

東 海 大 學

工業工程與經營資訊學系



碩士論文

射出成型製程參數最佳化之研究：
結合資料包絡法分析與數學規劃

研究生：黃振鈺

指導教授：黃欽印 博士

陳武林 博士

中華民國一〇二年六月

**Process Optimization for Plastic Injection Molding
by Data Envelope Analysis and Mathematical
Programming**

By
Chen-Yu Huang

Advisors: Prof. Chin-Yin Huang
Prof. Wu-Lin Chen

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

June 2013
Taichung , Taiwan

射出成型製程參數最佳化之研究： 結合資料包絡法分析與數學規劃

學生：黃振鈺

指導教授：黃欽印 教授
陳武林 教授

東海大學工業工程與經營資訊學系

摘 要

目前已發展出多種可以快速搜尋射出成型之參數組合的方法，但射出成型的參數設定依舊互相影響且組合眾多，持續的在尋找參數設定之間的關係，已經無法因應產品生命週期短且從中需要節省支出來創造利潤的時代了。過去對於塑膠射出成型探討的文獻中都針對單一或多個品質特性進行分析討論或採用雙反應曲面法進行兩個品質特性分析討論，文獻中未見有探討從成本角度搭配進行分析衡量。故此，本研究透過複迴歸分析找出品質函數關係，並求得三個品質參數(翹曲、收縮、頂出時體積收縮)之迴歸方程式，進而透過輸入製程參數便可獲得一組對應的翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之輸出值，接著透過資料包絡法衡量出最有效率的參數組合，在經由成本方程式進行轉換，一樣透過複迴歸分析找出成本函數關係，並應用數學規劃LINGO求解一組最小成本參數組合，透過此組解與先前有效率之50組參數組合進行衡量，找出成本最小之預測值及製程參數值，最後透過Moldflow驗證最佳參數組合之準確性。

本研究使用 Moldflow 軟體內建零件模型進行分析，以射出時間、射出壓力、保壓時間、保壓壓力、冷卻時間、冷卻劑溫度、熔劑溫度、模具溫度、開模時間等九個製程參數作為初始控制因子。首先，以 Moldflow 模擬軟體進行實際充填模擬，再進一步利用田口直交表及變異數分析找出製程之顯著因子(射出時間、射出壓力、保壓時間、保壓壓力)，接著透過複迴歸分析結合資料包絡法搜尋出最佳化翹曲、收縮及頂出時體積收縮之最佳解組合。其參數組合透過成本方程式轉換成成本，接著透過複迴歸分析結合數學規劃搜尋出最小化成本參數組合，並與效率前緣線上之參數組合進行衡量，找出成本小且高效率之參數組合。故本研究提出一個可行的步驟方法，作為公司進行整體考量時的參考方法。

關鍵字詞： 塑膠射出成型、數學規劃、複迴歸分析、資料包絡法、最佳化

Process Optimization for Plastic Injection Molding by Data Envelope Analysis and Mathematical Programming

Student: Chen-Yu Huang

Advisors: Prof. Chin-Yin Huang

Prof. Wu-Lin Chen

Department of Industrial Engineering and Enterprise Information
Tunghai University

ABSTRACT

We developed a variety of injection molding can quickly search for a method of parameter combinations, but injection molding parameter settings still affect each other and the have many combinations. If we continued to looking for the relationship between the parameters settings, it can not be unable to the product of the life cycle and we need to save cost for create profits. In the past for the plastics injection molding of literature in general on a single quality characteristic analysis or use response surface method to do two quality characteristics analysis. So we consider the cost to dissus in this paper. In this thesis, use multiple regression analysis to identify multiple dependent variables for a functional relationship between one independent variable. And create a predictive model for warpage, shrinkage and volumetric shrinkage at ejection. Then use data envelopment analysis to find the optimum process parameter combinations. Finally, confirmed by the software Moldflow. And apply the mathematical programming method Lingo for solving a set of the minimisation of total cost parameter combinations, Through this group, an efficient solution with 50 sets of parameter combinations to measure, find the predictive value of the minimum cost and process parameters, and finally through the best parameter combination Moldflow verify the accuracy.

In this study, use the software Moldflow of built part model to analysis. And nine process parameters are considered in the research: injection time, injection pressure, packing time, packing pressure, cooling time, cooling temperature, mold-open time, melt temperature, and mold temperature. First, use the software Moldflow to the actual filling simulation. And use Taguchi's orthogonal array and ANOVA to find the significant factors of process. Finally, use combination of multiple regression analysis and data envelopment analysis to optimal the warpage, shrinkage and volumetric shrinkage at ejection. In this study, I anticipate that the procedure applied in my thesis will prove a useful modeling/optimization procedure that can be applied in practice to injection molding, and potentially to other polymer processes. Parameter combinations to transform cost that use the cost equation Use combination of multiple regression analysis and Mathematical Programming. In this study, I anticipate that the procedure applied in my thesis will prove a useful modeling/optimization procedure that can be applied in practice to injection molding, and potentially to other polymer processes.

**Keywords : Injection Molding, Mathematical Programming, Multiple Regression
Analysis, Data Envelopment Analysis, Optimization**

誌謝

自己在外求學轉眼間已經六年了，這六年在東海的日子裡，回憶裡充滿酸甜苦辣的滋味，大學時期培養了獨立的個性但依舊玩心不減，但是經過研究所這兩年的洗禮，學習領悟到非常多對自己未來人生道路上有所幫助的生活態度，學習知識的腳步不會因擺脫學生身分而停止，但擁有正確的態度可以讓我走得很踏實、穩健。

感謝黃欽印老師與陳武林老師在學術上給我無私的指導、在態度上給我耐心的叮嚀，兩年來，一次又一次的 Meeting 完成了這份論文，老師們花費的時間跟精神我由衷感謝。研究所學習過程中，最珍貴的不僅僅是解決問題的方法更重要的是自己的邏輯思考與口頭報告能力，這兩項是兩年來日積月累的最大進步，老師們總是無厭其煩的叮嚀與囑咐，非常感恩。

謝謝我最愛的家人，爸媽給了我勇氣跟機會也提供了無後顧之憂的後盾，好讓我在外求學生活能盡情的享受生活、體驗人生，不管在外發生什麼事情，都給我最大的依靠，謝謝你們。在此特別感謝黃欽印老師，當我遇到困難求助無門的時候，我都像做錯事的小孩一樣心虛的找上老師，老師總是給我嚴厲的勸戒然後全心的幫我解決問題，最後給我最大的祝福跟安慰。在人生重要蛻變的過程中，也慶幸有這麼願意拉拔我的黃欽印老師，才有現在的我，現在的我並非偶然，感謝老師。

謹將這份成果獻給每一位幫助過我的貴人，有你們支持及鼓勵，才能完成此論文。

黃振鈺 謹誌於

東海大學工業工程與經營資訊研究所

虛擬企業與資料探勘研究室

中華民國一〇二年六月

目錄

摘要.....	I
ABSTRACT.....	II
目錄.....	IV
表目錄.....	V
圖目錄.....	VI
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的與範圍.....	1
1.3 研究架構與流程.....	3
第二章 文獻探討.....	6
2.1 射出成型簡介.....	6
2.2 射出成型成品品質因素.....	8
2.3 射出成型機器控制及製程控制.....	10
2.4 射出成型常用之最佳化方法.....	11
2.5 資料包絡法.....	14
2.6 小結.....	22
第三章 研究方法.....	23
3.1 模流分析.....	24
3.2 田口直交表結合變異數分析.....	34
3.3 迴歸分析.....	36
3.4 資料包絡法_BCC 模型.....	42
3.5 數學規劃_成本方程式.....	46
第四章 實驗模擬與分析.....	48
4.1 田口直交表結合變異數分析_品質特性.....	48
4.2 複迴歸分析_品質特性.....	61
4.3 資料包絡法_品質特性.....	73
4.4 成本方程式.....	79
4.5 複迴歸分析_成本.....	81
4.6 數學規劃.....	84
4.7 驗證.....	87
第五章 結論及未來研究方向.....	90
5.1 結論.....	90
5.2 未來之研究方向.....	90
參考文獻.....	91
附錄 A: 實驗 81 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比.....	93
附錄 B: 各品質參數之顯著性檢定.....	96

表目錄

表 2.1 射出成型文獻之整理	12
表 2.2 實驗室之相關研究	14
表 3.1 本研究之製程參數初始設定值	31
表 4.1 本研究選用之製程參數及品質特性	48
表 4.2 本研究之各參數因子水準	49
表 4.3 本研究之 L27 直交表	50
表 4.4 本研究之 L27 直交表對應之參數組合	51
表 4.5 實驗 27 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比模擬結果	52
表 4.6 T2429 之變異數分析表	53
表 4.7 T2125 之變異數分析表	54
表 4.8 T2152 之變異數分析表	55
表 4.9 T1000 之變異數分析表	56
表 4.10 T2580 之變異數分析表	57
表 4.11 T1538 之變異數分析表	58
表 4.12 L1 之變異數分析表	59
表 4.13 Volume 之變異數分析表	60
表 4.14 本研究整理之顯著因子結果	61
表 4.15 翹曲之自變數的挑選	63
表 4.16 收縮之自變數的挑選	64
表 4.17 頂出時體積收縮比之自變數的挑選	65
表 4.18 翹曲之迴歸係數及顯著性檢定	71
表 4.19 收縮之迴歸係數及顯著性檢定	72
表 4.20 頂出時體積收縮比之迴歸係數及顯著性檢定	72
表 4.21 四個顯著製程參數之新因子水準	73
表 4.22 投入、產出變數之相關性分析	75
表 4.23 1296 組 DMUs 之整體效率分析	76
表 4.24 1296 組 DMUs 之參考群體分析	78
表 4.25 成本之自變數的挑選	81
表 4.26 成本之迴歸係數及顯著性檢定	84
表 4.27 Lingo 求解成本最小化	85

圖目錄

圖 1.1 本研究之架構與流程	5
圖 2.1 塑膠射出成型步驟	6
圖 2.2 射出成型機結構	7
圖 2.3 射出成型流程	8
圖 2.4 塑膠成型成品可能產生之瑕疵	9
圖 2.5 射出成型常見的缺陷及成因	10
圖 2.6 塑膠射出成型加工流程	11
圖 2.7 包絡曲線圖	15
圖 2.8 技術效率與配置效率	16
圖 3.1 本研究方法之步驟	23
圖 3.2 塑膠射出成型 CAE 分析之三大步驟	25
圖 3.3 本研究模型之網格圖示	26
圖 3.4 本研究模型之網格圖示	26
圖 3.5 本研究模型之詳細網格檢定	27
圖 3.6 本研究模型之澆口設置	28
圖 3.7 本研究模型之澆口設置之充填結果	28
圖 3.8 本研究成品之冷卻系統	29
圖 3.9 本研究塑料之詳細物理特性資料	30
圖 3.10 本研究塑料之製造特性	30
圖 3.11 電腦模擬流程圖	32
圖 3.12 零件模型之製程參數測量點	33
圖 3.13 零件模型之製程參數測量點	34
圖 4.1 本研究之複迴歸分析之步驟	62
圖 4.2 翹曲之單向度圖形	66
圖 4.3 收縮之單向度圖形	66
圖 4.4 頂出時體積收縮比之單向度圖形	67
圖 4.5 翹曲之雙向度圖形	67
圖 4.6 收縮之雙向度圖形	68
圖 4.7 頂出時體積收縮比之雙向度圖形	68
圖 4.8 翹曲之影響力索引圖	69
圖 4.9 收縮之影響力索引圖	70
圖 4.10 頂出時體積收縮比之影響力索引圖	70
圖 4.11 本研究之資料包絡法分析步驟	74
圖 4.12 本研究之假設射出時間成本趨勢	79
圖 4.13 本研究之假設射出壓力成本趨勢	79
圖 4.14 本研究之假設保壓壓力成本趨勢	80
圖 4.15 本研究之假設保壓時間成本趨勢	80
圖 4.16 成本之單向度圖形	82
圖 4.17 成本之雙向度圖形	82
圖 4.18 收縮之影響力索引圖	83
圖 4.19 成本迴歸方程式之 Lingo 求解結果	84
圖 4.20 最小成本參數求解之結果	86

圖 4.21 50 實際值效率比較之結果	88
圖 4.22 50 組實驗組合比較	89

第一章 緒論

本章節主要在說明本研究之整體結構，透過研究背景與動機清楚導引出本研究之目的，並利用研究目的與範圍定義研究的範疇邊界，將依下列三點逐項說明：

1.1 研究背景與動機

在全球化的影響下，許多企業為了提升競爭優勢、創造利潤等，是需要不斷的有創新產品的推出和節省支出成本的因應辦法來面對競爭激烈的市場。企業生存關鍵最直接的就是盈餘、利潤，故節省支出成本、減少公司的不良品的浪費等相較來說就是最重要的焦點了。

塑膠材料的發展、應用技術已經非常純熟，至今依舊擁有很多特性、用途等無法被其他東西所取代。射出成型因其成型速度快且容易控制，透過模具設計出幾何形狀之產品後即可大量生產，故廣泛被中、小型企業所使用。

射出成型參數設定大致上可分為兩類：1、依照工程師過去使用之經驗，或透過試誤法調整其參數。2、工程師使用模流分析軟體，透過模擬找出適合之參數組合。這兩種方法都無法快速精準的找出最佳的參數組合，換句話來說就是必須花費相當多的時間跟成本。

故本研究針對在考慮製程成本情況下之塑膠射出成型製程參數組合，以田口直交表搭配變異數分析找出顯著之製程參數(射出壓力、射出時間、保壓壓力、保壓時間)，應用複迴歸分析結合資料包絡法找出最有效率之參數組合，透過成本方程式轉換，接著再應用複迴歸分析搭配 LINGO 找出最成本最小之參數組合。建立一套考慮製程成本情況下射出成型作業之翹曲、收縮與頂出時體積收縮比最佳化的搜尋方法。

1.2 研究目的與範圍

塑膠業節省成本最直接的方法就是減少不良品，射出成型製程牽涉影響因素非常多，影響產品的因子往往都是不可預測，如有收縮、翹曲、包風、流痕、凹陷、剪應力等。Park and Kim(2000)提出，「塑膠模具設計者通常須同時面對多樣缺陷，通常這些缺陷互相衝突與相依，因此，需要靠彼此之

間的交換、妥協才能得到最終解。他們發表的自動射出成型方法學共有兩個特徵：其一是實行運用理論，利用目標函數將原本多目標最佳化問題轉換為單目標最佳化問題。其二是自動考慮製程變異，以直接搜尋法為基礎完成塑膠射出最佳化程序，這個方法學已經成功運用在實際生產上，有助於提升產品的性能與品質。」

Liao et al. (2004)提出「射出成型條件設計中，減少收縮與翹曲量的產生為提高產品品質最重要的一部分。」Jansen et al.(1998)提出「保壓壓力及保壓時間為影響收縮很重要之因素。」Huang and Tai(2001)也提出「保壓壓力為影響塑件翹曲之最重要之參數，其次則是模具溫度、熔劑溫度及保壓時間等參數。」Ozcelik and Sonat(2008) 則認為「模具溫度、熔融溫度、射出時間、射出溫度為最小化翹曲之重要參數。」因此，透過文獻整理出九個重要的製程參數作為本研究之初始參數選擇，有射出時間、射出壓力、保壓壓力、保壓時間、冷卻時間、冷卻溫度、模具溫度、熔劑溫度、開模時間，希望考慮製程成本，但不希望這兩者互相影響其效率情況下，找出一最佳化射出成型製程參數組合，使得收縮、翹曲及頂出時體積收縮比降至最低。

本研究之詳細敘述如下：

本研究選擇九個初始參數，每個參數各有三個水準，故以 L27 田口直交表找出初始之 27 組實驗參數組合，並利用此 27 組參數組合以 Moldflow 進行模擬實驗，得出八組翹曲、一組收縮值及一組頂出時體積收縮值。接著以變異數分析表找出模型零件製程顯著之參數組合。

透過變異數分析所求得之顯著因子，為射出壓力、射出時間、保壓壓力、保壓時間共四個顯著因子三個水準進行全因子實驗即 81(3⁴)組之參數設定值，其餘的五個因子水準則固定在 Level 2(Moldflow 預設值)，再利用 Moldflow 進行模擬，取得品質特性翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之實驗數值。

以 SPSS Statistics 17.0 統計軟體將 81 組實驗數值透過複迴歸分析找出多個依變數對一個自變數之間的函數關係，並進行殘差分析以及影響力分析，刪除庫克距離較大的離群資料，接著再使用顯著性檢定檢查所有自變數 x 和依變數 y 的關係是否達到顯著水準，最後求得三個品質參數之迴歸

方程式，並透過輸入製程參數便可獲得一組對應的翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之輸出預測值。

接著透過三個品質參數之迴歸方程式所獲得的 1296 組預測之實驗數據，使用 Banxia Frontier Analyst 3 資料包絡法軟體之 BCC 產出模式衡量出最有效率的參數組合，亦即相對效率值為 1 者（落於生產邊界上），為具效率單位。

經過以上步驟求得之 50 組有效率之參數組合，透過成本方程式轉換成成本，其數值透過複迴歸分析找出最後求得一個成本參數之迴歸方程式，並透過 LINGO 解出該方程式之成本最小之組合，透過此點對其效率前緣上 50 組點找出最短距離之兩點，求出兩點間品質指標效率最小之參數組合。

最後將 LINGO 求解出的預測組之成本小且有效率參數組合，透過 Moldflow 進行模擬，取得翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之輸出實際值，與先前的 50 組有效率組合之實際值，透過比較證明最佳解之參數組合為 LINGO 求出之參數組合。

本研究主要之研究限制與範圍如下：

由於機台設備，企業實際成本未能確切掌握，本研究成本方程式是透過二元一次方程式轉換，透過四種假設圖形來進行假設。

由於資源及成本上的限制，本研究以模流分析軟體 Moldflow 代替實際射出成型機台，實驗所需數據皆由 Moldflow 軟體模擬取得。

在塑膠射出成型中，控制參數可分為機器參數及製程參數兩類。本研究僅考量製程參數因子的部分，部份機器參數則以 Moldflow 預設值設定。

本研究所考慮之九個製程參數皆假設為可控制因子，未考量之因子以 Moldflow 預設值設定。

1.3 研究架構與流程

本研究所使用之研究架構與流程主要分為四個階段：(1)射出成型流程之探討 (2)射出成型製程控制之發展文獻 (3)研究方法之發展 (4)軟體實作及分析。研究架構圖可參考圖 1.1。

步驟一、射出成型流程之探討

說明本研究之動機與目的，點出目前塑膠射出成型產業迫切面臨成本考量的挑戰及在參數設定上所遭遇之困難點及對於品質的影響，接著說明射出成型製造過程簡介及流程，透過熟悉射出成型之詳細步驟以了解各階段中眾多因素對於最終成品之影響。接著，說明射出成型產品的品質要素、機器參數、製程參數及其他製程流程對於產品品質特性影響的一系列過程。並說明塑膠射出成型產品導致不良品的缺陷情形。

步驟二、射出成型製程控制之發展文獻

對於過去應用在製程參數最佳化的文獻進行探討與分析，且說明製程控制和機器控制之間對於產品品質的影響。

步驟三、研究初始條件之建立

以 Moldflow 軟體內的零件模型模擬射出成型的實際製造過程，從機器參數之設置、製程參數之設定開始建立。接著說明本實驗如何應用田口直交表、變異數分析，並說明複迴歸分析、資料包絡法及數學規劃之理論背景、重要概念及實驗實施之步驟。

步驟四、實驗與結果分析

此階段應用軟體來分析數據，以 Moldflow 模擬透過田口直交表及變異數分析所找出的四個顯著因子並進行全因子實驗之產生的 81 組參數組合進行實驗，透過複迴歸分析找出函數關係，接著應用複迴歸分析結合資料包絡法找出最有效率之參數組合，透過成本方程式轉換，接著再應用複迴歸分析搭配 LINGO 找出最成本最小之參數組合，透過最小成本之參數組合與 50 組效率前緣線上之點進行比較，衡量出最佳組合之參數組合。此階段包括實驗執行、資料分析、結果說明和驗證，並建議未來的研究方向。

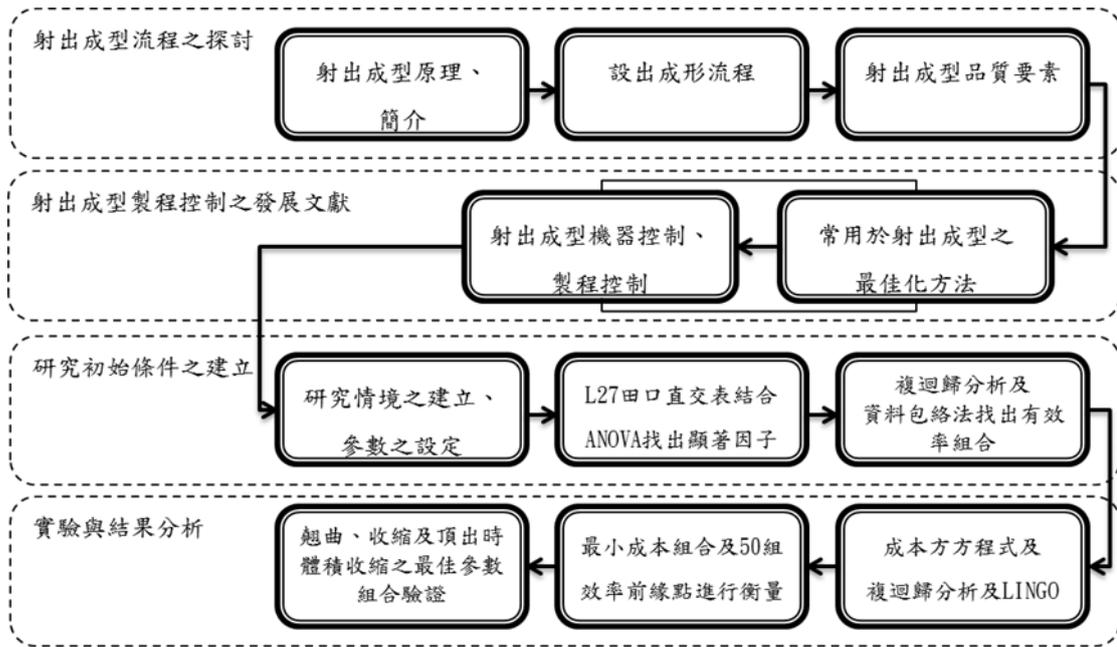


圖 1.1 本研究之架構與流程

第二章 文獻探討

2.1 射出成型簡介

塑膠成型方法中以射出成型為效率最高、產量最大、製程可高度自動化及可適用於複雜化產品。塑膠成型的步驟通常包含加熱塑料成熔融態、充填、保壓、冷卻和頂出等步驟(羅壬成,2006)，如圖 2.1。控制參數可以分為兩類:機器參數和製程參數，其中機器參數是指任何可從機台上設定或調整的參數；而製程參數是指任何能直接影響塑膠高分子的參數。



圖 2.1 塑膠射出成型步驟

2.1.1 射出成型機介紹

射出成型機主要分為油壓系統、射出系統、模具系統及鎖模系統單元，如圖 2.2(源自 Jay Shoemaker, 2006)。以下針對各個部分進行詳細之說明(陳良相 et al., 2005)：

油壓系統：射出成型機的油壓系統提供開啟與關閉模具的動力，蓄積並維持鎖模力頓數，旋轉與推動螺桿前進，並致動系統之頂出銷以及移動公模側。

射出系統：包括了料斗(hopper)、迴轉螺桿、料筒(barrel)組合和噴嘴(nozzle)。主要的功能是存放及輸送塑料，使塑料歷經進料、壓縮、排氣、熔化、射出及保壓階段。

模具系統：包括了導桿(tie bars)、固定模板(stationary platen)、移動模板(movable platen)和容納模穴、流道系統、頂出銷和冷卻管路的模板(molding plates)。主要功能是使熱塑性塑膠的熔膠在模穴內凝固成需要的形狀及尺寸。

鎖模系統：用來開啟/關閉模具，支撐與移動模具組件，產生足夠的力量以防止模具被射出壓力推開。

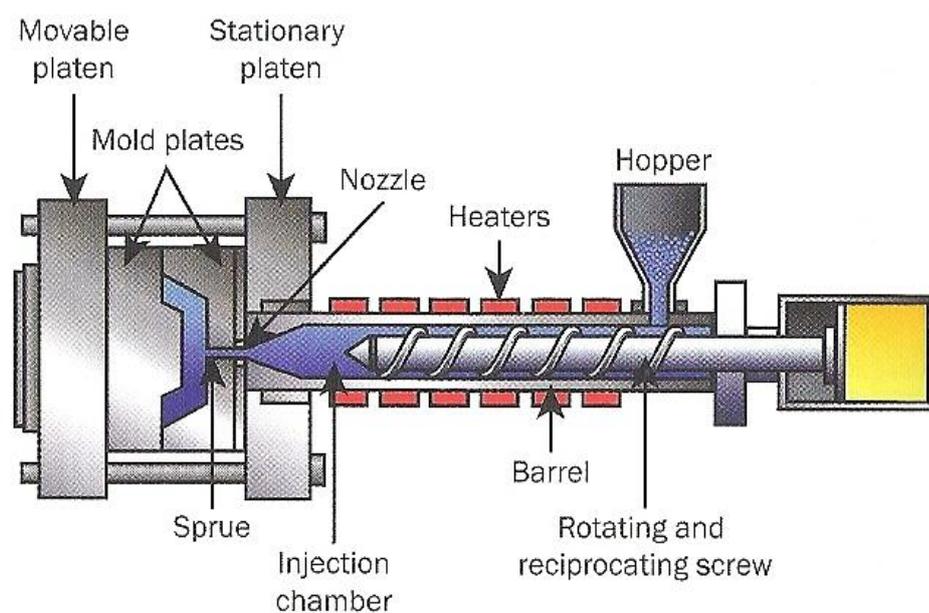


圖 2.2 射出成型機結構

2.1.2 射出成型之流程

射出成型流程的整體循環週期如圖 2.3 所示，主要分為鎖模階段、充填階段、保壓階段、冷卻階段和開模階段等五大階段（盧俊廷, 2005）：

1. 塑膠原料烘乾及熔融和模具加熱：射出成型加工製作前需先將塑膠原料預熱熔化，並加熱模具，一般是將塑膠原料倒入料筒內，依不同塑膠原料會設定料筒溫度及加熱時間。料筒加熱動作最主要是去除塑膠原料的殘留水分，稱為烘乾動作；塑膠原料在料筒中完成烘乾後，即流入料管內加熱熔化，主要使用油壓馬達帶動螺桿轉動使塑膠原料流入料管，再由料管周圍包覆的加熱片加熱，提供足夠的熱量使塑膠保持熔融狀態。
2. 鎖模階段(Clamping)：熔融高分子聚合物以高射出壓力射入模具中，為使模具不產生被頂開狀況，所以需要極高壓力，此力量稱為鎖模力，其循環成品頂出後開始至一新成品完成時再次啟動。
3. 充填階段(Filling)：熔融高分子聚合物在料管內，利用油壓馬達轉動螺桿向前推進，將熔融塑膠原料射入模具中，此時熔融塑膠原料經由料管中，流過噴嘴、澆道、流道、澆口、進入模穴中充填整個模具。
4. 保壓階段(Packing)：充填結束後施以一壓力維持住螺桿不後退，直到澆口冷卻凝固所費的時間，此稱為保壓時間，此動作主要為了彌補因冷卻造成高分子的體積收縮，使成品更加緻密，所以施以一壓力保持，也被稱為後充填時間。
5. 冷卻階段(Cooling)：充填及澆口冷卻後，直到成品固化強度足以頂出，

主要避免脫模時因強度不足而產生變形，此階段同時射出機也對高分子聚合物作加熱及計量動作，計量是以螺桿後退之距離算得。

6. 開模階段(Mold-open)：成品固化至足以頂出時，射出機進行離模動作，使可動側模板與固定側模板分離，成品因冷卻收縮的關係附著於可動側模板，配合頂出機構將成品頂出。

