing*, 82 (3), 203-213.
- Divakar, S., Ratchford, B. T. and Shankar, V. (2005), "CHAN4CAST: a multichannel, multiregion sale forecasting model and decision support system for consumer package goods", *Marketing Science*, 24 (3), 334-350.
- Farlow, S. J. (1981), "The GMDH Algorithm of Ivakhnenko", *The American Statistician*, 35 (4), 210-215.
- Fliedner, G. (2003), "CPFR: an emerging supply chain tool", *Industrial Management & Data Systems*, 103 (1), 14-21.
- Florance, M. M. and Sawicz, M. S. (1993), "Positioning sales forecasting for better results", *Journal of Business Forecasting*, 12 (4), 27-28.
- Flores, B.E., Stading, G.L. and Klassen, R.D. (2007), "The business forecasting process: a comparison of differences between small and large Canadian manufacturing and service firms", *International Journal of Management & Enterprise Development*, 4 (4), 387-402.

- Goodwin, P. (2002), "Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecasts", *International Journal of Management Science*, 30, 127–35.
- Hosoda, T., Naima, M.M., Disneya, S.M. and Potter, A. (2008), "Is there a benefit to sharing market sales information? Linking theory and practice", *Computers & Industrial Engineering*, 54 (2), 315-26.
- Ivakhnenko, A.G. (1966), "Group Method of Data Handling – A Rival of the Method of Stochastic Approximation", *Soviet Automatic Control*, 13, 43-71.
- Juhl, H. J., Kristensen, K. and Ostergaard, P. (2002), "Customer Satisfaction in European Food Retailing", *Journal of Retailing and Consumer Services*, 9, 327-334.
- Krolzig, H.M. and Toro, J. (2004), "Multiperiod forecasting in stock markets: a paradox solved", *Decision Support Systems*, 37, 531– 542.
- LaRoach, M., Pons, F., Zgolli, N., Cervellon, M. and Kim, C. (2003), "A Model of Consumer Response to Two Retail Sales Promotions Techniques", *Journal of Business Research*, 56, 513-522
- Larsen, T.S., Thernøe, C. and Andresen, C. (2003), "Supply chain collaboration: theoretical perspective and empirical evidence", *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 33 (6), 531-49.
- Lee, H., Padmanabhan, V. and Whang, S. (1997), "Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect", *Management Science*, 43 (4), 546–558.
- Lee, H.L., So, K.C. and Tang, C. (2000), "The value of information sharing in a two-level supply chain", *Management Science*, 46 (5), 626–643.
- Li, J., Sikora, R., Shaw, M.J. and Tan, G.W. (2006), "A strategic analysis of inter organizational information sharing", *Decision Support Systems*, 42 (1), 251–266.
- Lothair (2001), "Supply chain collaboration: close encounters of the best kind", *Business Week*, 26.
- Metters, R. (1997), "Quantifying the bullwhip effect in supply chains", *Journal of Operations Management*, 15 (3), 89–100.
- Meyer, G.G. (1993), "Marketing research and sales forecasting at Schlegel

- Corporation”, *Journal of Business Forecasting*, 12 (2), 22–23.
- Ouyang, Y. (2006), “The effect of information sharing on supply chain stability and the bullwhip effect”, *European Journal of Operational Research*.
- Peng & Nunes(2009), “*Surfacing ERP exploitation risks through a risk ontology*”, *Industrial Management & Data Systems*, 109, 926-942.
- Ramanathan, S. and Dhar S. K. (2010), “The effect on sales promotion on the size and composition of the shopping basket: regulatory compatibility from framing and temporal restrictions”, *Journal of Marketing Research*, 57, 542-552.
- Ravi, V., Reddy, P.J. and Zimmermann, H. J. (2001), “Fuzzy rule base generation for classification and its minimization via modified threshold accepting”, *Fuzzy Sets and System*, 120 (2), 271–279.
- Sari, K. (2008), “On the benefits of CPFR and VMI: A comparative simulation study”, *International Journal of Production Economics*, 113, 575-586.
- Shen, D., Lai, K. K., Leung, C. H. and Liang, L. (2011), “Modeling and analysis of inventory replenishment for perishable agricultural products with buyer-seller collaboration”, *International Journal of System Science*, 42 (7), 1207-1217.
- Simchi-Levi, D., Zhao, Y. (2003), “The value of information sharing in a two stage supply chain with production capacity constraints”, *Naval Research Logistics*, 50 (8), 888–916.
- Srinivasan, D. (1998), “Evolving artificial neural networks for short term load forecasting”, *Neural Computing*, 23, 265– 276.