

協同預測於供應鏈 庫存管理之模擬研究

指導教授：郭幸民 博士
研究生：陳志剛

報告流程



研究動機

由於全球化(Globalization)的趨勢，造成市場的競爭日益激烈。全球營運與供應鏈變得越來越重要是非常明顯的(Simchi-Levi, 2003)。在面對企業全球化的挑戰之下，唯有提高供應鏈成員間合作的效率，才能提升在市場上的競爭力，故協同合作的觀念因此油然而生。

因此，許多協同合作之運作方式，一一發展出來，例如：QR、ECR、CRP、VMI、CPFR等，皆是透過供應鏈的資訊分享，達成協同合作的方式(Daugherty *et al.*, 1999)。

研究目的

主要目的：

- 模擬市場需求特性，如多產品、淡旺季、產品間相關性與產品自我相關性等，利用schedule module產生需求數據。
- 建構品類預測(category forecasting)與POS數據之協同預測方式，對於供應鏈中多產品與多經銷商之供應鏈之需求預測。
- 利用協同預測結果調整庫存策略，並以模擬方式，評估供應鏈中零售商的績效幅度。

文獻探討

主要分為三方面進行探討，分別是：

- 預測
預測之目的、需求不確定性與預測方式
- 協同預測
- 品類管理

預測

許振邦(2004)認為預測之目的係希望瞭解某特定庫存項目的需求量變化。在供應鏈中需要藉由預測以瞭解顧客的需求情形，進一步規劃庫存策略，以達庫存管理之效。

Chase *et al.* (2001)產生需求六種要素：

- 平均需求(average demand)
- 市場趨勢(trend factor)
- 季節循環(seasonal factor)
- 景氣循環(cyclical factor)
- 隨機變動(random variation)
- 需求自我相關(autocorrelation)

需求不確定性

Bartezzaghi *et al.* (1999) 認為造成Lumpy demand之現象，其中的不確定因素：

- 潛在顧客群
- 顧客的差異性
- 顧客訂單的頻率
- 顧客訂貨量的變化
- 不同顧客需求的相关性

需求不確定性

Tee and Rossenti (2002) 提出當需求出現“淡旺季”(Stationary& Non-stationary)的不確定情形，對於庫存造成影響。

假設需求機率分配在Stationary時為Poisson，而在Non-stationary時為Non-Poisson的機率分配，且具有季節趨勢的條件下，透過模擬的方式，來表示淡旺季時需求的差異性。

預測

| 種類 | 預測內容 | 預測方法 |
|--------------------|----------------------|---|
| 定性預測(Qualitative) | 以主觀的直覺、估計對於預測進行判定 | 市場調查(Market research) 德菲法(Delphi method) 歷史資料推論(Historical analogy) |
| 定量預測(Quantitative) | 根據過去已發生的歷史資料以進行預測 | 簡單移動平均法(Simple moving average) 加權移動平均法(Weighted moving average) 指數平滑法(Exponential smoothing) 雙重指數平滑法(Double Exponential smoothing) 迴歸分析法(Regression analysis) 趨勢投射法(Trend) Holt-Winter平滑法 |
| 因果關係(Casual) | 將需求與非時間性的因素，建立之間的相关性 | 迴歸分析法 投入/產出模式(Input/output model) 領先指標法(Leading Indicators) |
| 市場調查 | 從不同潛在顧客來收集資料 | 工業市場調查 消費市場調查 |

協同預測

Simchi-Levi(2003)在探討策略聯盟時提到，由於供應商較零售商更了解自身的前置時間與生產能力，所以當利潤逐漸下滑而顧客滿意越來越重要時，零售商與供應商之間的合作則愈顯意義。

因為需求的不確定性，導致決策者不得不使用複雜的預測方式，來降低需求不確定性對於庫存管理績效的影響。

另一方面，面對全球化所帶來的競爭壓力，單一企業的需求預測，並不能夠明顯地提升整體供應鏈的績效表現，而需利用協同合作的方式，透過上下游之間的資訊分享，達到協同預測之效果，才能真正提升整體供應鏈的績效(Tyan and Wee, 2003)。