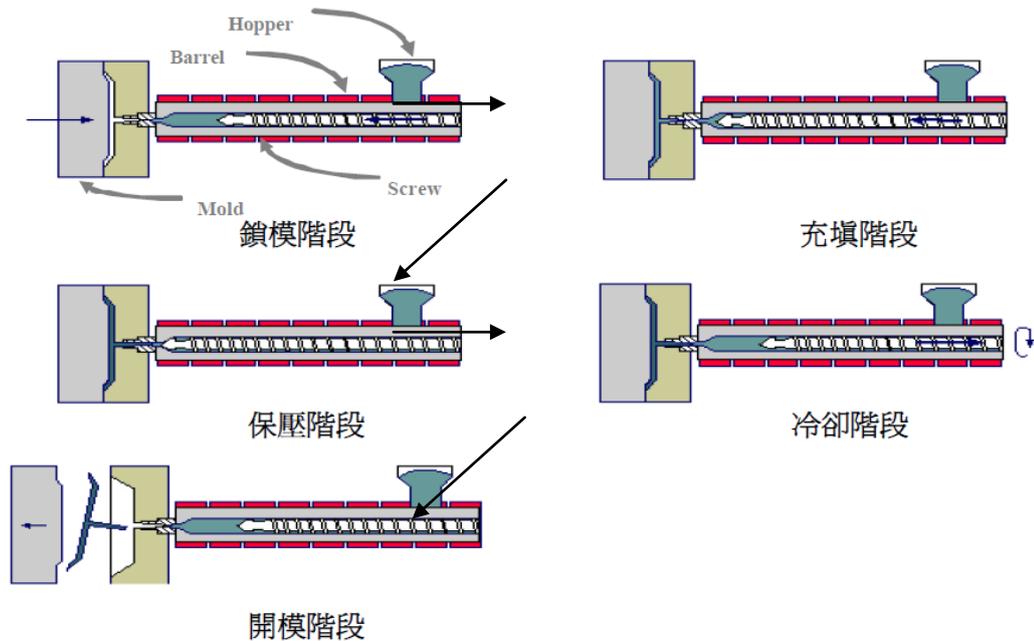


圖 2.3 射出成型流程

2.2 射出成型成品品質因素

一般塑膠射出成型成品常出現之瑕疵項目包括：翹曲、收縮、尺寸精度不良、塑料充填不足、凹陷、燒痕、剝離、黑斑、黑紋、流痕、強度不足、毛邊等問題如圖 2.4 所示。其中 Yang and Gao(2006)認為產品重量是射出產品品質很重要的品質屬性，因為產品重量與其他的品質特性相關，特別是尺寸。而楊景程(2000)認為塑膠成型成品之收縮、凹陷、翹曲變形為業界所面臨之最重要的問題。

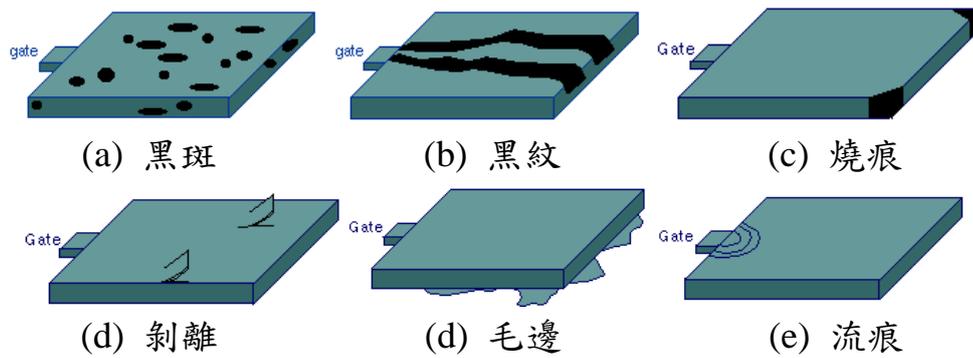


圖 2.4 塑膠成型成品可能產生之瑕疵

在射出成型的過程中，產品會因為成型材料本身性質、成型條件設定不當、模具設計或製作不完備、成品設計不良及射出成型機成型能力不足等主要的加工要因對產品品質產生影響，如圖 2.5(源自羅壬成)。當塑件成品產生以下缺陷時，可針對以下因素進行修正(張永彥, 2006)：

設備不良：必須選用適合之射出成型機台大小、射出噸數及相關之塑料儲存、輸送等。

材料不佳：塑料的選擇依照產品外殼之機械強度要求及作業需求，必須選擇合適之塑料來進行加工。材料不佳易造成成品的缺陷。

製程不佳：射出成型中的速度、成型週期、充填時間、充填壓力、保壓時間、冷卻時間…等，皆為製程中重要的參數條件。塑膠成型加工之製程條件應隨時調整至最合適之參數組合。

模具不良：模具的設計精度與製造因素將直接影響產品的品質。

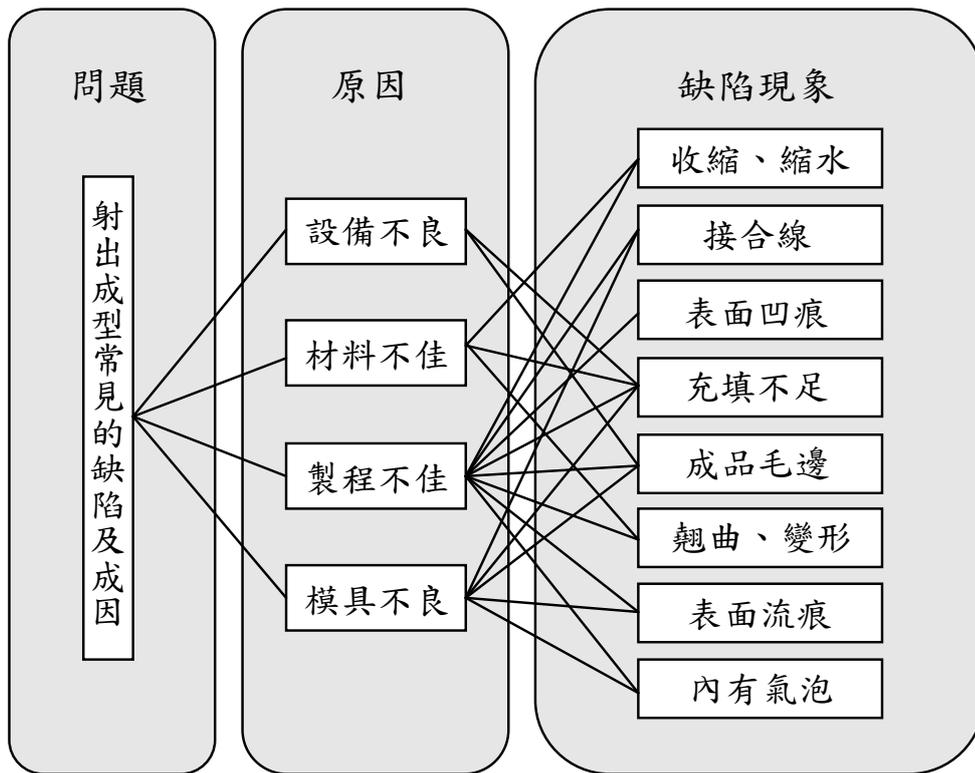


圖 2.5 射出成型常見的缺陷及成因

2.3 射出成型機器控制及製程控制

Chen and Turng(2005)將射出成型製程參數分為三類：機械參數、製程參數、與品質參數。而這些參數的設定接對於產品最後品質或成本有顯著的影響。機器變數包含了所有製程設定階段的參數，像是料筒溫度、噴嘴溫度、冷卻溫度、保壓壓力、保壓時間、注射時間…等。製程變數則為對於製程階段至產品產出階段產生影響之參數，像是熔融溫度、熔融壓力、最大剪應力…等。品質參數包含所有與產品品質相關的量值，像是收縮、翹曲、重量、厚度及流痕…等。Seow and Lam(1997)提到塑膠射出成型加工流程，其製程條件因素為：射出速度包括了充填速度、螺桿轉速、開關模速度、頂出速度等。射出壓力包括了充填壓力上限(一段壓)、保壓壓力(二段壓)、螺桿背壓等。射出溫度包括了料缸溫度、噴嘴溫度、模具溫度等。成型時間包括了充填時間、保壓時間、冷卻時間等。成型位置包括了進料位置、充填與保壓轉換位置、頂出量、殘留量等，如圖 2.6(源自黃靖雅)。

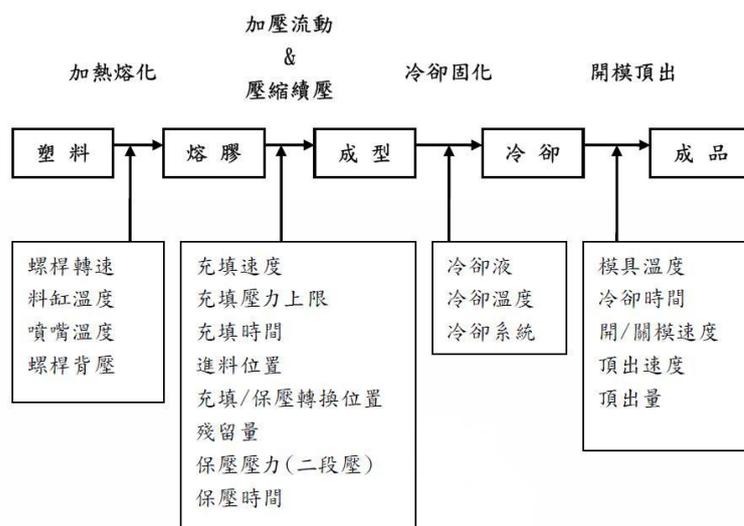


圖 2.6 塑膠射出成型加工流程

機械控制確保製程的生產機台能穩定的執行；製程控制確保實際製造情況能正常運作；品質控制則是以實際成品之品質做為控制對象。Agrawal et al.(1987)提出了『塑料參數(Plastic variables)』的概念(即製程參數)，其結果顯示將製程參數作為控制對象時，能更正確的掌控模穴與成品狀況。目前，我們只針對其中某幾個特定的參數進行分析並找出最佳的參數設定組合。其中 Zhao and Gao(1999)提出不同的製程參數會影響射出成型產品的品質，像是熔劑溫度、模具溫度、射出壓力、射出速率、射出時間、保壓壓力、保壓時間、冷卻溫度。

2.4 射出成型常用之最佳化方法

常用於最佳化射出成型製程之方法，一般為先利用模流分析軟體如 Moldflow、C-Mold、Moldex 3D...等，進行產品塑件之模擬產出，接著以單一或是結合兩種以上的最佳化方法進行實驗分析，其中可能包括田口品質方法、數值模擬分析、線性迴歸模型、反應曲面法、類神經網路、基因演算法...等方法，皆為射出成型製程常用之最佳化方法。

過去針對單品質參數進行分析之文獻包括，Lee and Kim(1997)使用田口實驗設計針對由不同厚度構成的塑件進行幾何因子之最佳化設計，並得到在不同厚度條件下可明顯改善翹曲。而 Shen et al.(2006)針對品質特性收縮進行研究得出結合倒傳遞類神經網路及基因演算法之方法，可有效解決射出成型製程條件與其品質特性間複雜的非線性關係的問題。Kurtaran et al.(2005)以基因演算法及類神經網路僅針對最小化翹曲進行分析，發現類神經網路具有良好的預測能力且基因演算法為一個可有效找尋最佳解的方法。Hua et al.(1997)則是利用模擬退火法針對手機薄殼進行製程參數最佳化分

析並有效地減小翹曲量。Ozcelik and Erzurumlu(2005)針對平板模穴之幾何尺寸進行幾何尺寸最佳化分析，他們利用全因子直交表結合反應曲面法與基因演算法進行最佳化模擬，得到最佳之幾何尺寸組合，減小翹曲情形。

針對多品質參數進行分析之文獻包括，Liao et al.(2004)透過 Cyclone Scanner, PolyWorks 測量手機機殼翹曲及收縮值，利用田口品質方法及變異數分析進行分析，找出保壓壓力為影響翹曲及收縮最重要之影響因子。洪啟偉(2007)則利用反應曲面法及田口品質方法針對翹曲及收縮進行分析比較時，發現反應曲面法為一優於田口品質方法的最佳化方法。而 Chiang and Chang (2007)利用 PC/ABS 塑料之手機機殼模型，利用變異數分析及反應曲面法進行翹曲及收縮分析時，找出模具溫度、保壓時間、保壓壓力、冷卻時間此四個製程參數之最佳參數組合，使得翹曲及收縮值減少。黃靖雅(2010)則利用複迴歸分析結合資料包絡法進行翹曲、收縮及頂出時收縮比分析時，找出射出時間、射出壓力、保壓時間、保壓壓力。像是 Carlos E. Castro(2004)透過線性迴歸和類神經網絡結合資料包絡法使縫合線有效的減少並找出最佳的參數組合。而 Velia García Loera et al.(2008)僅透過實驗設計和資料包絡法減少成品之週期時間與翹曲並找出最有效率的參數組合。

而過去文獻鮮少考慮製程成本，但避免製程成本和品質特性之間關聯對效率產生太大影響，大致分為兩階段，第一階段以迴歸分析結合資料包絡法進行翹曲、收縮及頂出時體積收縮品質特性分析研究，第二階段以成本概念納入有效率的參數組合加以考慮。射出成型之最佳化相關文獻整理於表 2.1。過去實驗室之相關研究，將其整理於表 2.2。

表 2.1 射出成型文獻之整理

作者(年份)	品質特性	研究方法	顯著之參數	最佳化方法
單一品質特性				
Hasan Kurtaran et al.(2005)	Warpage	Design of experiment(DOE), Artificial neural network	MOTE, MET, PP, PT, COTI	ANN GA
Shen Changyu, et al. (2006)	Shrinkage	Artificial neural network, Genetic Algorithm(GA), Design of experiment (DOE)	MET, MOTE, IT, PT, holding pressure	ANN GA
羅壬成 (2006)	Warpage	Taguchi method Moldex3D	MOTE, IT, MET, Runner position, Plastic material	Taguchi method

作者(年份)	品質特性	研究方法	顯著之參數	最佳化方法
Tuncay Erzurumlu, Babur Ozcelik (2005)	Warpage or Sink index	Taguchi method, ANOVA analysis MoldFlow	PP, MOTE, MET, Rib cross-section type, Rib layout angle	Taguchi method
Babur Ozcelik*, Ibrahim Sonat (2008)	Warpage or Force	Regression analysis, ANOVA, Taguchi method, Structure analysis Moldflow	Thickness (0.9, 1, 1.1 mm), PP, PT, MET, MOTE	Taguchi method Regression analysis
Wei-Jaw Deng, et al.(2008)	Weight	Taguchi method, Regression analysis, Davidon-Fletcher-Powell (DFP)method	IT, PP, IS, VP switch. Fixed MET:40°C IP: 150 MPa	Taguchi method Regression analysis, DFP
陳詞章 et al.(2005)	Weld line	Regression analysis	MOTE, MET, PP, Injection Rate Thickness	Regression analysis
Carlos E. Castro (2004)	Weld line	Linear regression, Artificial neural network, Data envelopment analysis Moldflow	MOTE, MET at injection MET at ejection Position of gate	DEA
Hasan Kurtaran et al. (2006)	Warpage	ANOVA analysis, Design of experiment(DOE), Response surface method(RSM), Genetic Algorithm(GA), MoldFlow	PP, PT, COTE, MET, MOTE	RSM, GA
多品質特性				
Liao et al. (2004)	Warpage, and Shrinkage	Taguchi method (L27), ANOVA, F-test ° C-MOLD	MOTE, MET, PP, IR	Taguchi method
S. J. Liao, W. H. Hsieh(2004)	Warpage, and Shrinkage	Taguchi method, Artificial neural network	PP, MOTE, MET, Injection speed	ANN
Ko-Ta Chiang, Fu-Ping Chang (2006)	Shrinkage and Warpage	Response surface methodology(RSM), Sequential approximation optimization (SAO), Centered central	PT, PP, MOTE,COTE	RSM SAO

作者(年份)	品質特性	研究方法	顯著之參數	最佳化方法
		composite design (CCD), ANOVA analysis		
Velia García Loera et al. (2008)	Cycle time and Warpage	Data Envelopment analysis(DEA), Design of experiment(DOE),	PP, PT, MET, GTmp, NTmp, IS	DEA
黃靖雅 (2010)	Warpage、Shrinkage and Volumetric shrinkage	ANOVA analysis, Design of experiment(DOE), Taguchi method (L27),	INP,INT,PP,PT	Regression analysis, DEA
陳玠孝 (2011)	Waepage、Volumetric Shrinkage、Deflection	ANOVA analysis, Design of experiment(DOE),	INT,INP,PP	Goal Programming(GP), DEA

表 2.2 實驗室之相關研究

作者	年份	目的	顯著之參數	研究方法
陳玠孝	2011	比較方法	INT,INP,PP	Goal Programming(GP), DEA
黃靖雅	2010	最佳化特性	INP,INT,PP,PT	Regression analysis, DEA
張靜怡	2009	最佳化特性	INT,PP,MOO,MET	Regression analysis, ANN
洪啟偉	2008	最佳化特性	INT,PP,MET	非線性規劃,RSM
鄭家銘	2007	品質預測		路徑分析

2.5 資料包絡法

一般經濟學理論多數利用預設的生產函數求得生產可能曲線，以評估組的生產力。所謂生產可能曲線(或稱包絡線)，係在各種投入下其最大可能產出的連線。凡落在生產可能曲線上的點，稱為有效率的生產點，其餘落在生產可能曲線外的點，則稱為無效率的生產點。而估計生產可能曲線的方法，除了參數法，尚有資料包絡法(DEA)；資料包絡法本質上是一種數

學規劃模式，利用觀察而得的資料，計算出組織內各決策單位 (Decision Making Units, DMU) 之相對效率。利用線性規劃評估比較決策單位之效率，此觀念來自於 Farrell(1957) 提出以生產前緣 (Production Frontier) 作為生產效率衡量的基礎，之後美國 Charnes、Cooper 與 Rhodes 三位學者於 1978 年所發展出的綜合性績效衡量指標，其 CCR 模型促使資料包絡分析法 (DEA) 的建立，並成為目前評估相對效率的一項重要而有效的管理科學方法論。

在經濟學的理论中，於生產技術固定的條件下，各種可能投入與產出所形成的集合，稱之為「生產可能集合」 (Production Possibility Set)；而各種投入組合能使產出最大的集合，稱為生產可能集合的「效率前緣」 (Efficiency Frontier)；各投入組合與效率前緣間所形成的數學關係，稱之為「生產函數」 (Production Function)。包絡曲線 (Envelope) 所顯示出來的意義，即是在所有生產可能集合中最有利組合點所形成的邊界。

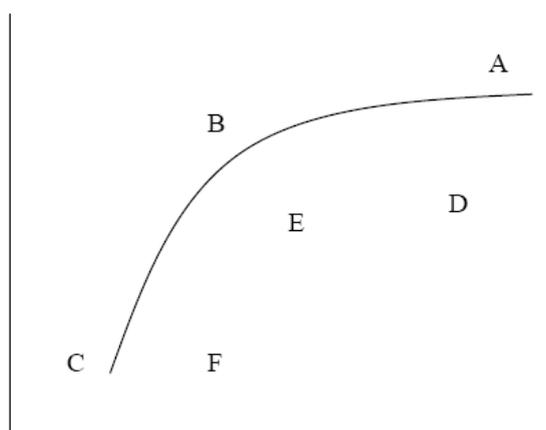


圖 2.7 包絡曲線圖

若廠商投入與產出的組合落於效率前緣上，則視該廠商為“有效率”的廠商，若廠商投入與產出的組合落於效率前緣內，則視該廠商為“無效率”的廠商。如圖 2.7，假設 A、B、C 所構成的曲線於包絡曲線，其代表的即是相對有效率的廠商，其他如 D、E、F 等點由於落於包絡曲線所形成的集合內，其所代表的即是相對無效率的廠商。為了更深入瞭解 DEA 模式，本文先從 Farrell 模式談起，其次再探討 DEA 模式。

2.5.1 Farrell 模式

資料包絡法是源自於 Farrell 在 1957 年以片段性生產曲線估計邊界的效率衡量為概念 Farrell (1957) 將效率區分為技術效率 (Technical Efficiency, TE) 及配置效率 (Allocative Efficiency, AE)：技術效率：廠商在投入要素的量固定之下，所可以生產之最大產量之能力。配置效率：廠商在生

產技術與投入要素之相對價格已給定的情況下，以最適當之投入去生產產品之能力。

此種評估效率模式有分為投入導向及產出導向兩種，所謂投入導向是指在特定產出水準下，使用最低的投入；產出導向則是在投入既定下，可獲得最大的產出。

Farrell 理論基於三個基本假設：第一、生產前緣(Production Frontier)：生產前緣是由最具效率的生產點連接而成，任一生產點與生產前緣之差異，表該生產點無效率的大小。即廠商利用現有的技術水準，配合即定的要素組合，若生產達到最大產出水準時，該生產點會落在生產前緣上。若該生產點不在生產前緣上，即表示該生產點無效率。第二、固定規模報酬(Constant Returns to Scale)：此理論假設廠商之生產技術為固定規模報酬。

第三、生產前緣凸向原點(Convex)，每點斜率皆不為正。

假設有一廠商使用兩種投入 (X_1, X_2)，生產單一產品為 Y ，此廠商為固定規模報酬之廠商， UU' 為等產量曲線，代表生產一單位的 Y ，所需投入 (X_1, X_2) 的最小可能組合，線上每一點皆具完全技術效率。如圖 2.8 所示。若生產組合落在 UU' 的右上方，如 Q 點，則表示其不具有技術效率，因為在 P 點的生產組合時也可以生產出與 Q 點相同的產量，因此 Q 點的技術效率可定義為：

$$\begin{aligned} TE &= OP/OQ \\ &= 1 - PQ/OQ \\ 0 &\leq TE \leq 1 \end{aligned}$$

當 $OP/OQ = 1$ 時，則代表此廠商為有完全技術效率 (Fully Technically) 之廠商，其觀察值會落在 UU' 上(如 P 點)。若 $OP/OQ < 1$ 時，則表示此廠商為不具完全技術效率。

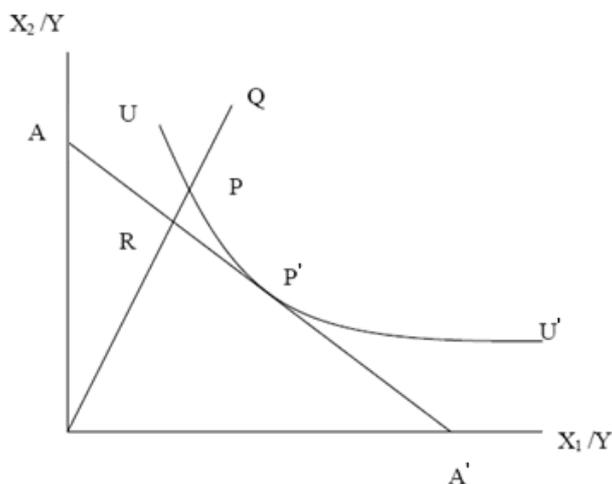


圖 2.8 技術效率與配置效率

若此時廠商所面對的要素市場為完全競爭市場時，則投入要素的相對價格比為 AA' 之斜率，由此可定義 Q 點之配置效率(AE)為 OR/ OP，而 RP 表示其配置無效率之部份，並可定義總經濟效率(Total Economic Efficiency, EE)：

$$EE = OR / OQ$$

由此也可發現總效率是技術效率與配置效率之乘積：

$$\begin{aligned} TE \times AE &= (OP / OQ) \times (OR / OP) \\ &= (OR / OQ) = EE \end{aligned}$$

因此圖中 P' 點則表示其不但具有技術效率也具有配置效率。

2.5.2 DEA 模型理論

Farrell(1957)提出生產前緣(Frontier)，衡量效率之觀念，利用「非預設生產函數」代替「預設函數」來預估效率值，奠定了資料包絡分析法的理論基礎。而資料包絡分析法(Data Envelopment Analysis；DEA)，起源於 Charnes, Cooper and Rhodes(1978)所提出之 CCR 模式，討論規模報酬為固定之情形。其後 Banker, Charnes and Cooper(1984)將 CCR 模式中要求規模報酬為固定之限制取消，發展出規模報酬可變動下效率值之計算模式，提出 BCC 模式。以下則分別詳細介紹此兩種模式：

CCR 模式

Farrell 於 1957 年提出生產前緣的概念後，1978 年由 Charnes、Cooper 與 Rhodes 利用 Farrell 效率衡量模式之觀點，利用多項投入及多項產出效率衡量的概念，在固定規模報酬(CRS)假設下，探討投入導向與產出導向二種模式，尋找出最大產出或最小投入為邊界，將受評估之各項產出與投入因子利用數學規劃分別加以線性組合，以兩個線性組合之比值代表受評估單位之效率，各個受評估之效率值介於 0 與 1 之間。並將此定名為 DEA 法。DEA 模型之 CCR 模式可表示如下：

假設有 K 個被評估的決策單位，使用 N 種投入，生產 M 種產出，當評估第 K 個 DMU 之效率值時，以 V_n 與 U_m 分別代表第 n 項投入與第 m 種產出的未知權重，同時計算產出與投入的比值，求得各單位的績效值，如下所示

$$\text{Max } H_k = \frac{\sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm}}{\sum_{n=1}^N V_n X_{k'n}} \dots\dots\dots(3-1)$$

s.t.

$$\frac{\sum_{m=1}^M U_m Y_{km}}{\sum_{n=1}^N V_n X_{kn}} \leq 1$$

$$U_m, V_n \geq \varepsilon > 0$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$k = 1, 2, \dots, K$$

其中

Y_{km} : 表第k個DMU的第m項產出值

X_{kn} : 表第k個DMU的第n項投入值

U_m : 表第k個DMU的第m個產出值的加權值

V_n : 表第k個DMU的第n個投入值的加權值

H_k : 第k個DMU的相對效率值

ε : 表一極小的正數

本模型是在限制各個 DMU 之效率在 0 與 1 之間，尋找出使 HK' 最大之 V 與 U 的權數，HK' 之最大值為 1。各個 DMU 均會進入目標及限制函數中，所有的限制條件均相同，因此所得到的各 DMU 之效率值可互相比，即所謂的相對效率。 $U_m, V_n \geq \varepsilon$ ，表示每一項投入與產出均不能忽略不計。

由於(3-1)式是分數規劃模式(fractional programming)也就是非線性規劃，故在求解上並不容易，因此將其轉變為線性規劃模式來求解，從經濟角度共可分為下列二種模式，說明如下：

產出導向模式：在投入項加權組合值為 1 的限制下，極大化產出項的效率值(HK)。

$$\text{Max } H_{K'} = \sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm} \dots\dots\dots(3-2)$$

s.t.

$$\sum_{m=1}^M U_m Y_{km} - \sum_{n=1}^N V_n X_{kn} \leq 0$$

$$\sum_{n=1}^N V_n X_{k'n} = 1$$

$$U_m, V_n \geq \varepsilon$$

$$m = 1, 2, \dots M$$

$$n = 1, 2, \dots N$$

$$k = 1, 2, \dots K$$

投入導向模式：在產出項加權組合為 1 的限制下，極小化投入項的效率值(HK)。

$$\text{Min } H_{K'} = \sum_{n=1}^N V_n X_{k'n} \dots\dots\dots(3-3)$$

s.t.

