

東 海 大 學

工業工程與經營資訊學系

碩士論文

民生消費性用品產業的
二階段需求預測方法研究

研究生：范惠菁

指導教授：王立志教授

中華民國一〇〇年七月

**A Study of Two-Stage Demand Forecast
for the CPG Industry**

By
Hui-Jing Fan

Advisor: Prof. Li-ChihWang

A Thesis
Submitted to the Institute of Industrial Engineering and Enterprise
Information at TunghaiUniversity
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science
in
Industrial Engineering and Enterprise Information

June 2011
Taichung , Taiwan , Republic of China

民生消費性用品產業的二階段需求預測方法之研究

學生：范惠菁

指導教授：王立志教授

東海大學工業工程與經營資訊學系

摘要

以現今顧客需求為導向的環境下，成功的經營企業就是在顧客需求和存貨持有成本之間找到平衡，特別是在民生消費性用品(Consumer Packaged Goods; CPG)產業，由於消費者對民生消費性產品的價格敏感度高，以致 CPG 業者常為了達成年度計畫目標，常常必須配合促銷活動的推動，一旦產品經過促銷，將造成在促銷時期銷售量大幅上升的現象，嚴重影響短期需求計畫。

現行促銷需求預測的研究大多藉由各種統計性預測方法 (statistical forecasting methods) 或是使用資料探勘的迴歸樹 (CART) 等方式對未來需求做預估，但產品經過促銷，將造成在促銷時期銷售量大幅上升的現象，造成 CPG 產業無法有效應用過去的促銷需求預測法。本研究針對 CPG 產業的下游通路商之銷售品項，將促銷活動納入考慮，發展出適合 CPG 產業的二階段需求預測法，其流程分成兩個階段，在階段一中依據影響銷售量的重要因子分割銷售資料，讓每個葉節點樣本資料變異最小，以增加預測時的準確度，在階段二中再將分支後的葉節點資料使用三種不同的預測方法(灰預測、線性迴歸模、非線性迴歸模)進行預測；由運用 F 公司提供的 30 個品項進行實証實証結果發現二階段需求預測法最為準確，其中又以非線性模式最為準確，其中又以非線性迴歸模式最為準確。並且實驗結果有兩個發現，一為時間序列的預測能力最差，因為它是使用數值與數值間的關係進行預測，並沒有考慮促銷活動對銷售量的影響。二為先將資料分割使其變異縮小，能夠增加迴歸分析法(線性和非線性模式)預測的準確度。然而，當往後各通路所販售之品項進行促銷活動時，藉由二階段需求預測法，將可依據不同的促銷活動預估未來該促銷期間的銷售數量。同時，藉由有效益的促銷策略(銷售數量、價格)，將可幫助決策人員決定促銷提案與行銷資源分配。

關鍵字詞：CPG 產業、促銷活動、促銷預測、模式樹、非線性迴歸模式

A Study of Two-Stage Demand Forecast for the CPG Industry

Student:Hui-ChingFanAdvisor: Prof. Li-Chih Wang

Department of Industrial Engineering and Enterprise Information
Tunghai University

ABSTRACT

Under today's environment of customer demand orientation, to be successful, business must strike a balance between customer demand and inventory carrying cost, particularly in consumer packaged goods (CPG) industry. Due to the high price sensitivity of customer to CPG products, CPG manufacturer usually has to accommodate itself to promotional campaigns to achieve planned annual objective, however, in the promotional session, there will be dramatic uprising of sales which will seriously affect manufacturer's short-term demand planning.

Most current studies on promotional demand forecasting are based on statistical forecasting methods or data-mining technique like regression tree (such as CART) to forecast future demand. However, in the period of promotion, a drastic rise in sales makes forecasting difficult with traditional forecasting methods.

This thesis proposes a two-stage demand forecasting method, which takes promotions into account for items sold by downstream channel retailers in CPG industry. Our method consists of two stages, in the first stage, the dataset is partitioned according to critical factors of sales to minimize the variance of sales data in the leaf node in order to increase the forecasting accuracy. In the second stage, Gray system, linear regression model, and non-linear regression model are used to forecast sales respectively based on the branched sales data in the leaf node. Results from an empirical study using two-stage method and other forecasting methods on sales of 30 items manufactured by company F show that among various methods used, our two-stage demand forecasting method is the most accurate method, within which, forecasts with non-linear regression model get the best results. Empirical results also show that the forecasting capability of time series model ranked last, because it only used the relationship between data values to forecast sales without considering the influence of promotions on sales. Other finding deserved to mention is that data partition decreases the variance of data, and thus increases the forecasting accuracy of regression models (both linear and non-linear). In short, our two-stage forecasting method can be of much help to forecast promotional sales according to different promotional campaigns for items sold by channel retailers afterwards. Also, through effective promotional strategy (sales

volume, and price), the decision of promotion proposal and marketing resources distribution of decision makers can be greatly furbished.

**Keywords : CPG industry; Promotional campaign; Promotional forecasting;
Model tree; Non-linear regression model**

致謝

時間過的很快，研究所兩年的生涯即將結束，苦澀的過程也讓自己成長不少，論文能如期完成，不免俗要感謝許許多多人，字面肯定未能一一提及，卻是謹記在心。

首先誠摯的感謝指導教授王立志博士，在這兩年期間以本身豐富的經歷與經驗，給予我無論是待人處事、學問的嚴謹及在業界的做事態度啟發，使得學生能走過挫折，讓學生受益良多。

本論文的完成另外亦得感謝的陳子立老師大力協助，因為有你的指導及照顧使得本論文能更順利的完成。更感謝口試委員鄭辰仰、陳盈彥老師的不吝指導，使用本論文能更完整而嚴謹。

謝謝同窗好友二哥及鈺勳總能在我迷惘時為我解惑，也感謝章昱、閔智、雄雄在我沉悶的論文生活中帶來樂趣，想信在這兩年裡的日子，實驗室裡共同的生活點滴，學術上的討論、言不及義的閒扯、讓人又愛又怕的宵夜、趕作業的革命情感...是永遠不會忘記的，恭喜我們順利走過這兩年。實驗室的忠軒、中俊學弟、悅清學妹們當然也不能忘記，謝謝你們的幫忙我銘感在心。

謝謝一直在背後的默默陪伴支持的人，沒有你的體諒、包容，相信這兩年的生活將是很不一樣的光景。最後，謹以此文獻給我的家人和我的愛貓龍哥。

目錄

摘要.....	I
ABSTRACT	II
致謝.....	IV
目錄.....	V
表目錄.....	VII
圖目錄.....	IX
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究範圍與目的.....	4
1.3 研究方法與步驟.....	5
1.4 論文架構.....	6
第二章 文獻探討.....	8
2.1 CPG 產業定義.....	8
2.2 促銷活動.....	8
2.2.1 促銷的定義.....	9
2.2.2 促銷的種類、分類.....	12
2.2.3 促銷的型態.....	18
2.3 需求預測方法.....	19
2.3.1 指數平滑法.....	20
2.3.2 ARIMA 法.....	21
2.3.3 多元迴歸法.....	22
2.3.4 灰預測.....	22
2.3.5 決策樹.....	26
2.3.6 迴歸樹.....	27
2.3.7 模式樹.....	28
2.4 促銷活動對銷售量的影響.....	32
2.5 促銷需求預測方法.....	33
2.6 本章結論.....	34
第三章 二階段需求預測法.....	37
3.1 CPG 產業促銷預測現況問題描述.....	37

3.2	二階段需求預測法模式建立.....	38
3.2.1	銷售資料分割.....	44
3.2.2	分割節點銷售預測.....	49
3.3	需求預測模式的績效評估與模式選擇.....	55
3.4	CPG 產業的二階段需求預測法之步驟.....	56
3.5	情境模擬說明.....	58
3.6	本章結論.....	73
第四章	實証分析.....	74
4.1	實驗環境描述.....	74
4.2	產品預測結果與分析.....	75
4.3	本章結論.....	82
第五章	結論與建議.....	84
5.1	結論.....	84
5.2	建議與未來發展.....	85
	參考文獻.....	86
	附錄.....	90

表目錄

表 1.1	2009 全年度電視媒體【50 大企業】排行與成長率統計表(單位:千元).....	1
表 2.1	各學者(機構)對促銷活動的定義彙總.....	10
表 2.2	促銷種類.....	13
表 2.3	促銷方式分類之一.....	15
表 2.4	促銷方式分類之二.....	16
表 2.5	灰色系統、概率論、模糊集合論之差異.....	23
表 2.6	灰預測與傳統的預測方法比較.....	25
表 2.7	目前模式樹之相關方法.....	29
表 2.8	本研究與迴歸樹、模式樹之差異.....	35
表 3.1	原始數據.....	46
表 3.2	例子原始數據表.....	54
表 3.3	原始序列與預測序列的比較.....	55
表 3.4	產品 A 歷史銷售數據.....	59
表 3.5	產品 A 歷史銷售數據.....	62
表 3.6	產品 A 降價幅度等於 1、無賣場活動與陳列的歷史銷售數據.....	66
表 3.7	資料轉換.....	66
表 3.8	資料分群.....	67
表 3.9	資料分群.....	68
表 3.10	資料轉換.....	69
表 3.11	預測銷售量.....	71
表 3.12	資料轉換.....	71
表 3.13	預測銷售量.....	73
表 4.1	衡量預測方法之 MAPE.....	76
表 4.2	預測方法比較結果.....	77
表 4.3	衡量預測方法之間 MAPE 的差異.....	78
表 4.4	本研究與促銷與時間序列預測法之平均 MAPE.....	80

表 4.5	本研究與促銷與時間序列預測法差異檢定結果	81
表 4.6	選用所適的預測模式與單一預測模式差異檢定結果.....	81

圖目錄

圖 1.1	CPG 產業的供應鏈結構	3
圖 1.2	CPG 產業配銷通路涵蓋範圍	5
圖 1.3	研究方法步驟圖	6
圖 2.1	促銷型態示意圖	19
圖 3.1	品項 A 歷史實際銷售量示意圖	38
圖 3.2	品項 A 進行促銷價格為 79 元之歷史實際銷售量示意圖	39
圖 3.3	品項 A 進行促銷價格為 72 元之歷史實際銷售量示意圖	39
圖 3.4	品項 A 進行促銷價格為 75 元之歷史實際銷售量示意圖	40
圖 3.5	品項 A 賣場進行年中慶活動之歷史實際銷售量示意圖	40
圖 3.6	品項 A 賣場進行中元節活動之歷史實際銷售量示意圖	41
圖 3.7	品項 A 進行斜口欄陳列之歷史實際銷售量示意圖	41
圖 3.8	品項 A 沒有使用任何促銷活動之歷史實際銷售量示意圖	42
圖 3.9	二階段需求預測示意圖	44
圖 3.10	非二元分裂模式樹演算法流程圖	45
圖 3.11	初始分割結果	48
圖 3.12	最終分割結果	49
圖 3.13	促銷預測法步驟圖	56
圖 3.14	資料選擇判斷流程	57
圖 3.15	選擇最佳預測模式流程	58
圖 3.16	初始分割結果	64
圖 3.17	最終分割結果	65
圖 3.18	各節點最佳預測模式	69
圖 4.1	案例公司供應鏈示意圖	74
圖 4.2	九個產品系列適合模式	82

第一章緒論

1.1 研究背景與動機

自台灣加入 WTO 後，台灣家庭日用化學品業除了要與既有的廠商競爭外，現在更面臨了國際大廠的威脅如 P&G、花王、莊臣、聯合利華等大型企業，均擁有不同型態的產品系列，因此挾著龐大的行銷資源，作強勢的品牌行銷（見表 1.1），不斷的做品牌競爭侵略削減本土企業的品牌生存空間。面臨如此激烈的競爭環境，企業紛紛尋求新的途徑以繼續生存。

表 1.1 2009 全年度電視媒體【50 大企業】排行與成長率統計表(單位:千元)

排名	公司	2009年 廣告投放量	排名	公司	2009年 廣告投放量
1	寶僑家品	616,597	26	台松	197,319
2	台灣花王	610,613	27	味全	193,127
3	統一企業	591,286	28	威寶	171,615
4	聯合利華	519,090	29	遊戲橘子	169,769
5	佳格食品	518,128	30	愛之味	165,643
6	台灣麥當勞餐廳	478,233	31	亞太	155,911
7	荷商葛蘭素史克	475,814	32	黑松	149,165
8	中華電信	423,910	33	保力達	148,532
9	統一超商	406,236	34	台灣日立	139,555
10	好來化工	370,848	35	中華郵政	138,766
11	嬌生	363,179	36	中華汽車工業	135,787
12	遠傳電信	347,078	37	品爵汽車	135,040
13	台灣萊雅	312,951	38	家樂福	134,905
14	太古可口可樂	287,417	39	台灣莊臣	134,687
15	臺灣惠氏	287,100	40	台灣三星電子	133,983
16	台灣大哥大	283,908	41	光陽工業	133,537

排名	公司	2009年 廣告投放量	排名	公司	2009年 廣告投放量
17	台灣百勝肯德基	273,830	42	台灣樂金	133,468
18	台灣留蘭香	264,737	43	福特六和汽車	131,121
19	臺灣菸酒	223,925	44	台灣百事食品	126,717
20	維他露	222,998	45	全家便利商店	126,318
21	台灣食益補	220,309	46	嬌聯	123,672
22	裕隆汽車製造	218,365	47	輝瑞大藥廠	122,463
23	老牛皮國際	210,553	48	金百利克拉克	121,888
24	和泰汽車	204,784	49	中國信託商業	121,639
25	三洋藥品工業	197,322	50	光泉牧場	121,294

資料來源：廖雅婷(2009)

CPG 產業位於產業價值鏈的中間，上接原物料供應商，下接配銷通路商(見圖 1.1)。近年來產業價值鏈的改變，通路商逐漸掌握市場主導權，台灣大型量販店及連鎖超商快速興起，挾其強大的通路優勢要求製造商付出越來越高的通路費用（上架費、贊助費、促銷費、資料處理費等），部分較為弱勢的製造商所支付的各項通路費用甚至高達其銷貨收入之 30%。再者，部分大型量販業者以通路品牌的方式委由製造商製造通路商品牌產品，稀釋製造商毛利，在原本已無利潤下的產業環境造成衝擊，對於自有品牌的廠商面臨是否轉型為代工的經營模式以取得生存空間的抉擇，深深的埋下伏筆。

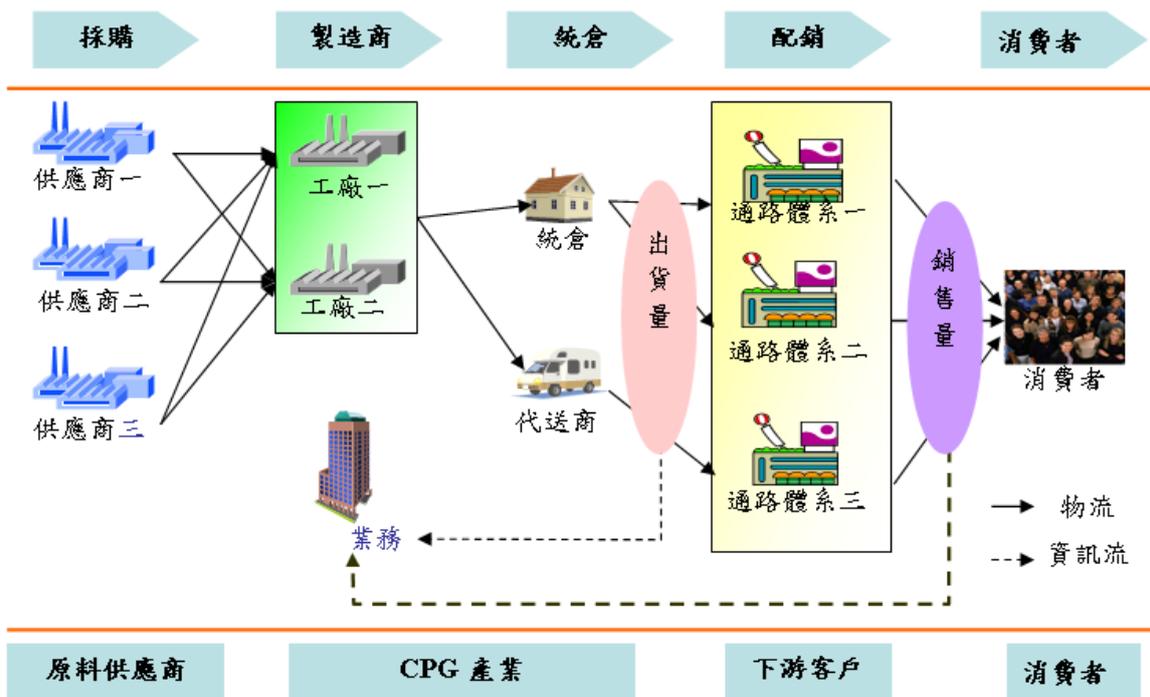


圖 1.1 CPG 產業的供應鏈結構

由圖 1.1 顯示，CPG 產業的配銷通路可依配送方式分為三類：量販百超體系、經銷商體系、軍公教體系，各體系之特性方式如下：

1. 量販百超體系：量販百超體系為了能夠有效控制物流配貨作業，多設有自己的配銷中心(Distribution Center; DC)系統進行配送。因嚴格要求供應商的送貨速度，因此與 CPG 業者間訂有罰款機制。
2. 經銷商體系：由 CPG 業者將產品賣給全台北、中、南、東各處的地區經銷商後，由各地區經銷商將商品轉賣給各地區域性超市。
3. 軍公教體系：商品是以寄售的方式銷售，CPG 業者將貨物交給代送商，由代送商將產品送至軍公教各營站，再由各營站進行實際的銷售活動。而代送商必須要自行掌握其所管理區域範圍內的各營站之庫存狀況，以決定各營站所需的代送數量。每月月底，CPG 業者會派業務員至各營站盤點實際庫存數量，並將盤點結果與代送商提供的對帳單上之送貨數進行比對，確認後再依每月送貨數量付佣金給代送商。

這三類通路的需求預測可分為長期與短期：長期預測的目的在制定年度銷售計畫，主要是以 CPG 產業的歷史銷售數據作為預估基礎；短期預測

主要是以 CPG 產業的歷史銷售數據及促銷活動作為預估基礎，由業務部門進行未來三個月的滾動需求預測及修正未來兩個月的需求預測。而本研究主要是想針對短期預測來做探討。

如同本研究案例公司的民生消費性用品(CPG)業者，在供應鏈上存在著許多難以解決的問題，其中在需求方面，除了需求預測之外，CPG 產業常常會為了達成年度計畫目標而進行促銷活動，此活動卻造成促銷期間需求量急速增加，需求波動幅度大，增加了需求的不確定性，而導致增加了庫存過多或因缺貨而罰款之成本，因此促銷活動期間的需求量該如何預估是必要探討的問題。一般而言，企業會預測未進行促銷活動的需求量，再加上某個比例當作預測促銷量。而有效的促銷預測能夠提供預測基礎去判斷某特定週期和地點的存貨持有單位，並且結合促銷規劃來規劃未來需求，和補貨來執行需求規劃的採購。

為了解決 CPG 產業的業務人員在決定各通路的促銷量時，依據個人經驗把促銷因子(DM&IP)加入各產品項中回歸成實際銷量時，導致所預測出來的銷售量與實際銷售量誤差過大之問題。本研究希望藉由資料探勘的手法分析不同促銷活動對銷售量資料影響，進而預測在不同促銷條件下的銷售量。

本研究首先針對 CPG 產業的產品項，藉由本研究所提出的非二元分裂模式樹演算法，依據影響銷售量最大的因子分割銷售資料後，再根據不同的子資料使用不同的預測模式進行預測。

1.2 研究範圍與目的

本研究受限於 CPG 業者要取得下游各通路商旗下的各零售店實銷量資料之困難(各下游通路商與 CPG 業者雖屬同一供應鏈體系，但各自利益獨立計算，再加上各通路與 CPG 業者之間的議價能力問題，更影響到 CPG 業者說服各通路商提供實銷量資料的可能性)，因此，本研究的研究範圍僅針對一家庭日用化學品自有品牌製造商的暢銷產品，在進行產品銷售量預估，並且以取自一下游通路商所提供的產品每週實際銷售數量作為分析基礎。當製造商進行促銷活動時，下游通路商同時將此優惠推進給終端消費者，而在同一通路底下各零售店所進行的促銷活動皆為一致的情況。圖 1.2

為 CPG 產業配銷通路涵蓋範圍之示意圖：

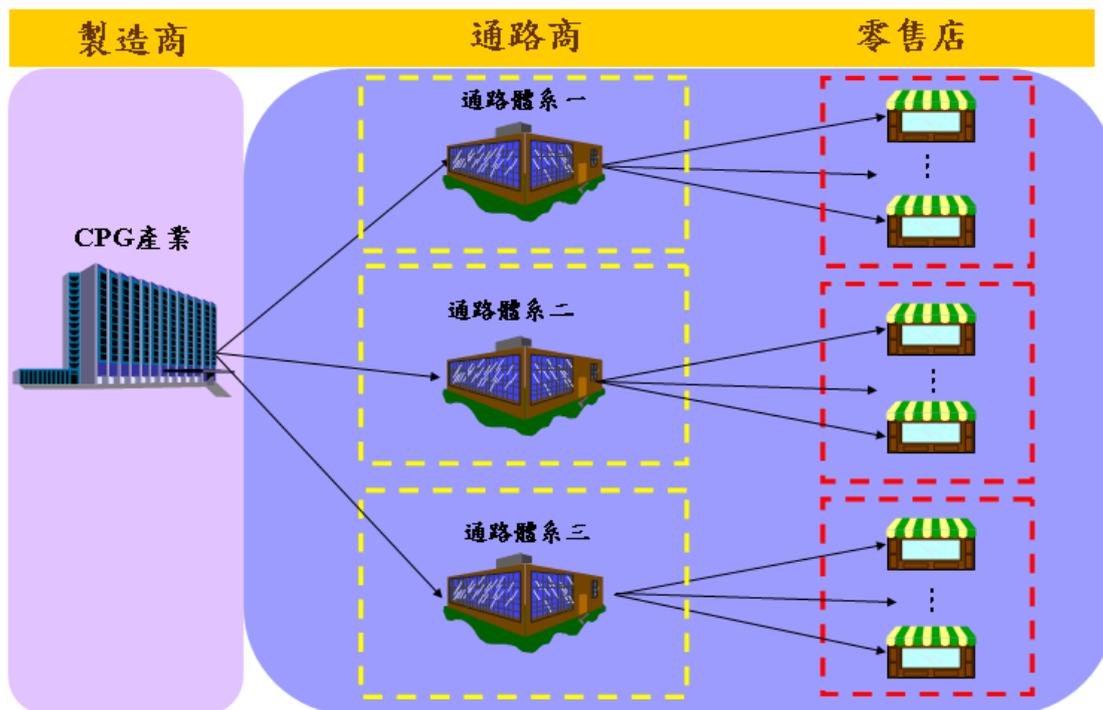


圖 1.2 CPG 產業配銷通路涵蓋範圍

本研究的目的主要為考量 CPG 產業的供應鏈特性(例如:價格彈性高、需求變動大),發展適合於 CPG 產業中,品牌製造商的需求預測模式。期望達成以下兩點目標：

1. 將促銷因子納入考慮,發展適合 CPG 產業的二階段需求預測法,其流程分成兩個階段,在階段一中考慮影響銷售量的重要因子,借由重要因子分割銷售資料,讓每個葉節點樣本資料變異最小,以增加預測時的準確度,在階段二中將分支後的葉節點資料使用三種不同的預測方法(灰預測、線性迴歸模、非線性迴歸模)進行預測。
2. 透過 CPG 產業過去的文獻蒐集的促銷需求預測和傳統時間序列方法,並使用 CPG 業者提供的 30 個品項之實際案例,進行預測能力比較,以確認二階段需求預測法之適用性與精準性。

1.3 研究方法與步驟

本研究首先確認研究問題,再進行相關文獻的蒐集,由文獻探討中建

立促銷預測模式，透過案例公司的訪談與資料的蒐集，發展出本研究的二階段需求預測法(*Two-stage demand Forecasting*)，並以範例說明二階段需求預測法如何應用於 CPG 產業，最後再以實際案例來驗證本研究的二階段需求預測法(*Two-stage demand Forecasting*)，確認此促銷預測法之適用性。其各步驟如圖 1.3 所示：