協同預測

Bartezzaghi *et al.* (1999)當Lumpy demand之情況時，傳統的預測方法將無法避免嚴重的預測誤差。此學者認為對於預測的態度應由被動改為主動。

- 初期訂單(Early Sales)：
 - 利用主要顧客的初期訂單來推斷未來市場的可能需求。
- 提前訂單規劃(Order Over-planning)：
 - 在顧客正式下單前的主動收集資料並瞭解顧客的需求，同時將焦點放在主要顧客的採購過程上，將收集到的市場資訊用來估計整個市場的需求。

協同預測

Achabal *et al.* (2000)透過協同合作(Collaboration)的方式，利用VMI決策支援系統的資訊分享(Information sharing)方式，以提高庫存策略效率和降低預測誤差，進而改善補貨不及與缺貨的情形

學者於實驗中藉由VMI所提供的存貨資料進行預測，而其預測模型如下：

$$F(t) = S_0 V(t) M(x)$$

S_0 ：表示正常的銷售量

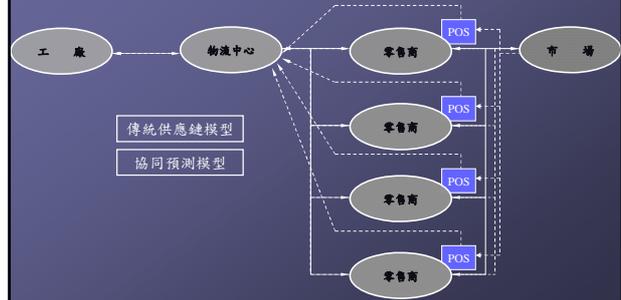
$V(t)$ ：表示週期性的季節因素

$M(x)$ ：表示促銷因素(Merchandising Effects)

研究設計

- 架構介紹
- 研究模型
- 市場需求特性
- 預測方式

架構介紹



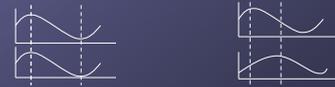
研究模型

- 零售商銷售與訂購流程
- 物流中心出貨及處理缺貨之流程
- 物流中心補貨之流程
- 供應商之生產製造流程



市場需求特性

- 多產品
零售商向物流中心所訂購的產品具有4種類型，由於種類的繁多，零售商或是物流中心需透過存貨分類管理，進一步以提升庫存效率。
- 淡旺季
產品需求之情形會因季節、趨勢等因素，會有明顯變化與起伏。此種情形會造成庫存管理上的困難，但是又無法避免與常見。



市場需求特性

- 產品間相關性(Correlation)
產品與產品間若相關性高，例如洗髮精與潤髮乳；牙刷與牙膏等，可能造成需求的劇烈起伏，所以對於零售商與物流中心之庫存管理形成相當重要的一部份，因此有了品類管理－零售商、品類預測－物流中心的概念。
- 產品自我相關性(Autocorrelation)
產品自我相關性的強弱，對於預測方式亦有所影響，例如自我相關性弱時，表示前後期的需求情形差異大，容易發生Lumpy demand之情形。相對地，當自我相關性強時，則容易預測。