$$\sum_{m=1}^M U_m Y_{km} - \sum_{n=1}^N V_n X_{kn} \leq 0$$

$$\sum_{n=1}^N V_n X_{k'n} = 1$$

$$U_m, V_n \geq \varepsilon$$

$$m = 1, 2, \dots M$$

$$n = 1, 2, \dots N$$

$$k = 1, 2, \dots K$$

CCR 模式分為二部份，一部份為純粹考慮技術上資源是否恰當，為技術效率衡量指標。另一部份為考慮生產規模，以規模效率作為效率衡量的指標。若整體效率等於 1，則表示無論是純粹技術面或生產規模皆已達最具效率；若整體效率小於 1，則表示無效率，可能是由技術無效率或未達最適規模所導致的，亦或二者皆無效率。

BCC 模式

上述 CCR 模式與 Farrell 一樣是假設固定規模報酬狀態下，而計算出的 DMU 效率值。但當規模為非固定時，可能由於運作規模不當，而造成無效率。因此由 Banker、Charnes 及 Cooper 於 1984 年針對 CCR 模式，擴充為以變動規模報酬的觀念，探討有關技術效率、規模效率、規模報酬等問題，簡稱為 BCC 模式。我們直接以線性規劃模式說明如下：

$$\text{Max } H_{K'} = \sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm} - \alpha \dots\dots\dots(3-4)$$

s.t.

$$\sum_{n=1}^N V_n X_{kn} = 1$$

$$\sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm} - \sum_{n=1}^N V_n X_{k'n} - \alpha \leq 0$$

$$U_m, V_n \geq \varepsilon > 0$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$k = 1, 2, \dots, K$$

利用對偶理論轉換，並同時加入 $\sum_{k=1}^K \lambda_k = 1$ 的新限制條件：

$$\text{Min } H_{K'} = \theta_{k'} - \varepsilon \left(\sum_{m=1}^M S_{k'm} + \sum_{n=1}^N S_{k'n} \right) \dots\dots\dots(3-5)$$

s.t.

$$\theta_{k'} X_{k'n} - \sum_{k=1}^K \lambda_k X_{kn} - S_{k'n} = 0$$

$$\sum_{k=1}^K \lambda_k Y_{km} - S_{k'm} = Y_{k'm}$$

$$\sum_{k=1}^K \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k, S_{k'm}, S_{k'n} \geq 0$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$k = 1, 2, \dots, K$$

此式最大的差別在於 λ_k 的總和被限制為 1。這個動作在移除 CCR 模型中 DMU 為固定規模報酬的假設限制。因此，BCC 模型允許 DMU 為變動規模報酬且可衡量每個 DMU 的規模效率與純技術效率。

CCR 模式及 BCC 模型比較

DEA 法是以 CCR 模式之固定規模報酬來衡量 DMU 的整體效率，即將所有的 DMU 做相互比較，而 BCC 模式是以變動規模報酬來衡量 DMU 的技術效率，即將條件相當的 DMU 分別作比較，但其中存在各 DMU 是否處於適當的生產規模下的差異。因此二者合併使用下，可計算出整體技術效率 ÷ 技術效率 = 規模效率。由此可推測 DMU 整體無效率的原因，一方面是管理不佳所造成的資源浪費，另一方面是 DMU 處於最適規模下所造成的生產規模上的無效率。

2.6 小結

透過文獻的回顧，研究者皆希望可以透過一良好且適當的方法使產品在快速生產且品質同樣具備優良的水準，但始終沒有將公司目標最核心目標成本納入考慮。故本研究採用複迴歸分析結合資料包絡法，並應用田口直交表之水準搭配變異數分析找出顯著之參數組合，藉此找出多個目標品質特性之最佳組合，找尋到最佳組合參數後轉換成成本，以成本角度來找尋有效率且低成本之組合，透過複迴歸分析找出預測方程式，經由數學規劃法求解出一組最小成本之參數組合，在透過與效率前緣線上點進行比較衡量出擁有高效率且成本小之最佳參數組合。

第三章 研究方法

本研究所使用之研究方法主要分為兩階段六個步驟：(1)實驗模型參數設定 (2)進行實驗設計 (3)建立數學模型 (4)找出最有效率之參數組合 (5)尋找製程成本最小之參數組合 (6)完成最佳化結果。研究方法之步驟可參考圖 3.1。步驟一：透過模擬軟體 Moldflow 進行模流分析，取得實驗至成資料及成品結果等相關資料；步驟二：透過田口直交表及變異數分析找出製程之顯著因子；步驟三：使用複迴歸分析求得各品質參數之預測方程式；步驟四：利用資料包絡法衡量出最有效率之參數組合；步驟五：導入成本函數，使用數學規畫軟體 Lingo 進行求解；步驟六：最後利用數學規畫求解出成本小且效率之參數組合進行衡量比較。

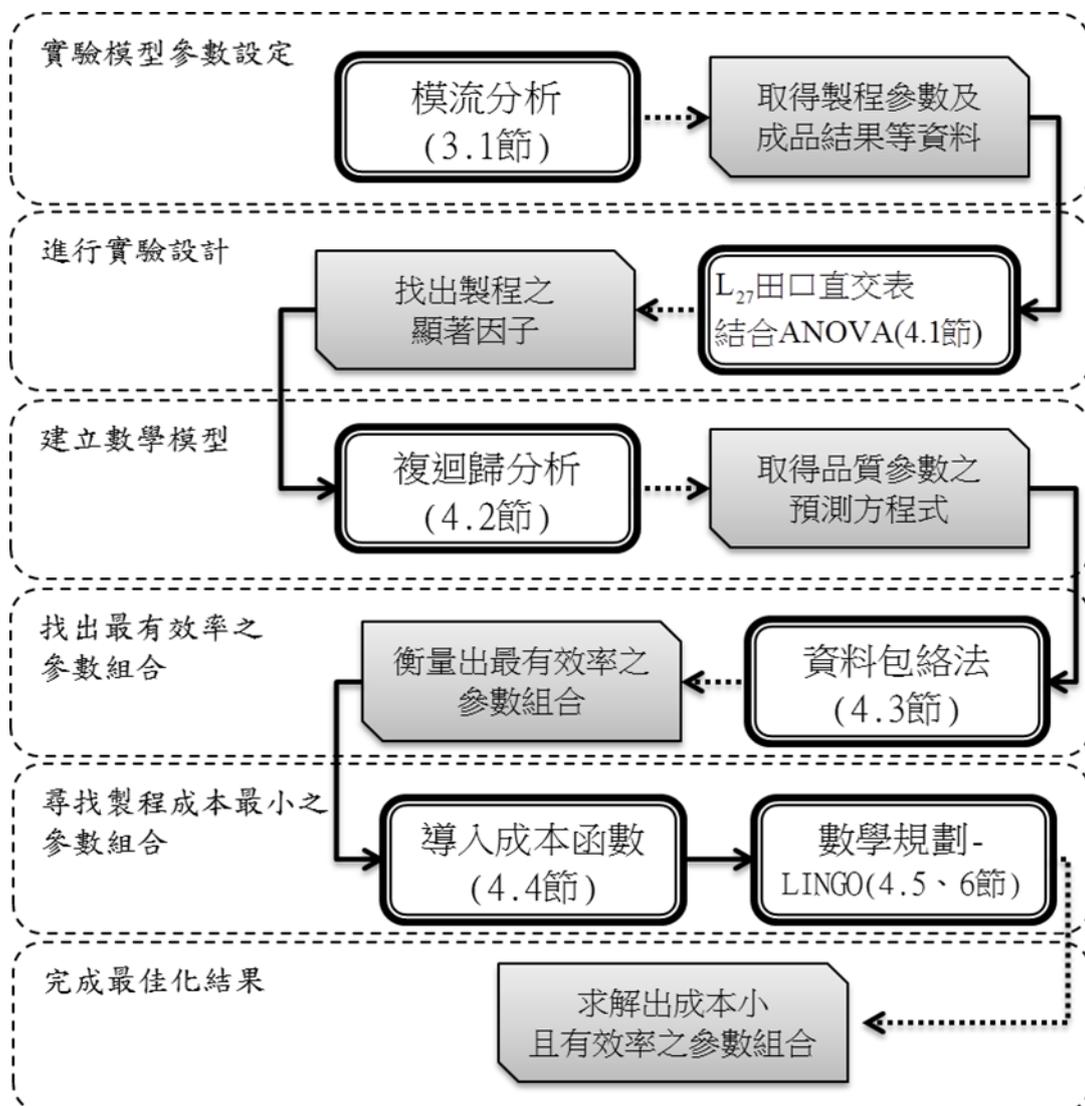


圖 3.1 本研究方法之步驟

3.1 模流分析

3.1.1 電腦輔助工程(Computer-Aided Engineering,CAE)

CAE(Computer-Aided Engineering) 模流分析技術目前已經相當純熟，使用者可透過電腦進行產品開發設計前的模具、塑膠材料及射出機台之選擇，並對於成品製程操作條件、流道設計...等加工參數進行模擬，以減少產品於現場實際試誤時之成本與時間的浪費，進而達成快速及周密的生產流程藉此提升產業之競爭力。目前常見應用於塑膠工業之 CAE 模流分析軟體有 Moldflow、Moldex-3D、Polyflow 等

本研究所採用的 CAE 模擬軟體是 Moldflow 塑膠模流分析之 MPI (Moldflow Plastic Insight)。MPI 為塑膠射出成型充填、保壓及冷卻過程的電腦輔助分析軟體，用來幫助模具設計者射出成型加工業者，在開模生產前或生產過程中經由電腦模擬的結果，了解塑膠在充填保壓及冷卻過程中的各種狀態，如溫度、壓力、密度、流速、剪切應力及剪切應變等之分佈變化。進而由這些資料數據決定或是修正最適當的加工條件及作為模具設計的參考。例如：選擇較佳的澆口及進澆方式、多模穴的配置、融合線及排氣孔位置預測，並提供保壓時間、保壓壓力、鎖模力、射出壓力、加工溫度、模具溫度及收縮率分佈的預測等。使得使用者可在短時間內開發新產品且降低不良率、減少成本支出及製造品質優良之產品。

射出成型製程之電腦輔助設計分析可分為三大階段：前置處理階段(Preprocessing)、模擬分析階段(Simulation)、後段處理階段(Postprocessing) (陳良相 et al., 2005)。如圖 3.2 所示。接下來的部份將針對各個階段設定進行說明。

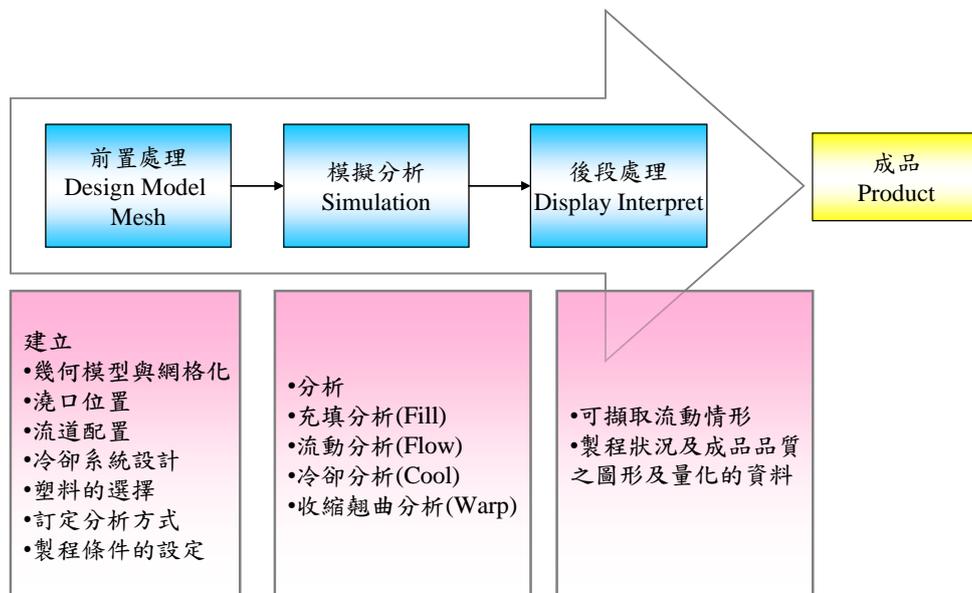


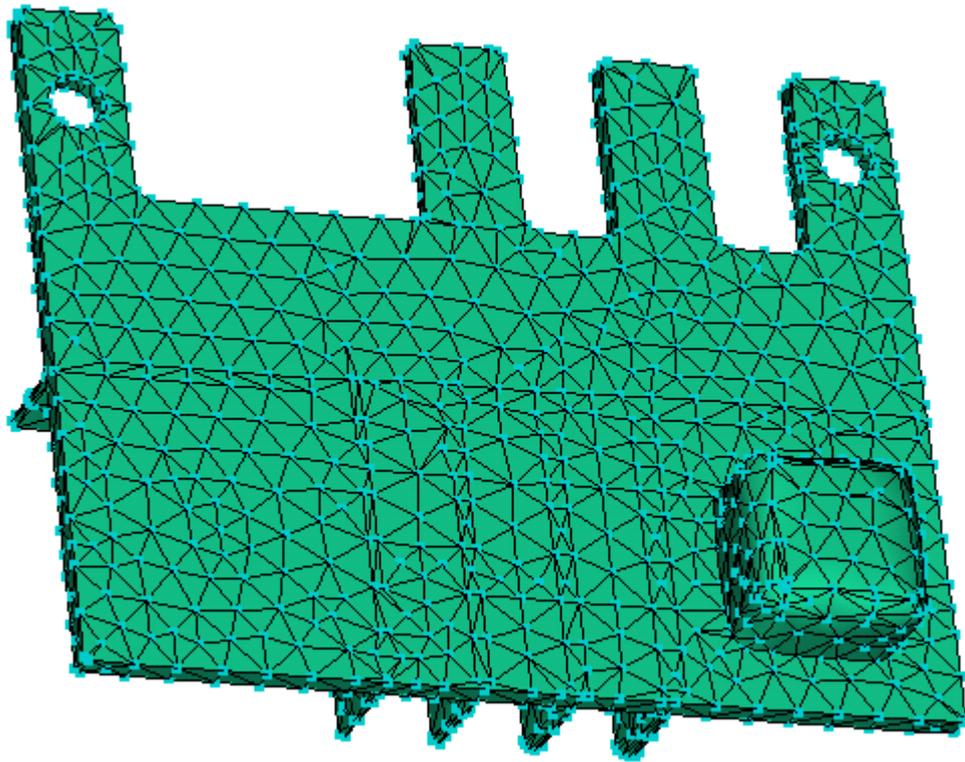
圖 3.2 塑膠射出成型 CAE 分析之三大步驟

3.1.2 前置處理(Preprocessing)

前置處理階段為塑膠射出成型 CAE 分析中最重要的一個環節，成品塑件的模擬分析設定都在此時完成，若此階段發生差錯，則所有分析結果將不具任何意義。此階段主要之目的為建立幾何模型及建立網格、決定澆口位置、設定流道配置、設計冷卻系統、選擇塑膠射出材料、訂定欲採取之分析模式、製程條件設定等(陳良相 et al., 2005)。以下將針對本研究之模型零件、網格設定、材料選擇、模擬設定等前置階段的設定進行詳細說明。

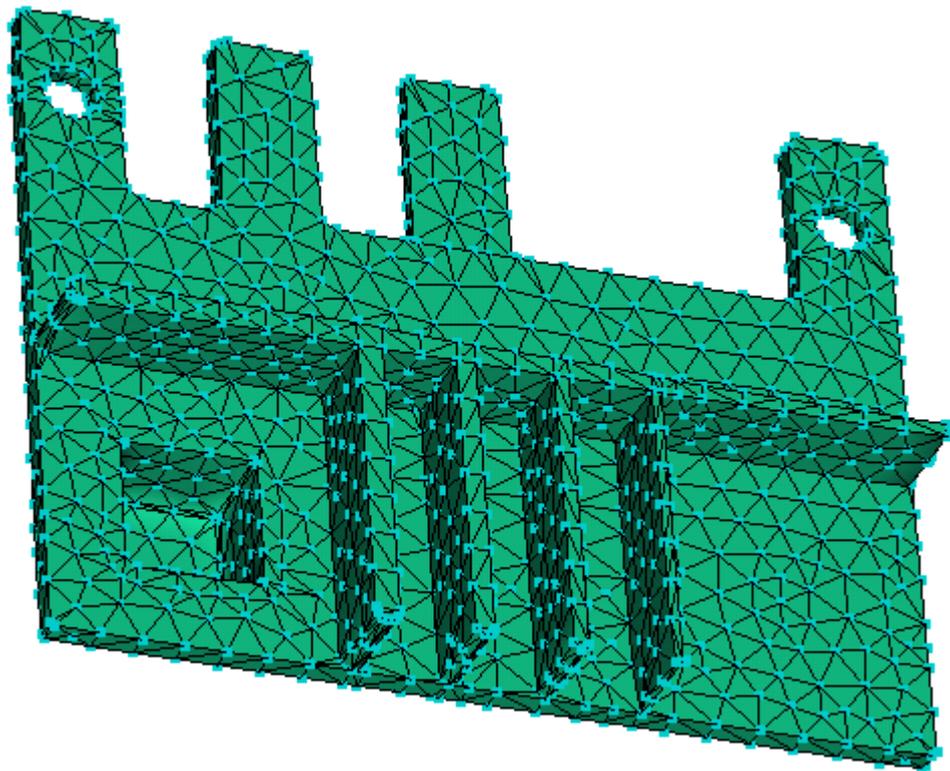
網格分析

網格優劣會影響分析準確度，須注意的是網格的縱橫比(aspect ratio)，網格縱橫比若太高，會影響翹曲變形分析的準確性。在本研究之分析模型中網格縱橫比皆保持在 15 以下，網格方向性亦均一且完全相連，如圖 3.3、圖 3.4 所示。並透過 Match ratio 作為檢視網格品質的重要指標。其中，若要進行流動分析，Match ratio 最少要到達 85% 以上。若想得到較準確的翹曲結果，Match ration 最好在 90% 以上。本研究之網格品質指標如圖 3.5 所示。



Scale (100 mm)

圖 3.3 本研究模型之網格圖示



Scale (100 mm)

圖 3.4 本研究模型之網格圖示

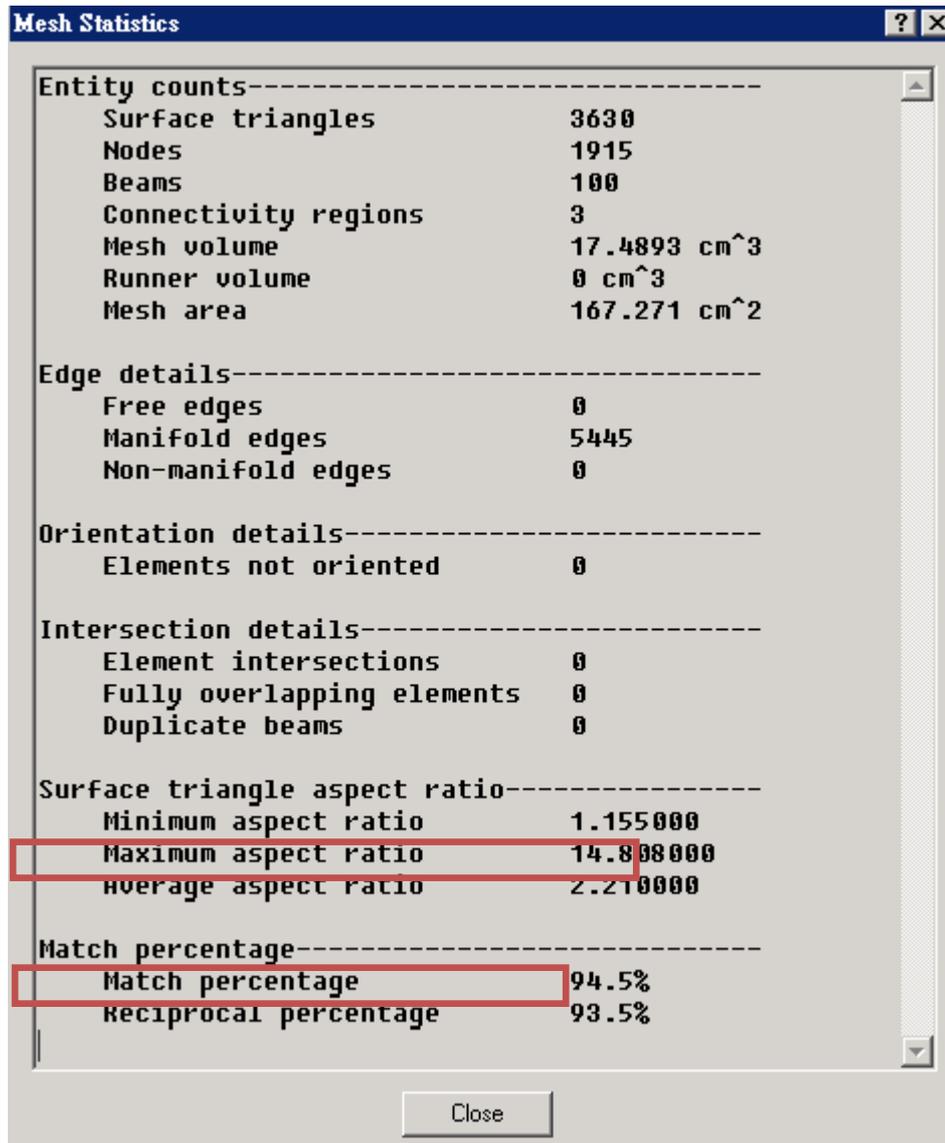


圖 3.5 本研究模型之詳細網格檢定

澆口位置設置分析

模具之設定為一模一穴，進澆位置透過 Moldflow MPI 之 Gate Location 分析形式進行實驗分析，找出此模型零件之最佳澆口位置分佈圖，如圖 3.6 所示

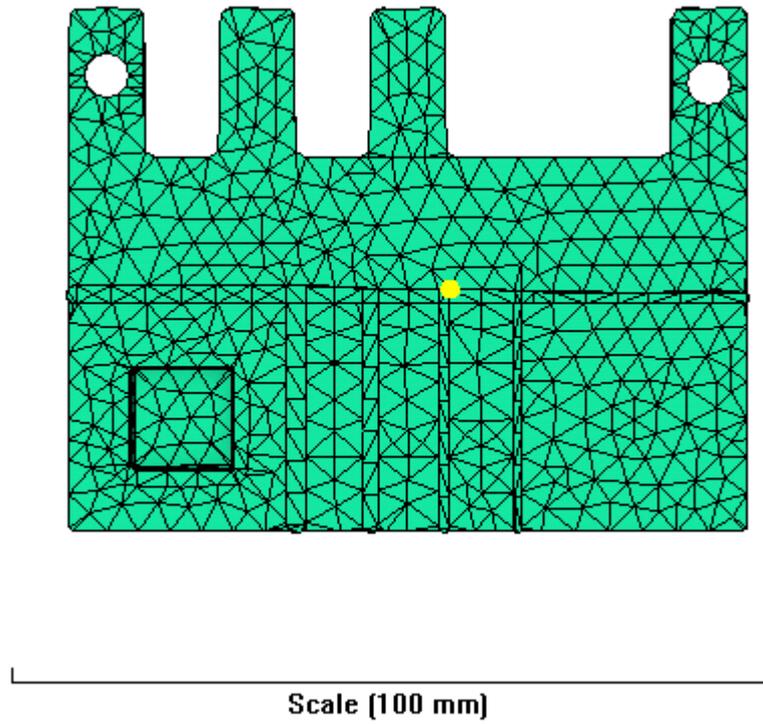


圖 3.6 本研究模型之澆口設置

透過 MPI/Flow 即流動分析，進行分析，得到了充填分析結果，如圖 3.7 所示。發現本研究最後採澆口之設置，其充填時間為 0.9864s。

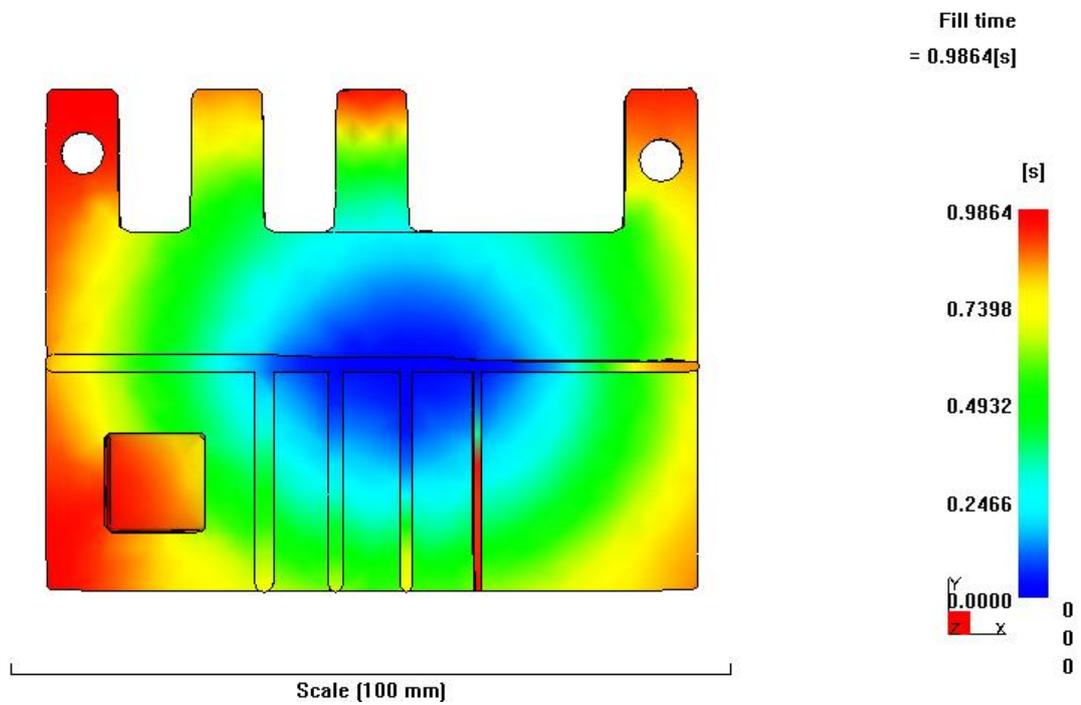


圖 3.7 本研究模型之澆口設置之充填結果

完成澆流道系統分析後，下一步則是建立模穴冷卻系統分析，冷卻系統對塑件的影響非常大，冷卻的好壞將直接影響塑件的表面質量、機械性能和結晶度。且冷卻時間也決定了塑件成型周期的長短，直接影響產品的成本。

本研究採用冷卻水作為降低模型溫度之冷卻液，將模具內熱量有效的減少。建置完成後之冷卻流道系統如圖 3.8 所示。

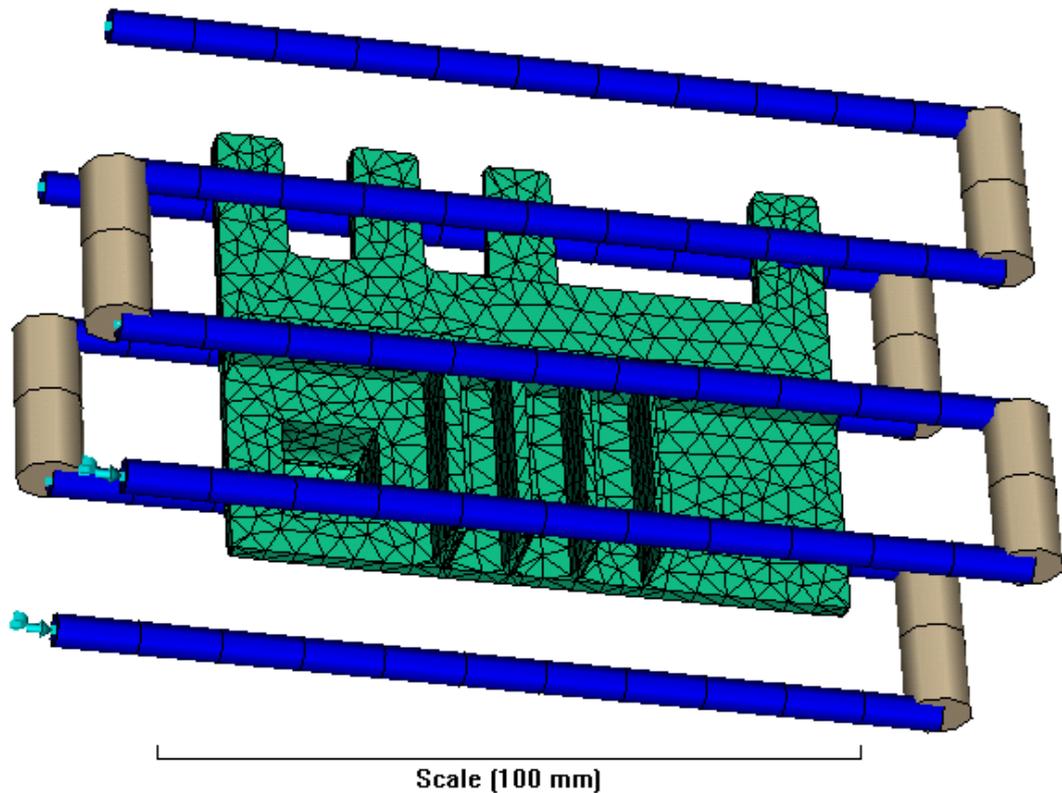


圖 3.8 本研究成品之冷卻系統

材料選擇

材料選擇的部份，將針對塑膠材料及模具的選擇進行說明，本研究選用之塑膠材料為美國蘇尼曼公司所生產之型號 SCHULADUR A3 GF 20 PBT+ASA 之塑料，模具材料則採用 TOOL STEEL P-20，模具機台為 Niigata 公司所生產之型號 NN 500 495 tons 66.2oz (90mm)。