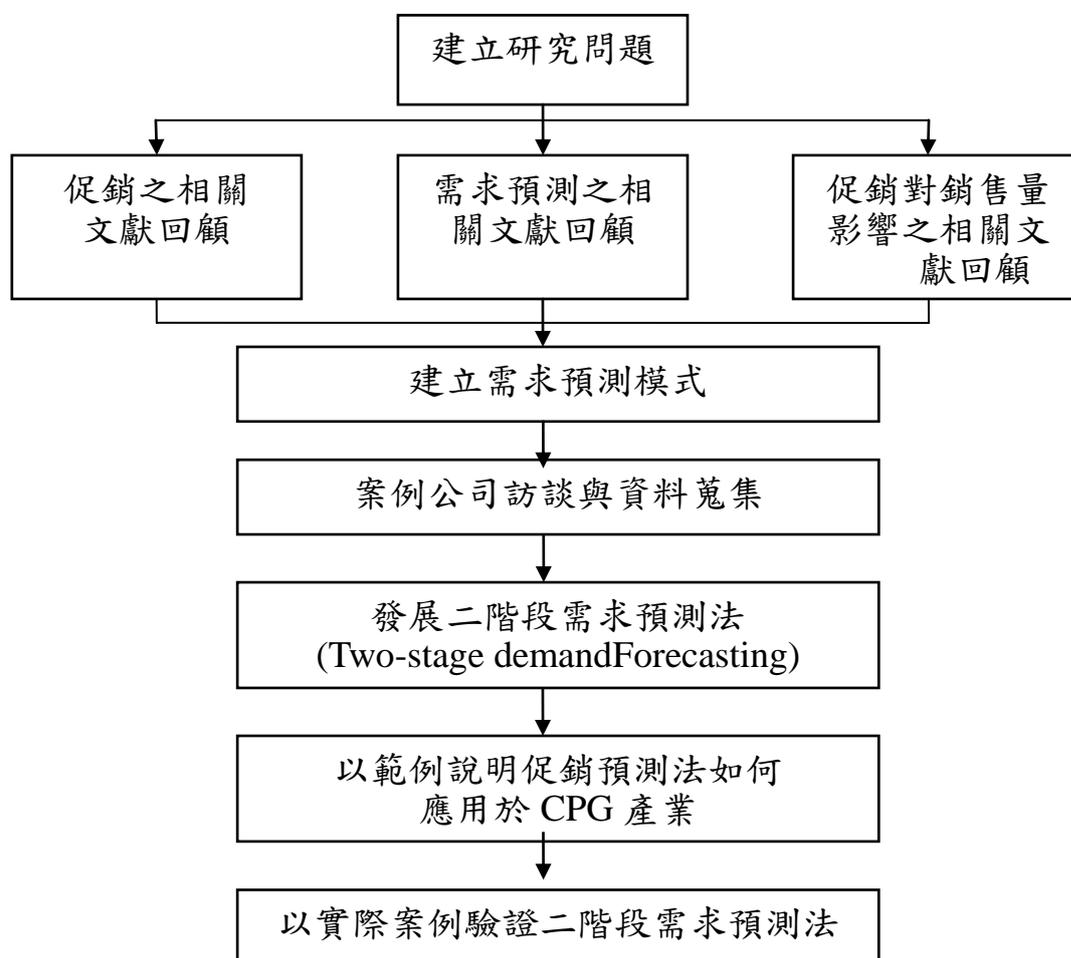


圖 1.3 研究方法步驟圖

1.4 論文架構

本研究共分五章，第一章緒論說明本研究之背景與動機、範圍與目的，並概略說明研究方法及步驟。第二章文獻探討則針對促銷的定義、種類與型態、需求預測方法、促銷活動對銷量影響相關之研究進行文獻收集和探討。第三章提出符合 CPG 產品促銷需求的預測方法。第四章以實驗設計來驗證本研究所提的二階段需求預測法。第五章總結本研究所獲得的成果，並提出後續研究的建議(如圖 1.4 所示)。

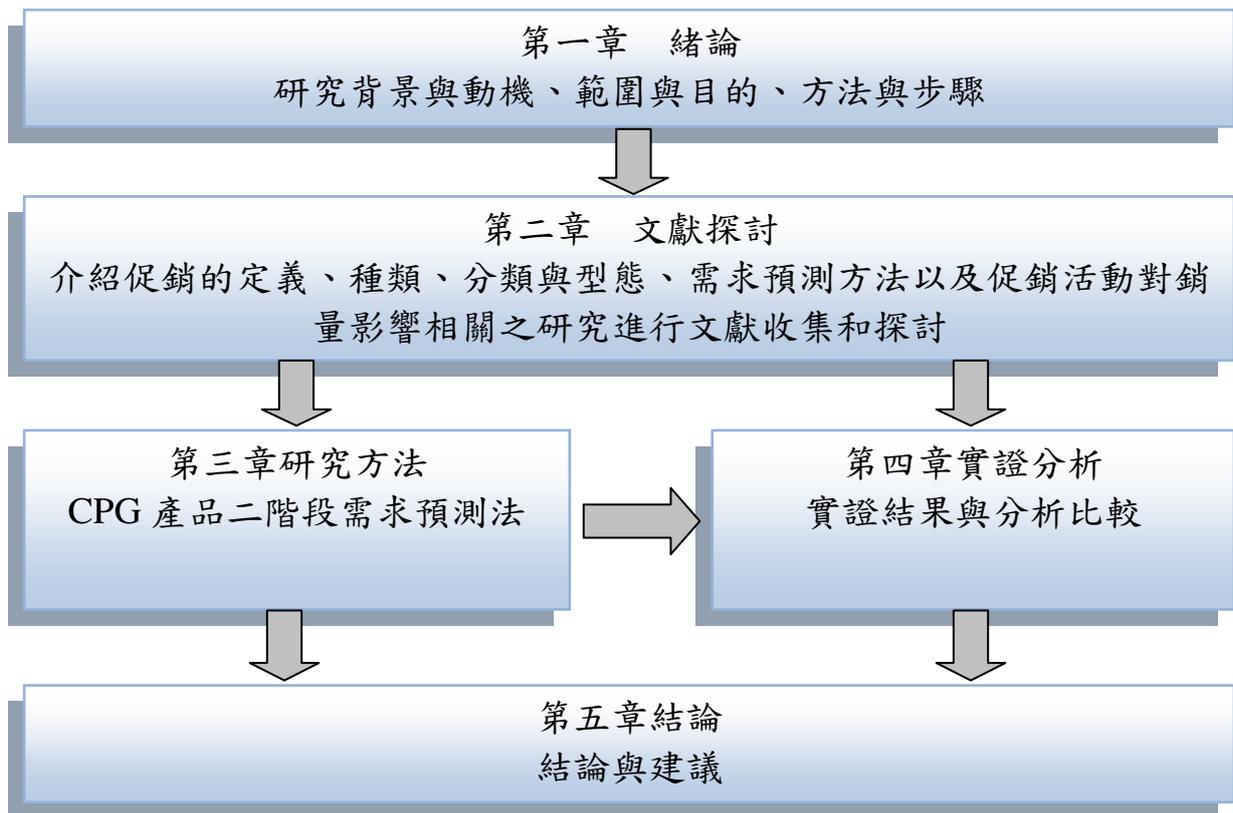


圖 1.4 論文架構圖

第二章文獻探討

在本章的2.1節將介紹CPG產業定義；2.2節將介紹促銷的定義、種類、分類與型態；2.3節則介紹需求預測的方法；2.4節則介紹促銷活動對銷售量的影響；2.5節則介紹促銷需求預測的方法。

2.1 CPG 產業定義

民生消費用品(Consumer Packaged Goods; CPG)主要包括有：酒精類飲料、香菸、衣服、鞋子、化妝品、生鮮食品、包裝食品、飲料、玩具、家庭用品、清潔用品、甚至是寵物食品與寵物相關產品等。而最知名的民生消費性用品企業之一：寶僑(Procter & Gamble; P&G)，是在美國俄亥俄州辛辛那提市以生產肥皂和蠟燭起家，由於P&G對消費品牌的成功經營，奠定了它在市場的影響力，現今已成為消費市場企業們嚮往學習的對象。

民生消費用品可分成下列角度分析目前面對的挑戰：

1. 面對競爭者方面：國際大型競爭者挾著擁有不同型態的產品系列同行競爭。
2. 面對市場需求方面：市場規模已趨近成熟飽和的階段，如何創造出產業新的市場空間。
3. 面對消費市場方面：隨著消費者的消費架構、消費水準、消費者習性的改變，因此面臨更為細分和反應更為迅速的市場，如何快速滿足終端消費者多變的需求是CPG產業的一大挑戰。

2.2 促銷活動

促銷的目的主要是讓供應鏈上的成員能夠了解過去促銷的資料，運用促銷所造成的影響及結果，能夠對未來有計畫的進行促銷活動，因此企業時常藉此達成短期的銷售目標。Silva-Risso, Bucklin, & Morrison(1999)曾經使用零售店的資料研究促銷活動對消費者的影響，結果指出製造商進行促銷活動能夠明顯的影響銷售量與利潤。

由於促銷活動可以支援產品的推銷並且吸引消費者的注意，進而達成

產品銷售量之增加、或是創造產品的銷售利潤，環顧 CPG 產業目前面臨著競爭激烈的市場，因此促銷活動是有必要的。

交易夥伴間所執行的各類型交易活動，舉例來說，製造商最有可能執行的促銷方式為直接折扣、間接折扣、購後退款、促銷贈品等。而零售商可能的促銷方式包括商品展示、促銷贈品以及降價等，因此當管理者推出一促銷活動之後，即可針對促銷型態、促銷期間、產品、區域及通路層級進行促銷效益模擬評估，以得知預估銷售狀況與獲利情形，進而制定最佳的促銷計劃。

2.2.1 促銷的定義

許多學者對於促銷的定義不盡相同。Stanley(1977)、McCarthy & Perreault(1984)與美國行銷協會(American Marketing Association)皆認為凡不同於人員推銷、廣告、以及公開報導的推廣活動，其目的是在於刺激消費者的購買，都屬銷售促銷活動；Davis(1981)認為銷售促銷呈現增強的行銷效果，在有限的時間內提高產品的銷售；Schultz & Robinson(1982)則認為銷售促銷除了帶動立即的銷售外，對經銷商或顧客皆產生直接的刺激或誘因。

大部份學者都一致認為銷售促銷能直接的給予促銷對象誘因，刺激立即的購買行為。Davis(1981)認為銷售促銷呈現增強的行銷效果，在有限的時間內提高產品的銷售。Schultz & Robinson(1982)則認為銷售促銷除了帶動立即的銷售外，對經銷商或顧客皆產生直接的刺激或誘因。後期則有學者將促銷活動的特質做進一步的描述，Stanley(1977)、McCarthy & Perreault(1984)與美國行銷協會(American Marketing Association)皆認為凡不同於人員推銷、廣告、以及公開報導的推廣活動，其目的是在於刺激消費者的購買，都屬銷售促銷活動。

而 Kotler(1998, 2002)認為銷售促銷是由各式各樣的誘因工具所組成，且大部分屬於短期性質，主要是用來刺激消費者或經銷商對某樣商品有購買行為，是廠商擴大市場佔有率，提升競爭力的策略之一；Schultz & Robinson(1982)則認為銷售促銷在針對業務代表、配銷商或消費者直接誘因，創造立即銷售。

由於促銷活動因各學者定義的角度不同，所以在解釋程度上有所差別。所謂的促銷活動，又可根據其是否能夠具體指出活動內容而有兩種不同的定義。第一種定義是指促銷組合中無法將之歸屬在廣告、宣傳報導與人員推銷的活動皆視為促銷活動。其第二種定義則是指可以具體指出促銷活動的內容。表 2.1 是各學者(機構)對促銷活動定義的彙整。

表 2.1 各學者(機構)對促銷活動的定義彙總

	學者(機構)	定義
第一種： 無法直接指出促銷活動內容	美國行銷學會(American Marketing Association, 1960)	促銷活動是不同於廣告、宣傳報導與人員推銷的一種激勵消費者購買與經銷商達成目標的一切行銷活動。
	Aaker(1973)	零售商和經銷商所採用不同於廣告與人員推銷的短期行銷活動。
	Stanley(1982)	凡是任何推廣活動無法歸屬於廣告、宣傳報導與人員推銷中，其必為促銷活動。
	McCarihy and Perreault(1984)	任何有別於廣告、宣傳報導與人員推銷的推廣性活動。
	Paley(1989)	廠商的促銷組合中，無法將其歸類於廣告、人員推銷或包裝的推廣努力。
	黃志文(1993)	促銷是指在短期內，除了廣告、人員推銷及宣傳報導以外，任何能激發消費者的購買意願或激勵銷售人員(公司業務員、零售商或批發商等中間商)推廣熱忱的任何活動皆屬之。
第二種：	Luick and Zeigler(1968)	一種直接的刺激，此刺激為產品提供額外的價值或誘因給最終消費者、銷售人

	學者(機構)	定義
可以 具體 指出 促銷 活動 內容		員或配銷商。
	美國廣告代理商協會 (American Association of Advertising Agencies, 1978)	藉由提供超出該項品原有利益的額外 誘因，以誘使他人購買該產品的所有活 動皆屬之。
	Davis(1981)	促銷活動基本上是一種補充性的行銷 努力，在一有限時間內採行，並設法刺 激消費者購買。
	Schultz and Neslin(1982)	針對配銷商、業務代表或消費者的直接 刺激或提供誘因的行銷活動，以創造立 即性的銷售數量為主要目的。
	Marion(1987)	促銷活動是增強、支援讓推廣組合中的 其他成分更為有效的工具，它通常是藉 由提供一項短期的直接誘因以激勵消 費者購買、廠商的銷售人員與經銷商努 力銷售。
	Blattberg and Neslin(1990)	一種專注於行動的行銷事件。
	Kotler(1991)	由一些包羅萬象的誘因工具所組成，而 且大多為短期性質，主要為激勵消費者 或經銷商對某項產品的提前購買或購 買較多的數量。

資料來源：1.夏心華(1998)2.許智誠(1998)

為了達到以上目的，業者投入大量人力與行銷成本，希望能藉由促銷來刺激銷售量或利潤。然而，促銷活動雖然可以為業者帶來擴大銷售量的效果，但是在執行促銷活動所帶來的成本的增加，對業者未必有利。Raju and Rajiv (1990)指出，在規劃促銷活動時，需要考慮促銷所造成的成本，與廣告或促銷

的利益，因為促銷就像一把兩面刃，業者投入大筆的促銷費用，若營收結果沒有相對成長，將直接侵蝕到公司獲利。

由上述學者所提出的定義，可歸納出以下特點：

1. 促銷活動多屬於短期、暫時性的活動。
2. 是針對特定對象的活動，例如：終端消費者、經銷商和零售商。
3. 能提供額外的誘因或利益，激勵終端消費者或通路中其他成員購買此產品。
4. 促銷活動雖然可以增加銷售量，但是在執行促銷活動所帶來之成本的增加，對業者未必有利。

2.2.2 促銷的種類、分類

企業的促銷方式種類繁多，常見的有暫時性的降價、促銷包、折價卷、免運費等，都是業者以提供較佳的優惠與價值來刺激特定期間內的需求。業者透過促銷工具來進行推廣和促銷其商品，無非是希望提供一種額外誘因和利益，來加速消費者的購買行為或刺激消費者的興趣、試用或購買意願。然而，業者在規劃促銷活動的過程中，必須考量使用何種的促銷工具，才能有效的刺激消費者的需求，並且達成促銷的效益最大化。表 2.2 簡略介紹幾種常用的促銷工具：

表 2.2 促銷種類

促銷工具名稱	說明
特價品(Discount)	係指給予購買者在商品價格上某種程度的優待，通常均明白顯示於標籤上。表現方式有折扣和特價。可使用減價包或是搭配組合包的方式。
現金減讓(Rebate)與回扣	購買者提出購買某一產品的證明時，由行銷者給予一定金額的退款或是折現退錢券。亦可是扣抵折讓(Trade-In)。
折價券(Coupon)	一種權利證明，購買者於結帳時憑券可以得到優惠，為最常見的消費者促銷工具。折價方式以折讓價或折扣數表示。
聯合促銷	兩種以上的品牌或是公司，共同合作提供折價券、折現退錢等等促銷方式，期望提高廣泛的商品展露機會。
搭售	將多種產品或服務組合起來同時提供，以某一特定價格出售。

資料來源：王本善(2008)

由上所述即可明瞭，促銷活動大多針對購買者提供經濟上的誘因，以吸引、強化消費者或經銷商購買的行為，藉由價格促銷活動創造出經濟誘因，引發購買意願。

許多學者針對不同促銷工具的特性進行分類：

1. Kotler(2003)以促銷的對象不同來劃分促銷工具，將促銷活動分為消費者促銷活動(consumer promotion)、商業促銷(trade promotion)活動與銷售人員促銷活動(sales force promotion)三類：
 - (1) 消費者促銷活動：其目的在於鼓勵消費者盡快購買、或買更多的產品，以刺激消費者試用及衝動性購買。而為達成其目的，其促銷工

具包含：降價、折價券、現金回饋、協同促銷、競賽、摸彩或遊戲、贈品、樣品、廣告性贈品等。

- (2) 商業促銷活動：其目的在於誘導通路成員推廣新的產品、獲得新的零售商加入銷售、達成對零售商的配銷目標、提高零售商的庫存水準，以促使零售商降低商品的零售價格，而為達成其目的，其促銷工具包含：商業折讓、贈品、銷售競賽、獎金、購買展示點等。
 - (3) 銷售人員促銷活動：其目的在於支持新產品，以尋找更多的潛在顧客。例如：推銷獎金。
2. Aaker(1973)將促銷工具與誘因提供的時間長短分為短期（如折價券、贈品及特價優待）及長期（如兌換點券）的購買誘因。
 3. Davidson (1987)將促銷工具依誘因取得的時間分為以下兩類：
 - (1) 立即性之促銷工具：是指消費者在回應廠商所預期的行為時，可立即獲得廠商所提供的各項誘因。
 - (2) 延緩性之促銷工具：是指是指消費者在回應廠商所預期的行為時，必須經過一段時間之後才能獲得廠商所提供的各項誘因
 4. Beem& Shaffer (1981)依促銷工具所提供的形式將促銷分成以下三類：
 - (1) 提供與產品本身相關的誘因，例如：加量不加價或買一送一。
 - (2) 提供與產品價格相關的誘因，例如：降價或折價券。
 - (3) 提供與產品本身及售價無關的誘因，例如：贈品或摸彩。
 5. Campbell & Diamond(1990)則依促銷誘因是否能夠與產品價格相比較，而將促銷工具分成以下兩類：
 - (1) 金錢性的促銷工具，例如：折扣、降價和折價券。
 - (2) 非金錢性的促銷工具例如：贈品、競賽及摸彩。
 6. Shimp(1993)依促銷工具的誘因取得時間再加上業者的促銷目標，而將促銷工具分成以下五類：
 - (1) 立即/試用影響之促銷工具：試用品及立即可用之折價券。
 - (2) 立即/顧客吸引與維持之促銷工具：降價、加量不加價、隨貨贈品。
 - (3) 延緩/試用影響之促銷工具：免費郵寄之贈品及郵寄折價券。

- (4) 延緩/顧客吸引與維持之促銷工具：隨貨折價券及折現退錢。
- (5) 延緩/形象強化之促銷工具：自償贈品及抽獎。
7. 劉美琪(1995)則以促銷工具所提供的誘因是否與產品價格相關，而將促銷工具分成以下兩類：
- (1) 價格誘因之促銷手法，包含降價、折價券等。
- (2) 非直接與價格相關之促銷手法，如免費試用、贈品或抽獎等。

表 2.3 促銷方式分類之一

促銷模式	促銷模式	促銷方法功能
價格促銷手法	降價促銷	增加購買量 提昇產品之流轉率 抵制競爭者 吸引消費者試用
	折價券	鼓勵續購 吸引消費者試用 鼓勵 / 改善鋪貨
	退款	對消費者誘因強 回饋顧客
	商品兌換抵價	增加購物者對該項產品購物行為關心度
	分期特惠	鼓勵潛在消費者提前購買 調節銷售 防禦競爭者
非價格促銷手法	試用樣品	藉試用過程，讓消費者瞭解產品特性

促銷模式	促銷模式	促銷方法功能
		提醒續購
	贈品	刺激即興購買 增加試用率 強化品牌印象
	抽獎、比賽、遊戲	提昇知名度 吸引消費者試用 創造話題性
	集點券	顧客維持擴大吸引對象
	組合式促銷	擴大吸引對象
	廣告、賣場陳列	強化促銷訊息 刺激即興購買 經營賣場氣氛

資料來源：整理自劉美琪(1995)

8. Smith & Sinha(1985)將促銷方式分為屬於價格促銷和數量促銷。價格促銷則包括直接降價、折價券等；而數量促銷則包括另外贈送額外商品或加量促銷(如買一送一)等。

目前促銷方式之分類，根據不同促銷對象或種類可分別整理如表 2.6 所示：

表 2.4 促銷方式分類之二

促銷對象	促銷目標	促銷工具
消費者	鼓勵消費者多量購買 鼓勵購物人潮	免費樣品 折價券

促銷對象	促銷目標	促銷工具
	吸引新產品試用 鼓勵非使用者試用 鼓勵其他品牌使用者試用	特價品 贈品 贈品點券 現場示範 抽獎活動 舉辦競賽活動 購買點陳列
中間商	鼓勵中間商增加訂貨量 鼓勵零售商給予更多上架空間 鼓勵中間商在淡季進貨 削減競爭者的促銷活動	購買折讓 推銷獎金 免費樣品 銷售競賽 廣告特贈品 經銷商聯誼會 廣告合作
公司銷售人員	鼓勵銷售人員推銷新產品 鼓勵銷售人員開發潛在顧客 鼓勵銷售人員開發新銷售據點 刺激淡季的銷售	業務競賽 教育訓練

資料來源：整理自周文賢(1999)，pp.501-510

在各行各業中，促銷是常被用來影響需求的一種工具。企業的促銷方式種類繁多且五花八門，常見的有暫時性的降價、折扣、贈品等，都是業者以提供較佳的優惠來吸引消費者，以刺激特定期間內的需求，來加速消費者的購買行為或刺激消費者的興趣、試用或購買之意願。而促銷活動的對象大多是最終消費者，且其性質多屬於短期、非例行性的活動。

綜合以上眾多學者所歸納出來之結果，由於促銷的方式種類繁多，在本

研究中並不全數考量，而是以 CPG 產業中常見的促銷方式為主要考量對象，因此在本研究中，選擇以降價幅度(促銷售價除以正常售價之比值)、店內陳列展示(包括特徵廣告、製作物等)、店內摸彩活動、節慶因素等屬性做為本研究的主要屬性，以做為本研究考量促銷方式分類之基礎。

2.2.3 促銷的型態

定義了促銷種類後，還必須有促銷對象，才可以舉行促銷活動。Blattberg&Neslin(1990)對促銷的分類作了定義和解釋：「消費者促銷(consumer promotion)」指的是由製造商提供消費者暫時性的折扣；「零售促銷(retail promotion)」為零售商提供給消費者的促銷；而「交易促銷(trade promotion)」則為製造商提供給零售商的促銷。廣義的促銷除了價格促銷以外，還包括對通路中介者交易的共同操作廣告基金、商品展示佣金、及直接提供消費者商品展示、商品特色廣告及商品折價券(coupons)等等。以製造商的角度來看，一般促銷的對象可分為對消費者或對經銷商這兩種形式(如圖 2.1)：

1. 對經銷商促銷(Trade Promotion)：是指以「經銷商」為對象所舉行的促銷，經銷商泛指代理店、特約店、批發店、零售店等，具有促進生產者與消費者間流通作用，凡從事商品流通的銷售業者都包括在內。因生產廠商需透過經銷商的代理銷售各式產品，因此針對經銷商加以促銷商品是非常重要的課題。例如促銷特價、免運費、特價方案...等。目的是希望透過促銷活動加強其銷售力量，同時提高外界對公司的印象，及在市場上的滲透力，以便擴大市場的佔有率而提高銷售額。
2. 對消費者促銷(Consumers Promotion)：針對最終消費者的促銷活動。因現今同質性產品日益增多，造成產品生命週期縮短，而市場的競爭白熱化，更加造成促銷活動的蓬勃發展，例如售後降價、超值組合、電視廣告、抽獎活動...等。目的是為了促使消費者加速作出購買決策。

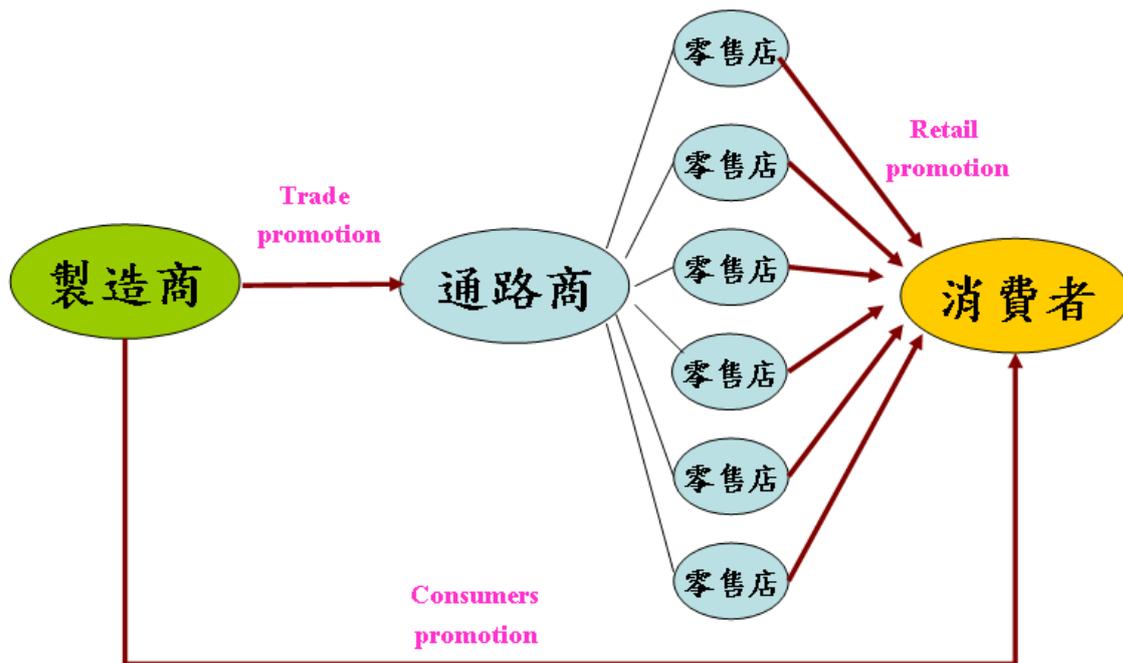


圖 2.1 促銷型態示意圖

2.3 需求預測方法

許多學者對於銷售預測或需求預測提出了一些定義。春日井博(1988)認為所謂需求預測，是對某個特定社會領域有關某種產品之需求數量的預測，它包括生產同種產品的全部企業，也就是從生產同種產品之所有企業的立場出發進行的預測。而銷售預測則是預測某個特定企業的產品在其所屬市場範圍內的需求。薛國強(1996)認為銷售預測乃是指在目前市場情況與行銷組合策略下，某企業在一定期間內預期其可能銷售的貨品或勞務的數量。Still 等人(1988)指出銷售預測乃是在一特定行銷計劃與所認定之外在因素下，個別廠商對未來某段期間之銷售額或銷售量所作之推估。Thomas 與 Simpson(1992)則認為銷售預測有三個主要目的：(1)助於長期規劃與目標訂定；(2)便於短期之作業性決策；(3)提供評估銷售績效之基礎。根據以上學者所述可以發現銷售預測與需求預測的定義只是所代表的立場觀點上的不同。如果站在企業的立場來看，對產品市場的預測可稱之為銷售預測；但若是從整個產業的角度出發，則稱之為需求預測。在本研究所發展的預測是針對 CPG 產業的產品在其下游通路商旗下各零售店的銷售數量，建構出一個預測模式，在此亦將銷售預測統稱為需求預測。