預測方式

- 傳統供應鏈模型中的零售商與物流中心部份，所對於訂單需求的預測方式。

Holt-Winter 三參數指數平滑法

$$S_t = \alpha \frac{Y_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$$

$$I_t = \gamma \frac{Y_t}{S_t} + (1-\gamma)I_{t-L}$$

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m}$$

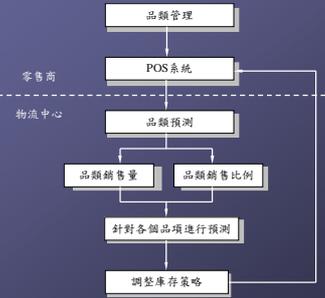


預測方式

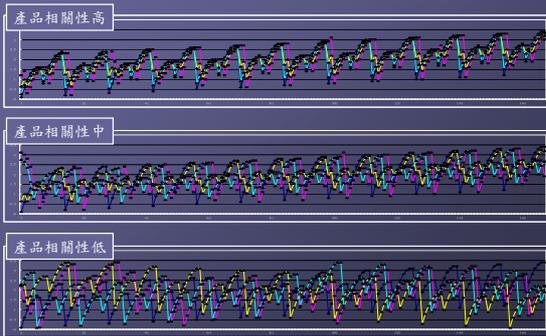
利用POS資料，提出下列協同預測模式：

- 零售商與物流中心的庫存策略為(s, S)
- 零售商對於產品進行品類管理，透過POS協同作業系統，提供POS的銷售數據給物流中心，物流中心進行品類預測
 - 零售商根據產品間相關性的高低，將品項分類
 - POS系統會即時將零售商的銷售量，傳送給物流中心
 - 物流中心接收到全部零售商的POS資料後，隨即進行品類預測
 - 物流中心將根據預測值，進而調整庫存策略(s, S)