PBT+ASA 材料建議之射出成型製程條件為熔劑溫度於 250°C ~270°C、模具溫度於 50°C ~90°C 等。本研究採用 PBT+ASA 塑料之詳細物理特性及製造特性如圖 3.9、圖 3.10。

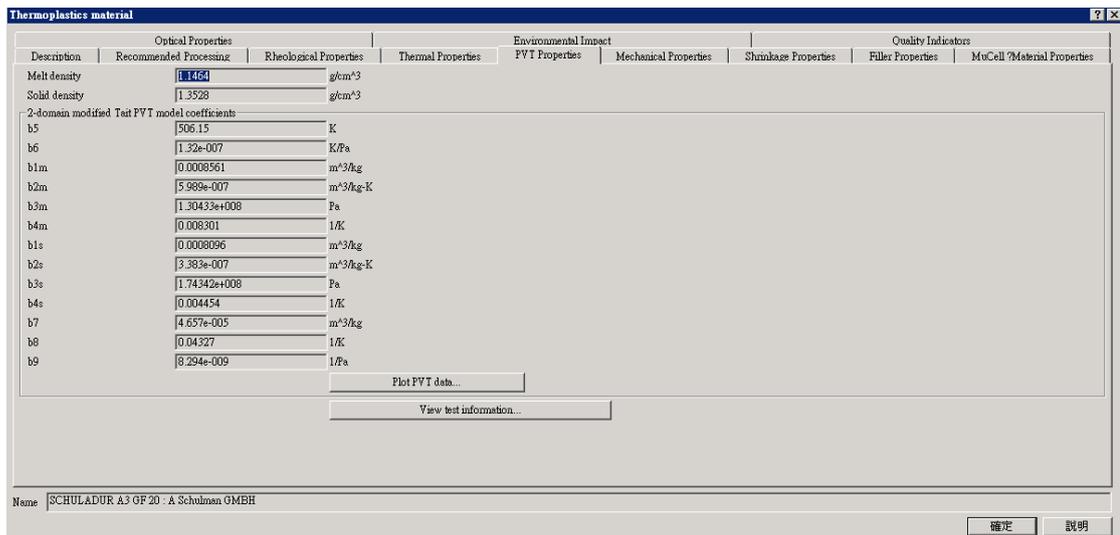


圖 3.9 本研究塑料之詳細物理特性資料

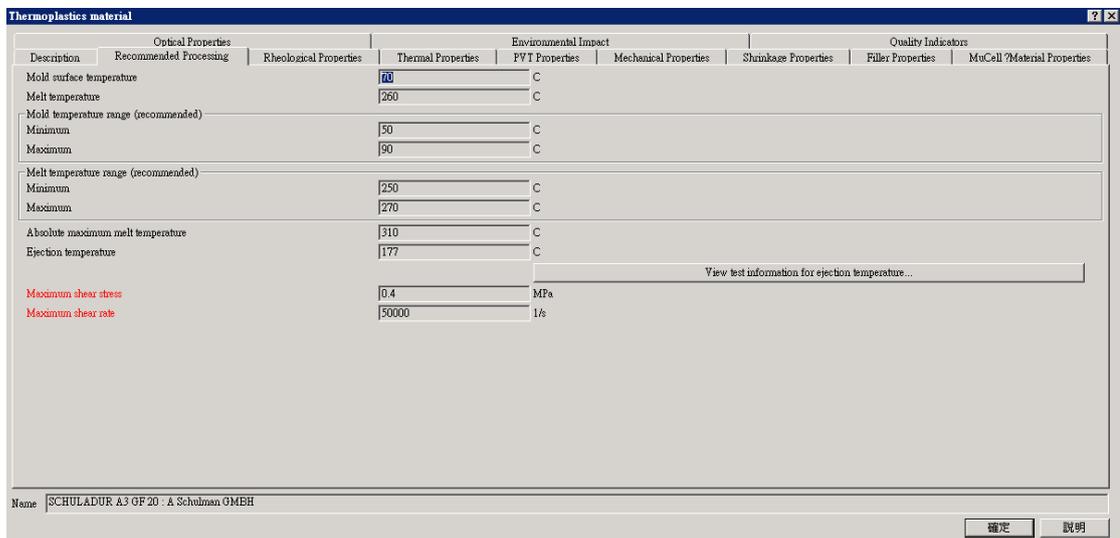


圖 3.10 本研究塑料之製造特性

模擬設定

完成模型建立及機器參數設置之後，前置階段的最後步驟即為模擬設定，進行模擬製造前必須先設定製程參數。本研究將針對射出時間、射出壓力、保壓壓力、保壓時間、冷卻時間、冷卻液溫度、開模時間、溶劑溫度、模具溫度等九個製程參數進行研究分析，期望找出塑膠射出成型製程中，使得翹曲、收縮及頂出時體積收縮品質特性最佳之參數組合。製程參數之初始值以 Moldflow 預設值作為起始設定值，如表 3.1 所示。

表 3.1 本研究之製程參數初始設定值

射出成型參數	射出成型參數	參數簡稱	起始設定值
Injection Time	射出時間	INT	1
Injection Pressure	射出壓力	INP	180
Packing Pressure	保壓壓力	PP	80
Packing Time	保壓時間	PT	10
Cooling Time	冷卻時間	COTI	20
Coolant Temperature	冷卻劑溫度	COTE	25
Mold-Open Time	開模時間	MOO	5
Melt Temperature	模具溫度	MET	70
Mold Temperature	熔劑溫度	MOTE	260

其中，保壓時間為充填時間壓力速度控制切換成保壓壓力控制上的時間；保壓壓力為充填壓力由速度控制切換成保壓壓力控制；冷卻時間為保壓結束後會有一段時間不再對塑件施加壓力，等待塑件凝固直到頂出的時間；開模時間為成型終了取出成品時，模具打開至成品彈出的時間，成品與模具不再進行熱量的交換；熔劑溫度為熔劑在進入澆流道前，塑膠熔融狀態之溫度值；模穴溫度為當塑料注入模穴時，接觸模穴壁前之模穴表面溫度，此溫度值將會影響冷卻流程之冷卻率。

3.1.3 模擬分析(Simulation)

在 Moldflow 模流分析軟體中，可依據不同的需求提供不同的分析模組，其中分析形式包括 Flow 流動充填分析、Cool 模具冷卻分析、Warp 翹曲變形分析、Stress 塑膠應力分析、GAS 氣輔中空成形…等。流動分析步驟大同小異，整個模擬分析流程如圖 3.11 所示(陳良相 et al., 2005)。在分析過程中，須先對冷卻、充填及保壓進行最佳化，唯有如此才能獲得準確的翹曲及收縮值。

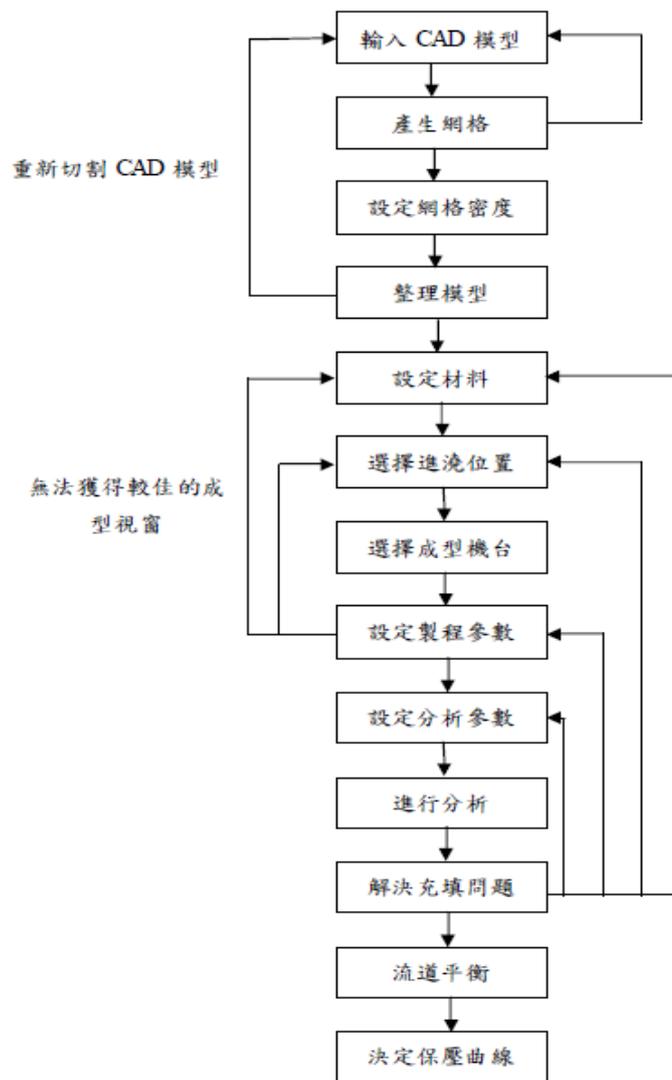


圖 3.11 電腦模擬流程圖

透過流動分析結果觀察熔膠是否同時到達模穴各個角落；而冷卻分析結果為判斷冷卻系統之冷卻效果，且所得之冷卻時間可用來判斷塑件的成型周期；翹曲分析主要針對模型翹曲及收縮的類型、範圍及原因進行分析。應變分析主要針對產品在限制下受外力附載於產品所產生的結構應變，其中塑件體積的收縮與線性收縮受模具的限制、結晶、配向性所影響，而翹曲則與收縮的變異有關(Jay Shoemaker, 2006)。陳良相 et al.(2005)認為最主要影響翹曲產生的因素主要可分為三大類：(1)冷卻性差異(Differential Cooling)、(2)收縮不均(Differential Shrinkage)、(3)配向性影響(Orientation Effects)。

3.1.4 後段處理(Postprocessing)

經過一連串的冷卻、充填、保壓及翹曲分析之後，便完成塑膠成品整體之模擬工作。接著，我們可從 Moldflow 中擷取需要之成品分析的資料，例如：熔融液流動情形、製程狀況、成品品質翹曲及收縮值…等圖形或量化的資訊。而後段處理階段主要之目的即為取得每一次實驗之製程資訊及成品結果等資料，進行記錄及分析進行回饋，使得成品之資訊及結果可作為下一次生產製造的參考依據。

本研究採用軟體內建之零件模型，對此產品的美觀及堅固耐用為零件商的優先考量，模型零件的品質特性也同樣是製造商最關注的目標。因此，本研究將針對模型零件整體之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比進行分析，透過擷取最容易產生變化的角點進行分析，為結點(以 T2429、T2125、T2152、T1000、T2580、T1750、T1792、T1538 表示)及兩個角點所連成的邊長(以 L1 表示)作為翹曲及收縮之分析資料取得考量基準。如圖 3.12、圖 3.13 所示。

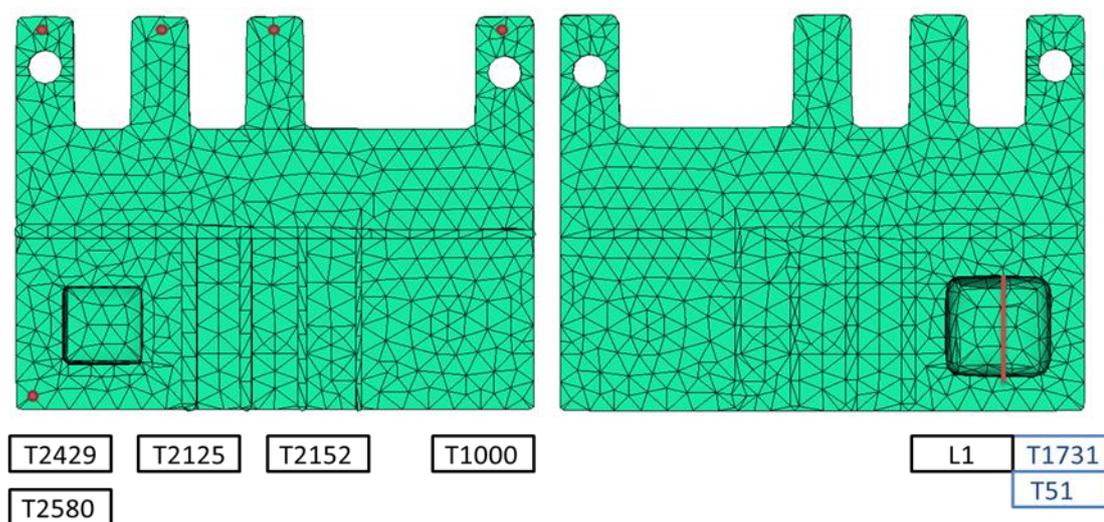


圖 3.12 零件模型之製程參數測量點

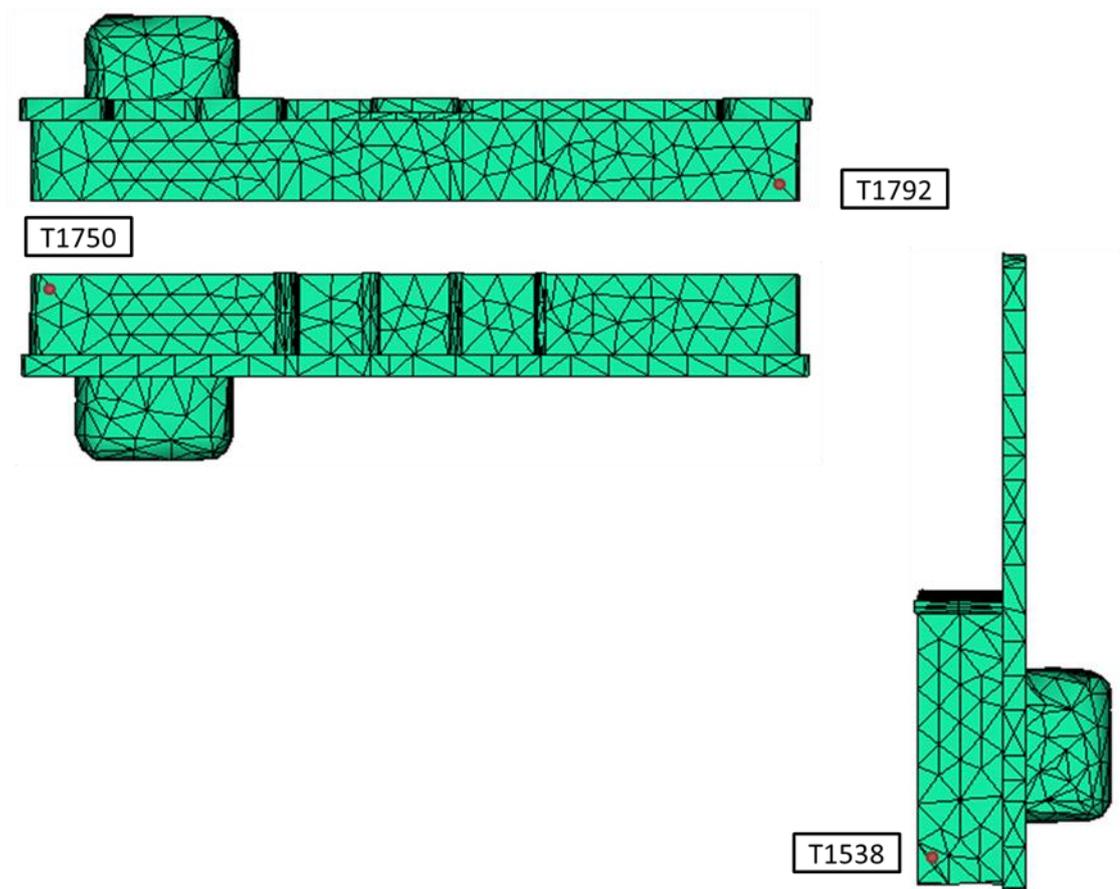


圖 3.13 零件模型之製程參數測量點

3.2 田口直交表結合變異數分析

早在 1920 年代 Fisher 利用實驗計劃法 (Design of Experiments, DOE) 對小麥品種進行遺傳研究，他建立了實驗設計的基本原理及有關數據分析的技術，使用變異數分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 作為實驗設計中主要的統計分析工具，幾乎所有領域的實驗都採用了此學理。1940 年代 Finney 提出多因素實驗的部份實施法以期降低實驗次數而又能保有實驗的效果，更奠定了現代實驗設計的基礎。到了 1950 年代至 1960 年代初，田口玄一 (Genichi Taguchi) 結合 Fisher 在農業實驗中所建立的變異數分析法，以及 Rao 之規劃實驗的直交表，發展出田口實驗計劃法 (Taguchi Methods)，又稱為穩健性設計 (Robust Design)，除了各因子的主效應外，乃在尋求各因子間交互作用對輸出回應的最佳化，或避免其對輸出回應的負面影響 (即不探討或分析各因子間的交互作用)，為一工程最佳化的策略。

本研究應用田口直交表結合變異數分析工具之目的為找出 CAE 模流分析初始選取之九個製程參數中，何者為模型零件射出成型製程中之顯著參數。田口品質方法的特色在於利用直交表規劃實驗以進行數據分析。使

用直交表設計實驗可以使設計者以快速且經濟的方式，同時研究多個可控制因子對於品質特性之平均值及變異數的影響(楊景程, 2000)。本研究之田口直交表結合變異數分析實驗步驟包含以下幾個步驟：

1.選定品質特性

品質特性會直接影響產品品質，必須明確訂出欲改善的特性，最好選擇可測量的實數參數，使工程問題加以量化，達到可計量的目標。以本研究為例，品質特性為翹曲、收縮及頂出時體積收縮比，這些值越小表示品質越好。

2.選擇控制因子和水準

在此步驟中，可由設計者自由設定及選擇控制因子的水準，並可藉由調整這些控制因子的水準，找出最佳的參數組合，使品質特性符合產品要求。本研究的控制因子有九個包括：射出時間、射出壓力、保壓時間、保壓壓力、冷卻時間、冷卻液溫度、開模時間、熔融溫度及模具溫度。

3.選用適當的直交表

田口玄一提出直交表的目的，在於利用較少的實驗次數（相對全因子實驗而言）來獲得所需之目的或結果。依控制因子及其水準的數目選定適當的直交表，安排完整的實驗計劃。本研究根據所使用的九個控制因子及三水準，因此採用 L27 之直交表。

4.執行實驗

依照直交表的規劃執行實驗，紀錄並整理實驗的數據，以求出各因子的變動對品質特性和品質特性變異的效應，進而調整因子獲得一組新的設計值，使品質特性最接近理想機能。本研究透過 Moldflow CAE 模流分析軟體進行完整之模擬分析，取得實驗之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比數據。

5.變異數分析

變異數分析的首要目的是評估實驗誤差(Experiment Error)，在田口實驗計劃法中，我們常將交互作用視為實驗誤差的一部份，當因子效應夠大時（相較於實驗誤差），才認定此因子效應為「有意義的」或是「重要的」。有了實驗誤差後，即可評估每一個因子效應相對於實驗誤差的重要性。只有顯著的因子效應才會被用在預測的公式中。變異數分析應用統計檢定方式來辨別各別因素之影響效果，彌補田口品質方法無法研判各實驗參數對品質特性之影響能力及誤差程度。此階段的目的是在於找出對於品質特性翹曲、收縮及頂出時體積收縮比有顯著影響之製程參數。

3.3 迴歸分析

迴歸分析(Regression)為十九世紀末高登(Gorden)發表一項利用父母身體的特徵去預測子女身體特徵的一個研究。迴歸分析是一種統計分析方法，它利用一組預測變數(或稱獨立變數)的數值，對某一準則變數(或稱應變數)做預測，它也可以做為評估預測變數對準則變數的效用。迴歸的主要目的是做預測，目標是發展一種能以一個或多個預測變數的數值來做為應變數預測的方法。

3.3.1 迴歸模型簡述

迴歸模型是解釋統計關係中兩個基本要素的表示法：

表示反應變數(response variable)Y 隨著預測變數(predictor variable)X 做系統性變動的傾向，資料點在統計關係曲線(curve of statistical relationship)周圍散佈。

將上述兩種特性的觀念延伸即為：

母體觀察值 Y 對不同水準的觀察值 X 存在一機率分配，此機率分配的平均數隨著 X 做某些系統性的變動。

這些機率分配的平均數與 X 的水準間具有一系統性關聯，此系統性關聯稱為 Y 對 X 的迴歸函數(regression function of Y on X)；至於迴歸函數的圖形則稱為迴歸曲線(regression curve)。如果預測變數不只一個，則迴歸模型必須擴充至更高的維度空間，假設現有兩個預測變數 X1 及 X2，則對每一(X1, X2)的組合，迴歸模型都假設反應變數 Y 具有一機率分配；而此機率分配的平均數和預測變數 X1 及 X2 的系統性關係，則以迴歸曲面表示之。

在瞭解迴歸模型的含意後，接著就是迴歸模型的建構。通常在構造模型時必須將事實縮減至可控制的程度，所以大部分的迴歸模型中只考慮有限的幾個預測變數。在許多研究中，選取符合分析目的之某種意義上「好」的預測變數是相當重要的，因此做此種選擇的一個主要考慮方向是：模型中已有一些暫時性的預測變數後，一個新的預測變數再被選入能降低多少反應變數 Y 的未解釋變異？其他考慮方向包括：對所分析現象的因果關係，該變數是否為重要成因？以及該變數可控制的程度？

在預測變數選定後，接著要考慮的是迴歸函數的形式。有時候，雖然相關的理論可以提供適當的函數形式，但大多數的迴歸函數形式是在資料蒐集之後再依經驗決定。在這樣情況下，直線或二次函數的模型通常被當做是初步的近似形式。事實上，即使資料背景或理論中能提供相關的函數

形式，但這些簡單形式的迴歸函數仍有使用的價值，尤其當真正的函數形式十分複雜，但線性函數或二次函數可以合理近似時更是如此。另外，在構造迴歸模型時，通常限制模式僅涵蓋預測變數的某一區間或範圍。此範圍可能是研究之初就設定好的，或者是手中資料的範圍，若超出此範圍太遠，則迴歸函數的適用性將產生很大的疑問。

另外，既使反應變數 Y 與預測變數 X 之間存在統計關係，但這並不代表 X 與 Y 之間就具有因果關係。不論 X 和 Y 之間的統計關係多強，迴歸模型都不能讓我們做出兩者有「因果」關係型態的結論。此外，即使高度統計關係確實反映了因果關係，此因果關係也可能是反向的，即 Y 影響 X 而非即 X 影響 Y，所以統計關係和因果關係實質上的意義是不同的。

迴歸分析主要又可以分為線性迴歸和非線性迴歸，當線性迴歸式只有一個獨立變數時，稱為簡單線性迴歸，若超過一個以上的獨立變數時，則稱為多元線性迴歸。而迴歸模型無法呈現線性關係，如迴歸式中自變數具有多項式或交互作用項，亦即依變數 Y 與自變數 X 間無法表示為線性方程式，需以另種函數關係呈現。以下是分別對於各種迴歸模式做大略的介紹。

3.3.2 線性複迴歸分析

簡單線性迴歸分析(Simple regression analysis)：

簡單線性迴歸 Anderson et. al(2006)關係式如下所示：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

上面的方程式中包括了兩個變數，x 是獨立變數，用來詮釋相依變數 y，而 β_0 和 β_1 為未知的參數， ε 為誤差項(error item)。誤差項通常被假設服從常態分布如下所示：

$$\varepsilon \in N(0, \sigma^2)$$

因此相依變數 y 在任意的 x 值下服從平均數為 $\beta_0 + \beta_1 x$ 而變異數為 σ^2 的常態分配。

迴歸模型的參數稱為迴歸係數或迴歸參數(regression coefficients)。最小平方方法(Least squares method)是一個普遍常用且簡單估計迴歸參數的方法，其目的在於使殘差平方和達到最小，而所謂的殘差是指實際值與迴歸線之間的差距，殘差平方和利用式子可表示如下：

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 X_i)^2$$

其中 (x_i, y_i) 代表第 i 個觀察值， $i=1, 2, \dots, n$ ，將上述式子針對 β_0 與 β_1 進行一階偏微分後並令微分式皆為零，解聯立方程式後得到 β_0 與 β_1 的估計值分別為 $\hat{\beta}_0$ 與 $\hat{\beta}_1$ ，因此所估算的線性迴歸式 $\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x$ 。當得出估計的迴歸方程式之後，即可求出預測值、擬合值和殘差等，並可評估模式擬合的好壞。

線性複迴歸分析(Multiple regression analysis):

多元線性迴歸式 Anderson et. al(2006)，採用的模式如下：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

其中 ε 的假設與在簡單線性迴歸中相同，當獨立變數不只一個，相依變數與多個獨立變數之間的線性關係式稱為多元線性迴歸式。

如果有 n 組觀察值 $(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{kj}, y_j)$ ，其中 $j=1, 2, \dots, n$ ，可以利用矩陣方式表達如下：

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_k \end{bmatrix}$$

根據上面的矩陣能夠將矩陣式改寫成如下簡式：

$$Y = XB + E$$

然後運用最小平方法找出 B 的估計值，也就是要使 $(Y - XB)^T(Y - XB)$ 為最小值，對 B 微分後並令其等於 0，得到 B 的解為：

$$\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

其中 X^T 和 X^{-1} 為矩陣 X 的轉置矩陣和反矩陣

複迴歸分析用多個自變數去解釋另一個依變數之迴歸分析，在實務上和依變數 Y 有關的自變數可能很多，因此只用一個自變數的迴歸方程式來解釋依變數 Y 的變異可能是不足夠的，所以在實務上通常會使用多個自變數來預測或解釋依變數 Y 。在意義上使用多變數具有以下二個優點(黃文隆、黃龍，2003)：

增加模型可解釋部份，降低隨機誤差。

避免對依變數 Y 具有較大影響自變數的遺漏。

在瞭解線性迴歸模型的基本涵意與參數估計方式後，再進行線性迴歸分析前必須滿足以下的假設，如下所式：

依變數延著迴歸線上的變異需服從常態分配。

依變數延著迴歸線上的變異需為固定常數。

依變數延著時間軸上的變異是序列獨立。

依變數與自變數的關係為線性關係，若是發現依變數與自變數呈現非線性關係時，可以透過轉換(transform)成線性關係，再進行迴歸分析。

多元迴歸式自變數間必需相互獨立。

多項式迴歸分析：

而迴歸模型無法呈現線性關係時，將反應變數 y 的變動以預測變數 x 的多項式來解析的模式即稱為多項式迴歸模型，如下所示：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2}^2 \dots + \beta_p X_{ip}^p + \varepsilon_i$$