工商界應用預測作為銷售的指南，始於二十世紀初美國。1904年巴布生(Roger W. Babson)首先設立商業服務社以供應商情資料，推測商場未來的演變，而獲社會大眾的重視。而在資訊科技未發達之前，供應商預期的銷售量往往不等於當期的實際銷售量，這中間的誤差會引發許多成本：(1)需求量不如預期多時的庫存成本；(2)需求量太多而損失的機會成本；(3)發生庫存回轉時的運輸成本等(潘曉葦, 2000)。所以，在今日競爭激烈的全球市場中，由於產品生命週期縮短及顧客需求的提高，造成以往視為是企業內部資產的存貨，如今卻形成企業在成本上無法計算的損失。因此，不論是高科技或傳統產業，都利用預測來控制存貨量，以降低庫存過多所造成的損失(方上鵬, 2000)。

在 1960 後，各種型態的公司都希望獲得更好的預測及對資料更充分的利用。預測愈來愈受重視，其原因有下列五點：(1)公司的組織愈來愈複雜，決策者對各種因素如何加權很難做決定。(2)公司愈來愈大，重要的決策也愈來愈多，很多的決策需要根據特殊的預測來研究與分析。(3)大部分的公司的週遭環境改變迅速，組織間的關係已有不同，因此需要預測以便很快瞭解公司內外部的新的關係。(4)公司已趨向更系統化的決策，利用正規預測方法可提供較佳的策略準則。(5)有關的預測方法及知識也已普及，它不再是少數幾個專家才會使用，事實上只要有實務經驗者都可直接應用(鄭碧娥, 1993)。

而 Bowerman&O'connell(1993)的研究指出一般評估預測方法需考量以下五點因素：(1)所需預測之形式(如點估計或區間估計)、(2)預測時程(如長週期或短週期)、(3)資料型態(如季節性、循環或趨勢性)、(4)投資在預測之成本、(5)預測所需之精準度、(6)資料是否存在、(7)預測模式是否容易被使用者了解及操作。

2.3.1 指數平滑法

指數平滑法(simple exponential smoothing)可追溯於 1959 年由 Brown 先生之「存貨與控制之統計預測」一書中所提到，之後廣被學術界所認可(林聰明 & 吳水丕, 1981)。其最大特點為使用時，無須保持過去的需求記錄，每次預測只需要上一期的真實銷售量與預測量，使資料處理更為經濟與便

利，對於短期的預測能提供一個較佳的結果；但當外部因素愈複雜，如促銷或價格波動，影響預測之因子愈多時，指數平滑法便無法準確的進行預測(Alon, Qi, & Sadowski, 2001)。以下為簡單指數平滑公式：

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)S_{t-1}$$

S_t : 第t期預測值； α : 權重(平滑係數); $0 < \alpha < 1$;

y_t : 第t期之實際值； S_{t-1} : 第t期指數平滑預測值

由上式可知，每一個平滑後的資料都是由過去的資料加權後而得。越接近當期的資料，其權重越大，對當期之影響越大；反之，越早期的資料，其權重越小，對當期之影響愈小，十分符合我們的直覺。也因為其權重呈指數遞減，因此稱之為指數型平滑。

2.3.2 ARIMA 法

在 Box 與 Jenkins 於 1961 年提出自我迴歸整合移動平均模型(auto regression integrated moving average model, ARIMA model)的時間序列預測模型前，時間序列預測已發展出許多的預測模型，包括移動平均法、迴歸分析、指數平滑、趨勢分析等。

而 ARIMA 主要是利用自我迴歸、移動平均及差分方程式等三種特性所構成的模式，也就是整合了 AR(Auto Regressive)和 MA(Moving Average)兩個時間序列的資料產生過程，其所謂的資料產生過程代表「現在的變數和過去的變數之間函數或統計關係」，簡單的來說 ARIMA 也就是 AR+MA。其中 AR(p)的意義是指：「現在的 y 變數和過去落後 p 期的 y 變數有關係」，MA(q)的意義是指：「現在的 y 變數和過去落後 q 期的隨機項有關係」。

然而 ARIMA 要預測時，先要取得其過去實際發生的觀察值，以找到最適當的參數的 ARIMA 模型，其型式是由 p、d、q 三個參數所決定，其中 p 為自我迴歸 (Auto Regressive；AR)階數，d 為差分，q 為移動平均 (Moving Average；MA)階數，而差分的目的在將非定態時間序列調整為定態時間序列。

Tang & Fishwick(1991)以飛航過境旅客數、國產汽車銷售量與國外進口

汽車銷售量三組資料進行研究，發現對於短期、具趨勢性與季節性資料，ARIMA 模型有較佳的預測表現。

2.3.3 多元迴歸法

多元迴歸(Multiple regression 又稱複迴歸)其目的在於，了解並建立獨立變數與依變數之間關係，例如：僅使用一個獨立變數來預測某一產品之銷售量，稱為單變項複迴歸分析；若是使用兩個以上的獨立變數來預測某一產品之銷售量，則稱為多變項複迴歸分析。其表示方式為：

$$Y=a_0+a_1X_1+a_2X_2+\cdots+a_nX_n$$

Y = 依變數

X_i = 獨立變數($i=1,2,3,\cdots,n$)

a_i = 迴歸係數($i=0,1,2,3,\cdots,n$)

通常迴歸分析有三種目的：

1. 將獨立變數與依變數之關係，建構一數學模式。
2. 使用該數學關係式進行依變數之預測並衡量誤差值。
3. 求得獨立變數與依變數相互間之關連性。

2.3.4 灰預測

灰色系統理論由鄧聚龍(1982)提出的，而灰預測模型則是灰色系統理論的一部份。灰色系統理論是以顏色命名，表示部分訊息未知，也就是對系統的特性、結構不完全瞭解。(田建國 & 黃賜墾, 1986)

概率論、模糊集合論和灰色系統理論這三種是最常用的不確定性系統研究方法。他們的研究對象都具有某種不確定性，這是三者的共同點，但也就是因為三者研究對象在不確定性上的不同，才延伸了這三種各具特色的不確定學科。而灰色系統理論的研究對象是“部分信息已知、部分訊息未知”的“小樣本”、“貧訊息”不確定性系統，它通過對“部分”已知訊息的生成、發現對真實世界確切描述和認識。(刘思峰, 党耀国, & 方志耕, 2004)

灰色系統特質在於「數據少，不確定」，與「樣本大，不確定」的概率論暨「認知不確定」的模糊集合論 (fuzzy sets theory) 不同，三者的差異

在表 2.1 歸納之。(鄧聚龍, 2003)

表 2.5 灰色系統、概率論、模糊集合論之差異

	灰色系統	概率論	模糊集合論
內涵	小樣本不確定	大樣本不確定	認知不確定
基礎	灰朦朧集	康托集(Cantor set)	模糊集
依據	信息覆蓋	概率分布	隸屬度函數
手段	生成	統計	邊界取值
特點	少數據	多數據	經驗(數據)
要求	允許任意分佈	要求典型分布	函數
目標	現實規律	歷史統計規律	認知表達
思維方式	多角度	重複再現	外延量化 (quantifying extension)
信息準則	最少信息	無限信息	經驗信息

資料來源：鄧聚龍(2003)

灰色系統理論主要是針對系統模型之不明確性及資訊之不完整之下，進行關聯分析(relational analysis)及模型建構(model construction)，並藉著預測(prediction)及決策(decision making)的方法來探討及了解系統的情況。並能對事物的“不確定性”、“多變量輸入”、“離散的數據”及“數據的不完整性”做有效的處理。研究的項目可以歸納下列幾項：

1. 灰色生成(Grey Generating)

灰色生成即為補訊息之數據處理，這是一種以數值找數值的規律方法，利用此種方式，在一些雜亂無章的數據中，設法將其被掩蓋的規律及特徵浮現出來。換句話說，我們可以利用灰色生成的方式降低數據中的隨機性，並提昇其規律性。常用的方法有下列幾項：

(1) 累加生成

(2) 逆累加生成

(3) 插值生成

2. 灰色關聯分析((Grey Relational Analysis)

灰色關聯分析為灰色系統理論中分析離散序列間相關程度的一種測度方法，其具有少數數據及多因素分析，剛好可以彌補統計迴歸上的缺點。

3. 灰色建模(Grey Model Construction)

灰色建模的概念是，以序列的角度剖析一般微分方程，以了解其構成的主要條件，然後，對那些近似的、大約的滿足這些條件的序列建立近似的(訊息不完全的)微分方程模型。(鄧聚龍, 2002)

灰色建模一般可以分成下列幾種：

GM(1,1)：表示一階微分，而輸入變數為一個，一般做預測用。

GM(1,N)：表示一階微分，而輸入變數為 N 個，一般做多變量關聯分析用。

GM(0,N)：這是 GM(1,N)的特例，表示零階微分，而輸入變數則為 N 個，一般做多變量關聯分析用。

4. 灰色預測(Grey Prediction)

以 GM(1,1)模型為基礎，對現有數據進行定量的預測方法，實際上則是試圖找出某一數列中間各個元素之動態狀況及未來發展，主要優點為所需數據不必太多。

5. 灰色決策(Grey Decision Making)

對某一事件，因為考慮的對策不同而有不同效果，為了解決此一問題，將對策和 GM 模型結合所做的決策稱為灰色決策。

6. 灰色控制(Grey Control)

在傳統的控制上，一般是利用輸出輸入間的數據，做成轉移函數(transfer function)，再求出所需的增益值，或者利用狀態空間法(state space)求出輸入和輸出之間的動態關係。而灰色控制則是通過系統行為數據，尋求行為發展的規律，以預測未來的行為。當預測值得到後，將此一預測值回授至系統，進行系統控制的一種法則。

本研究將會採用灰色系統理論中的灰預測方法，因此將針對灰預測方法做相關文獻整理及介紹。

傳統概率統計法研究的是“隨機不確定”現象，著重於找出“隨機不確定”現象的歷史統計規律，找到具有多種可能發生的結果之“隨機不確定”現象中每一種結果發生的可能性大小。其著重於大樣本且要從某種典型分布，但在現實生活中，由於種種原因，使得數據上難以滿足統計模型的建構要求，而灰色系統理論的 GM(1,1)只需四個數據就可以估計模型參數，進行預測並且此模型可達到一定的精度(刘思峰, et al., 2004)。灰預測與傳統的預測方法比較如表 2.6。

表 2.6 灰預測與傳統的預測方法比較

預測方法	所需最少數據	數據之型態	數據之間隔	準備時間	數學需求
簡單指數型	5 至 10 個	等間距	短間隔	短	基本
Holt's 指數型	10 至 15 個	同趨勢	短或中間隔	短	稍高
Winter's 指數型	至少 5 個以上	同趨勢且規律性	短或中間隔	短	中等
迴歸分析法	10 或 20 個以上	同趨勢且規律性	短或中間隔	短	中等
Causal 迴歸法	10 個以上	可各種型態相互混合	短、中及長間隔	長	高等
時間序壓縮法	2 個峰值以上	同趨勢、規律性且可自我調整	短或中間隔	短(稍長)	基本
Box Jenkins 法	50 個以上	等間距	短、中及長間隔	長	高等
灰預測	4 個	等間距及非等間距	短、中及長間隔	短	基本

資料來源：陳彥琴(2005)

Hsu (2003)在研究中指出，IC 產業是受經濟週期和外在環境影響較大的產業，因此需求的變動幅度大，所以在使較不同的預測方法時發現，GM

模型比時間序列和指數平滑法更適合使用在短期需求預測的條件下。

Akay & Atak (2007)在研究中指出，電力需求是變動幅度大且非線性的問題。受限土耳其現有電力需求數據為近幾年較有參考性的條件下而使用灰預測，研究結果發現灰預測的準確度比現行土耳其官方所預測的結果準確。

2.3.5 決策樹

決策樹是採用樹狀分岔的架構來產生規則，適用於所有分類的問題，如圖 2.2。此方法是利用樣本的屬性，以建立分類樣本的規則；然後根據此規則來分類其他樣本。此方法為監督式學習的一種。

首先，將資料劃分成訓練資料和測試資料，而系統將所有的訓練資料作為根部節點，在根部節點，會掃描所有的輸入屬性，以計算每個屬性對目標值的分岔準測，然後根據分岔準則挑出最佳分岔屬性，用此分岔屬性產生資料分割，以產生子節點。這個過程一再重複，直到資料到達葉節點 (leaf node)。最後再以測試樣本來檢視此決策樹分類規則的績效。

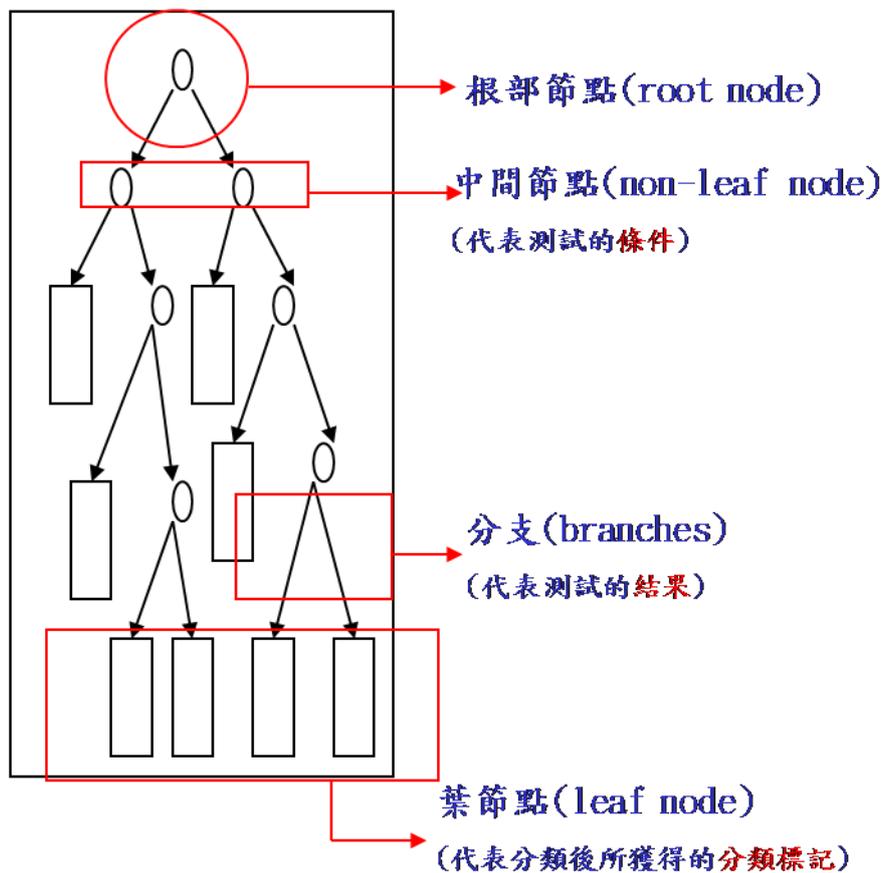


圖 2.2 決策樹模型

2.3.6 迴歸樹

迴歸樹是由 Breiman, Friedman, Olshen, & Stone ((1984) 提出 CART(classification and Regression Trees)系統，應用於解決分類的問題上，是一種簡單且有效的無母數方法，迴歸樹和決策樹在概念上是相同的，不同處在於迴歸樹可以處理連續和間斷型的資料，因此 CART 可對數值進行預測。其分割方式是利用最小平均誤差平方和 (least sum of square error) 來分支成長，最後的葉部節點的是由平均值代入。

CART 為二元分裂法，可將結點分裂成兩個異質的子節點，愈至樹的末端，節點內的資料同質性愈高。Özden Gür Alia, Serpil Sayına, Tom van Woenselb, and Jan Fransoo(2009)認為若不考慮促銷活動的情形下，利用一般的時間序列分析方法即可得到相當準確的預測結果；而在考慮促銷活動的

條件下，使用迴歸樹的分析技術對百貨零售業的銷售進行預測，則能進一步增加預測結果的準確性，亦表示迴歸樹的複雜分析技術有利於處理廣泛的資料。

2.3.7 模式樹

模式樹是許多學者由 CART(classification and Regression Trees)改良而來，結合了迴歸樹和迴歸式的概念，使每一葉部節點皆為線性迴歸式而非目標屬性的平均值，且其模式樹的展開結構在達到某些屬性層級的簡化後，便可得到精確的結果，Wieland(2000)在其結論中認為模式樹在數值的預測方式較其他機器學習理論來的有效。

模式樹的長成過程一般是藉由節點屬性的挑選，並且找出屬性的分割點，最早將分類迴歸樹修訂成模式樹的方法為 Quinlan,(1992)所提出的 M5，此方法是藉由屬性分割前後類別值 (attributed value) 的標準差降低的分割點來架構整棵樹的結構，但 M5 的缺點為無法處理遺漏值 (missing value) 與名目屬性 (numerated value) 的資料，因此 Wang and Witten(1997)針對 M5 的缺點加以修訂，而提出了一個更加完整的結構模式樹，此稱為 M5'。其他模式樹則有：

1. karalic (1992)提出 RETIS 方法，其針對每個屬性的可能分割點去挑選具有最小預測誤差期望值的分割點，再以該屬性值作為節點屬性以架構出完整的模式樹。
2. Chaudhuri etal.(1994)提出 SUPPORT 方法，其是利用 t 檢定來挑選節點屬性，且採用平均數計算屬性分割點。
3. Dobra and Gehrke(2002)提出 SECRET 法，在每個節點處使用 EM Algorithm 將訓練資料分成兩群，然後使用 QDA(quadratic discriminate analysis)找出屬性的最佳分割點，然後再利用 Gini Gain 挑選出最佳的屬性來做為節點屬性及分割點。
4. Alexander & Grimshaw (1996)提出使用簡單線性迴歸式，來增加訓練階段的效率。
5. Torgo (1997)提出 HTL，則是使用 Kernel regression 取代線性迴歸式，

雖然能明顯提高預測準確度，但卻需耗費很多運算時間。

表 2.7 目前模式樹之相關方法

系統	M5	M5'	HTL	RETIS	SECRET
屬性	連續型變數	離散與連續型變數	連續型變數	連續型變數	連續型變數
目標變數	連續型變數	連續型變數	連續型變數	連續型變數	連續型變數
模式類型	線性模式	線性模式	線性模式 (或其他)	線性模式	線性模式

資料來源：本研究室整理(2011)

以下將詳細介紹 M5' 的建構方法：

建構方法可以區分為長成過程 (tree-growing procedure)、修剪過程 (tree-pruning procedure)、平滑化過程 (tree-smoothing procedure)、名目屬性以及遺漏值，我們在下面依序對此方法做介紹(Witten & Frank, 2005)：

1. 長成過程

M5' 應用決策樹的成長邏輯，但不像傳統的決策樹的成長邏輯是找出最大的 Information Gain 或 Gain Ratio，M5' 是應用屬性(Attribute)選則準則，在每個分支的目標變數出找出最低變異的子集合 (intra-subset)，因此會先對節點的目標屬性計算其個案 (instances) 的標準差，再各別針對每個屬性分別計算分裂前與分裂後的降低標準差 (standard deviation reduction; SDR) 後，M5' 選擇最大降低標準差的節點，以此來長成模式樹的分支，而各個子分支也利用相同的長成模式與選擇準則來反覆的持續進行，直到節點的個案達到極小的標準差或者少於某設定值。

降低標準差 (SDR) 的公式計算如下：

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i)$$

其中 T 為某一節點的子集合 T_i 為 T 節點的分支，而 $sd(T)$ 為 T 節點下所

有個案之標準差， $sd(T_i)$ 為切割後子節點的的個案標準差， $|T_i|$ 為子節點的資料數。若模式樹分割成長達到以下兩個條件時，則停止分支：

(1) $\frac{sd(T_i)}{sd(T)} < 5\%$ 時，即切割前後標準差的差異低於 5% 不需再分割。

(2) $|T_i| < 4$ 時，即葉節點的資料量低於四筆。

2. 修剪過程

在修剪剛成立的模式樹的過程中，每一個節點處皆配置一個迴歸式，並評估其平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)，藉以判定迴歸式的預測性能好壞，其公式定義如下：

$$MAE = \frac{\sum_{j=1}^n |C'_j - C_j|}{n},$$

其中 n 為節點內的資料數， C'_j 為第 j 筆資料的類別預測值， C_j 為第 j 筆資料的類別實際值，而為了彌補可能被過分低估的情形，絕對平均誤差

乘以修正係數 $\frac{n+v}{n-v}$ ，故修正後的 MAE 如下：

$$\frac{\sum_{j=1}^n |C'_j - C_j|}{n} \times \frac{n+v}{n-v},$$

其中 v 為節點中線性迴歸式的屬性變數的數量。而修剪的做法是：若某一節點的 MAE 小於該節點下的兩個子節點的 MAE 期望值時，則此節點下的兩個子節點便被修剪掉。

3. 平滑化過程

平滑化為 Quinlan(1992) 所提出，其理論概念為：若一筆資料由根部節點到達某一葉部節點的路徑上之所有模型針對這筆資料類別值的預測之間具有很大的差異時，藉由平滑化的方式可以排除在節點的線性模型所存在的不連續情形，故平滑化的特性在於補償相鄰節點線性化的不連續或尖銳點，藉此增加預測的準確性。

4. 名目屬性

由於一般線性迴歸式當中的屬性變數大部分都是屬於連續性的資料型態，因此若屬性變數為名目屬性時，則必須要資料本身進行轉換，而轉換的方法我們可以運用 Breiman et al. (1984)在 CART 系統中的處理方式，其方法如下：

若某一名詞屬性變數具有 n 個可能的屬性值時，此時我們先計算出 n 個屬性值所對應的類別平均值，並將這些類別平均值排序，使得 n 種可能的名目屬性值轉換成 $n-1$ 個二元屬性。

5. 遺漏值

在一般情形下，模式樹會將資料做二元分割，但是若資料出現遺漏值的情況時，則資料將無法做出適當的分割，而為了解決此情形，所以將 SDR 修改為：

$$SDR = \frac{m}{|T|} \times \left[sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) \right],$$

其中 m 為沒有遺漏值的資料數， $|T_i|$ 為落入子節點的資料數， $|T|$ 為子節點集合的資料數；接著利用屬性變數與類別值之間的高度相關性作為切割的方法，將具有遺漏值的資料類別值與正常資料量下子節點之類別平均做比較，並因此分配缺漏資料。

M5'缺點與適用環境：

1. 為二元分裂法，因此若有太多重要顯著因子展開易過於龐大複雜而難以解釋(Roiger & Geatz, 2003)。
2. 需為大樣本資料才可使用，因此資料蒐集成本高(Gür Ali, et al., 2009)。

M5'優點：

1. M5'不是將所有資料配適成單一迴歸模型而是企圖利用多條迴歸方程式，來刻畫自變數與應變數之間的關係(Quinlan, 1992)。
2. M5'是由迴歸樹修改而來的最大的差別在於迴歸樹對數值的預測是以節點中之平均值來計算，而模式樹是利用葉節點的資料建構一個線性迴歸式進行預測，此方法不但承襲迴歸樹的優點，其葉節點的預測能力更具有可性度。

2.4 促銷活動對銷售量的影響

促銷最主要的目的是為了吸引消費者的注意，進而達到購買之意願，在眾多之促銷工具當中，又屬可在價格之因素上作調整的促銷工具最受歡迎，在現今物價高漲的年代，消費者對於價格的敏感度比起以往有增而無減，因此直接在價格之因素上作調整，對於消費者而言具有直接的影響力，感受程度也比其他之促銷工具來的強烈。價格是行銷組合中能夠直接創造收益的一個要素，價格也是企業最容易調整掌握，決定價格的可能是由公司主管、行銷部門、財務部門等組合成一個定價組織，負責價格訂定；其他影響價格策略的人士包括銷售經理、生產經理、財務經理等。一般而言，公司並非只訂定單一價格，面對市場之廠商競爭下可能提出價格的修正，以價格促銷刺激消費者提前購買。價格促銷通常會是一種零和遊戲，若某廠商價格促銷成功，競爭者便會立刻模仿跟進，其效果很快消失，若價格促銷失敗則會造成廠商金錢損失(Kolter, 1991)。

Raghubir and Corfman(1999)認為價格促銷乃指銷售活動時針對某特定數量的商品(服務)，給予相對較低的價格，或是在相同價格下，可以購得較多數量的商品(服務)而言。換言之，消費者可以在所購買每單位的商品(服務)中，付出較少的金錢成本。因此，價格促銷通常被行銷人員用來刺激市場消費者的購買，以增加產品銷售量。此外，價格促銷也常被使用來鼓勵非使用者(nonusers)的試用上，同時此種促銷也包含新產品上市時，對非使用者建立品牌印象。因此，我們可以很清楚的瞭解價格促銷無疑地對產品的銷售量產生莫大的影響。

根據 Raghubir and Corfman(1999)的研究，價格促銷創造出一種經濟誘因(economic incentive)，吸引消費者購買。此外，價格促銷還有資訊功能，且資訊功能所產生的負效果可能會被抵銷，甚至超越經濟誘因所帶來的好處。當價格促銷活動會讓消費者心中直接聯想到較差的品質時，價格促銷所預期因為經濟誘因帶來的銷售量增加可能會因此被抵銷。如果價格促銷損害品牌評價，將折損促銷所造成的正面經濟與心理誘因，而使得消費者不會在促銷結束後再次購買(蔡鴻文, 2001)。