預測方式



實驗設計



實驗設計

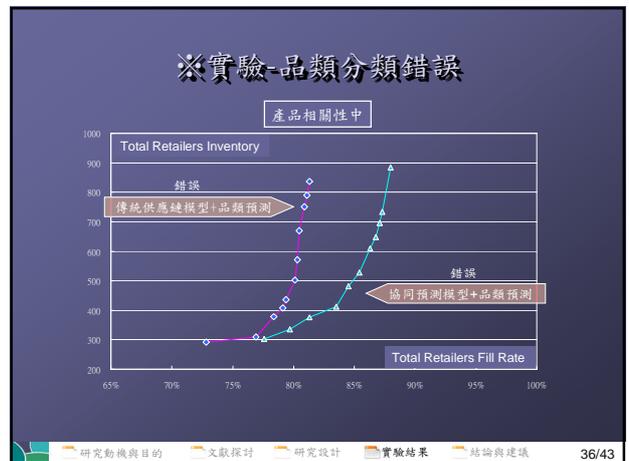
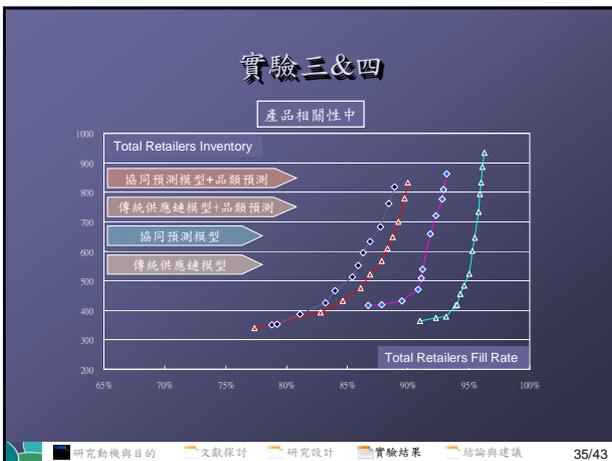
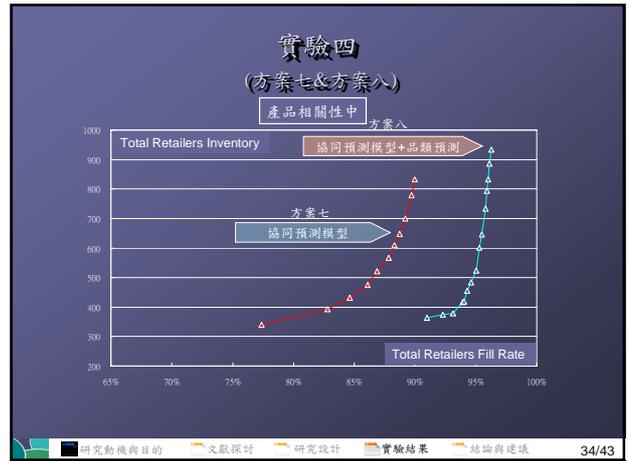
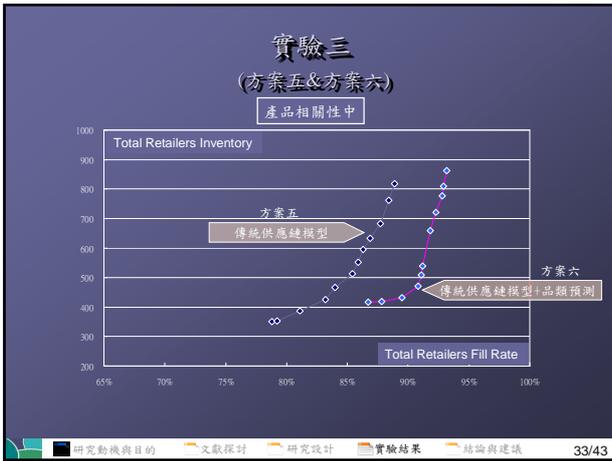
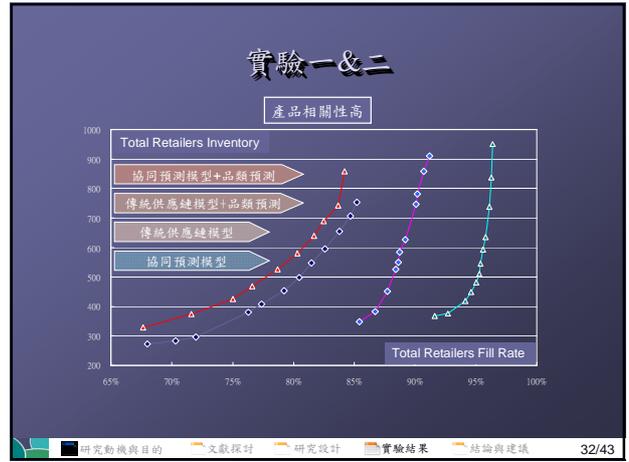
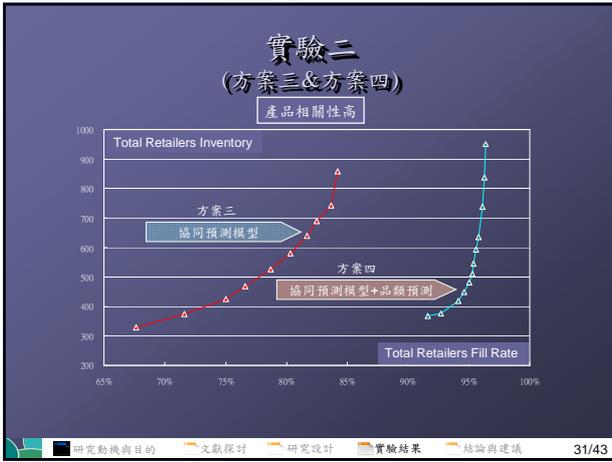
| 物流中心 批量 | 零售商 批量 | 物流中心 批量 | 零售商 批量 | 物流中心 批量 | 零售商 批量 |
|------------|-----------|------------|-----------|------------|-----------|
| 21 | 8.0 | 20 | 5.5 | 19 | 3.0 |
| 21 | 7.5 | 20 | 5.0 | 19 | 2.5 |
| 21 | 7.0 | 20 | 4.5 | 19 | 2.0 |
| 21 | 6.5 | 20 | 4.0 | 19 | 1.5 |
| 21 | 6.0 | 20 | 3.5 | 19 | 1.0 |
| 21 | 5.5 | 20 | 3.0 | 18 | 0.0 |
| 21 | 5.0 | 20 | 2.5 | 18 | 7.5 |
| 21 | 4.5 | 20 | 2.0 | 18 | 7.0 |
| 21 | 4.0 | 20 | 1.5 | 18 | 6.5 |
| 21 | 3.5 | 20 | 1.0 | 18 | 6.0 |
| 21 | 3.0 | 19 | 8.0 | 18 | 5.5 |
| 21 | 2.5 | 19 | 7.5 | 18 | 5.0 |
| 21 | 2.0 | 19 | 7.0 | 18 | 4.5 |
| 21 | 1.5 | 19 | 6.5 | 18 | 4.0 |
| 21 | 1.0 | 19 | 6.0 | 18 | 3.5 |
| 20 | 8.0 | 19 | 5.5 | 18 | 3.0 |
| 20 | 7.5 | 19 | 5.0 | 18 | 2.5 |
| 20 | 7.0 | 19 | 4.5 | 18 | 2.0 |
| 20 | 6.5 | 19 | 4.0 | 18 | 1.5 |
| 20 | 6.0 | 19 | 3.5 | 18 | 1.0 |