其中 $i=1, 2, \dots, n$ ，多項式迴歸模型可視為一般線性迴歸模型的特例，在實務上此模型易於處理，對於原始資料的可以得到較佳的預測值，故成為最常用的曲線反應模型。

多項式迴歸模型可包括自變項為二次項、三次項等等，以及自變項具有交互作用項的存在，下列為各種多項式迴歸模型範例：

二項式多元迴歸模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

交互作用迴歸模型

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_{11} X_{i1}^2 + \beta_{22} X_{i2}^2 + \beta_{12} X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i$$

其中， $\beta_{12} X_{i1} X_{i2}$ 稱為交互作用項式，表示 X_{i1} 和 X_{i2} 對 Y_i 的反應效應是交互影響的，迴歸係數 β_{12} 稱為交互作用係數(interaction effect coefficient)，故此迴歸模式又稱為交互作用迴歸模型(interaction regression model)。

多項式迴歸模型對於原始資料可反應較佳的預測值，但在使用上的仍有許多限制需注意：

高階次數(三階以上)的多項式迴歸模型，當在資料範圍外作插補時，可能轉到非預期的方向，偏離預期的迴歸模型。因此在構造迴歸模型時，通常限制模式僅涵蓋預測變數的某一區間或範圍。此範圍可能是研究之初就設定好的，或者是手中資料的範圍，若超出此範圍太遠，則迴歸函數的適用性將產生很大的疑問。

足夠高階(一般以超過五階項次)的多項式迴歸模型可以做到完全預測，預測的結果可與原始資料相同，但是採用高階多項式的迴歸函數，反而不能清楚的呈現 X 與 Y 之間的迴歸關聯，會導致歧異的插補結果。

項次階數較低(如二階項次)的迴歸模型，提供關於反應函數預測之較基本訊息，與原始資料殘差較大，而項次階數較高(如三階、四階項次)的迴歸

模型，在指定反應函數預測時可提供較精細的訊息，殘差較小且預測值近似原始資料。

依據上述所示，若多項式的某一乘冪項保留，則所有相關較低階項次也都必須保留其中，也就是不能去掉模型中某預測變數的二次項而保留其三次項或四項。

3.3.3 模型建模問題

無論採用非線性的神經網路或古典的多元迴歸建立模型，研究者經常面臨以下四類問題(葉怡成，2005)：

模型過度配適：所謂模型過度配適是指過多的自變數或模型過度訓練使的模型在訓練時誤差較小，而測試範例誤差則變大，一般而言，可使用逐步迴歸的方式來刪除較不重要的變數。

自變數共線性(Multicollinearity)：模型中之自變數彼此有高度相關時，稱為共線性(multicollinearity)，共線性的現象可能會影響迴歸係數的信賴度和它的解釋能力，但可能不會對迴歸模型的預測能力產生影響，換言之，該模型還是可以用來預測。

殘差變異不均(Heteroscedasticity)：殘差變異不均是指延著迴歸線或平面之殘差變異數不為固定數，由於殘差變異數不均估計之迴歸係數較不精準，估計之標準差為偏誤的可能為高估或低估，因此判定係數與標準差為不可信賴，對個別迴歸之顯著性也不能確定。

殘差序列相關(Serial correlation)：迴歸分析的假設之一是殘差值是獨立，統計獨立的特色為相臨殘值之間為 0 相關，換言之，對所有的 $k > 0$ ， $ACF(k) = 0$ ，其中 k 值為殘值之間的滯延。殘差序列相關通常為一階，使用 DW 統計量即可偵測出，當模型殘差有顯著一階相關時 $ACF(1)$ 不等於 0，故估計之判定系數、標準差、與迴歸係數個別 t 統計量為不可信賴。

自變數選擇的技術(Variables-selection techniques)

所有可能迴歸模式(all possible regressions)：顧名思義，此技術是考慮所有可能的迴歸模式。例如，在迴歸模式中有三個自變數則考慮所有可能的迴歸模式之組合共有八種，研究者可定義一種或多種判定準則，選取一種變數組合來建立最佳迴歸模型。

最大 R² 增進法(Maximum R² improvement)：當自變數太多時所有可能迴歸模式在計算上相當不易，最大 R² 增進法類似所有可能迴歸模式，其首先檢查所有簡單線性迴歸模式的 R² 值最大者，其次在考慮其他自變數並檢查那一個自變數加入模式後 R² 值最大，再將此自變數納入迴歸模式中，

當兩個自變數的迴歸模式建立後比較在迴歸模式中自變數和不在模式中的自變數，並決定移出一個自變數取代另一個自變數所得到的 R2 值是否更大。

逐步迴歸法(Stepwise regression)：每次只挑選一個貢獻最大的自變數進入迴歸模式，而後逐次挑選自變數直到無顯著貢獻為止。

後退消去法(Backword eliminating)：所有變數進入迴歸模式，而後逐次刪除貢獻較小之自變數，直到所有自變數皆有顯著貢獻為止。

前進選擇法(Forward selection)：類似逐步迴歸，但採用不同的判別統計量。

殘差分析

常態性的假設檢定

繪圖法：

e_i 對 X 之圖形是否具有齊變異 ($Var(\varepsilon_i) = \sigma^2$)。

ε_i 對 \hat{y} 之圖型：應表示 e_i 與 \hat{y} 無關。

繪製殘差常態分配圖(normal probability plot)。

殘差之獨立性檢定(針對有時間順序關係)

檢定殘差獨立性檢定方法(Durbin-Watontest)：

$$DW = \frac{\sum_{t=1}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

DW 統計量介於 0 到 4 之間，一般而言 DW 統計量在 2 到 2.5 之間，表該模型無一階自我相關，DW 統計量偏向 0 和 4 之間，表示模型有正自我相關與負自我相關。

判斷模型的適切性

迴歸模型係數顯著性檢定

線性迴歸係數顯著性檢定是針對迴歸係數 β_j 做顯著性測試，即 $H_0: \beta_i = 0$ VS $H_1: \beta_i \neq 0$ 迴歸係數顯著性以 t 統計量判定公式如下：

$$t_0 = \frac{b_i}{se(b_i)}$$

當 $|t_0| > t_{\alpha/2, n-p-1}$ 時表示此迴歸係數顯著，其中 n 為收集到範例資料數量，p 為欲估計模型參數之數目。

變異數分析

迴歸模型顯著性檢定是指因變數 y 與自變數 x 間是否存在線性關係之測試，即檢定 $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_i = 0$ VS $H_1: \beta_i$ 不全為 0。迴歸模型顯著性以 F 統計量判定為：

$$F_0 = \frac{SSR/p}{SSE/(n-p-1)} = \frac{MSR}{MSE}$$

其中 $MSR = \frac{SSR}{p}$ 為解釋均方差， $MSE = \frac{SSE}{n-p-1}$ 為未解釋均方差，由上式可知 F 統計量的義意相當於解釋均方差與未解釋均方差之比例值，因此 F 統計量越大，代表自變數與因變數越可能存在線性關係。

3.3.4 小結

從文獻整理中瞭解到迴歸分析的具有三大功能:描述、預測、控制與改善。描敘部分是指說描敘 x 如何影響 y ，這將會被當成接下來步驟「控制」的必要參考因素。預測部分是指說先給定預測變數 x 的值，才能由迴歸式求 y 的值，預測是迴歸最常被文獻介紹的主題。接下來還有就是控制欲得到的輸出值 y ，再求應放入什麼樣的輸入值 x ，在描敘完成描敘 x 如何影響 y 之後，最有價值的方案就是反向思考。這樣的反應在實際的情境是否還有可改善空間，如果改善了 x 之後，是不是就能改善結果，然後針對問題提出改善建議。

而最後本研究是採用以上迴歸分析介紹中的非線性迴歸分析之多項式迴歸分析，亦即加入自變項間的交互作用項以及平方項，希望能透過分析建立一個迴歸模式來預測製程參數(自變項)與各品質參數(依變項)之間的關係。

3.4 資料包絡法_BCC 模型

當規模為非固定時，可能由於運作規模不當，而造成無效率。因此由 Banker、Charnes 及 Cooper 於 1984 年針對 CCR 模式，擴充為以變動規模報酬的觀念，探討有關技術效率、規模效率、規模報酬等問題，簡稱為 BCC 模式。我們直接以線性規劃模式說明如下：

$$\text{Max } H_{K'} = \sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm} - \alpha$$

s.t.

$$\sum_{n=1}^N V_n X_{kn} = 1$$

$$\sum_{m=1}^M U_m Y_{k'm} - \sum_{n=1}^N V_n X_{k'n} - \alpha \leq 0$$

$$U_m, V_n \geq \varepsilon > 0$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$k = 1, 2, \dots, K$$

利用對偶理論轉換，並同時加入 $\sum_{k=1}^K \lambda_k = 1$ 的新限制條件：

$$\text{Min } H_{K'} = \theta_{k'} - \varepsilon \left(\sum_{m=1}^M S_{k'm} + \sum_{n=1}^N S_{k'n} \right)$$

s.t.

$$\theta_{k'} X_{k'n} - \sum_{k=1}^K \lambda_k X_{kn} - S_{k'n} = 0$$

$$\sum_{k=1}^K \lambda_k Y_{km} - S_{k'm} = Y_{k'm}$$

$$\sum_{k=1}^K \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k, S_{k'm}, S_{k'n} \geq 0$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$k = 1, 2, \dots, K$$

此式最大的差別在於 λ_k 的總和被限制為 1。這個動作在移除 CCR 模型中 DMU 為固定規模報酬的假設限制。因此，BCC 模型允許 DMU 為變動規模報酬且可衡量每個 DMU 的規模效率與純技術效率。

3.4.1 DEA 之特性

可處理多元投入、多元產出之評估問題：DEA 易於處理多元投入多元產出之評估問題，而無須面臨預設生產函數的認定及參數估計的困難，在實際運用上較為可行。

單位不變性(Units Invariance)：只要受評估之 DMU 使用相同的計量單位，則各目標函數不受投入產出計量單位的影響。

可以單一綜合指標衡量效率：以 DEA 評估效率的結果是一個綜合指標，可作為描述經濟學上總要素生產力(Total Factor Productivity)之概念，容易對受評估單位作比較。

權重之決定不受人為主觀因素的影響：DEA 模式中之權數值係由數學規劃產生，無人為主觀的成份，因而能滿足立足點之公平原則，且在設定的評估方式下任何一組受評單位均無法以主觀判斷找到另一組權重，而使其效率大於 DEA 模式的評估結果。

可同時處理比率資料及非比率資料：DEA 不但可處理比率尺度(Ratio Scale)資料，亦可同時處理順序尺度(Ordinal Scale)資料，使得其在資料處理上較具彈性。

可處理組織外之環境變數：基於 DEA 方法可同時處理比率資料及非比率資料的特性，因而對於組織外之環境變數亦可加以處理，亦即可同時評估不同環境下 DMU 之效率。

可獲得資源使用狀況之相關資訊：由 DEA 模式中差額變數分析及效率值分析，可瞭解組織資源使用狀況，進而提供管理者擬定決策時之參考力。

3.4.2 DEA 之限制

1. DEA 無法處理產出項為負值的情形，投入與產出項目不宜過多，易使大多數 DMU 之效率值為 1，易受資料外圍者的影響，故樣本間的差異太大時，會導致結果的改變。
2. DMU 之同質性程度會影響分析結果，因同質性愈高，其評估效果愈好，樣本中若有極端值出現，將造成結果有顯著變動或失誤，所求得之效率值為一相對效率值，並非絕對效率值。
3. DEA 模式未考慮隨機誤差，所以認為所有誤差皆是無效率產生，所以資料準確性愈高，求得的評估效率才能愈正確。
4. DEA 模式對 DMU 之效率值並未有進一步排序，且必須進一步調查方能找出真正無效率之因素。

3.4.3 DEA 之應用程序

為能有效運用 DEA 至實際問題上，Golany and Roll(1989)提出一系統化的 DEA 應用程序整體性架構，該應用程序僅能作為一般化準則，實際應用時，尚須配合研究目的調整，此系統化程序包含三個主要階段，詳細說明如下：

定義並選擇進行分析之 DMUs：運用 DEA 除須先找出一組具同質性的 DMUs 外，尚須確認 DMUs 間差異。但愈多 DMUs 進行分析，不僅會使同質性降低，而且分析結果亦會受外生因素影響，故可運用「DMU 之數量至少應為投入與產出項目個數總和的兩倍」的經驗法則(Golany and Roll,1989)，決定 DMUs 數量。另須配合研究目的及所需 DMUs 數量，決定研究期間的長短。

決定攸關且適切的投入與產出變數：初步選擇時，考慮的範圍越廣越好。但如果引入大量變項，會釋放 DMUs 間的大部分差異，導致多數 DMUs 會具高效率，而失去評估的意義。一般而言，模式中投入與產出變數之選擇可以相關研究文獻、管理經驗判斷篩選法、非 DEA 之數量方法及敏感度分析實施變數篩選。

應用 DEA 模式及分析結果：DMUs、投入/產出變項選擇與效率衡量有密切相關。因此，最初的選擇並不能保證最符合分析目的，必須反覆執行到無確切停止的條件存在。經由不同的 DMUs、變項或模式得出多組結果，供實際應用參考。在進行實證分析時，通常應包含下列分析結果：

- (1)效率值分析：瞭解造成無效率 DMUs 之原因。
- (2)參考群體分析：作為無效率 DMUs 競爭比較之參考。
- (3)差額變數分析：顯示無效率 DMU 之改善方向與幅度。
- (4)目標改善分析：提供無效率 DMU 之改善水準。

根據以上 DEA 應用程序之說明，本研究資料包絡法分析所應用的程序主要為：1、定義並選擇進行分析之 DMUs；2、決定適切的投入與產出變數；3、整體效率值分析；4、參考群體分析。透過分析結果衡量出最有效率的決策單位。

3.5 數學規劃_成本方程式

3.5.1 成本方程式型態

一次成本方程式： $TC = a + bx$

二次成本方程式： $TC = ax^2 + bx + c$

三次成本方程式： $TC = ax^3 + bx^2 + cx + d$

介於零與一次之成本函數： $TC = a + bx^y, 0 < y < 1$

根據以上成本方程式型態之說明，本研究成本方程式假設以一次成本方程式做轉換，假設成四種情況，情況一:遞增，表示製程成本隨變數增大而增加。情況二:遞減，表示在某一起點成本設定為最大，隨著變數遞減而成本有所下降。情況三:正三角形，在特定某一變數值時即製程成本最小，隨變數變大變小移動時，製程成本都有所增加。情況四:倒三角形，在特定某一變數值時即製程成本為最大，隨變數變大變小移動時，製程成本都有所降低。

3.5.2 LINGO 應用

LINGO 唯一最佳化模式建構與求解軟體，可求解線性、非線性與整數規劃模式，並做最大化利潤與最小化成本的分析。兩種模式建構方法：

- 1.直接輸入數學模式:適合小規模問題。
- 2.利用 LINGO 建模函式構建:適合大規模問題。

LINGO 模式建構方法：

變數：

預設為非負實數，字首需為英文字母，不分大小寫，最常可達 32 字元。

目標式：

最大化(MAX)或最小化(MIN)。

限制式符號：

”=”，“<”，“>”，“<=”，“>=“。

利用 Lingo 建模函式(Model)構建，適合規模大的問題。

建模步驟：

- (1)確定問題的參數與決策變數
- (2)將問題模式寫成通式
- (3)Lingo 模式構建。

第四章 實驗模擬與分析

4.1 田口直交表結合變異數分析_品質特性

4.1.1 選定欲研究之製程參數及品質特性

首先，我們選取射出成型製程中重要的九個製程參數及三個品質特性進行 Moldflow 之模擬實驗，如表 4.1。首先選用田口直交表 L27 進行模擬實驗，接著透過變異數分析找出與品質特性具顯著相關之參數進行後續的最佳化分析，期望找出使得翹曲、收縮及頂出時體積收縮比最小的參數組合。其中，實驗數值的測量透過擷取零件模型的八個角點之結點值(以 T2429、T2125、T2152、T1000、T2580、T1750、T1792、T1538 表示) 作為翹曲實驗數據及兩個角點所連成的邊長(以 L1 表示)作為收縮之實驗數據，及模型頂出時體積收縮比之最大值作為實驗數據。因此，測量結果包含八個翹曲測量值、一個收縮測量值及一個頂出時體積收縮比。

表 4.1 本研究選用之製程參數及品質特性

射出成型參數	射出成型參數	參數代碼
Injection Time	射出時間	INT
Injection Pressure	射出壓力	INP
Packing Pressure	保壓壓力	PP
Packing Time	保壓時間	PT
Cooling Time	冷卻時間	COTI
Coolant Temperature	冷卻劑溫度	COTE
Mold-Open Time	開模時間	MOO
Melt Temperature	溶劑溫度	MET
Mold Temperature	模具溫度	MOTE
品質特性	品質特性	特性代碼
Warpage	翹曲	T2429, T2125, T2152, T1000, T2580, T1750, T1792, T1538
Shrinkage	收縮	L1
Volumetric Shrinkage at ejection	頂出時體積收縮比	Volume

4.1.2 選定因子水準

選定欲研究之製程參數及品質特性之後，將根據 Moldflow 之參數預設值訂定各參數之因子水準，如表 4.2。本實驗中共有九個實驗因子，設定每個實驗因子具有三個水準。因此本研究選用 L27 直交表，如表 4.3 所示。

表 4.2 本研究之各參數因子水準

射出成型參數	射出成型參數	參數簡稱	L1	L2	L3
Injection Time	射出時間	INT	0.5	1	1.5
Injection Pressure	射出壓力	INP	160	180	200
Packing Pressure	保壓壓力	PP	60	80	100
Packing Time	保壓時間	PT	9	10	11
Cooling Time	冷卻時間	COTI	15	20	25
Coolant Temperature	冷卻劑溫度	COTE	20	25	30
Mold-Open Time	開模時間	MOO	4	5	6
Melt Temperature	熔劑溫度	MET	250	260	270
Mold Temperature	模具溫度	MOTE	50	70	90

由於 PBT+ASA 塑膠材料的熔劑溫度建議值為 250°C ~270°C 之間以及模具溫度建議值為 50°C ~90°C 之間。因此，熔劑溫度和模具溫度以參數預設值±10°C 和±20°C 之界限作為因子水準選取的範圍，而模具其餘的七個製程參數之 L1 及 L3 因子水準範圍則以上表所示。接著，將直交表對應之參數設定值如表 4.4 代入 Moldflow 進行模擬分析，取得翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之實驗值，其實驗結果如表 4.5 所示。

表 4.3 本研究之 L27 直交表

L ₂₇	INT	INP	PP	PT	COTI	COTE	MOO	MET	MOTE
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	3	3	3	3	3
4	1	2	2	2	1	1	1	2	2
5	1	2	2	2	2	2	2	3	3
6	1	2	2	2	3	3	3	1	1
7	1	3	3	3	1	1	1	3	3
8	1	3	3	3	2	2	2	1	1
9	1	3	3	3	3	3	3	2	2
10	2	1	2	3	1	2	3	1	2
11	2	1	2	3	2	3	1	2	3
12	2	1	2	3	3	1	2	3	1
13	2	2	3	1	1	2	3	2	3
14	2	2	3	1	2	3	1	3	1
15	2	2	3	1	3	1	2	1	2
16	2	3	1	2	1	2	3	3	1
17	2	3	1	2	2	3	1	1	2
18	2	3	1	2	3	1	2	2	3
19	3	1	3	2	1	3	2	1	3
20	3	1	3	2	2	1	3	2	1
21	3	1	3	2	3	2	1	3	2
22	3	2	1	3	1	3	2	2	1
23	3	2	1	3	2	1	3	3	2
24	3	2	1	3	3	2	1	1	3
25	3	3	2	1	1	3	2	3	2
26	3	3	2	1	2	1	3	1	3
27	3	3	2	1	3	2	1	2	1

表 4.4 本研究之 L27 直交表對應之參數組合

L ₂₇	INT	INP	PP	PT	COTI	COTE	MOO	MET	MOTE
1	0.5	160	60	9	15	20	4	250	50
2	0.5	160	60	9	20	25	5	260	70
3	0.5	160	60	9	25	30	6	270	90
4	0.5	180	80	10	15	20	4	260	70
5	0.5	180	80	10	20	25	5	270	90
6	0.5	180	80	10	25	30	6	250	50
7	0.5	200	100	11	15	20	4	270	90
8	0.5	200	100	11	20	25	5	250	50
9	0.5	200	100	11	25	30	6	260	70
10	1	160	80	11	15	25	6	250	70
11	1	160	80	11	20	30	4	260	90
12	1	160	80	11	25	20	5	270	50
13	1	180	100	9	15	25	6	260	90
14	1	180	100	9	20	30	4	270	50
15	1	180	100	9	25	20	5	250	70
16	1	200	60	10	15	25	6	270	50
17	1	200	60	10	20	30	4	250	70
18	1	200	60	10	25	20	5	260	90
19	1.5	160	100	10	15	30	5	250	90
20	1.5	160	100	10	20	20	6	260	50
21	1.5	160	100	10	25	25	4	270	70
22	1.5	180	60	11	15	30	5	260	50
23	1.5	180	60	11	20	20	6	270	70
24	1.5	180	60	11	25	25	4	250	90
25	1.5	200	80	9	15	30	5	270	70
26	1.5	200	80	9	20	20	6	250	90
27	1.5	200	80	9	25	25	4	260	50

表 4.5 實驗 27 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比模擬結果

	T2429	T2125	T2152	T1000	T2580	T1792	T1750	T1538	L1	Volume
1	0,205	0,212	0,2222	0,198	0,27	0,3014	0,2	0,1951	0,1292	4,299
2	0,206	0,178	0,2147	0,1899	0,1849	0,2007	0,1982	0,2317	0,1226	4,146
3	0,2146	0,2083	0,2285	0,2001	0,2646	0,2	0,2099	0,2166	0,1273	4,409
4	0,1392	0,1299	0,1436	0,125	0,1112	0,132	0,143	0,1692	0,0529	3,382
5	0,1466	0,1511	0,1513	0,133	0,1367	0,1416	0,1713	0,1511	0,0643	3,474
6	0,137	0,137	0,1416	0,1223	0,137	0,1211	0,1406	0,1491	0,0516	3,154
7	0,098	0,098	0,1032	0,0821	0,098	0,1	0,1031	0,1008	0,0035	3,899
8	0,0877	0,0877	0,0927	0,0693	0,087	0,0848	0,102	0,09	-0,0153	4,105
9	0,0947	0,0947	0,0986	0,0783	0,0947	0,0867	0,0986	0,1057	-0,0014	3,973
10	0,1612	0,1612	0,1602	0,1421	0,1625	0,1546	0,1612	0,1902	0,0609	4,337
11	0,1412	0,1426	0,1455	0,1356	0,1404	0,1416	0,1459	0,1299	0,0564	3,938
12	0,1354	0,1263	0,1414	0,1301	0,1354	0,1368	0,1414	0,1299	0,0504	3,989
13	0,0776	0,059	0,0697	0,0559	0,0676	0,0591	0,0699	0,0886	-0,0475	2,063
14	0,0718	0,0593	0,0677	0,0542	0,0718	0,0596	0,0659	0,0718	-0,0379	2,018
15	0,0824	0,0618	0,0735	0,0575	0,0824	0,0618	0,085	0,0864	-0,0491	2,086
16	0,1243	0,1358	0,1367	0,1199	0,1143	0,1329	0,1367	0,1543	0,0685	3,593
17	0,1249	0,1389	0,1352	0,1289	0,1249	0,134	0,1351	0,1649	0,0647	3,369
18	0,1192	0,1303	0,131	0,1246	0,1092	0,13	0,1351	0,1392	0,059	3,526
19	0,1601	0,1537	0,1446	0,1062	0,160	0,1537	0,1436	0,1899	0,0288	7,179
20	0,1488	0,1483	0,1339	0,1027	0,1488	0,1493	0,1339	0,1588	0,0297	6,51
21	0,144	0,2414	0,1216	0,1021	0,164	0,1423	0,1226	0,2414	0,0251	6,475
22	0,1834	0,1334	0,1563	0,1507	0,1854	0,181	0,1573	0,1334	0,0629	7,866
23	0,1672	0,1484	0,15	0,1452	0,207	0,1893	0,198	0,1484	0,0546	7,22
24	0,1828	0,2015	0,1786	0,1496	0,1928	0,2015	0,1796	0,1618	0,0686	7,51
25	0,0959	0,062	0,0673	0,0335	0,0939	0,0611	0,0594	0,0819	-0,0288	3,304
26	0,11	0,0856	0,0962	0,0499	0,1194	0,115	0,0818	0,0994	-0,0014	3,049
27	0,09	0,069	0,0811	0,0401	0,0971	0,07	0,0793	0,1716	-0,0164	3,119

4.1.3 變異數分析

透過上個階段取得實驗數據結果之後，我們須進一步找尋九個參數因子中哪些是影響品質特性的顯著因子。故採用變異數分析法來做顯著因子的搜尋。表 4.6~表 4.13 為翹曲、收縮及頂出時體積收縮比實驗值作為依變數，而各以九個製程因數為反應因子所得之變異數分析表。

表 4.6 T2429 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.004654	2	0.002327	1.50	0.243
	殘差	0.037191	24	0.001550		
	合計	0.041845	26			
射出壓力	INP	0.0183624	2	0.0091812	9.38	0.001
	殘差	0.0234828	24	0.0009784		
	合計	0.0418451	26			
保壓壓力	PP	0.016698	2	0.008349	7.97	0.002
	殘差	0.025148	24	0.001048		
	合計	0.041845	26			
保壓時間	PT	0.000814	2	0.000407	0.24	0.790
	殘差	0.041031	24	0.001710		
	合計	0.041845	26			
冷卻時間	COTI	0.000178	2	0.000089	0.05	0.950
	殘差	0.041667	24	0.001736		
	合計	0.041845	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.000054	2	0.000027	0.02	0.985
	殘差	0.041791	24	0.001741		
	合計	0.041845	26			
開模時間	MOO	0.000300	2	0.000150	0.09	0.917
	殘差	0.041545	24	0.001731		
	合計	0.041845	26			
模具溫度	MET	0.000300	2	0.000150	0.09	0.917
	殘差	0.041545	24	0.001731		
	合計	0.041845	26			
熔齊溫度	MOTE	0.000257	2	0.000129	0.07	0.929
	殘差	0.041588	24	0.001733		
	合計	0.041845	26			

表 4.7 T2125 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.007183	2	0.003591	1.59	0.225
	殘差	0.054206	24	0.002259		
	合計	0.061389	26			
射出壓力	INP	0.022759	2	0.011379	7.07	0.004
	殘差	0.038631	24	0.001610		
	合計	0.061389	26			
保壓壓力	PP	0.015359	2	0.007680	3.74	0.039
	殘差	0.049313	24	0.002055		
	合計	0.064672	26			
保壓時間	PT	0.008416	2	0.004208	1.91	0.170
	殘差	0.052973	24	0.002207		
	合計	0.061389	26			
冷卻時間	COTI	0.001298	2	0.000649	0.26	0.774
	殘差	0.060092	24	0.002504		
	合計	0.061389	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.001886	2	0.000943	0.38	0.688
	殘差	0.059504	24	0.002479		
	合計	0.061389	26			
開模時間	MOO	0.001974	2	0.000987	0.40	0.676
	殘差	0.059415	24	0.002476		
	合計	0.061389	26			
模具溫度	MET	0.002081	2	0.001041	0.42	0.661
	殘差	0.059308	24	0.002471		
	合計	0.061389	26			
熔齊溫度	MOTE	0.000483	2	0.000241	0.10	0.910
	殘差	0.060907	24	0.002538		
	合計	0.061389	26			