價格促銷常被用來刺激消費者的購買以增加商品的銷售量，從零售商

的觀點來看，價格促銷的主要動機之一就是刺激平常價格(regular price)商品的銷售量(Mulhern & Daniel, 1995)。此外，Moore and Olshavsky(1989)的研究指出，隨著折扣幅度的增加，知名品牌產品的選擇比例增加。不熟悉的品牌則呈現先增後減的情形。此外，在品質變異程度小的產品中，如果沒有品牌知名度穩住價格及品質的正面聯想，則消費者的選擇會先增後減。

許多學者認為價格促銷對該品牌的銷售量有顯著的正面影響。如Kumar & Robert (1988)運用商店掃描資料，研究零售商對某特定品牌實施價格促銷、商品特色報導(featuring)、和展示(display)等對銷售量的影響，並分為「品牌替代」、「商店替代」兩種影響層級來討論。研究結果支持對某一特定品牌的價格促銷、商品特色報導、和展示，會對某商店中該品牌銷售量有正面的影響，而對商店中的其他競爭品牌有負面的影響。而在商店層級模式中，Kumar & Leone(1988)將10個商店劃分為4個集群(clusters)，並做兩兩配對比較，結果發現促銷活動確實能帶來商店之間的替代，尤其是價格促銷和商品特色報導，但其影響力小於商店內的品牌替代效果。

Wittink et al. (1997)運用模擬的大量商店掃描資料(scanner data)，研究各零售店對於自有品牌與競爭品牌所實施的價格促銷、商品特色報導(featuring)、和店內展示(display)等促銷活動對產品銷售量的影響，以及所產生的促銷效益，也就是說，其主要在探討進行價格促銷及非價格促銷活動對各零售店商品銷售量的影響性。

2.5 促銷需求預測方法

Wittink et al.(1997)研究中提出一非線性零售店層級市場回應模式(nonlinear store-level market response function)，並且將電腦模擬出的各零售店自有品牌與競爭品牌商品，在不同週期的銷售量、促銷價格與正常售價比例以及代表非價格促銷活動(e.g.,商品特色報導(featuring)、店內展示(display))的指標變數代入此模式中，估計出用來反應價格彈性與非價格促銷活動的促銷效益參數以及各零售店的正常銷量(沒有進行任何促銷活動時的銷售量)，而藉由這些促銷效益參數將可得知在同樣的商品下，自有品牌與競爭品牌進行的促銷活動對零售店內商品銷售量之影響性。

Cooper 等人(1999)提出”PromoCast”的促銷計劃系統。這個系統採用了

傳統的對數線性迴歸模式為市場反應模型，與 SCAN* PRO 將零售商實行各個品牌的促銷效果量化相似(Wittink, Heerde, & Leeflang, 2002)。

SCAN*PRO 的迴歸模型的目的在於從 67 個變量中挖掘出資訊，而此 67 變數是來自連鎖零售商中的每一個品項，使用每個商店的內部歷史促銷數據並沒有考慮到競爭對手的行動(Wittink, et al., 2002)。

Cooper & Giuffrida (2000)對 PromoCast 系統做了一些修改，他們提出資料探勘的技術從多值型的名目變數中挖掘規則進行預測，再借由預測的誤差調整規則以增加預測準確度，由驗證結果中發現調整規則後，可以使誤差減少 9%。

Gür Ali, et al.(2009)實驗了 30 種預測模型，並得到下面的結論，在沒有進行促銷活動期間，時間序列預測的結果的效益較佳，但在進行促銷活動期間，則迴歸樹(CART)的預測結果會優於其他預測方法。並且迴歸樹(CART)的預測準確度較修改後的指數平滑多達 65%。

2.6 本章結論

國內有關促銷方面的研究大多著重於探討促銷活動對消費者購買行為的影響，或者探討價格促銷的頻率與幅度影響消費者選購產品品牌之研究；而國外有關促銷相關的研究則有探討不同品牌間進行降價促銷與非價格促銷活動對產品銷售量的影響性。而在促銷需求預測方面，過去相關的研究大多藉由各種傳統預測方法和迴歸樹對需求做預測，但產品經過促銷，將造成在促銷時期銷售量大幅上升的現象，造成 CPG 產業無法有效應用過去的促銷需求預測法。

(2009)[27](2009)(2009)[27]Cooper & Giuffrida(2000)與 Gür Ali, et al.(2009)研究中發現，使用資料探勘的技術能有效的降低預測誤差。因此，本研究將採取 Gür Ali, et al.(2009)研究中的迴歸樹(CART)之想法，但迴歸樹(CART)在葉節點是以平均值作為預測值。然而，Holmes, Hall, & Frank (1999)指出模式樹(Model Trees)近來成為數值預測的準確方法，但考量本研究需處理連續型與離散型屬性之運算，因此選用 M5'做為基礎模式，進而考量 CPG 產業特性做修改。表 2.8 為本研究與迴歸樹、模式樹之差異：

表 2.8 本研究與迴歸樹、模式樹之差異

系統	迴歸樹(CART) (1984)	模式樹 (1992)	本研究 (2011)
內涵	利用樣本的屬性，以建立分類樣本的規則，然後根據此規則來分類其他樣本。	利用樣本的屬性，以建立分類樣本的規則，然後根據此規則來分類其他樣本。	利用樣本的屬性，以建立分類樣本的規則，然後根據此規則來分類其他樣本。
自變數屬性	離散與連續型變數	離散與連續型變數	離散與連續型變數
應變數屬性	離散與連續型變數	連續型變數	連續型變數
分類型態	二分	二分	非二分
預測模式	平均值	線性模式 (或其他)	1. 線性模式 2. 非線性模式 3. 灰預測 GM(1,1)

資料來源：本研究室整理(2011)

本研究的目的是將以資料探勘的技術分析不同促銷活動(例如：降價、廣告、展示等)對銷售量的影響，進而找到影響銷售量的重要因子，借由這些因子與模式樹結合，將資料進行分割，使其各葉節點之銷售數量變異程度縮小，再針對分割之資料集使用灰預測、線性與非線性迴歸模式進行促銷需求量預測。再運用某家民生消費性用品F公司之30個重要品項進行實証，與過去 CPG 產業現有的促銷預測法(迴歸分析、迴歸樹)和時間序列

(ARIMA、Exponential Smoothing) 進行比較。往後當 CPG 業者決定未來的促銷方案後，便可以根據不同的促銷活動預估未來該促銷期間的銷售數量。

第三章 二階段需求預測法

當民生消費性用品(CPG)產業進行需求規劃時，為了達成年度計畫目標，常常必須配合促銷活動的推動，而促銷活動所造成的需求量急速增加對短期需求計畫影響很大，因此必須計算促銷對需求的影響。本章首先於 3.1 節中針對 CPG 產業促銷預測現況問題加以描述，以對於本研究所要解決的問題有一全盤性的了解；在 3.2 節針對本研究所提之二階段需求預測模式做一詳細的介紹；3.3 節則介紹二階段需求預測法；最後，在 3.4 節進行情境模擬，以一則案例說明促銷預測方法之應用，以及比較預測誤差來衡量預測方法之準確度。下面就各部分內容分別說明之。

3.1 CPG 產業促銷預測現況問題描述

本研究所探討之 CPG 產業目前進行銷售量的預測方式大多是參考過往的歷史銷售量(包含促銷)來進行未來的銷售量預測，業務人員再將此銷售量預測值主觀的依照個人的過往經驗做部分的微調，以形成未來的銷售預測量，這樣的預測結果常常會因為每年的促銷檔期不同，造成預測誤差過大。CPG 業者將促銷影響其銷售量的程度稱為『促銷因子』，又將促銷因子依其促銷途徑分為 DM 因子與 IP (In store Promotion)因子，DM 指的是廣告宣傳，也就是一般消費者可從傳播媒體、宣傳單得知的促銷活動；而 IP 促銷方式則是消費者到店面後直接從貨架上得知的促銷資訊。公司原本欲粗略估算出促銷因子(DM&IP)，來還原促銷期間的預測銷售量，用來跟業務人員以主觀經驗判斷出的預估銷售預測量做比較，以作為業務人員往後在提促銷提案時參考的依據。然而，當公司在進行促銷活動時，預測模式中所考慮加入的是無法判斷其適切性的促銷因子(DM&IP)，這些促銷因子皆透過業務人員的判斷來決定，沒有一固定的模式可以依循，常依業務同仁經驗之不同導致其估算出的預測促銷量與實際銷售量有時誤差甚大，而導致缺貨、退貨或庫存過高的情形發生。

CPG 業者目前促銷的記錄均藉由各個下游通路商及產品項的『客戶促銷需求申請表』以紙本的方式存檔，如果要分析促銷因子(DM&IP)仍需要考慮資料的完整性及可參考性。而在促銷因子(DM&IP)後續應用方面，CPG

業者希望將分析後得到的促銷因子(DM&IP)能夠加入原本不含促銷的正常銷量預測值之中，使未來在進行促銷活動時，納入促銷考量後的預測銷售量得以更加準確。同時，CPG 業者更希望未來在做促銷時，所針對的各個下游通路商及各個促銷品項，可以明確的得知促銷品項真正的促銷效益，這將更能幫助公司在研擬促銷策略(銷售數量、銷售價格)以及決策人員在決定促銷提案與行銷資源分配時的參考依據。

3.2 二階段需求預測法模式建立

CPG 產業時常會為了達成年度計畫目標而進行促銷活動，然而，此活動卻造成促銷期間需求量急速增加，需求波動幅度大。並且過去的銷售預測是以品項的總實際銷售量作為歷史銷售依據，沒有依不同的促銷活動、陳列、價格等影響差異作更準確地分析與預測，由下圖 3.1 中可以看出歷史總實際銷售量，圖 3.2 至圖 3.8 可以看出不同的促銷因素的歷史實際銷售量。因此可以簡單的分析出，在未進行資料分割之歷史實際銷售量的資料的變異數高達 1262.7 表示資料較離散（圖 3.1），而經由二階段需求預測法之銷售資料分割階段，可使歷史實際銷售量變異數降低(圖 3.2 至圖 3.8)；以下將對分割結果之各葉節點說明：

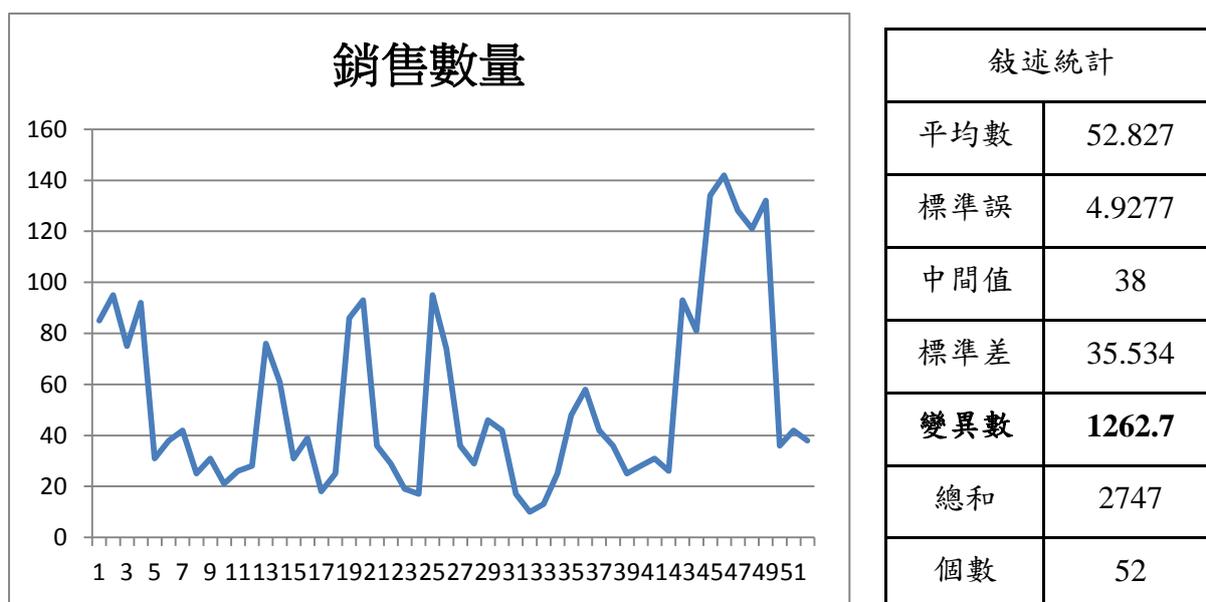


圖 3.1 品項 A 歷史實際銷售量示意圖

圖 3.2 是將歷史實際銷售量以促銷價格 79 元為分割標準，可得變異數為 99.58，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 92%。

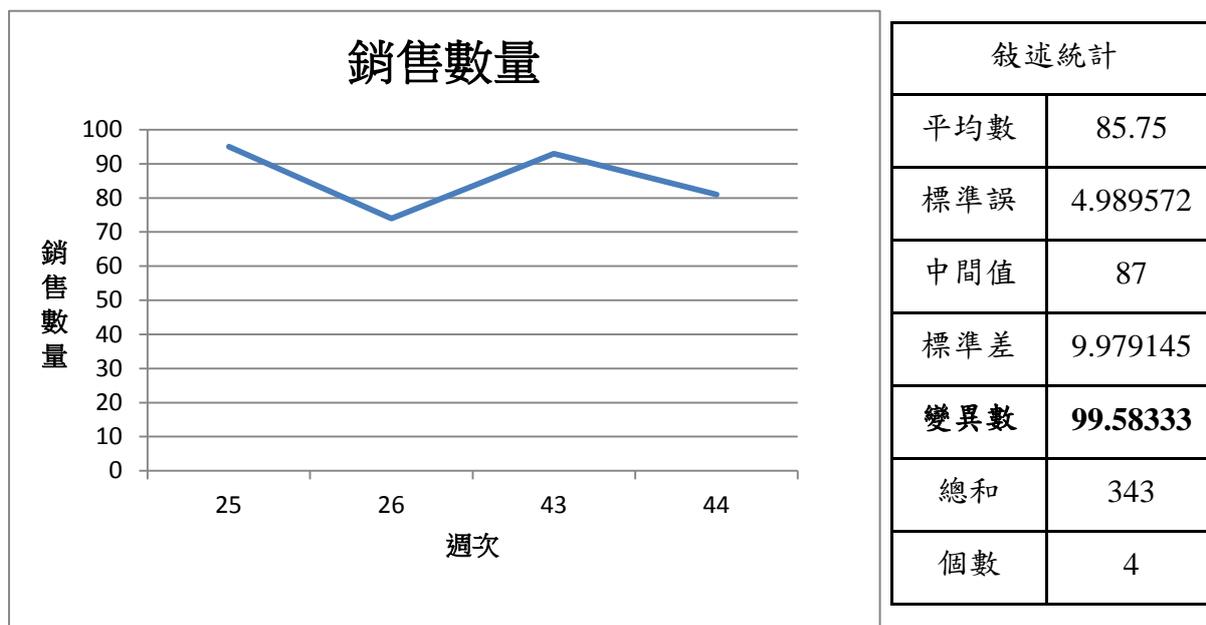


圖 3.2 品項 A 進行促銷價格為 79 元之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.3 是將歷史實際銷售量以促銷價格 72 元為分割標準，可得變異數為 59.8，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 95%。

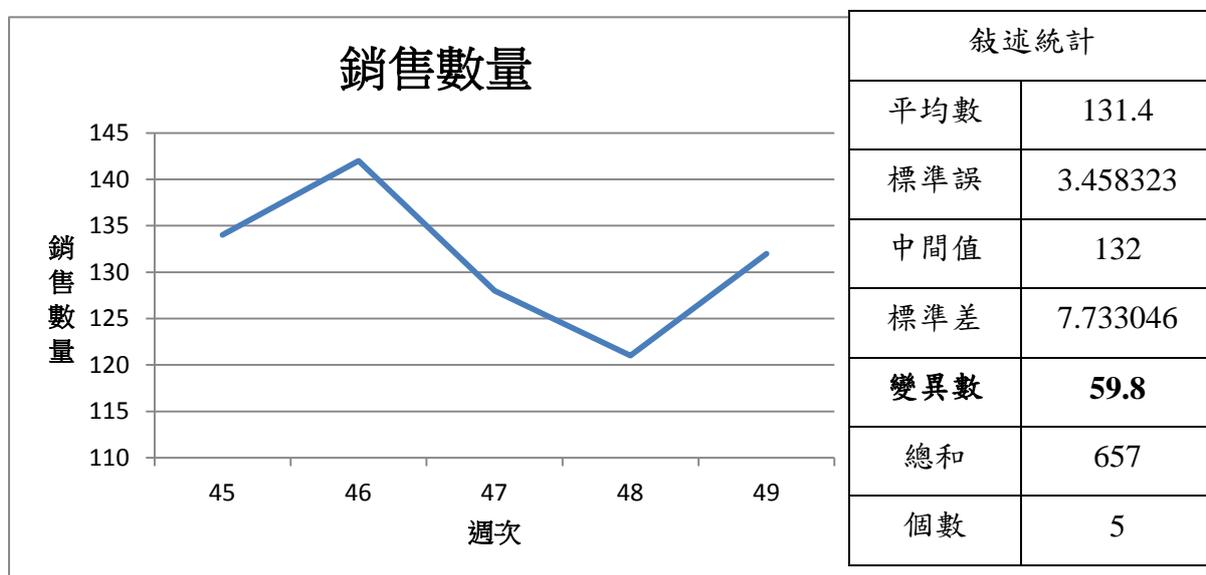


圖 3.3 品項 A 進行促銷價格為 72 元之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.4 是將歷史實際銷售量以促銷價格 75 元為分割標準，可得變異數為 133.5536，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 89.4%。

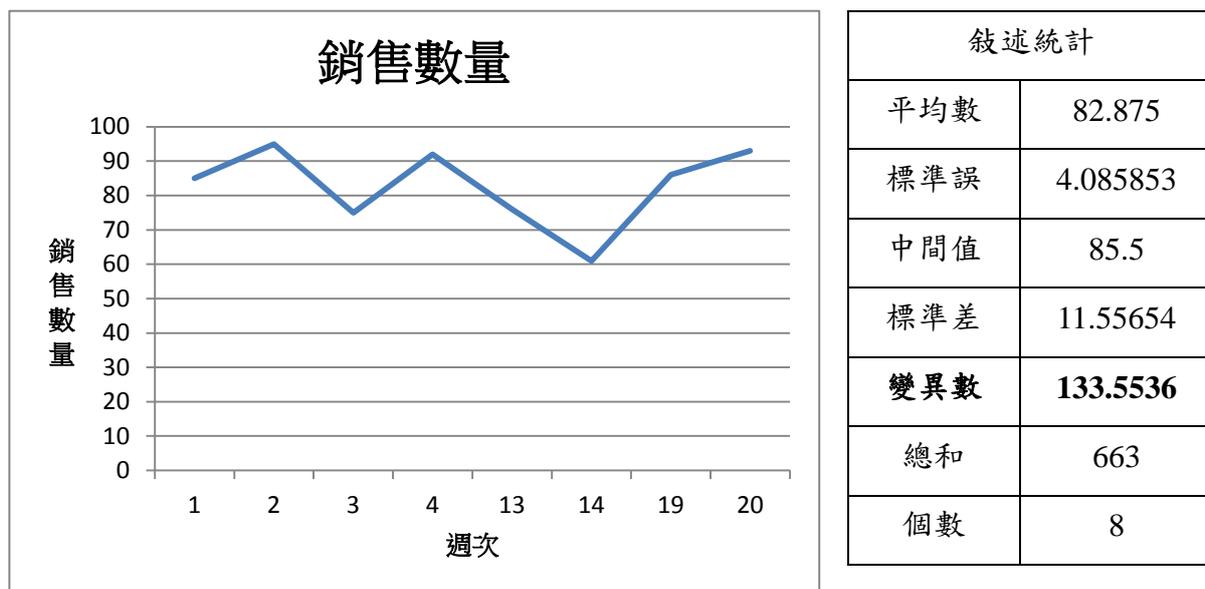


圖 3.4 品項 A 進行促銷價格為 75 元之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.5 是將歷史實際銷售量以賣場進行年中慶活動為分割標準，可得變異數為 78.91667，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 93%。

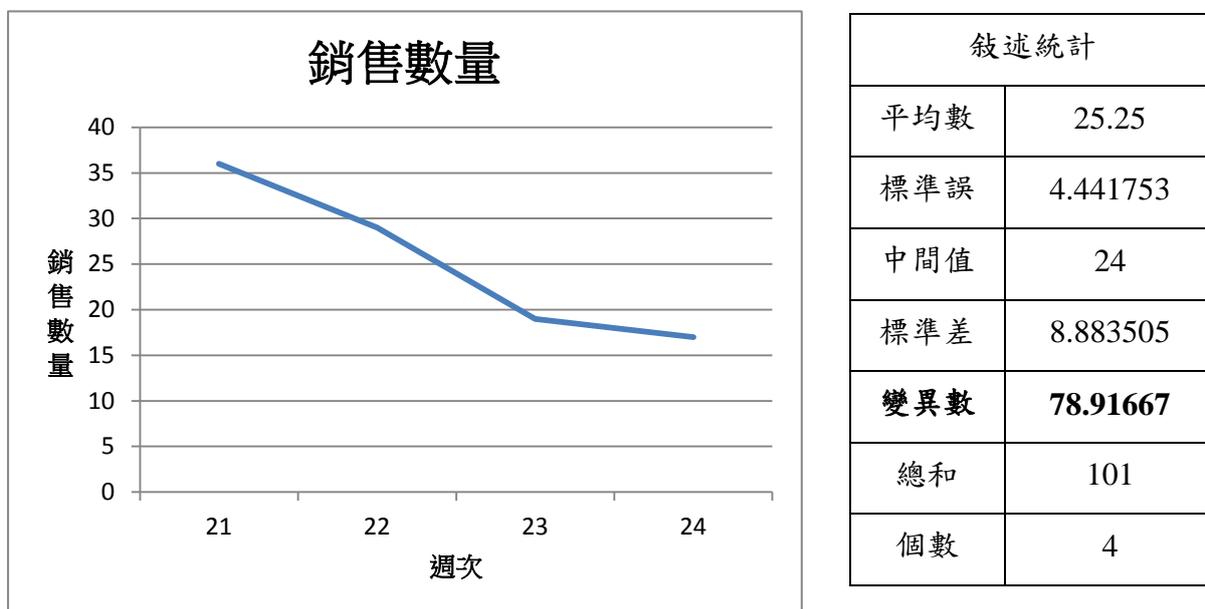


圖 3.5 品項 A 賣場進行年中慶活動之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.6 是將歷史實際銷售量以賣場進行中元節活動為分割標準，可得變異數為 42.25，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 96%。

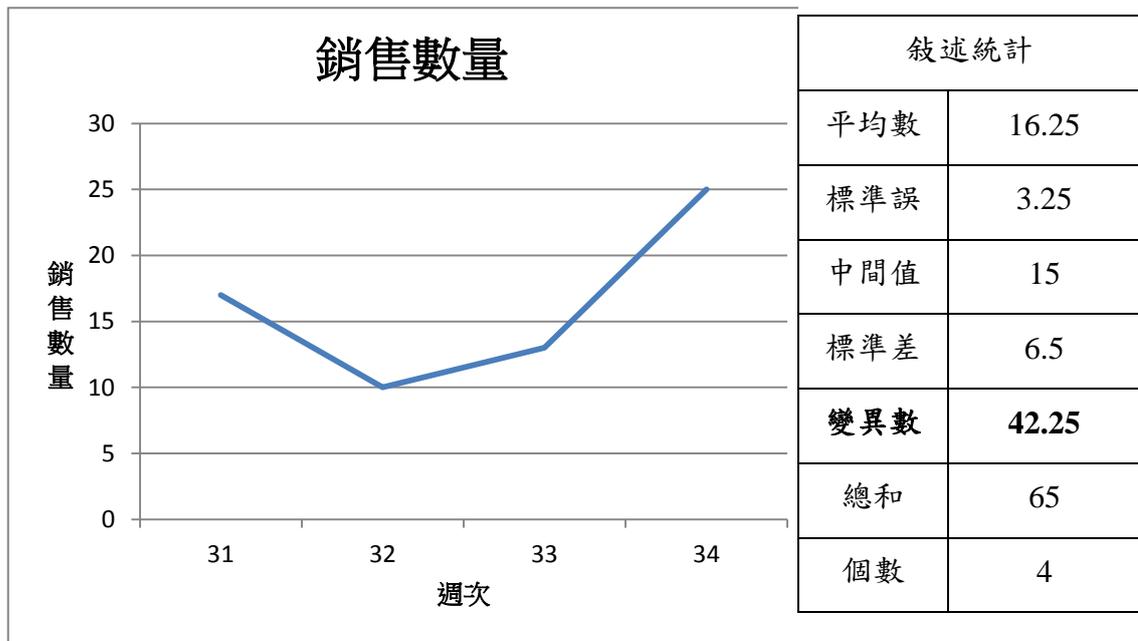


圖 3.6 品項 A 賣場進行中元節活動之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.7 是將歷史實際銷售量進行斜口欄陳列為分割標準，可得變異數為 128.33，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 89.8%。