實驗設計

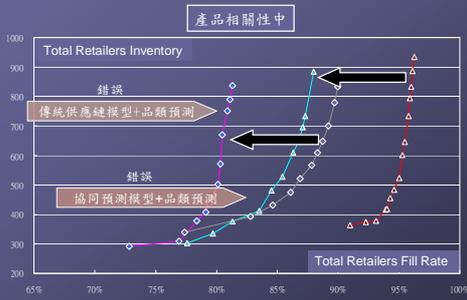
- Replication : 100次
- Warm-up Period : 50天
- Repication Length : 350天
- 總零售商平均達交率 : 96.4% ± 0.9%
- 總零售商庫存水準 : 1040 ± 19

實驗一 (方案一&方案二)



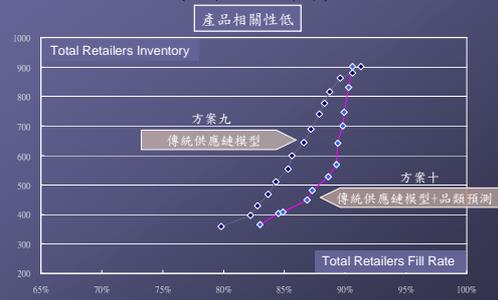


※實驗-品類分類錯誤



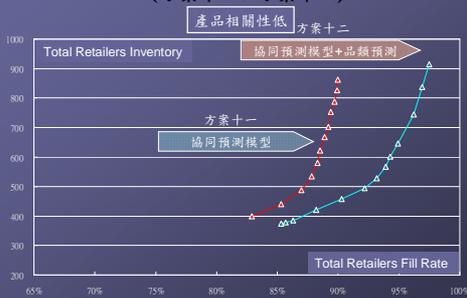
研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 37/43

實驗五 (方案九&方案十)



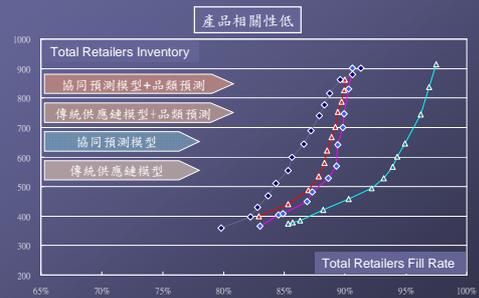
研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 38/43

實驗六 (方案十一&方案十二)



研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 39/43

實驗五&六



研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 40/43

結論與建議

- 執行品類預測能有效提高零售商之達交率與庫存水準
- 同時運用POS之協同預測並搭配品類預測兩項方式所展現的績效表現最為突出。
- 當產品相關性低時，傳統供應鏈執行品類預測並無明顯的改善。
- 若品類預測的品類分類錯誤，造成對於協同預測模型的影響勝於傳統供應鏈模型。

研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 41/43

結論與建議

- 上游供貨不穩定與下游資訊不正確的情形
- 將供應鏈整體的成本與時間列入考量

研究動機與目的 文獻探討 研究設計 實驗結果 結論與建議 42/43