表 4.8 T2152 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT 殘差 合計	0.001331 0.063179 0.064510	2 24 26	0.000666 0.002632	0.25	0.779
射出壓力	INP 殘差 合計	0.025211 0.039298 0.064510	2 24 26	0.012606 0.001637	7.70	0.003
保壓壓力	PP 殘差 合計	0.031972 0.032538 0.064510	2 24 26	0.015986 0.001356	11.79	0.000
保壓時間	PT 殘差 合計	0.001446 0.063064 0.064510	2 24 26	0.000723 0.002628	0.28	0.762
冷卻時間	COTI 殘差 合計	0.000110 0.064400 0.064510	2 24 26	0.000055 0.002683	0.02	0.980
冷卻齊溫度	COTE 殘差 合計	0.000576 0.063934 0.064510	2 24 26	0.000288 0.002664	0.11	0.898
開模時間	MOO 殘差 合計	0.001313 0.063197 0.064510	2 24 26	0.000657 0.002633	0.25	0.781
模具溫度	MET 殘差 合計	0.000650 0.063859 0.064510	2 24 26	0.000325 0.002661	0.12	0.886
熔齊溫度	MOTE 殘差 合計	0.000719 0.063791 0.064510	2 24 26	0.000359 0.002658	0.14	0.874

表 4.9 T1000 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.003787	2	0.001893	0.61	0.551
	殘差	0.074314	24	0.003096		
	合計	0.078101	26			
射出壓力	INP	0.043453	2	0.021726	15.05	0.000
	殘差	0.034648	24	0.001444		
	合計	0.078101	26			
保壓壓力	PP	0.028692	2	0.014346	12.18	0.000
	殘差	0.028278	24	0.001178		
	合計	0.056971	26			
保壓時間	PT	0.012159	2	0.006079	2.21	0.131
	殘差	0.065942	24	0.002748		
	合計	0.078101	26			
冷卻時間	COTI	0.000397	2	0.000199	0.06	0.941
	殘差	0.077704	24	0.003238		
	合計	0.078101	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.000343	2	0.000172	0.05	0.948
	殘差	0.077757	24	0.003240		
	合計	0.078101	26			
開模時間	MOO	0.000589	2	0.000295	0.09	0.913
	殘差	0.077511	24	0.003230		
	合計	0.078101	26			
模具溫度	MET	0.000566	2	0.000283	0.09	0.916
	殘差	0.077535	24	0.003231		
	合計	0.078101	26			
熔齊溫度	MOTE	0.000859	2	0.000430	0.13	0.876
	殘差	0.077241	24	0.003218		
	合計	0.078101	26			

表 4.10 T2580 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.006062	2	0.003031	1.30	0.290
	殘差	0.055827	24	0.002326		
	合計	0.061889	26			
射出壓力	INP	0.013781	2	0.006890	3.44	0.049
	殘差	0.048108	24	0.002005		
	合計	0.061889	26			
保壓壓力	PP	0.035096	2	0.017548	15.72	0.000
	殘差	0.026793	24	0.001116		
	合計	0.061889	26			
保壓時間	PT	0.000175	2	0.000088	0.03	0.967
	殘差	0.061714	24	0.002571		
	合計	0.061889	26			
冷卻時間	COTI	0.000001	2	0.000000	0.00	1.000
	殘差	0.061888	24	0.002579		
	合計	0.061889	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.000291	2	0.000146	0.06	0.945
	殘差	0.061598	24	0.002567		
	合計	0.061889	26			
開模時間	MOO	0.001784	2	0.000892	0.36	0.704
	殘差	0.060105	24	0.002504		
	合計	0.061889	26			
模具溫度	MET	0.001172	2	0.000586	0.23	0.795
	殘差	0.060717	24	0.002530		
	合計	0.061889	26			
熔齊溫度	MOTE	0.000199	2	0.000100	0.04	0.962
	殘差	0.061690	24	0.002570		
	合計	0.061889	26			

表 4.11 T1538 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.003550	2	0.001775	0.78	0.468
	殘差	0.054339	24	0.002264		
	合計	0.057889	26			
射出壓力	INP	0.024779	2	0.012389	8.98	0.001
	殘差	0.033111	24	0.001380		
	合計	0.057889	26			
保壓壓力	PP	0.013110	2	0.006555	3.51	0.046
	殘差	0.044780	24	0.001866		
	合計	0.057889	26			
保壓時間	PT	0.008461	2	0.004230	2.05	0.150
	殘差	0.049428	24	0.002060		
	合計	0.057889	26			
冷卻時間	COTI	0.000241	2	0.000120	0.05	0.951
	殘差	0.057649	24	0.002402		
	合計	0.057889	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.001893	2	0.000946	0.41	0.671
	殘差	0.055997	24	0.002333		
	合計	0.057889	26			
開模時間	MOO	0.001093	2	0.000546	0.23	0.796
	殘差	0.056796	24	0.002367		
	合計	0.057889	26			
模具溫度	MET	0.000590	2	0.000295	0.12	0.884
	殘差	0.057299	24	0.002387		
	合計	0.057889	26			
熔齊溫度	MOTE	0.003027	2	0.001513	0.66	0.525
	殘差	0.054862	24	0.002286		
	合計	0.057889	26			

表 4.12 L1 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	0.007139	2	0.003570	1.48	0.247
	殘差	0.057808	24	0.002409		
	合計	0.064948	26			
射出壓力	INP	0.015698	2	0.007849	3.82	0.036
	殘差	0.049249	24	0.002052		
	合計	0.064948	26			
保壓壓力	PP	0.037731	2	0.018865	16.64	0.000
	殘差	0.027217	24	0.001134		
	合計	0.064948	26			
保壓時間	PT	0.003406	2	0.001703	0.66	0.524
	殘差	0.061542	24	0.002564		
	合計	0.064948	26			
冷卻時間	COTI	0.000030	2	0.000015	0.01	0.995
	殘差	0.064918	24	0.002705		
	合計	0.064948	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.000003	2	0.000002	0.00	0.999
	殘差	0.064945	24	0.002706		
	合計	0.064948	26			
開模時間	MOO	0.000182	2	0.000091	0.03	0.967
	殘差	0.064766	24	0.002699		
	合計	0.064948	26			
模具溫度	MET	0.000022	2	0.000011	0.00	0.996
	殘差	0.064926	24	0.002705		
	合計	0.064948	26			
熔齊溫度	MOTE	0.000188	2	0.000094	0.03	0.966
	殘差	0.064760	24	0.002698		
	合計	0.064948	26			

表 4.13 Volume 之變異數分析表

		平方和	自由度	平均平方和	F	顯著性
射出時間	INT	32.630	2	16.315	9.49	0.001
	殘差	41.259	24	1.719		
	合計	73.890	26			
射出壓力	INP	9.896	2	4.948	1.86	0.178
	殘差	63.994	24	2.666		
	合計	73.890	26			
保壓壓力	PP	11.211	2	5.605	2.15	0.139
	殘差	62.679	24	2.612		
	合計	73.890	26			
保壓時間	PT	19.360	2	9.680	4.26	0.026
	殘差	54.530	24	2.272		
	合計	73.890	26			
冷卻時間	COTI	0.273	2	0.137	0.04	0.957
	殘差	73.616	24	3.067		
	合計	73.890	26			
冷卻齊溫度	COTE	0.091	2	0.045	0.01	0.985
	殘差	73.799	24	3.075		
	合計	73.890	26			
開模時間	MOO	0.175	2	0.088	0.03	0.972
	殘差	73.714	24	3.071		
	合計	73.890	26			
模具溫度	MET	0.031	2	0.016	0.01	0.995
	殘差	73.858	24	3.077		
	合計	73.890	26			
熔齊溫度	MOTE	0.032	2	0.016	0.01	0.995
	殘差	73.858	24	3.077		
	合計	73.890	26			

其中射出壓力、保壓壓力為 T2429、T2125、T2152、T1000、T2580、T1538、L1 顯著因子(p 值<0.05)，而射出時間、保壓時間則為 Volume 之顯著因子(p 值<0.05)。以表 4.14 呈現整理之結果，聯集之後取射出時間、射出壓力、保壓壓力、保壓時間為整體分析之顯著因子。

表 4.14 本研究整理之顯著因子結果

	T2429	T2125	T2152	T1000	T2580	T1792	T1750	T1538	L1	Volume	U
射出時間										@	@
射出壓力	@	@	@	@	@	@	@	@	@		@
保壓壓力	@	@	@	@	@	@	@	@	@		@
保壓時間										@	@
冷卻時間											
冷卻劑溫度											
開模時間											
模具溫度											
熔劑溫度											

* @符號表 p 值<0.05 之顯著的製程因子

* @符號表聯集後的顯著製程因子

4.2 複迴歸分析_品質特性

從變異數分析的結果得知射出時間、射出壓力、保壓壓力及保壓時間四個製程參數為品質特性的顯著因子，因此在這個階段中我們將利用四個因子三個水準產生 81(34)組的全因子實驗之參數組合進行 Moldflow 的模擬實驗，並取得翹曲、收縮及頂出時體積收縮之實驗值，再從八個翹曲中取最大翹曲值、最大收縮值及最大頂出時體積收縮比作為輸出值以進行複迴歸分析，如附錄 A。圖 4.1 為本研究複迴歸分析之執行步驟。進行複迴歸分析之前，因為參數間的關係有時是多階的，可能會彼此影響，意即某些最終品質變數會受到層層的製程中的變數影響，故我們需增加四個製程因子之間的交互作用項，以及平方項再來進行複迴歸分析。

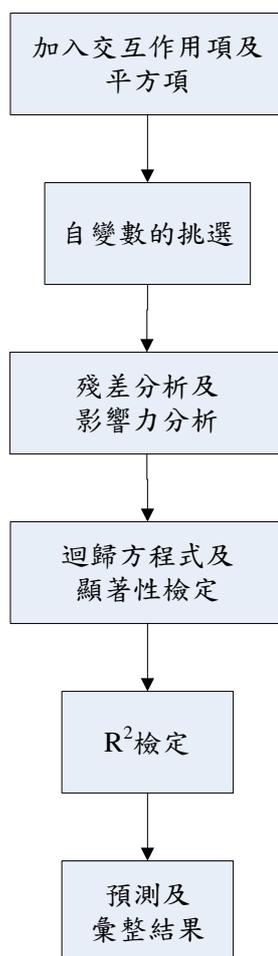


圖 4.1 本研究之複迴歸分析之步驟

4.2.1 自變數的挑選

本研究的自變數挑選採用後退消去法(Backword eliminating)，並決定刪除顯著水準 $\alpha=0.1$ ，其步驟如下：

從所有自變數都包括在模式內開始，刪除一個自變數。

$$NetF = \frac{(SSR_{X_1 \dots X_k} - SSR_{X_1 \dots - X_i \dots X_k}) / df_{X_1 \dots X_k} - df_{X_1 \dots - X_j \dots X_k}}{SSE_{X_1 \dots X_k} / df_{SSE}}$$

X_i 為眾多自變數中，淨 F 檢定最不顯著的自變數，且 p 值 $>\alpha$ 。執行步驟 2，假如所有淨 F 檢定之 p 值都 $<\alpha$ ，即停止。

刪除步驟 1 之自變數 X_i 後，再刪除另一最不重要的一個自變數。除 X_i 外，計算每一個自變數的淨 F 檢定，挑淨 F 檢定最不顯著且 p 值 $>\alpha$ 。

$$NetF = \frac{(SSR_{X_1 \dots - X_i \dots X_k} - SSR_{X_1 \dots - X_i - X_j \dots X_k}) / df_{X_1 \dots - X_i \dots X_k} - df_{X_1 \dots - X_i - X_j \dots X_k}}{SSE_{X_1 \dots - X_i \dots X_k} / df_{SSE}}$$

除 X_i 外， X_j 為眾多自變數中，淨 F 檢定最不顯著的自變數，且 p 值 $>\alpha$ 。執行步驟 2，假如所有淨 F 檢定之 p 值都 $<\alpha$ ，即停止。

重複步驟 2，直到沒有自變數之淨 F 檢定之 p 值 $>\alpha$ ，便停止後退消去法，

得到最終模式。

本研究透過統計軟體 SPSS Statistics 17.0，分別將實驗資料之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比進行複迴歸分析之後退消去法的結果如表 4.15~表 4.17 所示。

表 4.15 翹曲之自變數的挑選

模式	選入的變數	刪除的變數	方法
1	PPPT, INPINT, INP2, PT2, INTPP, INT2, INPPP, INTPT, PP2, INPPT, INT, PP, INP, PT ²	.	選入
2	.	INTPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >= . 100)。
3	.	PPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >= . 100)。
4	.	INPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >= . 100)。
5	.	INPPP	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >= . 100)。

由上表 4.15 可知，對於品質參數翹曲，透過後退消去法，最後所選得的製程參數有 INP、INT、PP、PT、INP²、INT²、PP²、PT²、INP*INT、INT*PP 共 10 個自變數。

表 4.16 收縮之自變數的挑選

模式	選入的變數	刪除的變數	方法
1	PPPT, INPINT, INP ² , PT ² , INT ² , INPPP, INTPT, PP ² , INPPT, INT, PP, INP, PT ^a	.	選入
2	.	INTPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
3	.	PPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
4	.	PP ²	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
5	.	PP	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
6	.	INPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
7	.	PT ²	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
8	.	PT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。

由上表 4.16 可知，對於品質參數收縮，透過後退消去法，最後所選得的製程參數有 INP、INT、INP²、INT²、INP*INT、INP*PP、INT*PP 共 7 個自變數。

表 4.17 頂出時體積收縮比之自變數的挑選

模式	選入的變數	刪除的變數	方法
1	PPPT, INPINT, INP2, PT2, INTPP, INT2, INPPP, INTPT, PP2, INPPT, INT, PP, INP, PT ^a	.	選入
2	.	PPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
3	.	INTPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
4	.	PP	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
5	.	INPPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。
6	.	PP2	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 $\geq .$ 100)。

由上表 4.17 可知，對於品質參數收縮，透過後退消去法，最後所選得的製程參數有 INP、INT、PT、INP²、INT²、PT²、INP*INT、INP*PP、INT*PP 共 9 個自變數。

4.2.2 殘差分析及影響力分析

殘差分析

單向度圖形(直方圖)：先將殘差 E 或標準化殘差 Z 畫直方圖，如果直方圖成鐘型，表示符合常態分配。

雙向度圖形(殘差圖)：在縱軸放標準化殘差，橫軸放 X 或 \hat{Y} 。當殘差圖越亂，看不出任何圖形，表示直線迴歸模式越合適。

將各品質參數進行殘差分析後之單向度圖形及雙向度圖形如圖 4.2~圖 4.7 所示。從圖中可發現，本研究各品質參數知單向度圖形均為鐘型，即符合常態分配；雙向度圖形之殘差圖分佈很亂，沒有任何形狀，表示直線迴歸模式均合適。

依變數: Warp

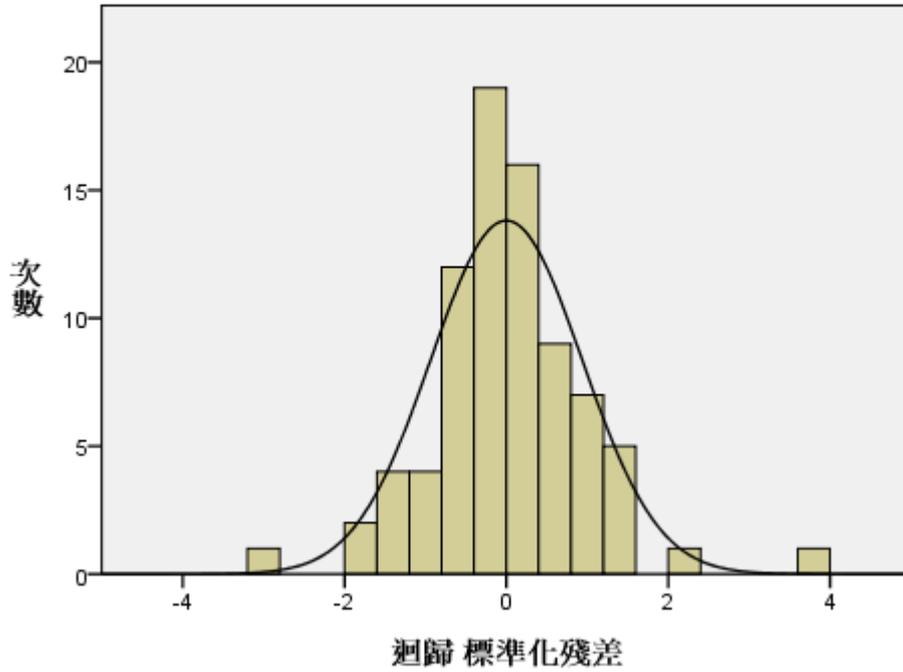


圖 4.2 翹曲之單向度圖形

依變數: Shrink

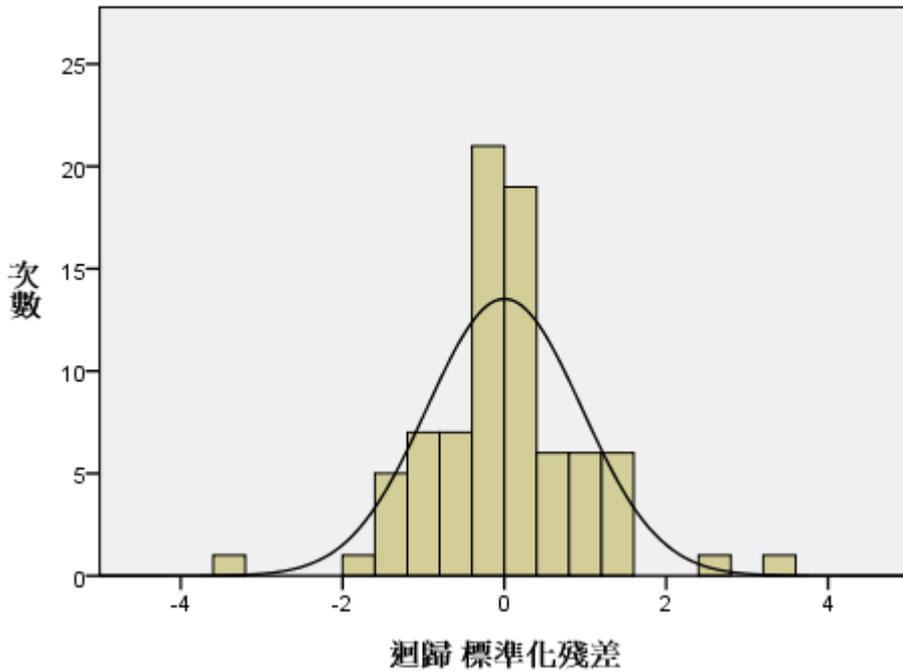


圖 4.3 收縮之單向度圖形

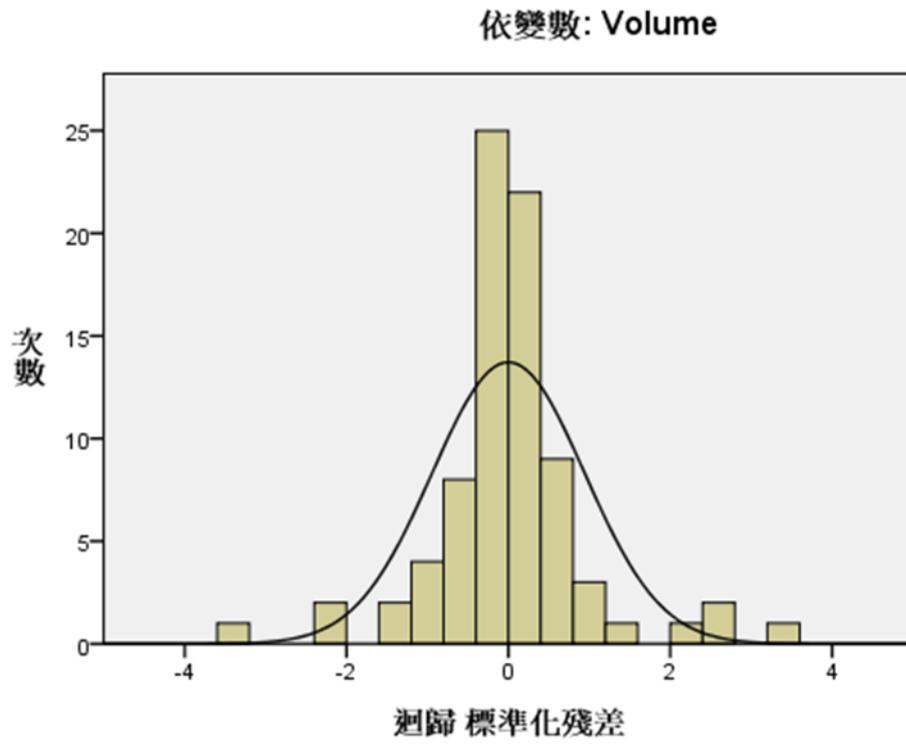


圖 4.4 頂出時體積收縮比之單向度圖形

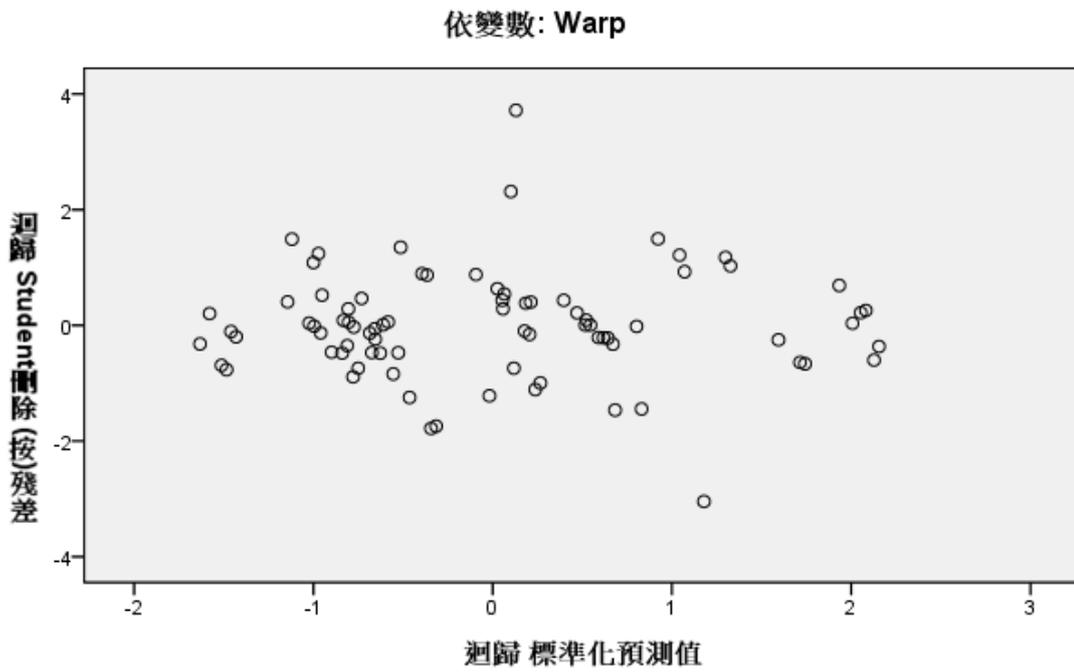


圖 4.5 翹曲之雙向度圖形

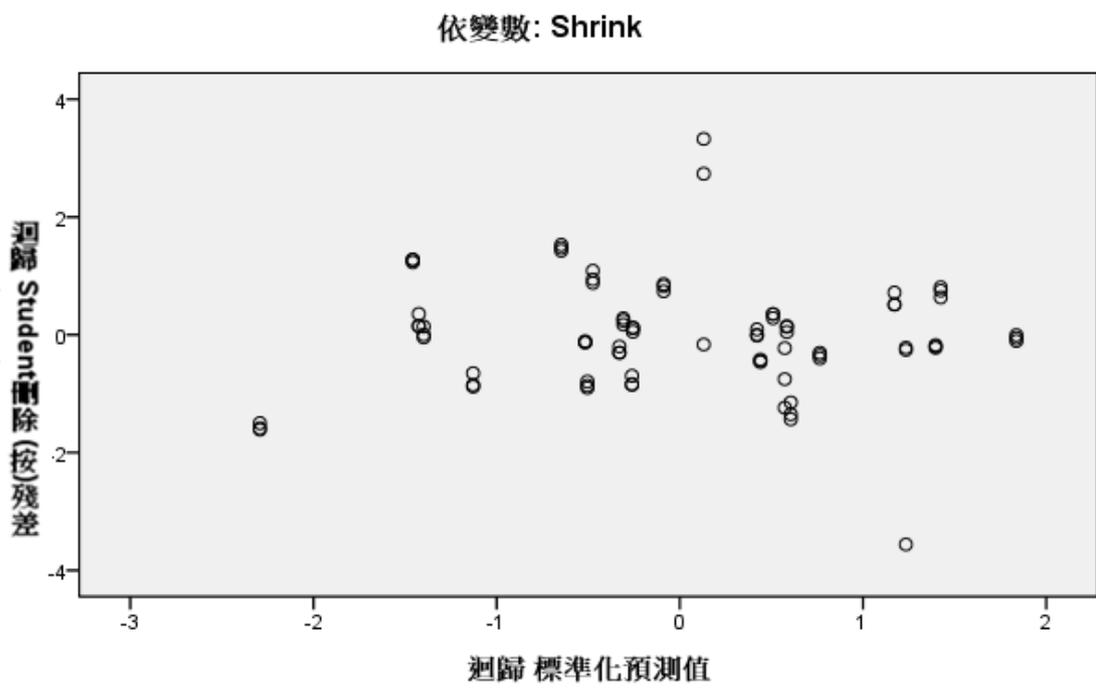


圖 4.6 收縮之雙向度圖形

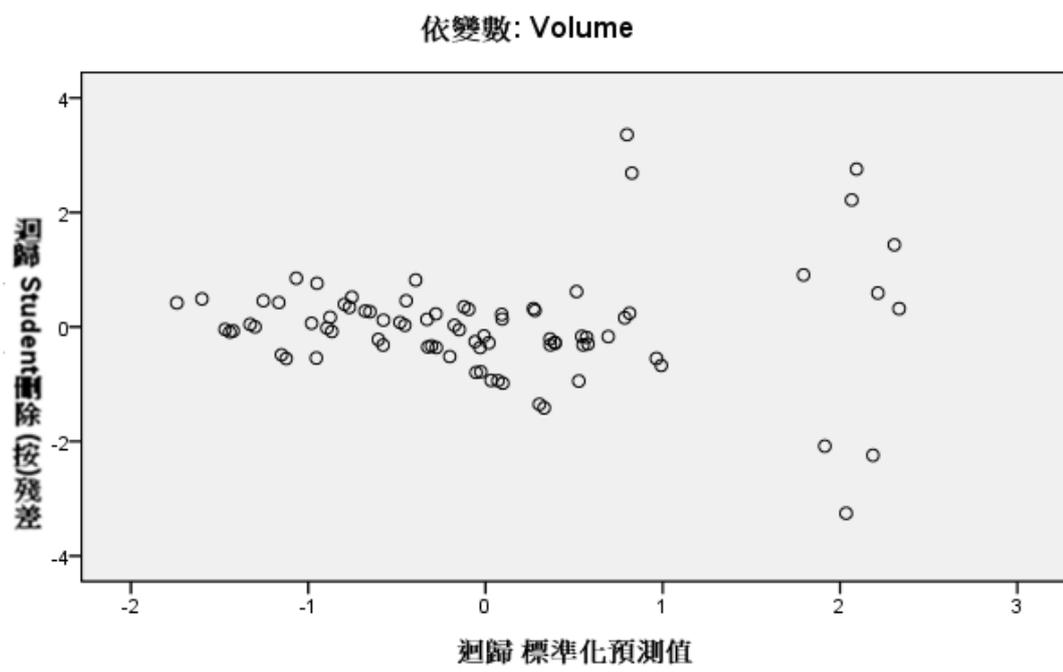


圖 4.7 頂出時體積收縮比之雙向度圖形

影響力分析

接著我們可以透過影響力分析來檢視迴歸模式結果會不會受少數觀察點的影響，因此，需要一些統計量來標示觀察點對迴歸模式結果的影響。常用的統計量有刀切法殘差、槓桿量數、DF 適合度(difference between the fitted value)和庫克距離(Cook's distance)。本研究使用庫克距離來作影響力分析。庫克距離乃為一種綜合判斷法，其係以個別迴歸係數做為判斷第 i