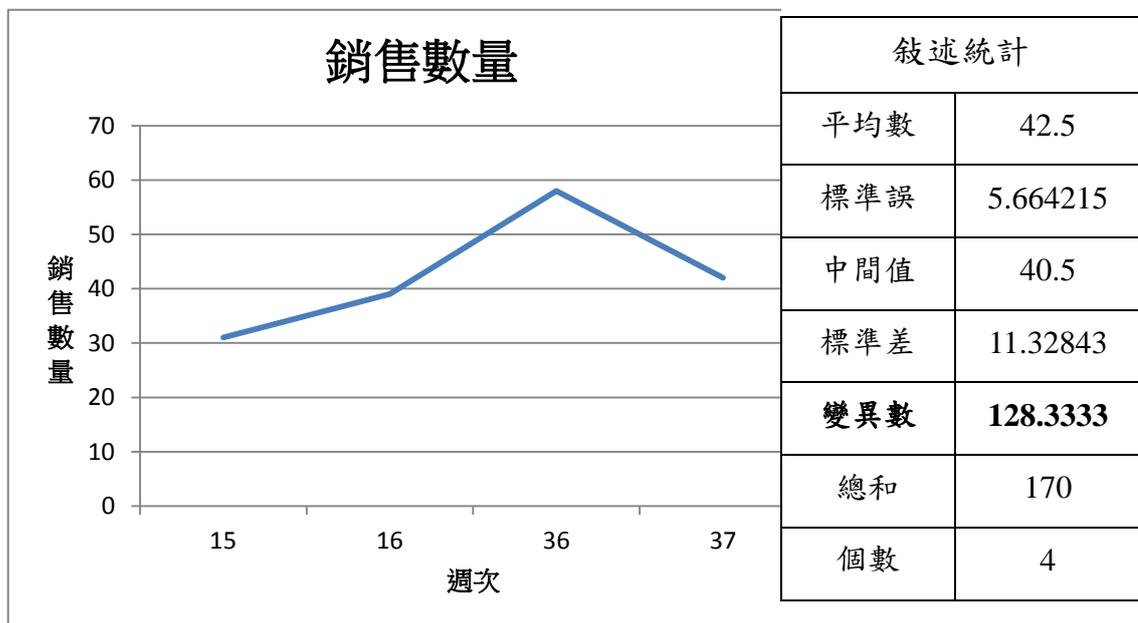


圖 3.7 品項 A 進行斜口欄陳列之歷史實際銷售量示意圖

圖 3.8 是將歷史實際銷售量沒有使用任何促銷活動為分割標準，可得變異數為 65.71，表示資料經由分割後，可降低資料分散程度達 94%。

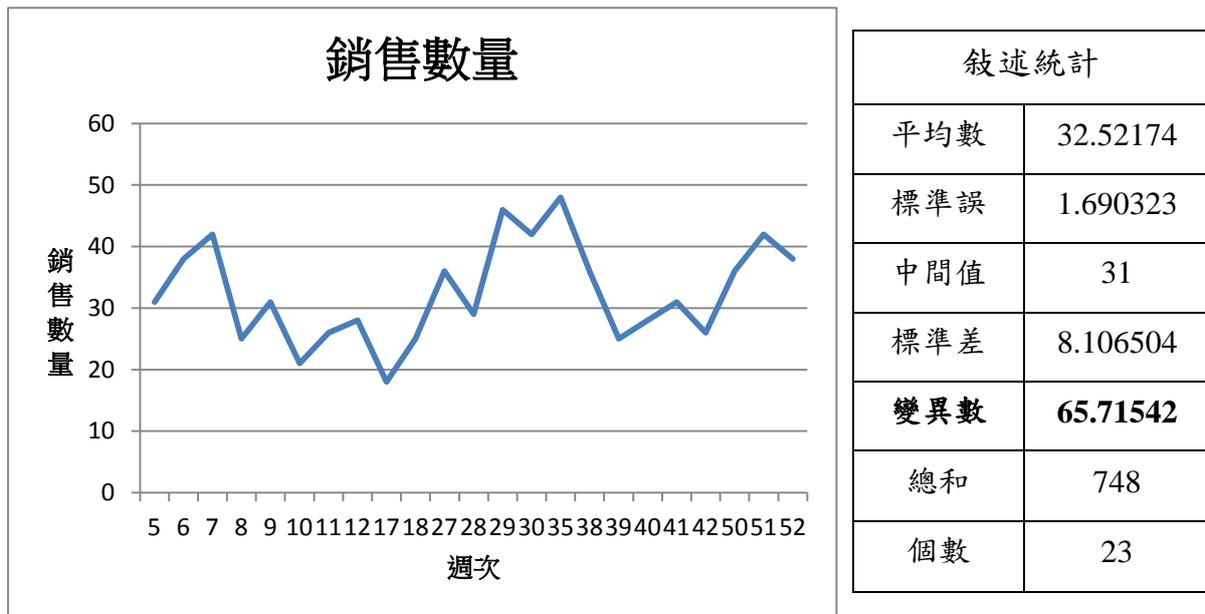


圖 3.8 品項 A 沒有使用任何促銷活動之歷史實際銷售量示意圖

由己上分割結果可得，資料經由分割後，可降低資料分散程度至少 89%，明顯的可提升資料集中程度。Ari & Guvenir (2002)提出一群集線性迴歸理論(Clustered Linear Regression;CLR)來補償線性迴歸缺點，CLR 將所有個案(Instances)先分成數個子集合(Subspaces)，在每個子集中建立其線性迴歸式，假使每個子集合能適當的分類，對個案的預測有很高的準確性。因此本研究的預測模式，其流程分成兩個階段：

階段一：銷售資料分割

CPG 產業的產品銷售量，除了受到傳統的農曆年節(例如：春節、清明、中元等)影響外，而促銷活動(例如：降價、廣告、展示等)也能影響銷售量大幅波動。因此，本研究第一階段將應用擅長處理處資料結構複雜且多變數的模式樹進行資料分割，目的是為了使在進行預測時每個葉節點樣本資料變異最小，以增加預測時的準確度。Roiger & Geatz (2003)指出，模式樹展開易過於龐大複雜而難以解釋與應用，本研究將修改模式樹的二元分裂法為非二元分裂法。

階段二：分割葉節點銷售預測

藉由第一階段將資料分割，接著將分支後的葉節點使用線性、非線性迴歸和灰預測三種不同的預測方法進行預測(如圖 3.9)，其原因如下：

- (1) 線性迴歸模式：Quinlan (1992)所提出的 M5'是結合傳統決策樹與線性迴歸用來做預測分析的技術，並且根據 Holmes, Hall, & Frank (1999)提出，模式樹近來成為數值預測的準確方法，因此本研究將在葉節點以線性迴歸模式建構預測模式。
- (2) 非線性迴歸模式：由於 Winer(1988)的理論與實證結果都是支持市場回應模式為非線性的並且 Wittink et al. (1997)促銷需求預測研究中也提出一非線性零售店層級市場回應模式(nonlinear store-level market response function)，因此本研究將在葉節點參考 Wittink et al. (1997)的預測模式建構非線性預測模式
- (3) 灰預測：由於傳統的預測方法需要較大量的觀察值，才能進行各種方法的預測，但因原始資料經過分割後，會面臨分支後的葉節點樣本數少，因此將利用灰色系統理論中灰預測的簡易、少數據之特性來使用灰預測進行預測。

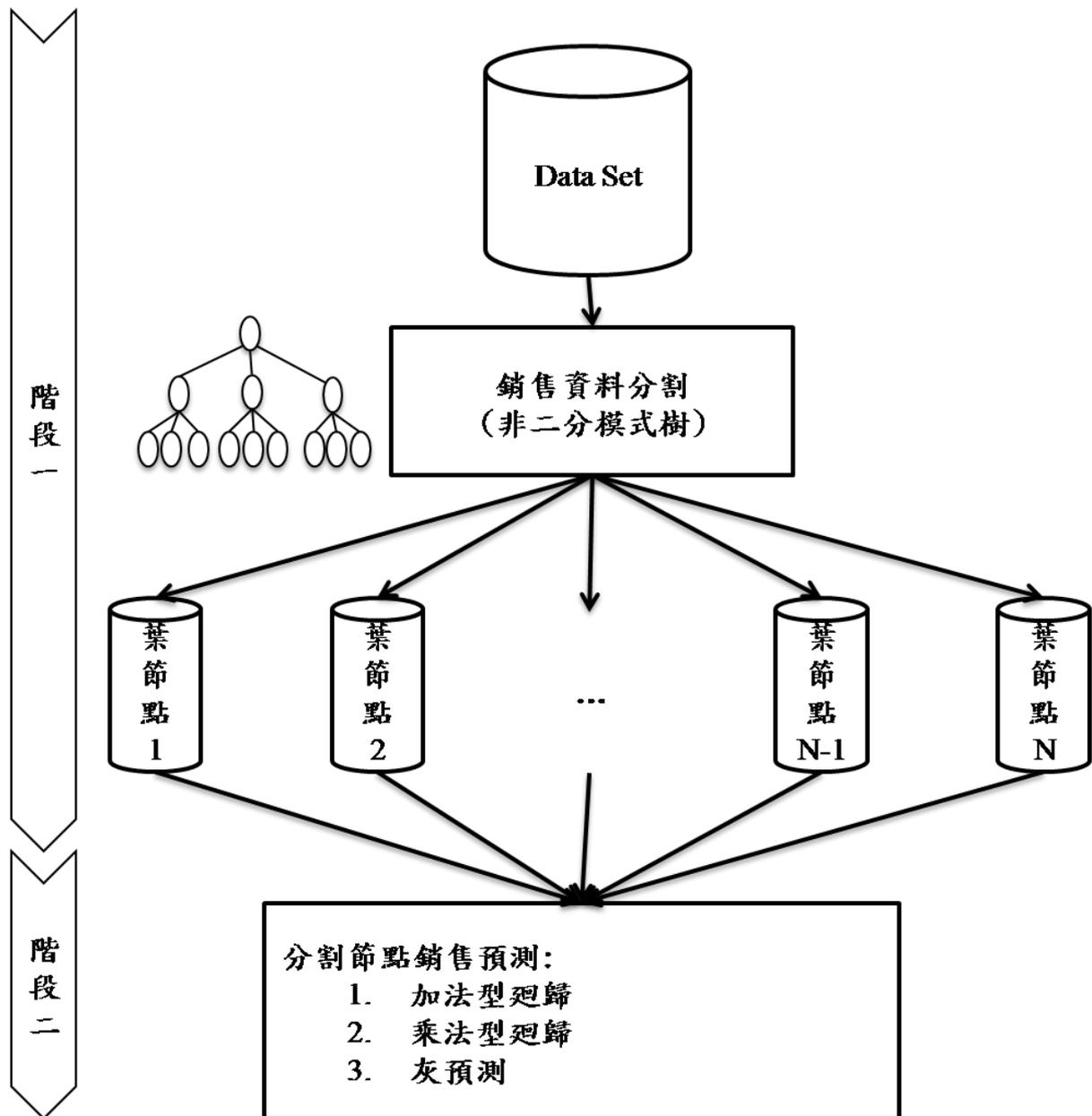


圖 3.9 二階段需求預測示意圖

3.2.1 銷售資料分割

由於本研究需處理連續型與離散型屬性之運算，並且 Holmes, Hall, & Frank (1999)指出模式樹(Model Trees)近來成為數值預測的準確方法(表 2.7)。因此選擇以 Wang 和 Witten(1998)所提之 M5'法中，模式樹展開方式，做為本研究所提出的非二元分裂模式樹演算法之長成方式，其各個步驟如圖 3.10：

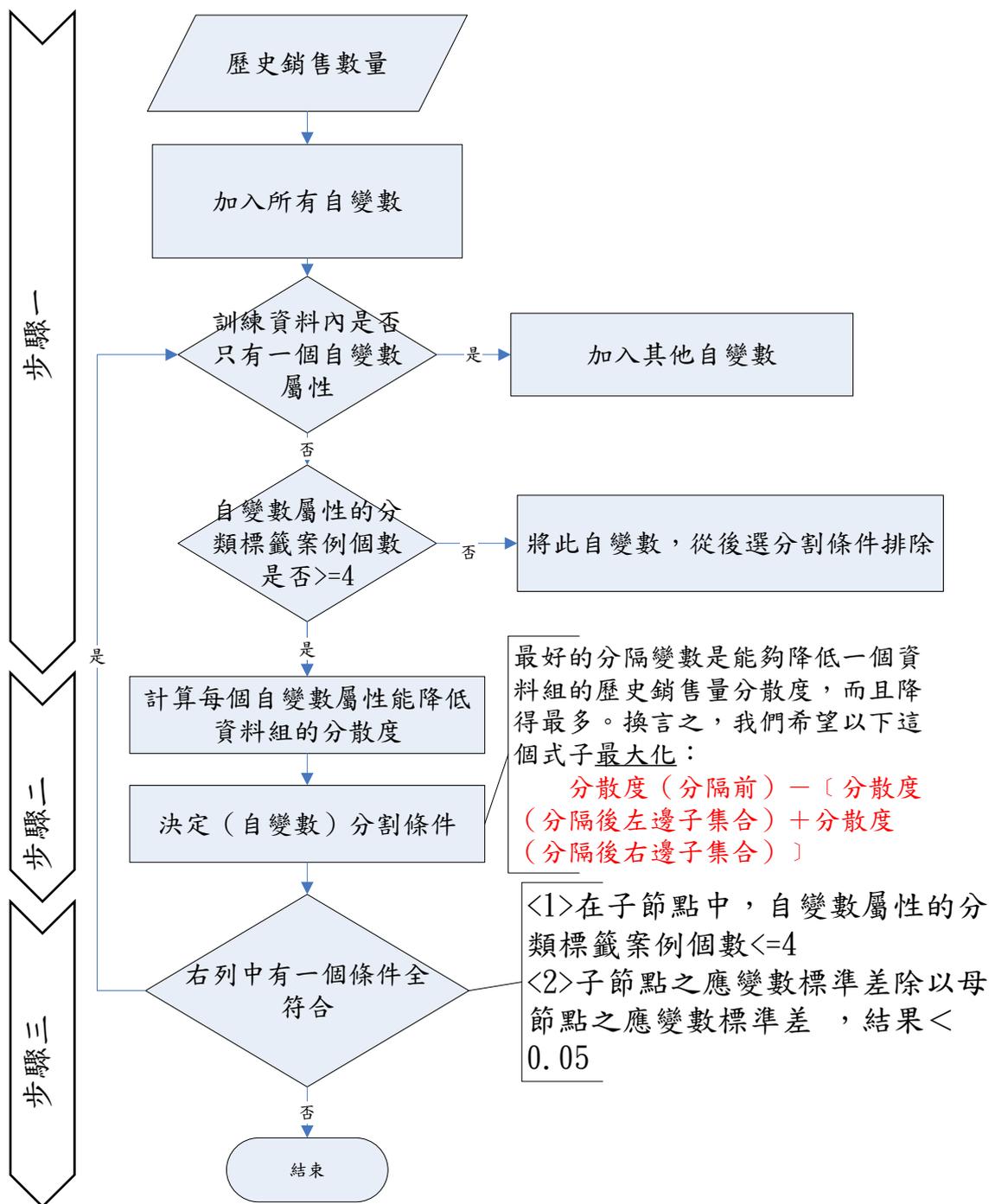


圖 3.10 非二元分裂模式樹演算法流程圖

以下將分別針對本研究所提出的非二元分裂模式樹演算法及其各個步驟做詳細說明：

步驟一：

將選定欲預測品項之訓練資料，包含產品的週實銷量(S)、促銷價格(P)、正常價格 \hat{p} 、促銷方式(β)、陳列方式(γ)、賣場活動(D)、與贈品(l)等，放

在根節點的位置，接著再檢查訓練資料內是否只有一個自變數屬性，若是，則再加入其他自變數資料，若否，則再檢查，每個自變數屬性的分類標籤所包含的案例數是否大於等於四筆案例數，接著將不符合此條件的自變數屬性從後選分割條件中排除，而將滿足此條件的自變數屬性設為後選分割條件。

步驟二：

為了找到最低變異的子集合(intra-subset)，因此會先對每個後選分割條件之自變數屬性，分別計算分割前與分割後的降低標準差(Standard Deviation Reduction ; SDR)，接著選擇最大降低標準差的自變數屬性，做為分割條件。

降低標準差 (SDR) 的公式計算如下：

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i)$$

其中 T 為某一節點的子集合 T_i 為 T 節點的分支，而 $sd(T)$ 為 T 節點下所有個案之標準差， $sd(T_i)$ 為切割後子節點的個案標準差， $|T_i|$ 為子節點的資料數。

步驟三：

反覆的進行步驟一至步驟二，來長成非二元分裂模式樹的分支，直到非二元分裂模式樹的成長達到以下兩個條件時，則停止分支：

1. $\frac{sd(T_i)}{sd(T)} < 5\%$ 時，則 T_i 不需再分割。
2. T_i 所剩資料筆數不足四筆時。

以下我們將建構非二元分裂模式樹之範例，假設有一組原始資料，如表 3.1 所示。

表 3.1 原始數據

週次 (t)	促銷售價 (P)	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)

週次 (t)	促銷售價 (P)	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)
1	69	215	無	無	年中慶
2	69	208	無	無	年中慶
3	69	194	無	無	年中慶
4	69	388	無	無	年中慶
5	69	439	無	無	年中慶
6	69	420	無	無	無
7	69	235	無	無	無
8	69	229	無	無	無
9	69	127	無	無	無
10	69	99	無	無	無
11	49	176	無	無	中元節
12	49	161	無	廣告	中元節
13	49	191	斜口欄	廣告	中元節
14	49	153	斜口欄	廣告	中元節
15	49	138	斜口欄	廣告	中元節
16	49	142	斜口欄	廣告	無
17	49	172	斜口欄	廣告	無

A. 計算目標變數之標準差

$$sd(\text{銷售量}) = 101.96$$

B. 計算各個屬性之 standard deviation reduction (SDR)

i. 陳列方式

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 101.96 - \left(\frac{12}{17} \times 113.13 + \frac{5}{17} \times 22.13 \right) = 15.59$$

ii. 促銷方式

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 20.11$$

iii. 賣場活動

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 23.49$$

iv. 促銷售價

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 23.90$$

C. 選擇最大降低標差的節點(SDR)

SDR(促銷售價) > SDR(促銷方式) > SDR(賣場活動) > SDR(陳列方式)，因此選擇促銷售價做為起始切割屬性，如圖 3.11。

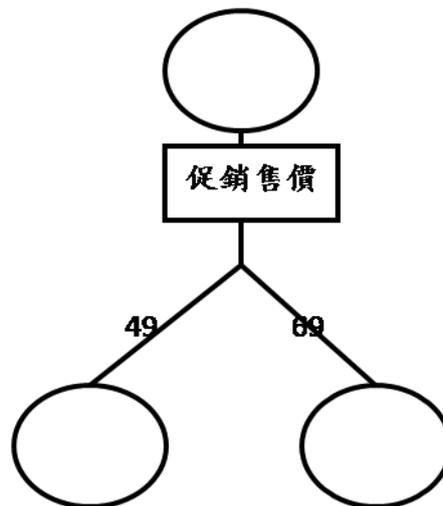


圖 3.11 初始分割結果

D. 重新 A 至 C 的步驟，直到符合下列之停止條件，如圖 3.12：

1. $\frac{sd(T_i)}{sd(T)} < 5\%$ 時，則 T_i 不需再分割。
2. T_i 剩資料筆數不足四筆時。

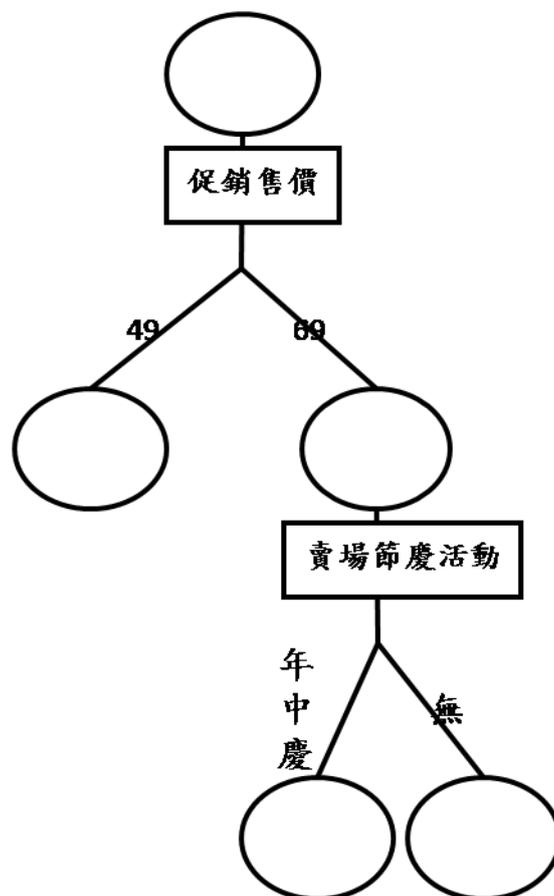


圖 3.12 最終分割結果

由圖 3.12 可知影響品項 A 銷售量最大的原因為促銷售價，若未來 CPG 業者要達成年度銷售目標時，可以考慮以降價方式進行促銷。

3.2.2 分割節點銷售預測

經由非二元分裂模式樹將原始資料分割後，將針對分支結果的葉節點使用下列三種不同的預測方法，進行預測。

1. 線性迴歸

Quinlan (1992)所提出的 M5'是結合傳統決策樹與線性迴歸用來做預測分析的技術，並且根據 Holmes, Hall, & Frank (1999)提出，模式樹近來成為數值預測的準確方法，因此本研究將在葉節點以線性迴歸模式建構預測模

式，此一模式可陳述如下：

$$S_{it} = \lambda_i + \left(p_{it} / \hat{p}_i \right)^{\theta_i} + \mu_{li} D_{lit} + \varepsilon_{it}, \forall t \in Q$$

進行促銷預測所需要用到的變數及公式定義如下：

下標的定義：

i ：品項($i=1, \dots, I$)

t ：週($t=1, \dots, T$)

l ：非價格促銷組合種類($l=1, \dots, n$)

已知參數的定義：

S_{it} ：第 t 週第 i 個品項的實際銷售量

\hat{p}_i ：品項 i 的正常售價

P_{it} ：第 t 週品項 i 的促銷售價

D_{lit} ：第 t 週品項 i 是否有做第 l 個非價格促銷組合 ($D_{1it}, D_{2it}, \dots, D_{nit}$)

ε_{it} ：殘差

估計參數的定義：

λ_i ：第 i 個品項在沒有任何促銷活動情況下的實際銷售量。 $(\lambda_i \geq 0)$

θ_i ：品項 i 的價格彈性效益參數。 $(\theta_i \leq 0)$

μ_{li} ：品項 i 的第 l 個促銷組合效益參數。 $(\mu_{li} \geq 1)$

2. 非線性迴歸

由於 Winer(1988)的理論與實證結果都是支持市場回應模式為非線性的並且 Wittink et al. (1997)促銷需求預測研究中也提出一非線性零售店層級市場回應模式(nonlinear store-level market response function)，因此本研究將在葉節點參考 Wittink et al. (1997)的預測模式建構非線性預測模式

$$S_{it} = \lambda_i \left(p_{it} / \hat{p}_i \right)^{\theta_i} \prod_{l=1}^n \mu_{li}^{D_{lit}} + \varepsilon_{it}, \forall t \in Q$$

進行促銷預測所需要用到的變數及公式定義如下：

下標的定義：

i ：品項($i=1, \dots, I$),

t ：週($t=1, \dots, T$)

l ：非價格促銷組合種類($l=1, \dots, n$)

已知參數的定義：

S_{it} ：第 t 週第 i 個品項的實際銷售量

\hat{p}_i ：品項 i 的正常售價

P_{it} ：第 t 週品項 i 的促銷售價

D_{lit} ：第 t 週品項 i 是否有做第 l 個非價格促銷組合 ($D_{1it}, D_{2it}, \dots, D_{nit}$)

ε_{it} ：殘差

ℓ ：表自然對數

估計參數的定義：

λ_i ：第 i 個品項在沒有任何促銷活動情況下的實際銷售量。 $(\lambda_i \geq 0)$

θ_i ：品項 i 的價格彈性效益參數。 $(\theta_i \leq 0)$

μ_{li} ：品項 i 的第 l 個促銷組合效益參數。 $(\mu_{li} \geq 1)$

3. 灰預測

由於傳統的預測方法需要較大量的觀察值，才能進行各種方法的預測，但因原始資料經過分割後，會面臨分支後的葉節點樣本數少，因此將利用灰色系統理論中灰預測的簡易、少數據之特性來進行預測。表 2.2 列出了灰預測與傳統的預測方法差異。

灰預測是以 GM(1,1)模型為基礎，對現有的數據進行定量的預測方法；實際上則是找出某一數列中間各個元素之未來動態狀況，主要的優點為所需的數據只要四筆即可進行預測，灰預測有下列幾種(溫坤禮 et al., 2002)：

(1) 數列灰預測(Sequence Grey prediction)：

數列預測是灰預測的基本類型，它是根據給定的數據(數列)，直接建立

GM(1,1)模型進行預測。由於在指定的時刻，這種預測只能得到一個預測值，因此亦稱為單值預測。

(2) 災變灰預測(Calamities Grey prediction)：

給定的數列中，若出現過大或過小的異常值，我們便稱這些為災變值，相應的點稱為災變點，原有數列稱含災變的數列。所謂災變預測就是這些灰時間分佈的預測，所建立的灰色預測模型，即灰數的時間分佈預測模型。

(3) 季節災變灰預測(Seasonal calamities Grey prediction)：

若災變發生在每年特定時區，人們對這些災變事件的時間分佈進行預測，稱為季節災變預測。

(4) 拓樸灰預測(Topological Grey prediction)

拓樸預測是季節災變預測的延伸，它與季節災變預測的區別在後者是通過給定的水平線與災圖的交點，獲得時間分佈序列。

(5) 系統灰預測(Systematic Grey prediction)

如果系統行為有多種表現，則其預測的難度必然大於一種表現的情況。當多種表現之間沒有太多的關係，或者雖然有關係，但人們可以不注意或淡化，則可利用多個 GM(1,1)模型對系統的行為進行預測。

以下我們將介紹 GM(1,1)模型的建立過程：

決定原始數列 $x^{(0)}(k)$ ：

$$x^{(0)}(k) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}; k = 1, 2, 3, \dots, n, n \geq 4$$

建立一階累加生成 $x^{(1)}(k)$ ：

$$x^{(1)}(k) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$$

建立灰微分方程式：

GM(1,1)模式之微分方程式，其定義為：

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = u; k = 1, 2, 3, \dots, n$$

其 $z^{(1)}(k)$ 為灰色系統模型的背景值，將 $x^{(1)}(k)$ 的序列取均值計算，其定

義為：

$$z^{(1)}(k) = \alpha_k x^{(1)}(k) + (1 - \alpha_k)x^{(1)}(k-1); k=1,2,3,\dots,n$$

