

## 第五章、結論與建議

本章簡單分為兩個部分，第一部分根據第三章實驗設計與第四章實際資料實驗所獲之結果，來歸納出一些重要的結論與建議。而在第二部分將就本研究中可再深入的議題與未來研究方向作建議。

### 5.1 結論

本研究所提之混合預測模型係結合時間序列預測模型、多元回歸模型與基因演算法之三階段預測模型，並根據基因演算流程之不同，有兩種基因演算預測模型(本研究模型一、本研究模型二)。以兩個產品之銷售事件與歷史資料各進行 4 期預測、8 期預測、12 期預測實驗 10 次。並將 10 次實驗平均績效與 Jeong 等人 (2002) 之預測模型與一般統計回歸模型預測績效相比較。所獲得結果歸納如下：

1. 由產品 A 與產品 B 之實驗中發現，以 MAPE、MAD、MSE 或是預測與實際值比平均指標來看，不論是 4 週、8 週、12 週預測之結果，本研究所提之三階段預測方法(本研究模型一、本研究模型二)——結合時間序列預測模型、多元回歸模型與基因演算法之預測模型之預測結果，皆優於 Jeong 等人預測模型、一般回歸模型、時間序列指數平滑模型之預測結果。由此呼應 Lapade(2000) 或 Charles(2000) 等人所主張混合預測方法可提升預測績效較佳之說法。
2. 就基因演算流程方法部分來看，本研究模型一與本研究模型二之預測結果，以本研究模型二為佳。  
亦即在不同基因演算流程績效部分，兩種基因演算流程中，模型二之交配部分採用簡單單點交配、內嵌式突變之基因演算法所獲得之結果較採用模糊運算子交配之基因演算法佳。推論其原因，應該是因為模型二基因交配流程中，採用兩次突變(簡單交配後先進行一次內嵌式突變，然後隨後再進行一次獨立變異)，較模型一多了一次變異機會，使該模型解在全域最佳解的搜尋上更有效率。
3. 將使用基因演算法最佳化之 Jeong 等人預測模型模型預測績效與僅使用統計軟體求出之一般回歸模型預測績效來比較，以 Jeong 等人預測模型之預測結果為佳。亦即利用基因演算法在求短期回歸參數解最佳化，進行短期預測部份，確實可以改善傳統以最小平方法求解統計回歸模型參數解預測誤差率大之問題。此結果亦與 Jeong 等人(2002) 之研究結果相呼應。
4. 若將產品 A 與產品 B 之實驗結果相比較，發現產品 B 之實驗預測結果較產品 A 差，推論其原因可能是產品 B 銷售量高低起伏變化較大，致使預測結果之

## 變異性亦較大

在 CPFR 流程下，強調買賣雙方透過完整、即時資訊的交流，進行短期、單一銷售預測，以提供雙方後續訂單預測、訂單補貨等決策的依據。以期能降低不確定性、提高預測的準確度。本研究中，透過混合應用時間序列分析、多元回歸模型以達到互補個別方法長短之功效，將可得、夥伴互動協同資訊：如銷售端 POS 資料、歷史資訊、規劃的促銷事件、廠商端的產品訊息如產品生命週期、新產品引入等作為銷售量之解釋變數，讓資訊可以多元化、涵蓋過去與未來，並利用基因演算法進行短期最佳化參數運算，使模型更可以反應近期銷售特性，預測績效與品質因此可以提升，較傳統之統計回歸或時間序列方法為佳、較 Jeong 等人(2002)所提之一般線性回歸模型基因演算預測方法為佳。可以作為 CPFR 流程下欲進行協同銷售預測或一般銷售預測之相關人員參考。

## 5.2 後續研究方向與建議

本研究由於時間上與資料取得之限制，在驗證上僅採用單一廠商同類別之兩種產品進行實驗。而所舉之回歸模型解釋變數部分，僅先著重於零售業消費性產品之銷售影響因素。由於不同產業別、產品別其銷售影響變數或許有差異，後續研究可以考量不同產品特性發展相關銷售預測解釋模型，並以更多不同類別與屬性之產品資訊進行驗證。

本研究中所舉之銷售量影響因素多屬可量化、確定之因素，然而在實際銷售面，仍有許多事件與訊息是屬於較難量化的、不是有或無的問題，而是程度上之問題，有時存在不確定性或時間變異(Time variant)，而這些影響程度之經驗知識往往存在專家與實務者之腦中，後續有興趣之學者在模型中可以加入模糊模型，使預測模型中可同時將專家經驗納入，以發展更精確之預測方法。