筆資料是否異常之依據，庫克距離之計算如下：

$$D_i = \frac{e_i^2}{p \cdot \hat{\sigma}^2} \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right)$$

在方程式中庫克距離以 D_i 表示， e_i^2 為第 i 個觀察值的內在學生化殘差值， $\hat{\sigma}^2$ 為誤差項均方， p 為自變數個數， h_{ii} 為槓桿值。其定義為若 $D_i > F_{\alpha, p, n-p}$ ，表示第 i 筆資料為具有影響性的偏離值（通常取 $\alpha=0.5$ ），且 e_i 夠大表示此筆資料為 Y 座標偏離值，若 h_{ii} 夠大則表示此資料為 X 座標偏離值。當庫克距離 >1 ，便應注意，對模示結果影響很大，也可將庫克距離畫在縱軸，案例 ID 畫在橫軸，稱為影響力索引圖(Index influence plot)，可了解庫克距離在某些案例裡是否有很大的差異。

本研究透過 SPSS 軟體求出複迴歸分析中各個品質參數之庫克距離，並畫出影響力索引圖，首先將翹曲 81 組資料中庫克距離較大的第 56 組及第 64 組資料刪除，再將剩下的 79 組資料進行收縮之複迴歸分析，並刪除 79 組中庫克距離較大的第 66 組資料刪除，最後將剩下 78 組資料進行頂出時體積收縮之複迴歸分析，且刪除 78 組中庫克距離較大之第 61 組及第 63 組資料，其翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之影響力索引圖如圖 4.8~圖 4.10 所示。最後將刪除庫克距離後的 79 組之翹曲資料、78 組之收縮資料及 76 組之頂出時體積收縮比資料進行複迴歸分析，以求得更準確的迴歸方程式。

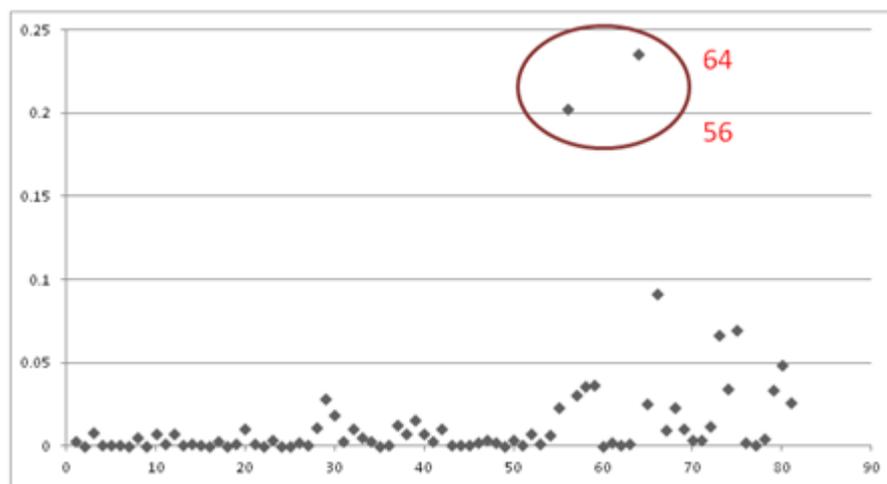


圖 4.8 翹曲之影響力索引圖

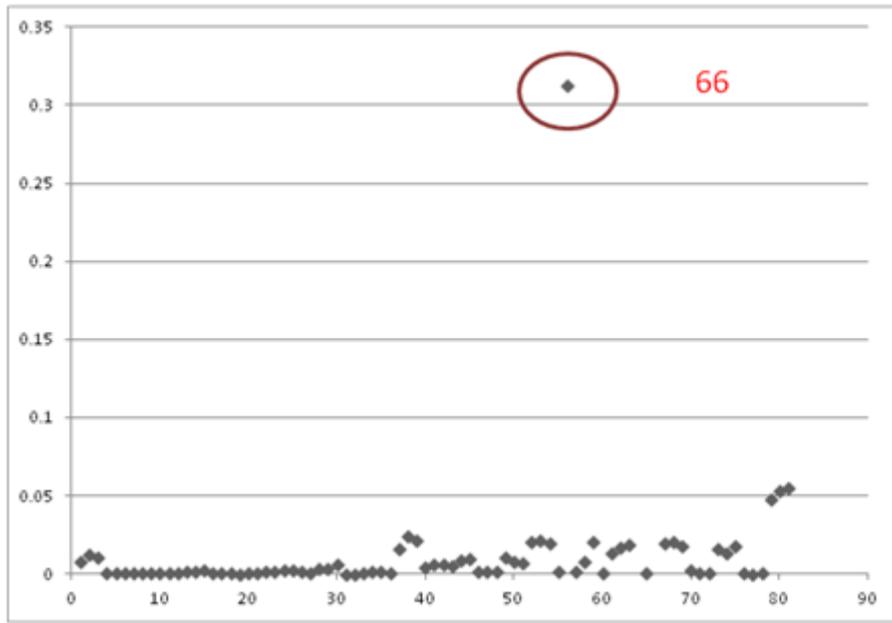


圖 4.9 收縮之影響力索引圖

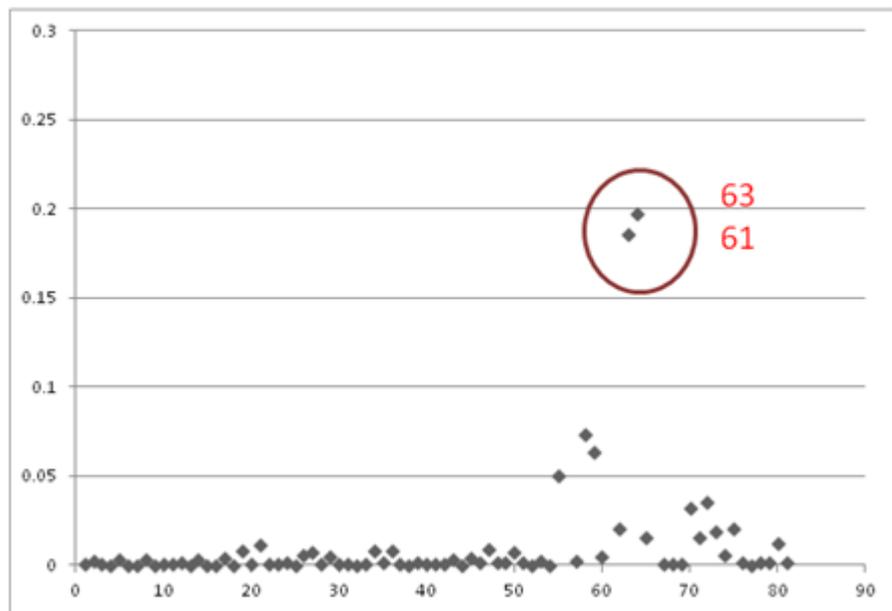


圖 4.10 頂出時體積收縮比之影響力索引圖

4.2.3 迴歸方程式

本研究透過 SPSS 軟體進行複迴歸分析，最後求得之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之迴歸方程式如下：

$$\text{Warp}=2.309-0.013\text{INP}-0.124\text{INT}-0.007\text{PP}-0.109\text{PT}+0.0000382\text{INP}^2+0.109\text{INT}^2+0.000017\text{PP}^2+0.005\text{PT}^2-0.002\text{INP}*\text{INT}+0.002\text{INT}*\text{PP}$$

$$\text{Shrink}=1.784-0.017\text{INP}+0.699\text{INT}+0.0000619\text{INP}^2+0.067\text{INT}^2-0.006\text{INP}*\text{INT}-0.0000307\text{INP}*\text{PP}+0.001\text{INT}*\text{PP}$$

$$\text{Volume}=68.491-0.346\text{INP}+6.58\text{INT}-6.833\text{PT}+0.001\text{INP}^2+3.068\text{INT}^2+0.342\text{PT}^2-0.08\text{INP}*\text{INT}+0.036\text{INT}*\text{PP}$$

4.2.4 顯著性檢定

對於每一迴歸係數執行 t 檢定，在考慮其它在迴歸模式自變數後，測驗迴歸係數數值是否等於零，如果要對一組迴歸係數進行顯著性檢定，可執行淨 F 檢定。因此我們將各品質參數進行顯著性檢定，其透過後退消去法所產生之各模式的檢定結果如附錄 B 所示。而其各品質參數最終模式之迴歸係數及顯著性檢定如表 4.18~表 4.20 所示，由表中可知各品質參數最終之迴歸係數之 P 值均小於 0.1，亦即有顯著性。

表 4.18 翹曲之迴歸係數及顯著性檢定

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配		
5 (常數)	2.309	.421		5.483	.000
INP	-.013	.003	-5.018	-4.443	.000
INT	-.124	.052	-1.191	-2.365	.021
PP	-.007	.001	-2.530	-4.969	.000
PT	-.109	.065	-2.109	-1.686	.096
INP2	3.819E-5	.000	5.299	4.706	.000
INT2	.109	.013	2.122	8.397	.000
PP2	1.703E-5	.000	1.053	2.099	.039
PT2	.005	.003	2.099	1.678	.098
INPINT	-.002	.000	-2.843	-6.947	.000
INTPP	.002	.000	1.854	9.222	.000

a. 依變數: Warp

表 4.19 收縮之迴歸係數及顯著性檢定

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配		
8 (常數)	1.784	.535		3.337	.001
INP	-.017	.006	-2.492	-2.789	.007
INT	.699	.105	2.637	6.644	.000
INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.780	.000
INT2	.067	.026	.508	2.540	.013
INPINT	-.006	.000	-3.967	-12.262	.000
INPPP	-3.069E-5	.000	-.915	-11.351	.000
INTPP	.001	.000	.324	2.088	.040

a. 依變數: Shrink

表 4.20 頂出時體積收縮比之迴歸係數及顯著性檢定

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配		
6 (常數)	68.491	22.334		3.067	.003
INP	-.346	.157	-4.098	-2.203	.031
INT	6.580	2.787	1.950	2.361	.021
PT	-6.833	3.473	-4.050	-1.968	.053
INP2	.001	.000	4.995	2.695	.009
INT2	3.068	.694	1.837	4.419	.000
PT2	.342	.174	4.062	1.973	.052
INPINT	-.080	.012	-4.373	-6.494	.000
INPPP	.000	.000	-.894	-5.327	.000
INTPP	.036	.012	.967	2.995	.004

a. 依變數: Volume

4.2.5 預測及彙整結果

本研究將 81 組資料透過 SPSS 軟體之複迴歸分析，最後得到三組品質參數之預測方程式，並透過輸入製程參數獲得一組對應的翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之輸出預測值。因此我們需新制訂四個顯著製程參數的因子水準，四個製程參數則採用 6 個水準。最後產生的因子水準如表 4.21 所示，因此可以產生 $6*6*6*6=1296$ 組預測資料。再進行資料包絡法找出射出成型製程參數設定多目標之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比有效率之組合。

表 4.21 四個顯著製程參數之新因子水準

	L1	L2	L3	L4	L5	L6
射出時間	0.5	0.7	0.9	1.1	1.3	1.5
射出壓力	160	168	176	184	192	200
保壓壓力	60	68	76	84	92	100
保壓時間	9	9.4	9.8	10.2	10.6	11

4.3 資料包絡法_品質特性

首先將複迴歸分析結果得到的品質參數預測方程式，透過輸入製程參數獲得 1225 組翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之預測值，故本研究選取 1225 組預測值為 DMU，在 DEA 研究中，投入變數與產出變數選取是最重要的步驟。不同的投入和產出變數可能會導致評估效果的不同。因此透過參考射出成型之相關文獻，本研究將收縮和頂出時體積收縮比作為投入變數，將翹曲作為產出變數。故本研究資料包絡法之執行步驟如圖 4.11 所示。而在進行資料包絡法分析時，因為 DEA 無法處理負值，故我們必須將資料中的負值資料取其絕對值再來進行分析，在收縮值資料中若為負值，則是代表其值為一膨脹值，主要是因為流動不均勻造成此部份密度較為緊實，進而導致膨脹發生。而在 DEA 模型所選擇的投入與產出變數因為需要同向的關係，若有負相關存在，則必需將該項目剔除。故本研究針對所選出的投入與產出變數再進行相關檢定，其分析結果如表 4.22 所示。

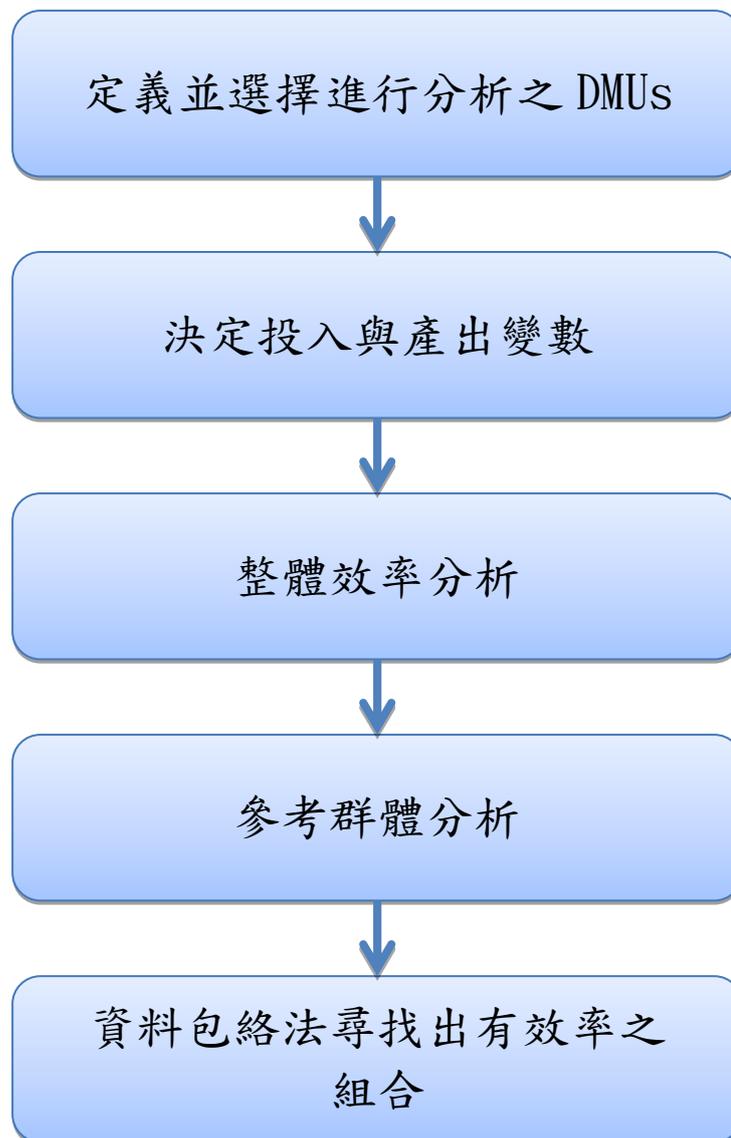


圖 4.11 本研究之資料包絡法分析步驟

表 4.22 投入、產出變數之相關性分析
相關

		Warpage	Shrinkage	Volumetric shrinkage at ejection
Warpage	Pearson 相關	1	.986**	.910**
	顯著性 (雙尾)		.000	.000
	個數	1296	1296	1296
Shrinkage	Pearson 相關	.986**	1	.940**
	顯著性 (雙尾)	.000		.000
	個數	1296	1296	1296
Volumetric shrinkage at ejection	Pearson 相關	.910**	.940**	1
	顯著性 (雙尾)	.000	.000	
	個數	1296	1296	1296

** 在顯著水準為0.01時 (雙尾)，相關顯著。

由上表知本研究所選擇所有投入、產出項成正相關，且達顯著水準，亦符合 DEA 的同向性(Isotonicity)，即當投入增加，產出不得減少。因此可採用此 DEA 模型進行分析。

4.3.1 整體效率分析

接著將 1296 組 DMUs 之投入項、產出項預測資料應用 Banxia Frontier Analyst 3 電腦軟體分析，以 BCC 模式產出導向，將翹曲設定成產出，收縮、頂出時體積收縮比設定為投入。因為本研究目標為最小化翹曲值，因此我們將產出變數—翹曲，以(1- 翹曲值)作處理，模型目標函數為 MAX 將以 1 減去其值的方式轉換成 MIN，進而求得 1296 組 DMUs 的總效率，其效率值達到 1，為有效率之單位。其整體效率分析結果如表 4.23 所示。

表 4.23 1296 組 DMUs 之整體效率分析

DMU	Score	DMU	Score
1	100	1081	100
391	100	1082	100
392	100	1149	100
393	100	1150	100
394	100	1173	100
395	100	1174	100
396	100	1175	100
569	100	1191	100
570	100	1227	100
576	100	1228	100
749	100	1233	100
785	100	1234	100
786	100	1235	100
791	100	1240	100
792	100	1241	100
933	100	1246	100
934	100	1247	100
935	100	1252	100
995	100	1253	100
1007	100	1259	100
1008	100	1260	100
1025	100	1264	100
1031	100	1265	100
1043	100	1270	100
1044	100	1271	100

由上表可知 50 組為最有效率之單位

4.3.2 參考群體分析

加強鑑別程度，避免發生有效率 DMU 過多而導致判斷優劣的情況，常藉助對偶模式所求出的 λ_k ，其值不為 0 時所對應的 DMUK 為受評估單位之參考 DMU，當某 DMU 出現在其他 DMU 參考點的次數越多時，表示該 DMU 有效率的強度(Robustness)則越強，若有效率的 DMU 不曾出現在其他 DMU 參考點中，這種 DMU 可能為外圍值(Outlier)，其效率值還是為 1，表示若其投入項或產出項稍有變動，其效率值即可能小於 1。故本研究之參考群體分析如表 4.24 所示。

表 4.24 1296 組 DMUs 之參考群體分析

DMU	Reference Count	DMU	Reference Count
1227	774	1265	16
1233	506	935	15
1191	318	1259	15
1264	150	933	13
1228	83	786	13
1241	81	393	13
1025	71	1043	12
1031	69	792	10
1081	67	934	9
1235	66	576	9
1173	59	1271	9
1082	51	1008	9
1234	49	570	8
1247	45	1240	8
569	44	1	7
1270	38	1260	6
1253	32	749	5
785	31	395	5
1007	30	1044	5
1246	27	1149	4
1175	26	396	3
995	18	394	2
1252	18	1150	1
791	17	392	0
1174	17	391	0

4.4 成本方程式

首先射出成型產業之成本是透過射出成型機台之參數設定而有所影響，假設此實驗設計之品質因子都可以透過成本方程式進行轉換成成本，假設四種情況圖型:遞增、遞減、正三角形、倒三角形，其圖如圖 4.12~圖 4.15 所示。透過四個顯著製程參數之新因子水準帶入成本方程式轉換成成本。

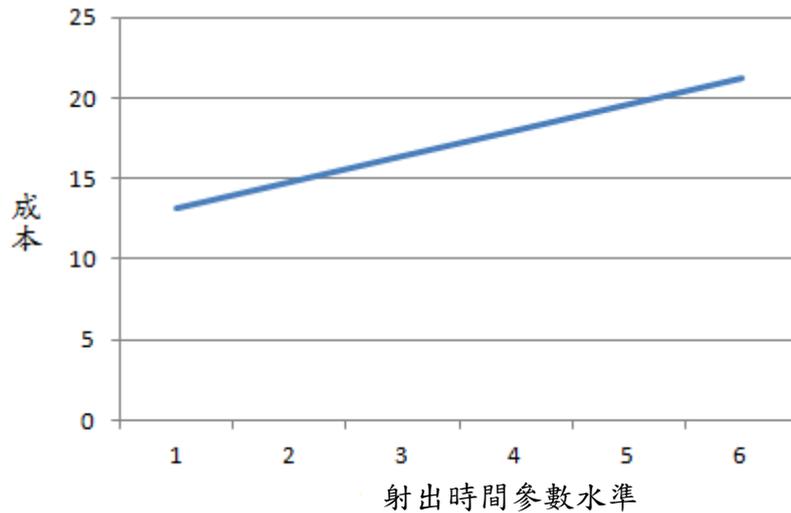


圖 4.12 本研究之假設射出時間成本趨勢

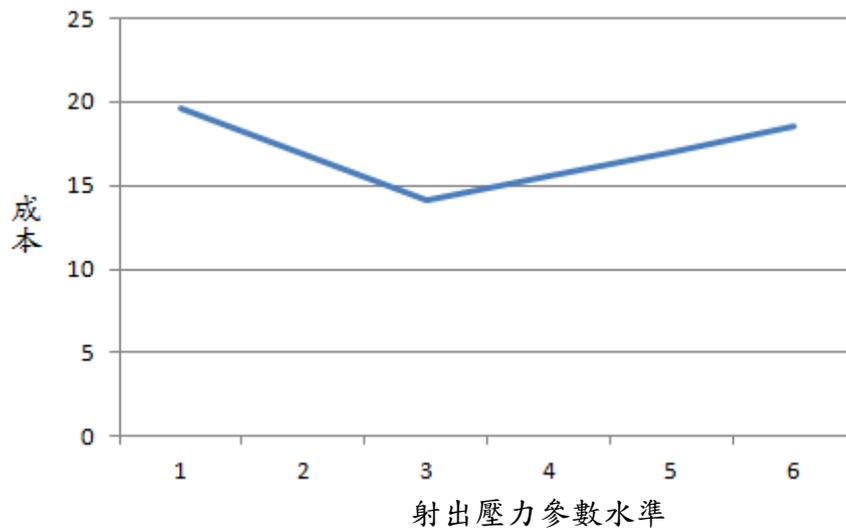


圖 4.13 本研究之假設射出壓力成本趨勢

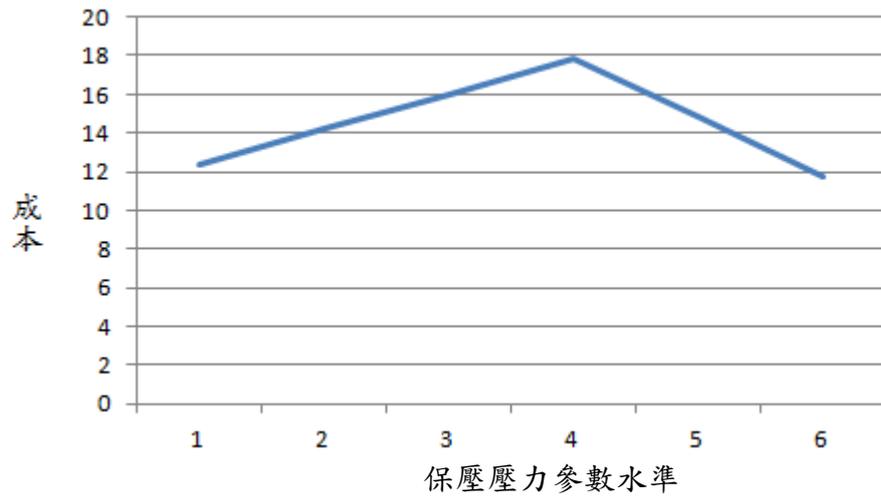


圖 4.14 本研究之假設保壓壓力成本趨勢

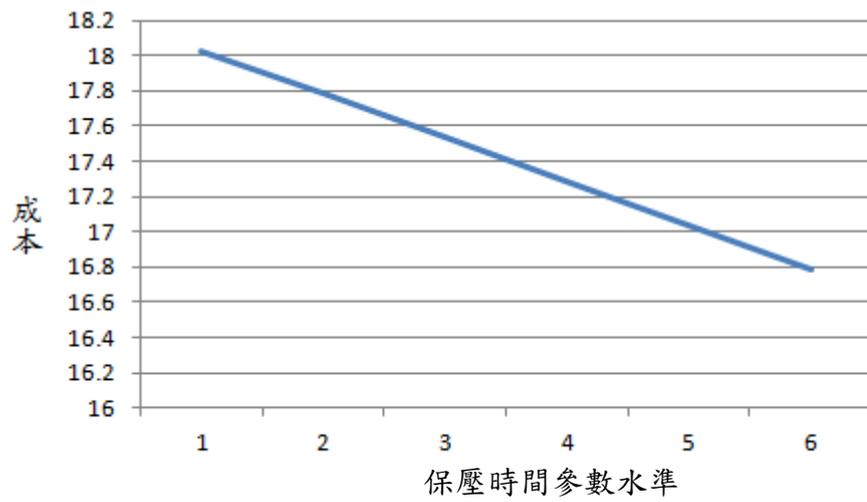


圖 4.15 本研究之假設保壓時間成本趨勢

4.5 複迴歸分析_成本

4.5.1 自變數的挑選

本研究透過統計軟體 SPSS Statistics 17.0，分別將實驗資料之成本進行複迴歸分析之後退消去法的結果如表 4.25 所示。

表 4.25 成本之自變數的挑選

模式	選入的變數	刪除的變數	方法
1	PPPT, INT, INPPT, PT2, INTPP, INT2, INP, PP2, INPINT, INPPP, INTPT, INP2, PT, PP ^a	.	選入
2	.	INPPP	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >=.100)。
3	.	PT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >=.100)。
4	.	INTPP	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >=.100)。
5	.	INT2	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >=.100)。
6	.	INTPT	往後消去法 (準則:F-刪除的 機率 >=.100)。

由上表可知，對於成本而言，透過後退消去法，最後所選得的製程參數有 INP、INT、PP、INP2、PP2、PT2、INP*INT、INP*PT、PP*PT 共九個自變數。

4.5.2 殘差分析及影響力分析

將成本進行殘差分析後之單向度圖形及雙向度圖形如圖 4.16、圖 4.17 所示。從圖中可發現，本研究之成本單向度圖形均為鐘型，即符合常態分配；雙向度圖形之殘差圖分佈很亂，沒有任何形狀，表示直線迴歸模式均合適。