α_k 為灰預測係數， α 稱為發展係數，一般取 $\alpha_k=0.5$ ，而係數 u 稱為灰輸入，利用這兩個係數來產生微分方程式之白化方程式：(溫坤禮, et al., 2002)

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = u$$

其灰微分方程及其白化方程式之對應關係：

$$x^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) \approx \frac{dx^{(1)}(t)}{dt}$$

$$z^{(1)}(k) \approx x^{(1)}(t)$$

建構數據矩陣：

$$Y = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

根據最小平方法則求解 α 及 u

$$\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n = \begin{bmatrix} \alpha \\ u \end{bmatrix}$$

將 α 及 u 代入微分方程式中，得到時間函數為：

$$\hat{X}^{(1)}(t+1) = (X^{(0)}(1) - \frac{u}{\alpha})e^{-\alpha k} + \frac{u}{\alpha}$$

累減生成則可得到原始數據的預測值：

$$\hat{X}^{(0)}(t) = \hat{X}^{(1)}(t) - \hat{X}^{(1)}(t-1)$$

假設有一組原始資料，如表 3.2 所示。

表 3.2 例子原始數據表

k	1	2	3	4
數值	5	6	4	7

GM(1,1)計算步驟如下：

建立原始數列 $x^{(0)}(k)$ ：

$$x^{(0)} = (5 \quad 6 \quad 4 \quad 7)$$

建立一階累加生成 $x^{(1)}(k)$ ：

$$x^{(1)}(k) = \{5, 11, 15, 22\}$$

$$x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) = 5$$

$$x^{(1)}(2) = x^{(0)}(1) + x^{(0)}(2) = 5 + 6, \text{ 以此類推}$$

計算背景序列值 $z^{(1)}$

$$z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), z^{(1)}(4)) = (8, 13, 18, 5)$$

使用最小平方法求解

$$Y = \begin{bmatrix} 6 \\ 4 \\ 7 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -8 & 1 \\ -13 & 1 \\ -18.5 & 1 \end{bmatrix}, \quad \hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n = \begin{bmatrix} -0.1027 \\ 4.3142 \end{bmatrix}$$

將 α 及 u 代入微分方程式中，得到時間函數為：

$$\hat{X}^{(1)}(t+1) = (X^{(0)}(1) - \frac{4.3142}{-0.1027})e^{-(-0.1027)t} + \frac{4.3142}{-0.1027}$$

$$\hat{X}^{(1)} = (5 \quad 10.0843 \quad 15.7185 \quad 21.9622 \quad 28.8811)$$

累減生成則可得到原始數據的預測值：

$$\hat{X}^{(0)}(t) = \hat{X}^{(1)}(t) - \hat{X}^{(1)}(t-1)$$

$$\hat{X}^{(0)} = (5 \quad 5.0843 \quad 5.6342 \quad 6.2437 \quad 6.9185)$$

表 3.3 原始序列與預測序列的比較

k	原始序列	預測序列
1	5	5
2	6	5.0843
3	4	5.6342
4	7	6.2437

3.3 需求預測模式的績效評估與模式選擇

所有的預測方法或模型都會有誤差，因此，能讓誤差值保持在一定的水準下，此預測方法或模型就有一定的可信度，而一個優良的衡量指標必須具有正確性、可靠性及容易使用等特質，以便決策人員可以在最短時間內作出最佳的判斷。目前用於衡量預測模型之準確度分析方法很多，本研究選擇採用平均絕對百分比誤差(Mean Absolute Percentage Error；MAPE)來做為模式預測能力的衡量準則。

平均絕對百分比誤差(Mean Absolute Percentage Error；MAPE)：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{A_t} \times 100\%$$

其中， F_t =第 t 期的預測值； A_t =第 t 期的實際值； n =預測的期數。

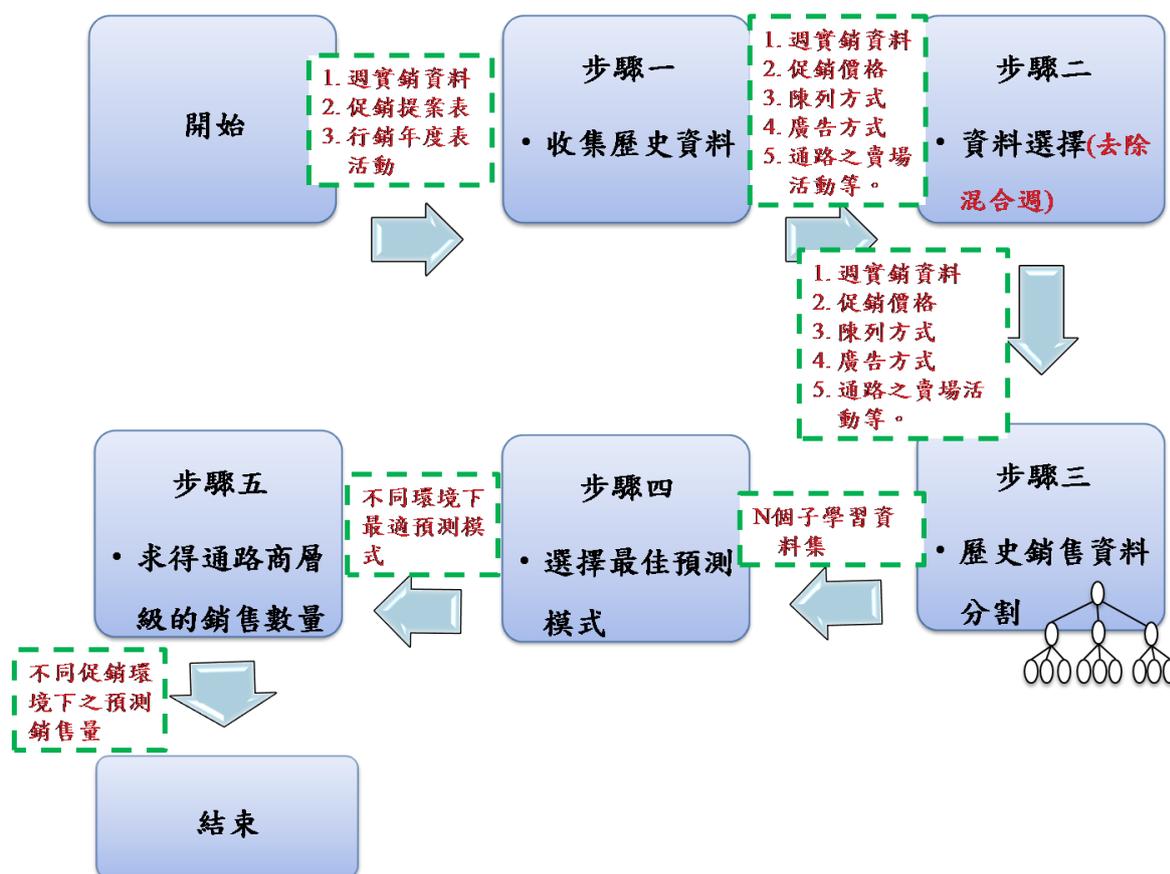
本研究選擇 MAPE 值作為促銷預測的預測能力之評估準則原因在於：預測方法的文獻探究中，平均絕對誤差比例為許多學者廣泛使用在預測模式評估的衡量準則。

本研究除了分析比較各基本和延伸模型之準確度外，更希望能提供 CPG 業者在不同環境條件下之最適預測模式，因此將會使用十群交叉驗證(cross-validation)方式選出最適預測模式。交叉驗證法(cross-validation methodology)正是為了有效的估測普遍化誤差(generalization error)所設計的統計模型的誤差評估法。它將資料集切成 k 個大小相等的子集，每個子集皆分別作為一次測試集，其餘樣本則作為訓練集，因此共需建立 k 個模型，進行 k 次測試，最後計算全體 k 個測試集的平均誤差。而 Witten 表示經過

過去許多人以不同學習技術使用交叉驗證法，發現 $k=10$ 時是能夠得到最佳的錯誤估計值，因此本研究將會以十群交叉驗證法(cross-validation methodology)來進行模式的評估。

3.4 CPG 產業的二階段需求預測法之步驟

本研究提出的二階段需求預測法及其各個步驟如圖 3.13 所示：



以下將分別針對本研究所提出的二階段需求預測法及各個步驟做詳細說明：

步驟一：收集歷史資料

選定欲預測之品項，收集通路商旗下各零售店層級(store-level)資料，包含產品的週實銷量、促銷檔期、促銷價格、正常價格與非價格促銷活動等，並將欲分析的週期(t)劃分為學習區間及預測區間。

步驟二：資料選擇

根據欲預測之品項的促銷檔期來判斷學習區間內各零售店層級資料，將資料分成三種情況，分別為整週都有促銷活動、整週都沒有任何促銷活動以及當週同時包含促銷與非促銷天數的情況。若整週都有促銷活動和整週都沒有任何促銷活動的情況發生，直接進行步驟三將歷史銷售資料進行切割；若為當週同時包含促銷與非促銷天數的情況時，則將此筆資料排除，因為當週的銷售量數據受到促銷檔期跨週的影響，可能會影響配適預測模式時的準確性，因此將其視為離群值(Outlier)，不予以用來建構預測模式。其判斷流程如圖 3.14 所示：

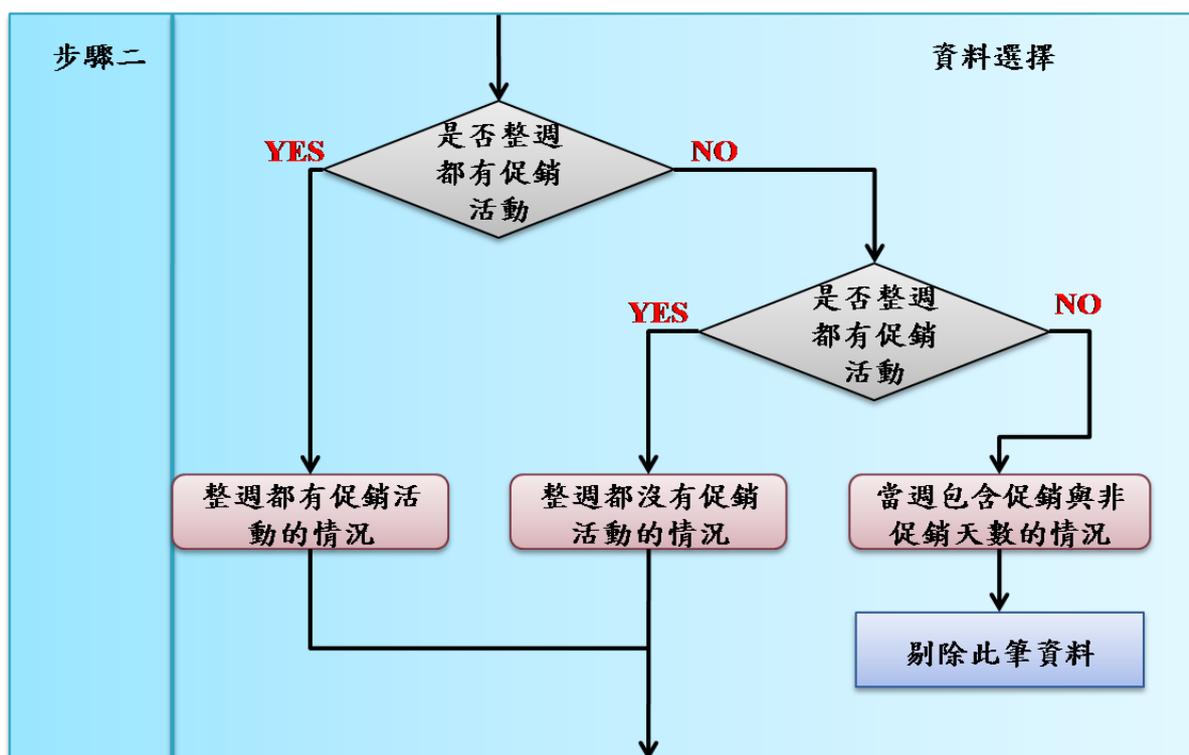


圖 3.14 資料選擇判斷流程

步驟三：歷史銷售資料分割

將學習區間裡通路商旗下各零售店的歷史銷售量(S_{ijt})與促銷價格比例(P_{ijt})、陳列方式(γ)、賣場活動(D)、與贈品(ℓ)等，使用二階段需求預測法的非二元分裂模式樹演算法，將歷史資料進行分割。

步驟四：選擇最佳預測模式

根據不同的子節點，應用十群交叉驗證(cross-validation)方式分別計算線性、非線性及灰預測模式之平均 MAPE，再選擇最小平均 MAPE 為最佳

預測模式。

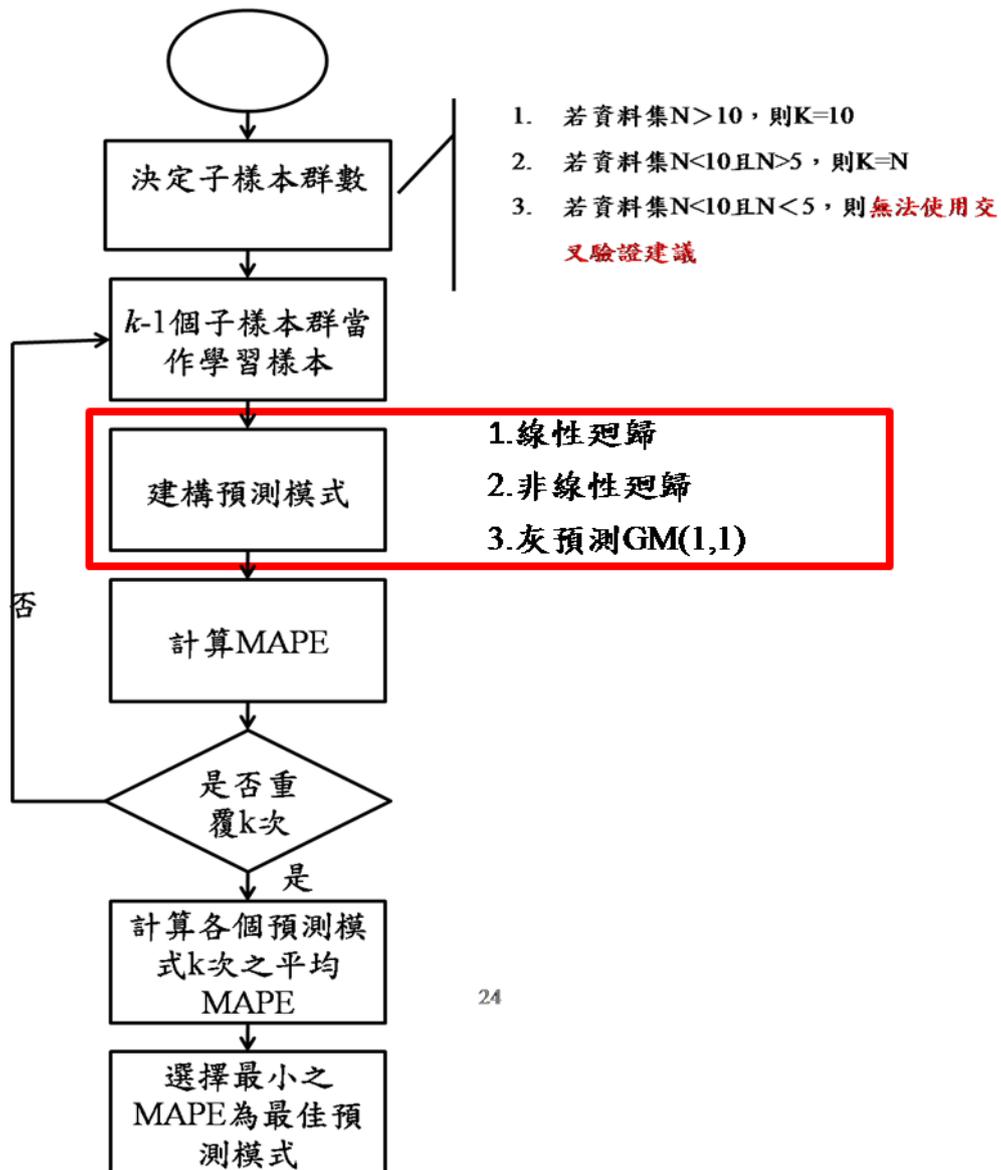


圖 3.15 選擇最佳預測模式流程

步驟五：求得通路商層級的銷售數量

分別運用 MATLAB 和統計軟體 SPSS，來進行線性、非線性、灰預測及最佳預測模式模式預估預測區間裡每週通路商層級的銷售量預測值 (S_{ijt})；

3.5 情境模擬說明

以一民生消費用品 F 公司為例，該公司販售眾多種類的民生消費性產

品，而 F 公司欲利用從下游通路商 B 公司，所提供的暢銷品項 A 過去 52 週的實銷量資料，進行該品項未來 7 週的每週需求量預測值。

而通路商 B 公司預計將在第 1 週~第 5 週及第 19,20,25,26 週與第 43~49 週舉辦降價活動來進行產品 A 的促銷。表 3.4 顯示第 1 週~第 52 週 B 公司提供的產品 A 歷史銷售資料，B 公司分別在第 1 週~第 5 週及第 13,14,19,20,25,26 週與第 43 週~第 49 週進行產品 A 促銷活動，且在第 15,16,36,37 週及第 43 週~第 49 週使用斜品欄將產品 A 進行陳列，然而在第 21 週~第 24 週及第 31 週~第 34 週與第 43 週~第 49 週此通路為因應年節或其他因素，自行舉辦賣場活動（ex:滿仟送百元折價卷）。其他各週皆沒有任何促銷、陳列或賣場活動的情形。

表 3.4 產品 A 歷史銷售數據

週次 (t)	降價幅度 (p/\hat{p})	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)
1	0.68807	85	無	DM	無	試用品
2	0.68807	95	無	DM	無	試用品
3	0.68807	75	無	DM	無	無
4	0.68807	92	無	DM	無	無
5	1	31	無	無	無	無
6	1	38	無	無	無	無
7	1	42	無	無	無	無
8	1	25	無	無	無	無
9	1	31	無	無	無	無
10	1	21	無	無	無	試用品
11	1	26	無	無	無	試用品
12	1	28	無	無	無	無

週次 (t)	降價幅度 (p/\hat{p})	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)
13	0.68807	76	無	DM	無	無
14	0.68807	61	無	DM	無	無
15	1	31	斜口欄	無	無	無
16	1	39	斜口欄	無	無	無
17	1	18	無	無	無	無
18	1	25	無	無	無	無
19	0.68807	86	無	DM	無	試用品
20	0.68807	93	無	DM	無	試用品
21	1	36	無	無	年中慶	無
22	1	29	無	無	年中慶	無
23	1	19	無	無	年中慶	無
24	1	17	無	無	年中慶	無
25	0.72477	95	無	IP	無	無
26	0.72477	74	無	IP	無	無
27	1	36	無	無	無	無
28	1	29	無	無	無	無
29	1	46	無	無	無	無
30	1	42	無	無	無	無
31	1	17	無	無	中元節	無
32	1	10	無	無	中元節	無
33	1	13	無	無	中元節	無

週次 (t)	降價幅度 (p/\hat{p})	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)
34	1	25	無	無	中元節	無
35	1	48	無	無	無	試用品
36	1	58	斜口欄	無	無	試用品
37	1	42	斜口欄	無	無	試用品
38	1	36	無	無	無	無
39	1	25	無	無	無	無
40	1	28	無	無	無	無
41	1	31	無	無	無	無
42	1	26	無	無	無	無
43	0.72477	93	斜口欄	IP	無	無
44	0.72477	81	斜口欄	IP	無	無
45	0.66055	134	斜口欄	DM	年終慶	試用品
46	0.66055	142	斜口欄	DM	年終慶	試用品
47	0.66055	128	斜口欄	DM	年終慶	試用品
48	0.66055	121	斜口欄	DM	年終慶	無
49	0.66055	132	斜口欄	DM	年終慶	無
50	1	36	無	無	無	無
51	1	42	無	無	無	無
52	1	38	無	無	無	無

經過 7 週後，下游通路商 B 公司提供給 F 公司產品 A 的實際銷量資料如表 3.5 所示，B 公司預計在隔年的第 1 週～第 2 週使用斜口欄的方式進行

產品陳列，並分別在第 2、6、7 提供消費者試用品，以吸引顧客購買此產品；其他各週皆為沒有任何促銷、陳列或賣場活動的情形。接下來，由先前提過的二階段需求預測法之步驟進行預測。

表 3.5 產品 A 歷史銷售數據

週次 (t)	降價幅度 (p/\hat{p})	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)
1	0.688	72	無	DM	無	無
2	0.688	86	無	DM	無	試用品
3	1	30	無	無	無	無
4	1	29	無	無	無	無
5	1	32	無	無	無	無
6	1	34	無	無	無	試用品
7	1	38	無	無	無	試用品

步驟一：銷售資料分割

1. 計算目標變數之標準差

$$sd(\text{銷售量}) = 35.534$$

2. 計算各個屬性之 standard deviation reduction (SDR)

A. 陳列方式

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 35.534 - \left(\frac{41}{52} \times 25.382 + \frac{11}{52} \times 42.776 \right) \\ = 6.472840642$$

B. 促銷方式

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 35.534$$

$$-\left(\frac{35}{52} \times 10.543 + \frac{4}{52} \times 9.9791 + \frac{13}{52} \times 26.488\right)$$

$$= 21.049$$

C. 賣場活動

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 35.534$$

$$-\left(\frac{39}{52} \times 25.161 + \frac{4}{52} \times 6.5 + \frac{4}{52} \times 8.8835 + \frac{5}{52} \times 7.733\right)$$

$$= 14.737$$

D. 降價幅度

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 35.534$$

$$-\left(\frac{35}{52} \times 10.543 + \frac{4}{52} \times 9.9791 + \frac{8}{52} \times 11.557 + \frac{5}{52} \times 7.733\right)$$

$$= 25.149$$

E. 贈品

$$sd(T) - \sum_i \frac{|T_i|}{|T|} \times sd(T_i) = 35.534 - \left(\frac{40}{52} \times 29.59208791 + \frac{12}{52} \times 41.41548532\right)$$

$$= 3.213854958$$

3. 選擇最大降低標差的節點(SDR)

SDR(降價幅度) > SDR(促銷方式) > SDR(賣場活動) > SDR(陳列方式) > SDR(贈品)，因此選擇降價幅度做為起始切割屬性，如圖 3.16

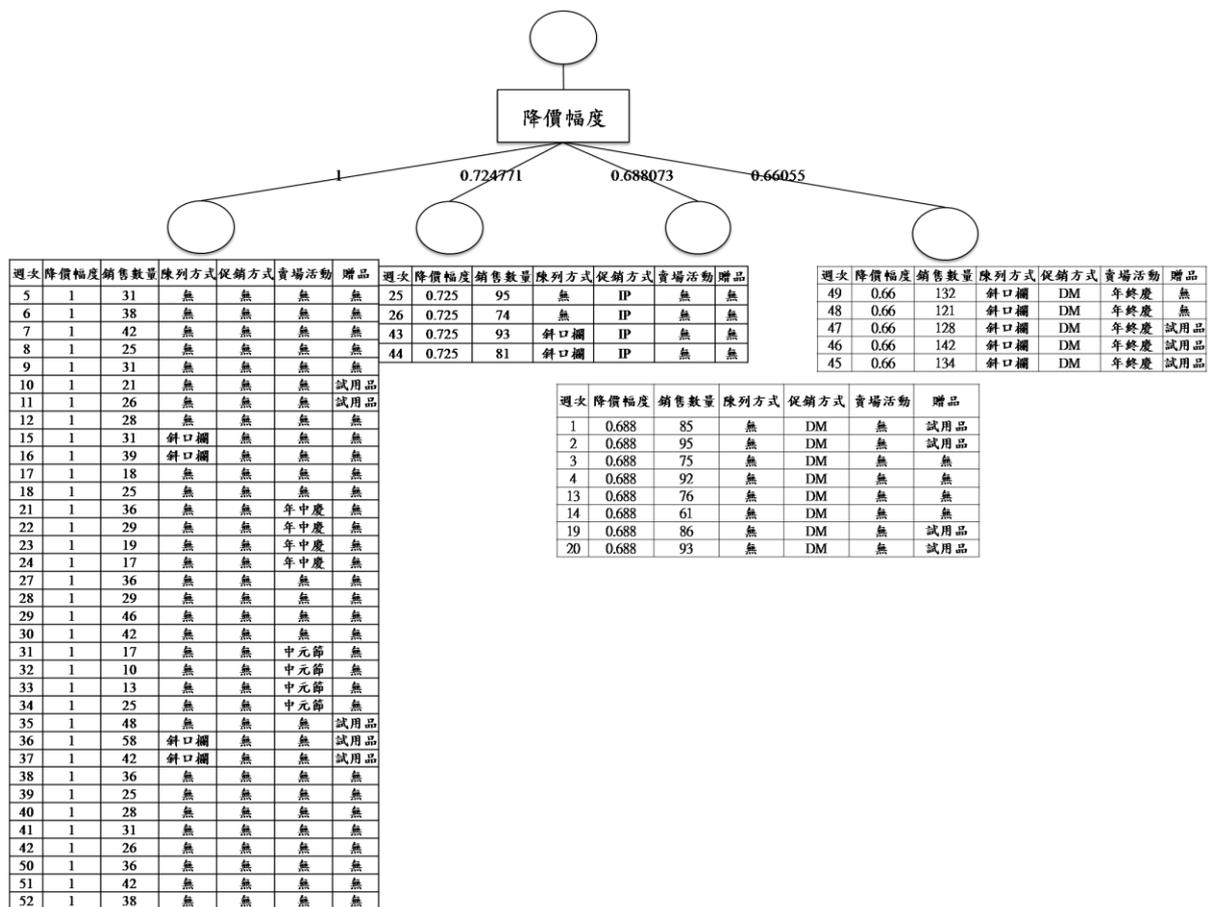


圖 3.16 初始分割結果

4. 重新 1 至 3 的步驟，直到符合下列之停止條件，分割結果如圖 3.17：

(1) $\frac{sd(T_i)}{sd(T)} < 5\%$ 時，則 T_i 不需再分割。

(2) $|T_i|$ 時，即 T_i 剩資料筆數不足四筆時。

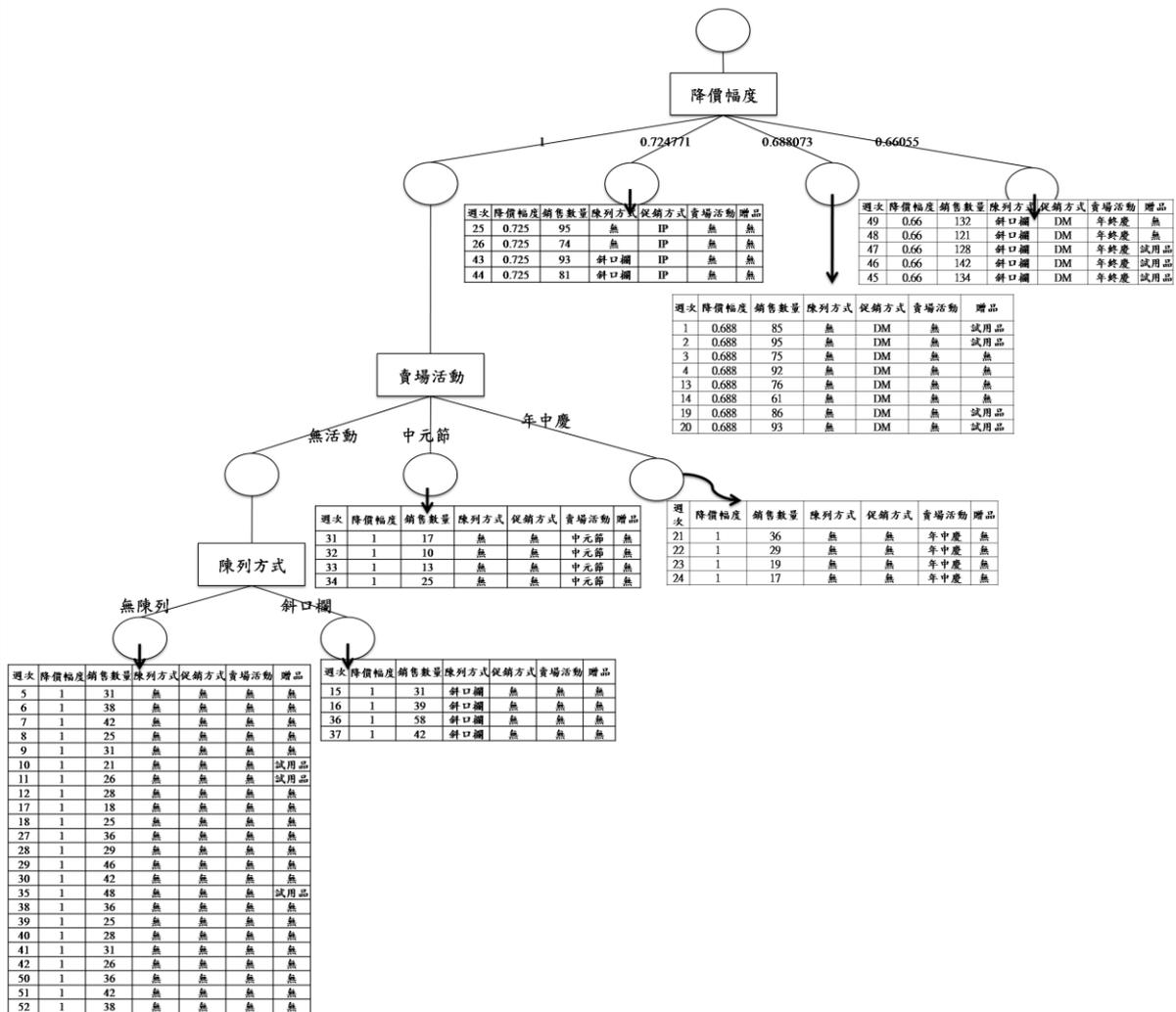


圖 3.17 最終分割結果

由圖 3.17 可知影響品項 A 銷售量最大的原因為促銷售價，若未來 CPG 業者要達成年度銷售目標時，可以考慮以降價方式進行促銷。

步驟二：選擇最佳預測模式

藉由第一階段將資料分割之結果（如圖 3.17），接著將分支後的葉節點資料，先將其字串轉換名義變數，再使用十群交叉驗證，分別計算線性、非線性迴歸和灰預測模式之平均 MAPE，選其平均 MAPE 最小值之模式為最佳預測模式。

以下將以圖 3.17 在產品的降價幅度等於 1 且無賣場活動與陳列環境為例，其銷售資料如表 3.6，將表 3.6 資料進行轉換如表 3.7，再使用十群交叉驗證，分別計算線性、非線性迴歸和灰預測模式之平均 MAPE。

表 3.6 產品 A 降價幅度等於 1、無賣場活動與陳列的歷史銷售數據

週次 (t)	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)	降價幅 度 (p/\hat{p})
5	31	無	無	無	無	1
6	38	無	無	無	無	1
7	42	無	無	無	無	1
8	25	無	無	無	無	1
9	31	無	無	無	無	1
10	21	無	無	無	試用品	1
11	26	無	無	無	試用品	1
12	28	無	無	無	無	1
17	18	無	無	無	無	1
18	25	無	無	無	無	1
27	36	無	無	無	無	1
28	29	無	無	無	無	1
29	46	無	無	無	無	1
30	42	無	無	無	無	1
35	48	無	無	無	試用品	1
38	36	無	無	無	無	1
39	25	無	無	無	無	1
40	28	無	無	無	無	1
41	31	無	無	無	無	1
42	26	無	無	無	無	1
50	36	無	無	無	無	1
51	42	無	無	無	無	1
52	38	無	無	無	無	1

表 3.7 資料轉換

週次 (t)	銷售數量 (S)	贈品 (l)	週次 (t)	銷售數量 (S)	贈品 (l)
5	31	0	29	46	0

週次 (t)	銷售數量 (S)	贈品 (l)	週次 (t)	銷售數量 (S)	贈品 (l)
6	38	0	30	42	0
7	42	0	35	48	1
8	25	0	38	36	0
9	31	0	39	25	0
10	21	1	40	28	0
11	26	1	41	31	0
12	28	0	42	26	0
17	18	0	50	36	0
18	25	0	51	42	0
27	36	0	52	38	0
28	29	0			

將資料分成十群(如表 3.8)及各別使用線性、非線性及灰預測模式預測各群預測區間並計算平均 MAPE(如表 3.9)，由表 3.9 則可得知在此資料集中非線性迴歸模式之十次平均 MAPE 最小，預測能力最佳，因此運用此模式預測預測區間內第 3 至第 7 週之銷售量。

表 3.8 資料分群

k										週次	銷售數量(S)	贈品(l)		
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10					
學習	預測	學習	5	31	0									
	學習										6	38	0	
	預測	預測	學習	7	42	0								
		學習									8	25	0	
	學習	學習	學習	預測	學習	學習	學習	學習	學習	學習	9	31	0	
											預測	10	21	1
		學習	學習	預測	學習	11	26	1						
												學習	12	28
		學習	學習	預測	學習	17	18	0						
												學習	18	25
學習	學習	預測	學習	27	36	0								

k										週次	銷售數量(S)	贈品(l)	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10				
				習	測						28	29	0
							預測						29
						預測						30	42
				學習				預測				35	48
						學習							38
							預測					39	25
								預測				40	28
									學習	預測		41	31
													42
											50	36	0
											51	42	0
											52	38	0

表 3.9 資料分群

K	平均 MAPE		
	灰預測	線性	非線性
1	21.36%	4.66%	1.81%
2	39.42%	5.02%	2.46%
3	25.20%	5.60%	2.81%
4	30.35%	6.11%	3.36%
5	24.37%	9.32%	7.40%
6	34.87%	5.38%	2.49%
7	51.71%	1.25%	0.95%
8	46.89%	6.09%	10.44%
9	26.81%	7.78%	4.84%
10	35.03%	1.90%	0.76%
十次平均 MAPE	33.60%	5.31%	3.73%

根據各個葉點資料集樣本數的不同，可以使用不同次數的交叉驗證法：

1. 若葉節點之資料集樣本數 $N > 10$ ，則以十群交叉驗證可以得到葉節點之最佳預測模式。

- 若葉節點之資料集樣本數 $N < 10$ 但滿足 $N > 5$ ，則以 N 群交叉驗證，得到葉節點之最佳預測模式。
- 若 $N < 5$ ，則無法使用十群交叉驗證法得到最佳預測模式，其各葉節點最佳預測模式可參考圖 3.18。

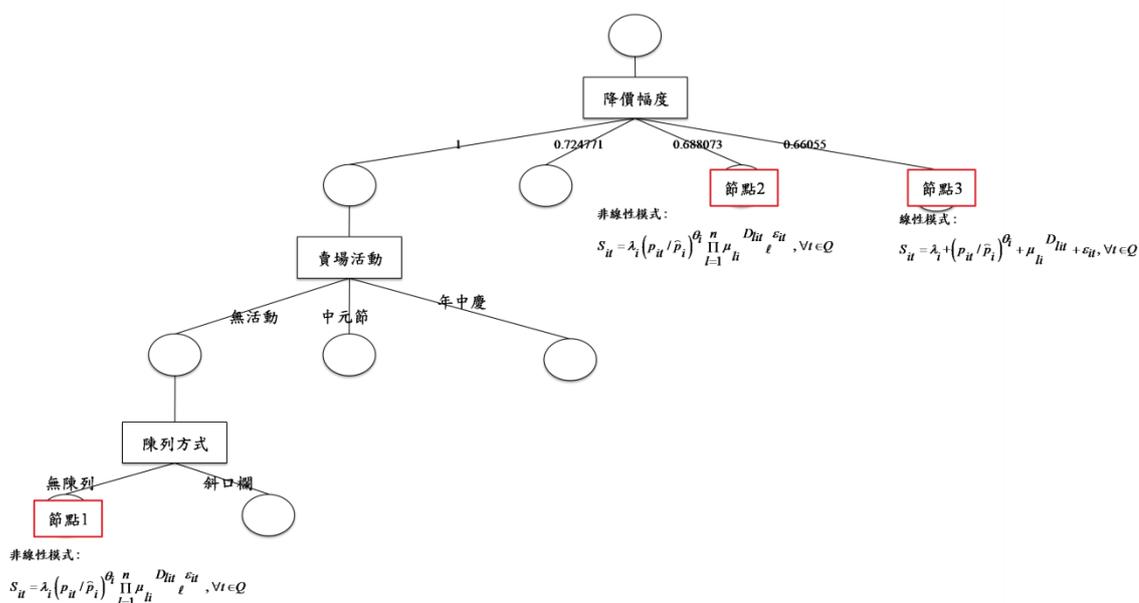


圖 3.18 各節點最佳預測模式

步驟三:根據不同環境預估銷售量

藉由第一階段資料分割結果，再根據預測區間數據(表 3.5)並考量其自變數條件後，將預測區間資料分類以找尋建構預測模式的學習資料，由圖 3.18 可知，若要需求預測需使用兩個子資料集，第一個為降價幅度等於 0.688 的子資料集(圖 3.18 的節點 2)，第二個為降價幅度等於 1 而賣場與陳列無任何活動(圖 3.18 的節點 1)。

- 將第 1 週和第 2 週原始資料進行轉換(表 3.10)，再使用非線性模式預測第 1 週和第 2 週銷售數量。

表 3.10 資料轉換

週次(t)	銷售數量(S)	贈品(D ₁)
-------	---------	---------------------

週次(t)	銷售數量(S)	贈品(D ₁)
1	72	0
2	86	1

非線性模式迴歸模式可陳述如下：

$$S_{it} = \lambda_i \left(p_{it} / \hat{p}_i \right)^{\theta_i} \prod_{l=1}^n \mu_{li}^{D_{lit}} \varepsilon_{it}, \forall t \in Q$$

進行促銷預測所需要用到的變數及公式定義如下：

下標的定義：

t ：週($t=1, \dots, T$)

l ：非價格促銷組合種類($l=1$)

已知參數的定義：

S_t ：第 t 週的實際銷售量

\hat{p} ：正常售價

P_t ：第 t 週促銷售價

D_{lt} ：第 t 週是否有做第 l 個非價格促銷組合 (D_{1t})

$$D_{lt} = \begin{cases} 0, & \text{沒有贈送試用品進行促銷} \\ 1, & \text{使用贈送試用品進行促銷} \end{cases}$$

ε_{it} ：殘差

估計參數的定義：

λ_i ：第 i 個品項在沒有任何促銷活動情況下的實際銷售量。 $(\lambda_i \geq 0)$

θ_i ：品項 i 的價格彈性效益參數。 $(\theta_i \leq 0)$

μ_{li} ：品項 i 的第 l 個促銷組合效益參數。 $(\mu_{li} \geq 1)$

此非線性模式同樣以逐步分析法的方式刪除或引入變數，以尋找最適模式。其變數篩選準則，以 P-value 值來決定；若 $P\text{-value} \geq 0.1$ ，則將此變數剔除，最後剩餘之變數即為迴歸模式獨立變數。

經過分析後得到 D_1 之 P-value=0.094207 小於 0.1，表示 D_1 對銷售量有顯著影響，因此可得式(1)，且應用此公式對第 3 至第 7 週進行銷售預測(表 3.10)求得其平均 MAPE=13.70%。

$$S_t = EXP(4.320220974+0.175647761D_1+\varepsilon_t) \quad (1)$$

表 3.11 預測銷售量

週次 (t)	降價幅度 (p/\hat{p})	銷售數量 (S)	陳列方式 (γ)	促銷方式 (β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)	MAPE
1	0.688	72	無	DM	無	無	4.45%
2	0.688	86	無	DM	無	試用品	4.24%
平均 MAPE							4.35%

2. 將第 3 至第 7 週原始資料進行轉換(表 3.12)，再使用非線性模式預測第 3 至第 7 週銷售數量。

表 3.12 資料轉換

週次(t)	銷售數量(S)	贈品(D_1)
3	30	0
4	29	0
5	32	0
6	34	1
7	38	1

非線性模式迴歸模式可陳述如下：

$$S_{it} = \lambda_i \left(p_{it} / \hat{p}_i \right)^{\theta_i} \prod_{l=1}^n \mu_{li}^{D_{lit}} \varepsilon_{it}, \forall t \in Q$$

進行促銷預測所需要用到的變數及公式定義如下：

下標的定義：

t ：週($t=1, \dots, T$)

l ：非價格促銷組合種類($l=1$)

已知參數的定義：

S_t ：第 t 週的實際銷售量

\hat{p} ：正常售價

P_t ：第 t 週促銷售價

D_{lt} ：第 t 週是否有做第 l 個非價格促銷組合 (D_{lt})

$$D_{lt} = \begin{cases} 0, & \text{沒有贈送試用品進行促銷} \\ 1, & \text{使用贈送試用品進行促銷} \end{cases}$$

ε_{it} ：殘差

估計參數的定義：

λ_i ：第 i 個品項在沒有任何促銷活動情況下的實際銷售量。 $(\lambda_i \geq 0)$

θ_i ：品項 i 的價格彈性效益參數。 $(\theta_i \leq 0)$

μ_{li} ：品項 i 的第 l 個促銷組合效益參數。 $(\mu_{li} \geq 1)$

此非線性模式同樣以逐步分析法的方式刪除或引入變數，以尋找最適模式。其變數篩選準則，以 P-value 值來決定；若 $P\text{-value} \geq 0.1$ ，則將此變數剔除，最後剩餘之變數即為迴歸模式獨立變數。

經過分析後得到 D_1 之 $P\text{-value}=0.673233$ 大於 0.1，表示 D_1 對銷售量無顯著影響，因此可得式(2)，且應用此公式對第 3 至第 7 週進行銷售預測(表 3.13)求得其平均 MAPE=13.70%。

$$\begin{aligned} \ln(S_t) &= \ln(3.460307081) + \ln(\varepsilon_t) \\ \Rightarrow S_t &= 31.8267484 + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{2}$$

表 3.13 預測銷售量

週次 (t)	銷售數 量(S)	陳列方 式(γ)	促銷方 式(β)	賣場活動 (D)	贈品 (l)	降價幅度 (p/\hat{p})	MAPE
3	30	無	無	無	無	1	6.09%
4	29	無	無	無	無	1	9.75%
5	32	無	無	無	無	1	0.54%
6	34	無	無	無	試用品	1	6.39%
7	38	無	無	無	試用品	1	16.25%
平均 MAPE							7.80%

3.6 本章結論

CPG 產業時常會為了達成年度計畫目標而進行促銷活動，然而，此活動卻造成促銷期間需求量急速增加，需求波動幅度大，嚴重影響短期需求計畫。因此，CPG 產業有必要著手計算促銷期間進行的促銷活動對其銷售量的影響，並且經由過去的銷售歷史資料，針對其各個下游通路商之銷售品項進行促銷需求預測。本章主要著重於發展適合 CPG 產業的促銷預測方法，以供企業在未來進行促銷活動時，可參考第一階段的分割結果得知影響銷售量的最大原因例如：促銷活動或降價，進而決定未來的促銷方案，而在第二階段則可根據不同的促銷環境選用適合的預測模式預測未來該促銷活動期間的銷售數量。

第四章 實証分析

4.1 實驗環境描述

本研究的案例公司(以下簡稱 F 公司)配銷通路依其配銷模式可分為三類，分別為量販百超體系、經銷商體系及軍公教全聯社體系。依據 F 公司 2006 年的年報顯示，其銷售量 49% 係由量販店販售，為 F 公司各銷售通路中佔比最高者。為有效控制物流配貨作業，降低物流成本，量販百超多設有自己的配銷中心(Distribution Center；DC)系統進行配送。量販百超各分店將產品存貨量回傳至 DC 系統，此系統會依傳回訊息向 F 公司下訂單，F 公司將產品送至量販百超的統倉後，再由其統倉送至各分店。圖 4.1 為 F 公司的供應鏈示意圖：

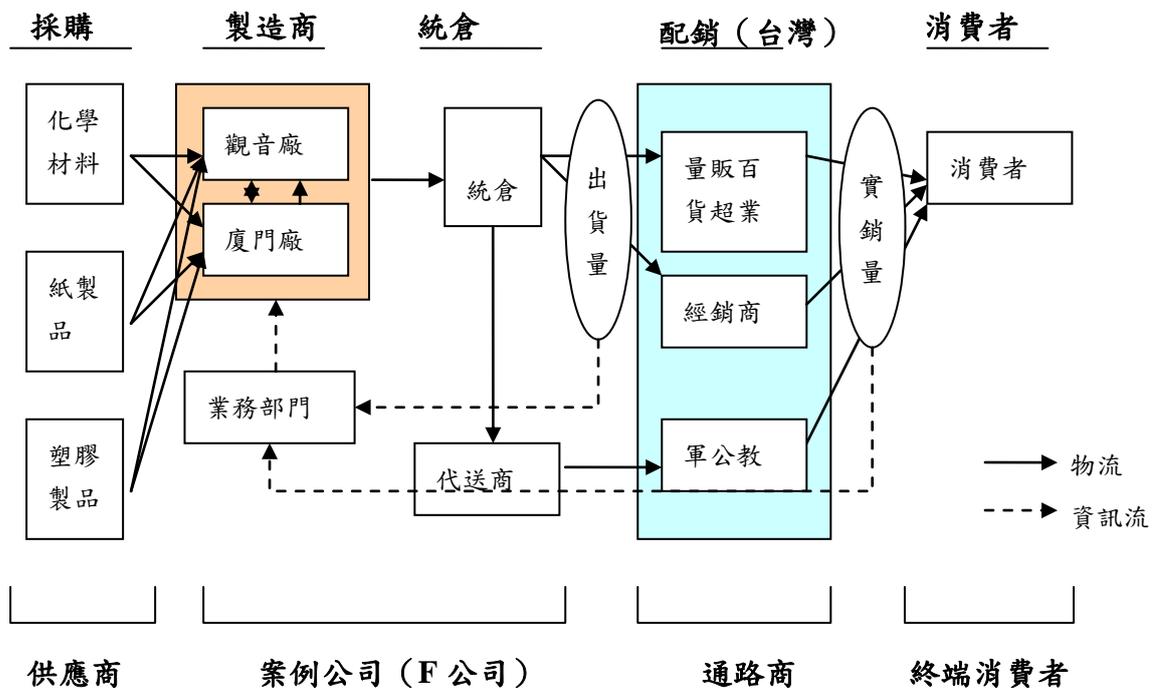


圖 4.1 案例公司供應鏈示意圖

本研究的實際銷售量歷史數據的來源為：F 公司旗下 B 通路商底下的各零售賣場匯總的 30 品項實際週銷售資料，並且此實際週銷售量裡已包含進行促銷活動後所增加的促銷量。

資料期間為 2007 年全年及 2008 年的前六週，內容包含價格與非價格

促銷活動的促銷提案資料，以及年曆相關資料，來進行實證本研究所提出之方法。本研究並且將 2007 年第 1 週到 2007 年第 52 週(共 52 週)作為本實驗的學習區間；而 2008 年第 1 週到 2008 年第 6 週(共 6 週)則作為本實驗的預測區間，以用來驗證本研究之促銷預測方法的準確性。

4.2 產品預測結果與分析

本研究取歷史資料的前 52 個週期(2007 年第 1 週~2007 年第 52 週)為學習模擬區間，用以預測未來 6 個週期(2008 年第 1 週~2008 年第 6 週)，之後的預測方法與步驟在第三章已做過詳盡介紹及範例說明，故本章便不再多加贅述，因此，本節僅呈現 30 個品項進行促銷預測後之結果並且加以分析。由表 4.1 可以得到以下結果：

1. 二階段需求預測法中的三個預測模式，非線性迴歸模式之 MAPE=22.42% 最小，預測能力較佳。
2. 二階段需求預測法非線性迴歸之 MAPE=22.42% 較促銷預測法(非線性、線性和 CART)與時間序列法小，預測能力較佳。
3. 在過去應用在 CPG 產業的促銷預測方法(非線性、線性和 CART)中，CART 之 MAPE 最小，表示準確度較其他促銷預測法佳。
4. 在迴歸模式間之結果比較，可以發現二階段需求預測法的兩個迴歸模式之 MAPE 較資料未經分割的促銷預測迴歸模式小，也就是資料經過分割後，無論是線性或非線性迴歸模式至少降低 30% 誤差。
5. 二階段需求預測法的兩個迴歸模式與 CART 相互比較，可以發現同樣是將資料進行分割後進行預測，但若將葉節點預測方法修改為非線性迴歸可提升 10.35% 的準確度，若修改為線性迴歸可提升 9.81% 的準確度。
6. 時間序列的 MAPE 最大，與其他預測法比較預測能力最差。

表 4.1 衡量預測方法之 MAPE

MAPE	二階段需求預測法			時間序列		促銷預測法		
	灰預測	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART (Ali et al.)
品項 1	38.30%	27.00%	29.21%	66.77%	76.09%	31.51%	28.89%	36.26%
品項 2	48.33%	17.00%	14.93%	80.35%	78.15%	16.04%	13.83%	17.38%
品項 3	14.87%	14.46%	14.46%	51.55%	44.95%	13.45%	13.27%	13.43%
品項 4	33.16%	22.89%	20.87%	40.13%	50.75%	80.55%	179.40%	23.38%
品項 5	13.05%	12.55%	12.09%	54.83%	40.83%	12.86%	12.05%	12.79%
品項 6	35.99%	16.63%	15.80%	37.22%	31.81%	21.36%	20.34%	20.18%
品項 7	26.63%	14.90%	15.27%	32.34%	31.90%	15.11%	23.17%	13.39%
品項 8	22.24%	24.77%	25.70%	22.10%	34.93%	54.38%	55.36%	52.88%
品項 9	15.21%	23.21%	23.26%	18.44%	17.46%	38.27%	37.40%	38.27%
品項 10	12.08%	21.25%	21.15%	47.63%	42.09%	20.31%	20.15%	20.31%
品項 11	15.60%	16.02%	16.96%	23.58%	18.73%	18.62%	19.60%	24.71%
品項 12	31.74%	16.59%	18.85%	58.65%	52.95%	18.87%	21.31%	18.87%
品項 13	21.90%	19.42%	20.24%	53.16%	50.67%	26.70%	27.04%	29.36%
品項 14	13.25%	7.09%	6.70%	56.57%	54.91%	7.10%	6.96%	7.10%
品項 15	16.05%	12.48%	11.50%	42.56%	41.82%	12.45%	11.87%	12.45%
品項 16	45.20%	21.45%	21.90%	40.53%	42.03%	20.25%	19.83%	22.15%
品項 17	25.58%	24.54%	25.03%	19.54%	24.02%	51.60%	44.81%	60.70%
品項 18	51.37%	46.55%	42.50%	17.78%	20.40%	54.55%	82.82%	34.47%
品項 19	39.86%	34.45%	34.60%	25.48%	23.25%	66.72%	63.13%	66.72%
品項 20	24.02%	20.53%	21.26%	26.39%	22.79%	22.25%	22.79%	20.22%
品項 21	29.03%	17.13%	17.30%	23.88%	24.73%	26.30%	26.27%	17.24%
品項 22	103.67%	32.26%	30.09%	85.17%	80.37%	27.74%	27.89%	28.47%
品項 23	48.04%	22.18%	22.85%	27.42%	30.91%	23.40%	24.20%	23.46%
品項 24	44.14%	65.72%	57.35%	31.09%	26.81%	82.53%	77.39%	82.53%
品項 25	26.54%	21.88%	21.90%	40.97%	28.76%	23.67%	22.13%	23.67%
品項 26	43.62%	33.73%	33.23%	76.91%	59.85%	61.78%	51.41%	69.47%
品項 27	32.80%	24.64%	23.97%	74.97%	59.05%	46.78%	42.20%	46.78%
品項 28	11.25%	20.28%	20.47%	21.02%	20.92%	30.98%	22.14%	22.61%
品項 29	20.59%	11.39%	11.73%	13.73%	13.22%	34.48%	12.18%	12.10%
品項 30	20.07%	21.01%	21.55%	17.99%	18.75%	23.04%	23.44%	22.57%
MEAN	30.81%	22.80%	22.42%	40.96%	38.80%	32.79%	35.11%	29.70%

MAPE	二階段需求預測法			時間序列		促銷預測法		
	灰預測	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART (Ali et al.)
SD	18.12%	11.13%	9.83%	20.51%	18.48%	20.03%	32.68%	19.15%

為了能夠証實上述的六個發現，將進行成對樣本 T 檢定，得到表 4.2 之結果：

1. 由檢定結果，可以得到二階段需求預測法之非線性迴歸模式，預測能力非常顯著的優於灰預測；與線性迴歸模式沒有顯著差異。
2. 二階段需求預測法之非線性迴歸非常顯著的優於促銷預測法(非線性、線性和 CART)與時間序列法。
3. 在過去應用在 CPG 產業的促銷預測方法(非線性、線性和 CART)中，CART 顯著的優於線性迴歸模式。
4. 在迴歸模式間之結果比較，可以發現二階段需求預測法的兩個迴歸模式非常顯著優於促銷預測法中未經分割的迴歸模式。
5. 二階段需求預測法的兩個迴歸模式非常顯著優於同樣是將資料進行分割後進行預測的 CART。
6. 時間序列不論是與二階段需求預測法或促銷預測法進行比較，皆可發現其預測準確度非常顯著劣於二階段需求預測法。

表 4.2 預測方法比較結果

檢定結果		二階段需求預測法 (分割資料)		時間序列		促銷預測法		
		線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART
二階段需求預測法 (分割資料)	灰預測	O ; P=0.0056< α 分割線性迴歸較佳	O ; P=0.0041< α 分割非線性迴歸較佳	O ; P=0.0071< α 灰預測較佳	O ; P=0.0151< α 灰預測較佳	x ; P=0.3259> α	x ; P=0.2501> α	x ; P=0.3959> α
	線性迴歸		X ; P=0.1519> α	O ; P=0.0001< α 分割線性迴歸較佳	O ; P=0.0002< α 分割線性迴歸較佳	O ; P=0.0003< α 分割線性迴歸較佳	O ; P=0.0141< α 分割線性迴歸較佳	O ; P=0.0023< α 分割線性迴歸較佳

檢定結果		二階段需求預測法 (分割資料)		時間序列		促銷預測法		
		線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART
時間序列	非線性迴歸			O ; P=0.0001< α 分割非線性 迴歸較佳	O ; P=0.0002< α 分割非線性 迴歸較佳	O ; P=0.0002< α 分割非線性 迴歸較佳	O ; P=0.0131< α 分割非線性 迴歸較佳	O ; P=0.0016< α 分割非線性 迴歸較佳
	ARIMA				O ; P=0.0489< α ES 較佳	x ; P=0.0837> α	x ; P=0.2231> α	O ; P=0.0202 CART 較佳
	ES					x ; P=0.1356> α	x ; P=0.30153> α	O ; P=0.0399 CART 較佳
促銷預測法	線性迴歸						x ; P=0.2622> α	x ; P=0.0860
	非線性迴歸							x ; P=0.1685

a.表示使用成對t檢定；o表示顯著差異，x表示無顯著差異； $\alpha=0.05$

由表 4.3 可以得知二階段需求預測法和時間序列預測法之間 MAPE 平均值絕對差異為 14.53%有明顯的差異。而與促銷預測法之間 MAPE 平均值絕對差異為 7.44%有些微差異，因此將檢定二階段需求預測法與促銷和時間序列預測法之間的平均 MAPE 是否有顯著差異。

表 4.3 衡量預測方法之間 MAPE 的差異

檢定結果		二階段需求預測法 (分割資料)		時間序列		促銷預測法		
		線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART
求預測法 (分割資)	灰預測	0.0801	0.0838	0.1015	0.0799	0.0198	0.0430	0.0111

檢定結果	二階段需求預測法 (分割資料)		時間序列		促銷預測法		
	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	ARIMA	ES	線性迴歸	非線性迴歸 (Wittink)	CART
	線性迴歸	0.0038	0.1816	0.1600	0.0999	0.1231	0.0690
非線性迴歸		0.1853	0.1637	0.1036	0.1268	0.0727	
時間序列	ARIMA			0.0216	0.0817	0.0585	0.1126
	ES				0.0601	0.0232	0.0541
促銷預測法	線性迴歸					0.0232	0.0309
	非線性迴歸						0.0541

然而，由表 4.4 可以得知二階段需求預測法之平均 MAPE 較促銷與時間序列預測法小，然由再進一步的使用成對 T 檢定，確認二階段需求預測法預測準確度是否明顯優於促銷與時間序列預測法。由表 4.5 可以得到兩個結果：

1. 二階段需求預測法和時間序列預測法之 P-value=0.000282671 小於 $\alpha=0.05$ ，表示二階段需求預測法明顯優於時間序列預測法。
2. 二階段需求預測法和促銷預測法之 P-value=0.015431 小於 $\alpha=0.05$ ，表示二階段需求預測法明顯優於促銷預測法。

表 4.4 本研究與促銷與時間序列預測法之平均 MAPE

MAPE	二階段需求預測法	時間序列預測法	促銷預測法
品項 1	0.315054	0.714315	0.322207
品項 2	0.267525	0.792516	0.157513
品項 3	0.145978	0.482494	0.133851
品項 4	0.256376	0.45437	0.944453
品項 5	0.125639	0.478313	0.125662
品項 6	0.228082	0.345173	0.206274
品項 7	0.189312	0.321152	0.172221
品項 8	0.242361	0.285124	0.542083
品項 9	0.205593	0.179516	0.3798
品項 10	0.181611	0.448595	0.202544
品項 11	0.161941	0.211534	0.209775
品項 12	0.223937	0.558016	0.196836
品項 13	0.205216	0.519132	0.277015
品項 14	0.09016	0.557382	0.070552
品項 15	0.13344	0.421882	0.122567
品項 16	0.295184	0.412785	0.20746
品項 17	0.250497	0.217783	0.523677
品項 18	0.468064	0.190913	0.572823
品項 19	0.363035	0.243625	0.655249
品項 20	0.219363	0.245856	0.217534
品項 21	0.211515	0.243057	0.232721
品項 22	0.553369	0.82771	0.280346
品項 23	0.310231	0.291684	0.236862
品項 24	0.557358	0.289509	0.808142
品項 25	0.234403	0.348657	0.231595
品項 26	0.368602	0.683841	0.608848
品項 27	0.271358	0.670143	0.452507
品項 28	0.173336	0.209716	0.252442
品項 29	0.145684	0.134764	0.19584
品項 30	0.20878	0.18368	0.230171
MEAN	0.253434	0.398775	0.325652
SD	0.114335	0.195499	0.215906

表 4.5 本研究與促銷與時間序列預測法差異檢定結果

方法比較	成對樣本 T 檢定	
	P-value	結果
二階段需求預測 vs 時間序列	0.000282671	o
二階段需求預測 vs 促銷預測法	0.015431	o

a.使用成對 t 檢定；o 表示顯著差異，x 表示無顯著差異； $\alpha=0.05$

由表 4.2 檢定結果得知，二階段需求預測法之線性與非線性迴歸的預測結果最佳，若與在第二階段根據不同的環境選用所適的預測模式進行比較得表 4.6，則可以發現選用所適合預測模式非常顯著優於二階段需求預測法之線性與非線性迴歸。

表 4.6 選用所適的預測模式與單一預測模式差異檢定結果

方法比較	成對樣本 T 檢定	
	P-value	結果
選用適合模式 vs 二階段需求預測之線性	0.0062	o
選用適合模式 vs 二階段需求預測之非線性	0.0033	o

a.使用成對 t 檢定；o 表示顯著差異，x 表示無顯著差異； $\alpha=0.05$

將已蒐集的 30 品項分為九個產品系列，而 30 個品項各有適合的預測模式，由歸納後可以得知不同產品系列各有其所適合的預測模式，由圖 4.2 可以得知：

1. JO 與 PP 系列則較適合使用二階段需求預測之線性迴歸進行需求預測。
2. JF 系列則較適合使用二階段需求預測之非線性迴歸進行需求預測。
3. AA 系列則可使用二階段需求預測之線性模式或灰預測進行需求預測。
4. JB 和 JD 系列則可使用二階段需求預測之線性或非線性進行需求預測。
5. 其他系列則可使用二階段需求預測任一預測模式進行需求預測。

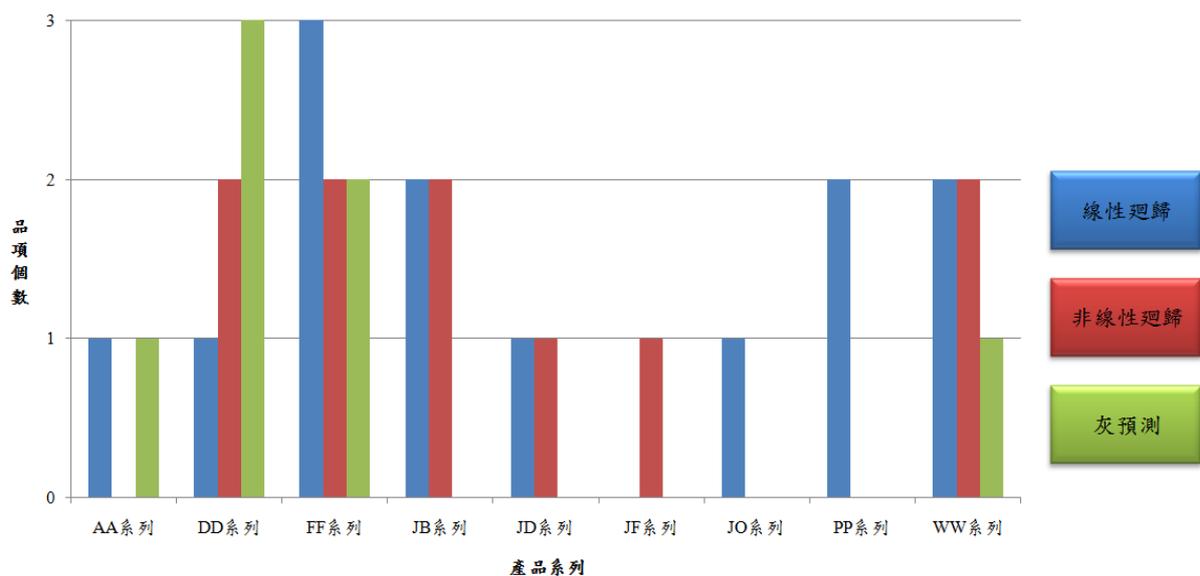


圖 4.2 九個產品系列適合模式

4.3 本章結論

本章的重點在於驗證本研究提出的二階段需求預測法的合理性與準確度，套用於某家民生消費性用品 F 公司所提供的數據上，在本章呈現了 30 個品項的平均絕對百分比誤差(MAPE)，並與過去應用在 CPG 產業預測方法相互比較，得到以下結論：

1. 本研究所提出的二階段需求預測法除了明顯優於過去應用在 CPG 產業的傳統預測方法外，也明顯優於 CART，其中又以非線性迴歸預測結果最佳。
2. 在二階段需求預測法中的線性和非線性模式，與未分割資料的線性和非線性模式相比較，結果為二階段需求預測法中的線性和非線性模式較佳，因此驗證了本研究所提出的先將資料分割使其變異縮小，能增加預測的準確度的概念。
3. 時間序列是使用數值與數值間的關係進行預測，並沒有考慮促銷活動對銷售量的影響，因此可以發現時間序列不論是與二階段需求預測法或促銷預測法進行比較，其預測能力較差。
4. 在過去的研究中，有學者提出使用迴歸分析法所需要的最小案例筆數為 10 至 20 筆以上(表 2.2)，迴歸分析法的預測結果才能達到一定的準確度，然而本研究使用了 30 個品項進行第一階段的銷售資料分割，其分割結

果之葉節點，會遭遇案例筆數不足 10 筆，但仍使用迴歸分析法進行預測的狀況，但 30 個品項之預測結果得知，銷售資料經過分割且案例筆數不足 10 筆使用迴歸分析法進行預測，其預測結果較傳統迴歸分析法佳且較具信度和效度。

5. 若在不同環境下選用所適合預測模式明顯的優於使用單一預測模式。

第五章 結論與建議

5.1 結論

CPG 產業的產品經過促銷後，將造成銷售量的大幅波動，而促銷活動期間的銷售量該如何預估而得一直是 CPG 產業待解決的問題，因此 CPG 產業需要發展一套穩定且合適的促銷預測方法。國內有關促銷方面的研究大多著重於探討促銷活動對消費者購買行為的影響，或者探討價格促銷的頻率與幅度影響消費者選購產品品牌之研究；而國外有關促銷相關的研究則有探討不同品牌間進行降價促銷與非價格促銷活動對產品銷售量的影響性。而在促銷需求預測方面，過去相關的研究大多藉由各種傳統預測方法和迴歸樹對需求做預測，但產品經過促銷，將造成在促銷時期銷售量大幅上升的現象，造成 CPG 產業無法有效應用過去的促銷需求預測法。

因此，本研究將提出二階段需求預測法，在階段一中分割銷售資料，使其各葉節點之銷售數量變異程度縮小以增加預測準確度，在階段二中再將分支後的葉節點資料使用三種不同的預測方法(灰預測、線性迴歸模式、非線性迴歸模式)進行預測。本研究運用某家民生消費性用品 F 公司提供的 30 個品項進行實証，與過去應用在 CPG 產業的促銷預測方法（線性與非線性迴歸模式、CART）與時間序列法（ARIMA、指數平滑法）進行比較，結果是本研究所提的二階段需求預測法最為準確，其中又以非線性模式最為準確；並且實驗結果有兩個發現，一為時間序列的預測能力最差，因為它是使用數值與數值間的關係進行預測，並沒有考慮促銷活動對銷售量的影響。二為先將資料分割使其變異縮小，能夠增加迴歸分析法（線性和非線性模式）預測的準確度。

往後 CPG 業者可參考第一階段的分割結果得知影響銷售量的最大原因例如：促銷活動或降價，進而決定未來的促銷方案，而在第二階段則可根據不同的促銷環境選用適合的預測模式預測未來該促銷活動期間的銷售數量。然而，藉由有效益的促銷策略(銷售數量、銷售價格)將有利於決策人員決定促銷提案時的參考依據。

5.2 建議與未來發展

本研究以資料探勘的手法探討不同的促銷活動對銷售量的影響，發展出一套適合 CPG 產業的促銷預測方法，但由於時間與範圍廣泛，尚有許多是值得可以繼續做更深入的研究與探討部分，因此，本研究針對未來可持續進行的研究方向與研究重點，整理歸納如下：

1. 後續值得我們關注的是，本研究的促銷預測方法僅考慮一家自有品牌公司的產品，當進行不同的促銷活動時，對其產品銷售量的影響。但實際上可以進一步針對不同的競爭品牌對同質性產品進行的促銷活動，對公司產品銷售量的影響情形做探討。
2. 影響的銷售量的因素很多，本研究僅以案例公司常用促銷方式來探討，後續更可以將可能影響銷售量的其他因素考慮進來，以促使二階段需求預測方法更趨於完善。
3. 礙於取得實銷量的數據有限，因此本研究僅針對一家數據完整的通路商所提供的資料進行預估，未來如果欲分析相同品項在不同通路之間的促銷預測效益，本研究建議可以將各個通路的促銷相關資料(例如：促銷檔期、促銷價格、促銷和行銷活動內容等)收集的更為完善，將有利於各產品項的促銷預測。
4. 由於本研究在第一階段將銷售資料分割後，目前在第二階使用灰預測、線性與非線性迴歸進行預測，本研究建議未可以結合以上三種預測模式，給予不同權重值，發展出第四種的組合性預測法。
5. 當發展出一套適用於 CPG 產業的促銷預測方法後，更可進一步探討促銷價格與活動對於銷售數量之影響程度，也就是當 CPG 產業欲設定未來一年度的銷售量目標時，將可以建議適當的促銷價格與促銷活動來幫助 CPG 產業以最佳促銷策略來達成銷售量目標。
6. CPG 產業每年對促銷活動所投入的資源為數可觀，為使需求與配銷規劃能更有效運作，未來也可針對 CPG 產業之配銷經費與資源做更進一步的規劃及改善。

參考文獻

- Aaker, D. A. (1973). Toward a Normative Model of Promotional DecisionMarketing. *Management Science*, 19, 593-603.
- Akay, D., & Atak, M. (2007). Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey. *Energy*, 32(9), 1670-1675.
- Alexander, W. P., & Grimshaw, S. D. (1996). Treed Regression. *Computational and Graphical Statistics*, 5, pp.156-175.
- Alon, I., Qi, M., & Sadowski, R. J. (2001). Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(3), 147-156.
- Ari, B., & Guvenir, H. A. (2002). Clustered Linear Regression. *Knowledge-Based Systems*, 15, No.3, pp. 169-175.
- Beem, R. A., & Shaffer, H. J. (1981). Triggers to customer action some elements in a theory of promotional inducement. *marketing Science Institute*, 8, 81-106.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *classification and Regression Trees*. New Yourk: Chapman & Hall.
- Chaudhuri, P., Huang, M. C., & Loh, W. Y. (1994). Piecewise-polynomial regression trees. *Statistica Sinica*, 4, pp.143-167.
- Cooper, L. G., Baron, P., Levy, W., Swisher, M., & Gogos, P. (1999). PromoCastTM: A New Forecasting Method for Promotion Planning. *MARKETING SCIENCE*, 18(3), 301-316.
- Cooper, L. G., & Giuffrida, G. (2000). Turning Datamining into a Management Science Tool: New Algorithms and Empirical Results. *Management Science*, 46(2), pp. 249-264.
- Davidson, J. H. (1987). *Offensive Marketing: How to Make Your Competitors Follow* (2th ed.): England: Gower Publishing Company Limited.
- Dobra, A., & Gehrke, J. E. (2002). *SECRET: A Scalable Linear Regression Tree Algorithm*. Paper presented at the Eighth ACM SIGKDD International conference on Knowledge Discovery and Data Mining.
- Frank, E., Wang, Y., Inglis, S., Holmes, G., & Witten, I. H. (1998). Using Model Trees for Classification. *Mach. Learn.*, 32(1), 63-76.
- Gür Ali, Ö ., Serpil, S., Tom, v. W., & Jan, F. (2009). SKU Demand Forecasting In The Presence Of Promotions. *Expert Systems with Applications*, 36(10), 12340-12348.
- Holmes, G., Hall, M., & Frank, E. (1999). *Generating rule sets from model trees*. Paper presented at the the 12 Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, sydeny,austraila.
- Hsu, L.-C. (2003). Applying the Grey prediction model to the global integrated

- circuit industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 70(6), 563-574.
- Kampichler, C., Dzeroski, S., & Wieland, R. (2000). Application of Machine Learning Techniques to the Analysis of Soil Ecological Data Bases: Relationships between Habitat Features and Collembolan Community Characteristics. *Soil Biology & Biochemistry*, 32,2, pp.197-209.
- karalic, A. (1992). *Employing linear regression in regression tree leaves*. Paper presented at the 10th European Conference on Artificial Intelligence.
- Kotler, P. (1991). *Marketing Management: Analysis, Planning, Implementation and Control* (7th ed.). NJ:prentice-Hall, Inc.
- Kotler, P. (1998). *Marketing Management: Analysis, Planning, Implementation and control* (9th ed.): NJ:Prentice-Hall Inc.
- Kotler, P. (2002). *Marketing Management : Analysis, Planning, Implementation and Control* (10th ed.): NJ:prentice-Hall, Inc.
- Kotler, P. (2003). *Marketing Management : Analysis, Planning, Implementation and Control* (11th ed.). NJ: Prentice Hall.
- Kumar, V., & Leone, R. P. (1988). Measuring the Effect of Retail Store Promotions on Brand and store Substitution. *JMR*, 25, 2, p.178.
- Moore, D. J., & Olshavsky, R. W. (1989). Brand Choice and Deep Price Discounts. *Psychology and Marketing*, 6,3, 181-196.
- Mulhern, J. F., & Daniel, T. P. (1995). The Relationship Between Retail Price Promotion and Regular Price Purchases. *Journal of Marketing*, 59, p.83-90.
- Quinlan, J. R. (1992). *Learning with Continuous Classes*. Paper presented at the The 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence.
- Raghubir, P., & Corfman, K. (1999). When Do Price Promotions Affect Pretrial Brand Evaluations? *Journal of Marketing Research*, 36 (May), p.211-222.
- Roiger, R. J., & Geatz, M. W. (2003). *Data Mining: A Tutorial-Based Primer*. New York: Addison Wesley.
- Shimp, T. A. (Ed.). (1993). *Promotion management and marketing communications*. C-hicago, IL: Dryden Press.
- Silva-Risso, J. M., Bucklin, R. E., & Morrison, D. G. (1999). A decision support system for planning manufacturers' sales promotion calendars. *Marketing Science* 18, 274-300.
- Still, R. R., Edward, W. C., & Norman, A. P. G. (1988). *Sales Management decisions, strategies, and cases*. NJ: Prentice-Hall International.
- Tang, Z., & Fishwick, P. A. (1991). Time series forecasting using neural networks vs. Box-Jenkins methodology. *simulation*, 57, 303-331.

- Thomas, R. W., & Simpson, E. K. (1992). *Sales Management text & Cases* (2th ed.). Boston: PWS-Kent.
- Torgo, L. (1997). *Fuctional models for regression tree leaves*. Paper presented at the 14 th Internaitional Conference on Machine Learning.
- Wang, Y., & Witten, I. H. (1997). *Inducing Model Trees for Continuous Classes*. Paper presented at the the 9th European Conference on Machine Learning.
- Winer, R. S. (1988). *Behavioral perspective on pricing: buyers' subjective perceptions of price revisited*. MA: Lexington Books.
- Witten , I. H., & Frank, E. (2005). *Data Mining:Practical Machine Learning Tools and Techniques* (2th ed.). San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Wittink, D. R., Christen, M., Gupta, S., Porter, J. C., & Staelin, R. (1997). Using Market-Level Data to Understand Promotion Effects in a Nonlinear Model. *Marketing Research*, 34(3), 322-334.
- Wittink, D. R., Heerde, H. J., & Leeftang, P. S. H. (2002). How promotions work: Scan*Pro-based evolutionary model building. *Schmalenbach Business Review*, 198-220.
- 方上鵬. (2000). *自有品牌商品需求預測模式*. 東海大學工業工程與經營資訊學系研究所碩士論文.
- 田建國, & 黃賜墾. (1986). 類灰色動態投入產出優化模型的設計及農業經濟發展規則的應用. *經濟數學*第 13 卷第 1 期, 64-70.
- 刘思峰, 党耀国, & 方志耕. (2004). *灰色系统理论及其应用* (3th ed.). 北京: 科学出版社.
- 林聰明, & 吳水丕. (1981). *指數平滑法選擇與應用*. 台北: 華泰書局.
- 春日井博著. (1988). *需求預測入門*. 台北: 書泉出版.
- 陳彥琴. (2005). *應用灰色理論預測新上市之生技保健食品銷售量*. 國立成功大學工業與資訊管理學系碩士在職專班碩士論文.
- 溫坤禮, 黃宜豐, 陳繁雄, 李元秉, 連志峰, & 賴家瑞. (2002). *灰預測原理與應用*. 台北: 全華科技圖書.
- 廖雅婷. (2009). *專題調研報告:2009 年度廣告量分析報告*.
- 潘曉葦. (2000). *需求預測模式之建立*. 台灣科技大學資訊管理學系研究所碩士論文.
- 蔡鴻文. (2001). *價格促銷頻率、幅度與外部參考價格對消費者行為*. 國立台灣大學商學研究所碩士論文.
- 鄧聚龍. (2002). *灰理论基础*. 武漢: 華中科技大學出版社.
- 鄧聚龍. (2003). *灰色系統理論與應用*. 台北: 高立圖書公司.
- 薛國強. (1996). *應用類神經網路與模糊神經網路於智慧型銷售量預測系統*

建立之研究. 高雄工學院管理科學研究所碩士論文.

附錄

品項	重要因子	環境		品項	重要因子	環境	
		D3	D4			D3	D4
品項 1	非價格促銷	*	線性	品項 16	非價格促銷	*	線性
品項 2	折扣	非線性	*	品項 17	非價格促銷	線性	*
品項 3	非價格促銷	*	線性、 非線性	品項 18	非價格促銷	*	非線性
品項 4	非價格促銷	非線性	*	品項 19	非價格促銷	線性	*
品項 5	非價格促銷	非線性	*	品項 20	非價格促銷	線性	*
品項 6	非價格促銷	非線性	*	品項 21	非價格促銷	線性	*
品項 7	非價格促銷	線性	*	品項 22	非價格促銷	非線性	*
品項 8	非價格促銷	灰預測	*	品項 23	折扣	*	線性
品項 9	非價格促銷	*	灰預測	品項 24	非價格促銷	灰預測	*
品項 10	非價格促銷	*	灰預測	品項 25	非價格促銷	線性	*
品項 11	非價格促銷	灰預測	*	品項 26	非價格促銷	非線性	*
品項 12	非價格促銷	線性	*	品項 27	非價格促銷	非線性	*
品項 13	非價格促銷	線性	*	品項 28	非價格促銷	灰預測	*
品項 14	非價格促銷	非線性	*	品項 29	非價格促銷	線性	*
品項 15	非價格促銷	*	非線性	品項 30	非價格促銷	灰預測	*

D3:過年期間將產品進行陳列展示並且使用大型看板與立體陳列置於走道或使用搖搖卡等以吸引顧客注意而賣場有摸彩活動。

D4:過年期間將產品進行”DM 促銷”與陳列展示並且使用大型看板與立體陳列置於走道或使用搖搖卡等以吸引顧客注意而賣場有摸彩活動。

*：表資料不足，可以進行需求預測，但無法選擇最適之預測模式。

非價格促銷：陳列展示、大型看板、立體陳列置於走道、搖搖卡、摸彩。

價格促銷：降價。