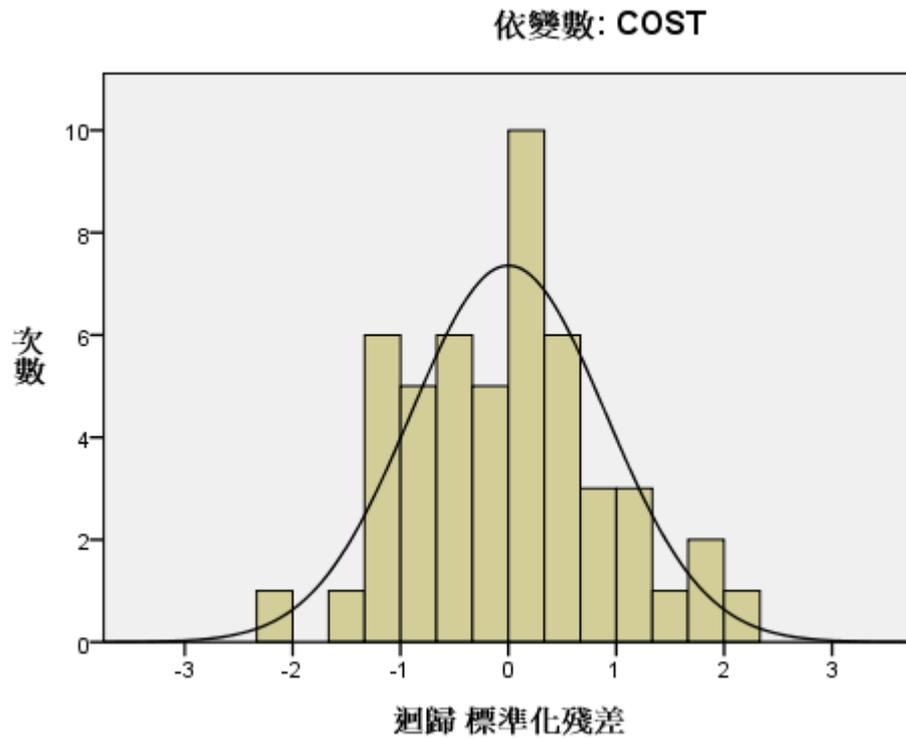


圖 4.16 成本之單向度圖形

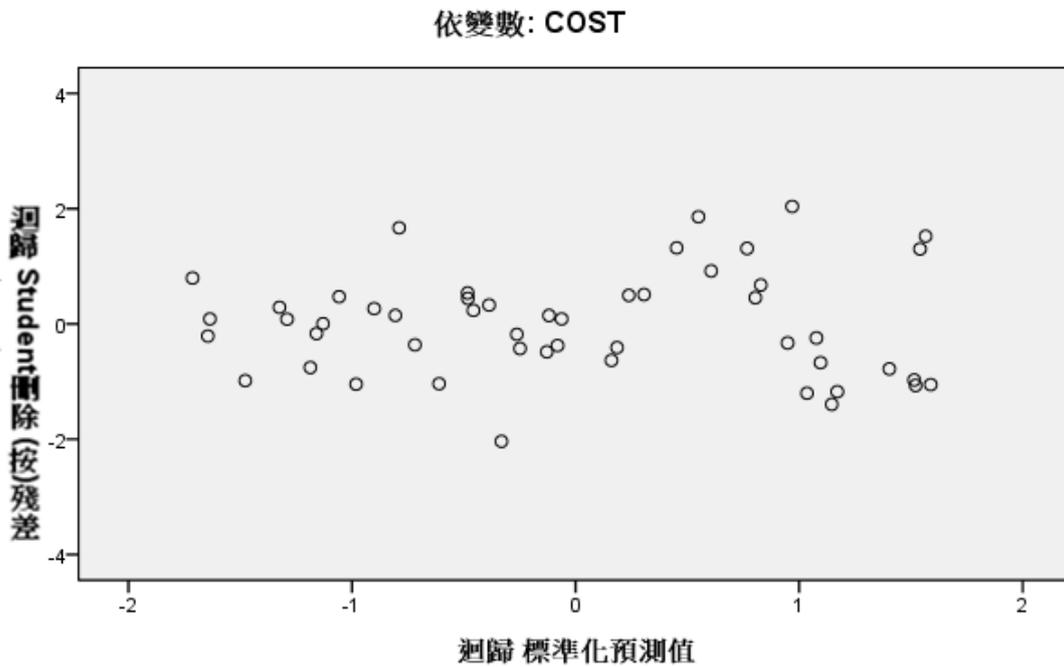


圖 4.17 成本之雙向度圖形

影響力分析:

本研究透過 SPSS 軟體求出複迴歸分析中成本參數之庫克距離，並畫出影響力索引圖，首先將翹曲 50 組資料中庫克距離較大的第 1 組資料刪除，其成本之影響力索引圖如圖 4.18 所示。最後將刪除庫克距離後的 49 組之成本資料進行複迴歸分析，以求得更準確的迴歸方程式。

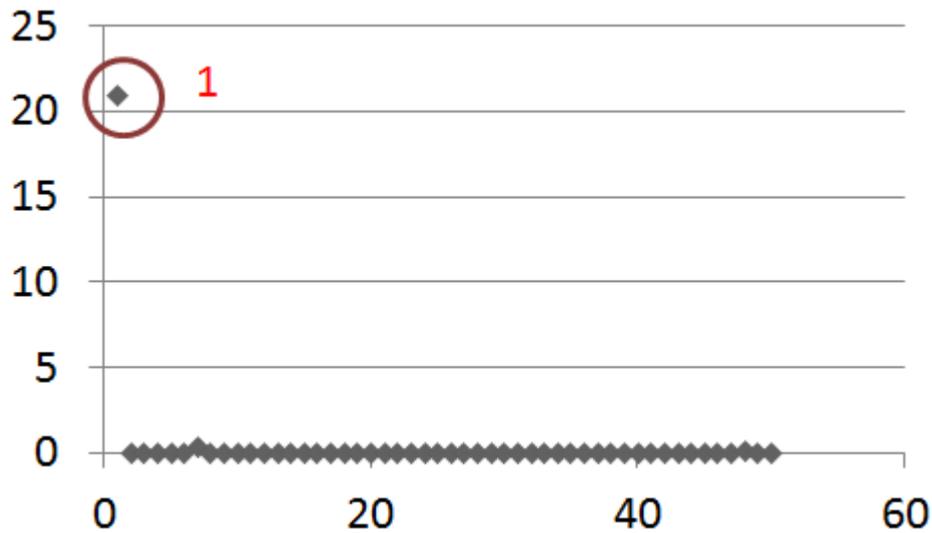


圖 4.18 收縮之影響力索引圖

4.5.3 迴歸方程式

本研究透過 SPSS 軟體進行複迴歸分析，最後求得之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之迴歸方程式如下：

$$\text{COST} = 292.292 - 3.32 * \text{INP} + 28.712 * \text{INT} + 1.547 * \text{PP} + 0.007 * \text{INP}^2 - 0.013 * \text{PP}^2 - 0.943 * \text{PT}^2 - 0.111 * \text{INP} * \text{INT} + 0.077 * \text{INP} * \text{PT} + 0.047 * \text{PP} * \text{PT}$$

接著對於每一迴歸係數執行 t 檢定，在考慮其它在迴歸模式自變數後，測驗迴歸係數數值是否等於零，如果要對一組迴歸係數進行顯著性檢定，可執行淨 F 檢定。因此我們將各品質參數進行顯著性檢定，其透過後退消去法所產生之各模式的檢定結果。而其各品質參數最終模式之迴歸係數及顯著性檢定如表 4.26 示，由表中可知各品質參數最終之迴歸係數之 P 值均小於 0.1，亦即具有顯著性。

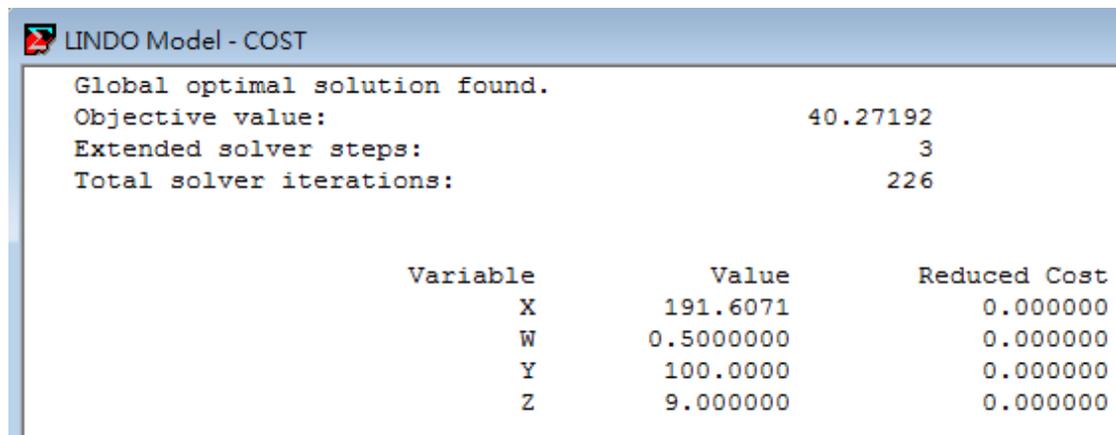
表 4.26 成本之迴歸係數及顯著性檢定

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B之估計值	標準誤差	Beta分配		
6 (常數)	292.292	40.990		7.131	.000
INP	-3.320	.464	-11.200	-7.163	.000
INT	28.712	10.109	2.167	2.840	.007
PP	1.547	.217	6.652	7.127	.000
INP2	.007	.001	9.196	5.631	.000
PP2	-.013	.001	-8.910	-16.807	.000
PT2	-.943	.295	-2.870	-3.198	.003
INPINT	-.111	.053	-1.690	-2.098	.042
INPPT	.077	.025	3.487	3.048	.004
PPPT	.047	.022	2.353	2.179	.035

a. 依變數: COST

4.6 數學規劃

本研究將使用數學規劃軟體 Lingo 進行目標規劃法之求解，將利用成本的迴歸方程式進行目標規劃並且求出一組最佳解之參數設定值，如圖 4.19，目標函數為成本之迴歸預測方程式，限制式設定則將範圍鎖定在參數範圍，其中 X 代表 INP、W 代表 INT、Y 代表 PP、Z 代表 PT，射出壓(160~200)，射出時間(0.5~1.5)，保壓壓力(60~100)，保壓時間(9~11)。



```

LINDO Model - COST

Global optimal solution found.
Objective value:                40.27192
Extended solver steps:          3
Total solver iterations:        226

Variable      Value      Reduced Cost
X             191.6071    0.000000
W              0.500000    0.000000
Y             100.0000    0.000000
Z              9.000000    0.000000
    
```

圖 4.19 成本迴歸方程式之 Lingo 求解結果

4.6.1 數學規劃之結果

利用數學規劃 Lingo 方法所求得最小成本參數之射出時間為 0.5、射出壓力為 191、保壓壓力為 100 及保壓時間為 9，代入品質參數轉換成本方程式可求得最小成本值為 40.27192，如表 4.27 所示。我們也將利用此組數學規劃之最佳解與上階段有效率之 50 組資料比較衡量。

表 4.27 Lingo 求解成本最小化

DMU	成本	DMU	成本
Min cost	40.27192	395	50.86932
933	43.15748	1265	51.25652
935	43.35492	1173	51.41748
934	43.40708	1175	51.50612
1149	43.96468	1174	51.61268
1150	44.46068	394	51.66068
1081	45.165	1	51.665
1082	45.51252	1264	51.81428
792	45.6658	995	51.86372
1008	45.961	1252	52.12468
791	46.26612	393	52.15028
576	46.2666	1253	52.16852
1007	46.31492	391	52.2242
1044	47.441	392	52.33812
1043	47.79492	1235	53.00372
749	48.21492	1031	53.34372
1260	48.4546	1234	53.41108
1259	48.56212	1233	53.51668
786	49.1218	1025	53.62212
1191	49.46548	1247	54.11092
570	49.7226	1270	54.21748
396	49.7762	1271	54.30612
785	49.87252	1241	54.38932
1228	50.51188	1240	54.64628
569	50.71972	1270	54.71348
1227	50.76788		

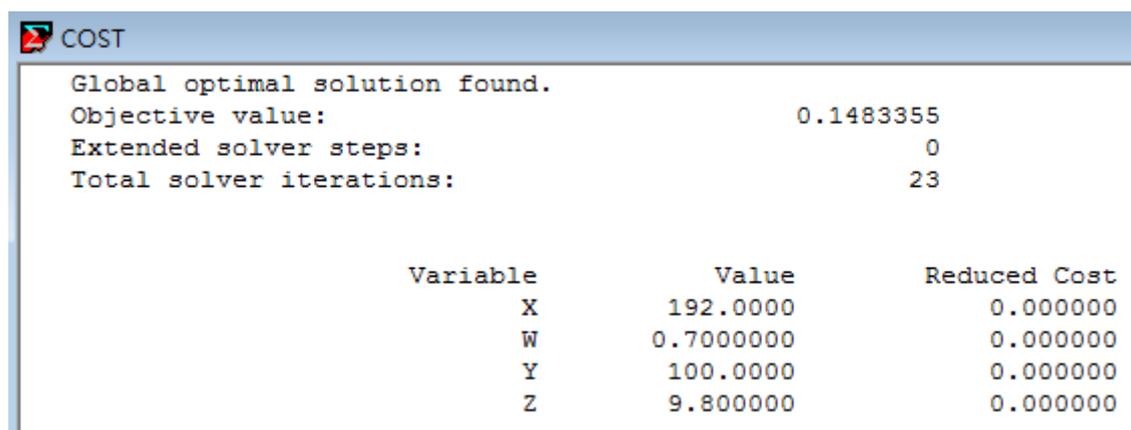
透過此組最小成本之參數組合，與其 50 組效率前緣線上點進行比較，透過各個 DMU 之參數衡量出兩點(933、934)與最小成本之參數組合點最接近。將兩點範圍，透過目標規畫軟體 Lingo 進行目標規劃法之求解，將成本之預測方程式，求得一組效率前緣上最小成本參數解，並將各參數帶入各品質參數之預測方程式得到最佳解之翹曲、體積收縮比及應變之預測值。

正規化預測方程式

利用成本之迴歸方程式以數理規劃軟體 Lingo 求解各迴歸方程式的最大值與最小值，接著將各迴歸方程式減去各方程式求解之最小值後再除以全距，產生正規化之預測方程式如下：

$$\text{COST} = 11.6688 - 0.15372 * \text{INP} + 1.329397 * \text{INT} + 0.071628 * \text{PP} + 0.000324 * \text{INP}^2 - 0.0006 * \text{PP}^2 - 0.04366 * \text{PT}^2 - 0.00514 * \text{INP} * \text{INT} + 0.003565 * \text{INP} * \text{PT} + 0.02176 * \text{PP} * \text{PT}$$

目標式即成本之預測方程式，限制式在射出時間(0.7)、射出壓力(192)、保壓壓力(100)、保壓時間(9.8~10.2)之限制下求出最佳解，其中 X 代表 INP、W 代表 INT、Y 代表 PP、Z 代表 PT。最佳品質參數求解如圖 4.20 所示。



Variable	Value	Reduced Cost
X	192.0000	0.000000
W	0.700000	0.000000
Y	100.0000	0.000000
Z	9.800000	0.000000

圖 4.20 最小成本參數求解之結果

所求得之製程參數值射出時間 0.7、射出壓力為 192、保壓壓力為 100 及保壓時間為 9.8(此參數組合恰巧為前一步驟求解出效率前緣線上之 DMU 933)分別帶入 3 個品質參數翹曲、收縮比及頂出時體積收縮比之迴歸預測方程式可求得最佳參數之各品質預測值，其翹曲為 0.058985、收縮為 0.001828 及頂出時體積收縮為 2.6826，成本之迴歸預測方程式得成本為 43.15748。

4.7 驗證

本階段將針對本研究所提出之數學規劃法所得之最佳參數組合進行 Moldflow 軟體模擬，得到一組翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之實際值，並用此組解與 50 組有效率之品質參數組合其實際值，進行比較。而本研究所提出之數學規劃之組合，其翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之實際值效率達 99.72，如圖 4.21 所示，我們有 50 組解，每組為成本進行正規化後做為衡量如圖 4.22 所示，其成本加總為 0.1483355，為 50 組中最小的一組，由此可證明本研究所提出之數學規劃法可行性。

50 units.	
Name	Score
395	100.00
569	100.00
393	100.00
1150	100.00
394	100.00
1260	100.00
1149	100.00
1264	100.00
1259	100.00
933	99.72
570	98.55
995	97.89
934	96.25
1240	96.14
1265	95.03
1191	94.98
1241	94.93
1175	93.66
935	92.21
1270	91.77
396	91.71
391	91.66
1173	90.99
1227	90.72
1228	90.36
1174	90.33
1271	90.27
1233	89.73
1235	89.16
1234	89.07
1025	85.54
1082	85.30
1081	85.10
392	84.93
749	80.27
1252	80.22
1246	79.67
792	79.54
1253	79.24
1247	78.10
1031	75.31
785	68.98
1008	61.68
786	61.63
1007	61.03
791	59.83
576	51.90
1044	47.46
1043	46.90
1	46.72

圖 4.21 50 實際值效率比較之結果

1	0.531359	1081	0.228758
391	0.569076	1082	0.244845
392	0.574346	1149	0.185351
393	0.565646	1150	0.208311
394	0.542974	1173	0.524786
395	0.50633	1174	0.53382
396	0.455716	1175	0.528882
569	0.496174	1191	0.427798
570	0.450005	1227	0.488078
576	0.292917	1228	0.476222
749	0.379887	1233	0.6173
785	0.456614	1234	0.612407
786	0.421853	1235	0.593543
791	0.292563	1240	0.671793
792	0.264765	1241	0.659892
933	0.148335	1246	0.654378
934	0.159887	1247	0.649441
935	0.157468	1252	0.560164
995	0.545777	1253	0.56219
1007	0.294475	1259	0.398139
1008	0.278085	1260	0.393156
1025	0.624732	1264	0.536501
1031	0.614281	1265	0.510674
1043	0.362978	1270	0.672687
1044	0.346588	1271	0.653823

圖 4.22 50 組實驗組合比較

第五章 結論及未來研究方向

5.1 結論

射出成型產業中，產品品質優劣和產品生命週期速度對於公司來說非常關鍵因素，將可降低生產成本及增進產品的競爭力。故本研究以模型零件製程之顯著因子進行實驗分析，透過模擬取得與參數相對應之翹曲、收縮及頂出時體積收縮數據，再使用複迴歸分析找出多個依變數對一個自變數之間的函數關係，求得自變數與依變數具因果關係的迴歸線，並透過輸入製程參數便可獲得翹曲、收縮及頂出時體積收縮比之預測輸出值。然後以資料包絡法之多項投入與多項產出的特性搜尋出製程之最佳參數組合，然後透過成本方程式轉換，將其有效率之 DMU 品質參數轉換成成本，從成本參數可獲得成本之預測迴歸方程式，透過數學規畫法進行求解，求解出最小成本參數組合後，和效率前緣上之點進行衡量出最佳解參數組合。證實在考慮成本的情況下，能找出有效率之製程參數組合，更能為公司利潤、減少浪費等目標為更佳之解決方案。

本研究提出一個可行的實驗步驟方法，透過對品質特性和成本做複迴歸分析結合資料包絡法找出一組最佳化多目標之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比且成本最小之製程參數，且透過實際模擬進行驗證，證實本研究所提出之結合資料包絡法及數學規畫法，可作為工程師進行整體考量時的參考依據。

5.2 未來之研究方向

本研究參數轉換成本，方程式僅以四種假設情況，但實際之成本數據變化難以預測，若能使用實際數據，相信可使實驗得到更全面性且更實際。

本研究僅以模流分析軟體 Moldflow 代替實際射出成型機台，實驗所需之數據皆由 Moldflow 軟體模擬取得。若能透過實際射出成型機台進行研究，相信可以發現更多實際製程中所需注意的影響因素，並能驗證本研究透過複迴歸分析及資料包絡法分析的可行性。

參考文獻

- [1] 林啟濂，(2005)。一般最佳化方法在塑膠射出成型之應用，機械工程系，台灣科技大學，台北市。
- [2] 林瑞璋，(2003)。塑膠膜電腦輔助設計-MoldFlow 軟體應用，全威圖書有限公司。
- [3] 洪啟偉，(2007)。以雙反應曲面法與非線性規劃進行塑膠射出成形作業之最佳化設計，工業工程與經營資訊學系，東海大學，台中市。
- [4] 陳劉旺、丁金超，1989。高分子加工，新北市，高立圖書有限公司。
- [5] 陳良相、黃子健、劉昭宏，2005。Moldflow MPI 實用基礎，新北市，全華科技圖書股份有限公司。
- [6] 陳詞章、郭南村、陳俊吉、陳俊生，(2005)。ABS 射出成型件縫合線強度之探討，機械工程系，龍華科技大學，桃園縣。
- [7] 黃文隆、黃龍，2003。迴歸分析，台中市，滄海書局。
- [8] 張永彥，2006。塑膠模具設計學，新北市，全華科技圖書股份有限公司。
- [9] 楊景程，(2000)。射出成型機最佳參數之預測，纖維高分子工程，台灣科技大學，台北市。
- [10] 黃靖雅，(2010)。以複迴歸分析結合資料包絡法最佳化射出成型作業之翹曲、收縮與頂出時體積收縮比，工業工程與經營資訊學系，東海大學，台中市。
- [11] 陳玠孝，(2011)。最佳化塑膠射出成型製程參數之研究:比較目標規劃與資料包絡分析，工業工程與經營資訊學系，東海大學，台中市。
- [12] 盧俊廷，2005。薄殼射出成型品翹曲變形之量測與分析，應用數學學系，中興大學，台中市。
- [13] 羅壬成，2006。模流分析與射出成型控制參數的優化，工學院精密與自動化工程，交通大學，台中市。
- [14] 張靜怡。(2008) 以基因演算法結合類神經網路最佳化射出成型作業之翹曲及收縮值，工業工程與經營資訊學系，東海大學，台中市。
- [15] 洪啟偉。(2007) 以雙反應曲面法與非線性規劃進行塑膠射出成形作業之最佳化設計，工業工程與經營資訊學系，東海大學，台中市。
- [16] Agrawal, A.R., Pandelidis, I.O., Pecht, M., 1987. Self-tuning control of ram velocity in injection molding. *Polymer Engineering and Science*, 27 (18), 1345-1357.
- [17] Anderson, D.R., Sweeney, D.J., Williams, T.A., Chen, J.C., 2006. *Statistics for Business and Economics: A Practical Approach*, Thomson Learning, Singapore.
- [18] Banker, R.D., Charnes, A., Cooper, W.W., 1984. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30 1078-1092.
- [19] Chen, Z., Turng, L.S., 2005. A review of current developments in process and quality control for injection molding, *Advances in Polymer Technology*, 24 165-182.
- [20] Chiang, K.T., Chang F.P., 2006. Analysis of shrinkage and warpage in an injection-molded part with a thin shell feature using the response surface methodology. *International Journal of Advance Manufacturing Technology*, 35 468-479.
- [21] Castro, C.E., 2004. Multiple criteria optimization in injection molding. The Ohio State University.
- [22] Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E., 1978. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2 429-444.
- [23] Farrell, M. J., 1957. The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, 120 253-281.
- [24] Golany, B., Yaakov, R., 1989. An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3), 237-250.

- [25] Huang, C.Y., Chen, W.L., Cheng, C.M., 2008. Prognostication of Product Quality in Plastic Injection Molding. *Intelligent Manufacturing*.
- [26] Huang, M.C., Tai, C.C., 2001. The Effective Factors in the Warpage Problem of an Injection-Molded part with a Thin Shell Feature. *Journal of Material Process Technology*, 110(1), 1-9.
- [27] Hua, Y., Wu, Y.H., Wang, K.K., 1997. An Optimization Scheme for Part Quality in Injection Molding. *American Society of Mechanical Engineers, Materials Division (Publication) MD*, 79 139-149.
- [28] Park, J.C., Kim, B.H., 2000. Automated Molding Design Methodology to Optimize Multiple Defects in Injection Molded. *International Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, 1(1).
- [29] Jansen, K.M.B., Pantani, R., Titomanlio, G., 1998. As-molded shrinkage measurement on polystyrene injection molded products. *Polymer Engineering Science*, 38 254-264.
- [30] Jay Shoemaker (Ed.), 2006. *Moldflow Design Guide- A resource for plastics Engineers*. Hanser Gardner Publications Incorporation.
- [31] Kim, B. H., Lee, B.H., 1997. Variation of Part Wall Thickness Reduce Warpage of Injection-Molded Part: Robust Design Against Process Variability. *Polymer Plastics Technology and Engineering*, 36(5), 791-807.
- [32] Kurtaran, H., Ozcelik, B., Tuncay, E., 2005. Warpage optimization of a bus ceiling lamp base using neural network model and genetic algorithm. *Journal of Materials Processing Technology*, 169 314-319.
- [33] Liao, S.J., Chang, D.Y., Chen, H.J., Tsou, L.S., 2004. Optimal Process Condition of Shrinkage and Warpage of Thin-Wall Parts. *Polymer Engineering Science*, 44(5), 917-928.
- [34] Liao, S.J., Hsieh, W.H., 2004. Shrinkage and warpage prediction of injection-molded thin-wall parts using artificial neural networks. *Polymer Engineering Science*, 44 2029-2040.
- [35] Seow, L.W., Lam, Y.C., 1997. Optimizing flow in plastic injection molding. *Materials Processing Technology*, 72 333-341.
- [36] Ozcelik, B., Sonat, I., 2008. Warpage and structural analysis of thin shell plastic in the plastic injection molding. *Material and design*, 30 367-375.
- [37] Ozcelik, B., Erzurumlu, T., 2005. Determination of Effecting Dimensional Parameter on Warpage of Thin Shell Plastic Parts Using Integrated Response Surface Method and Genetic Algorithm. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 32 1085-1094.
- [38] Ozcelik, B., Erzurumlu, T., 2005. Minimization of warpage and sink index in injection-molded thermoplastic parts using Taguchi optimization method. Elsevier Ltd. *Material and Design*, 27 835-861.
- [39] Shen, C., Wang, L., Li, Q., 2006. Optimization for injection molding process conditions of refrigerator top cover using combination method of artificial neural network and genetic algorithms. *Polymeric Plastic Technique Engineering*, 46(2), 105-112.
- [40] Loera, V.G., Castro, J.M., Diaz, J.M., Mondragon, O.L.C., Cabrera-Rios, M., 2008. Setting the Processing Parameters in Injection Molding Through Multiple-Criteria Optimization: A Case Study. *IEEE Transcation on Systems, Man and Cybernetics-part C Application and Review*, 38(5).
- [41] Yang, Y., Gao, F., 2006. Injection Molding Product Weight: Online Prediction and Control Based on a Nonlinear principle Component Regression Model. *Polymeric Science*, 46(4), 540-548.
- [42] Zhao, C., Gao, F., 1999. Melt Temperature Profile Prediction for Thermoplastic Injection Molding. *Polymer Engineering Science*, 39(9), 1787-1801.

附錄 A: 實驗 81 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比

↻	翹曲↻	收縮↻	頂出時體積收縮比↻
1↻	0.2215↻	0.389↻	4.34↻
2↻	0.221↻	0.3938↻	4.371↻
3↻	0.2171↻	0.3922↻	4.359↻
4↻	0.1611↻	0.2867↻	3.62↻
5↻	0.161↻	0.2863↻	3.61↻
6↻	0.160↻	0.2839↻	3.596↻
7↻	0.116↻	0.1973↻	2.723↻
8↻	0.1156↻	0.1969↻	2.724↻
9↻	0.1142↻	0.1953↻	2.71↻
10↻	0.2006↻	0.3635↻	4.09↻
11↻	0.2003↻	0.3629↻	4.08↻
12↻	0.1998↻	0.3622↻	4.078↻
13↻	0.1451↻	0.2556↻	3.29↻
14↻	0.1452↻	0.2551↻	3.288↻
15↻	0.1448↻	0.2545↻	3.285↻
16↻	0.0982↻	0.1632↻	2.25↻
17↻	0.098↻	0.1629↻	2.251↻
18↻	0.0978↻	0.1626↻	2.249↻
19↻	0.2271↻	0.4148↻	4.56↻
20↻	0.227↻	0.4134↻	4.516↻
21↻	0.2254↻	0.412↻	4.503↻
22↻	0.1611↻	0.2931↻	3.683↻
23↻	0.161↻	0.292↻	3.641↻
24↻	0.16↻	0.2905↻	3.627↻
25↻	0.1114↻	0.1961↻	2.679↻
26↻	0.1101↻	0.195↻	2.642↻
27↻	0.1092↻	0.1931↻	2.264↻

實驗 81 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比

28 [↵]	0.1952 [↵]	0.359 [↵]	4.869 [↵]
29 [↵]	0.197 [↵]	0.3589 [↵]	4.88 [↵]
30 [↵]	0.198 [↵]	0.3646 [↵]	4.96 [↵]
31 [↵]	0.1471 [↵]	0.265 [↵]	4.016 [↵]
32 [↵]	0.1472 [↵]	0.2654 [↵]	4.023 [↵]
33 [↵]	0.1487 [↵]	0.2679 [↵]	4.073 [↵]
34 [↵]	0.1068 [↵]	0.1776 [↵]	3.159 [↵]
35 [↵]	0.107 [↵]	0.1776 [↵]	3.161 [↵]
36 [↵]	0.109 [↵]	0.1805 [↵]	3.201 [↵]
37 [↵]	0.136 [↵]	0.253 [↵]	3.551 [↵]
38 [↵]	0.1335 [↵]	0.245 [↵]	3.51 [↵]
39 [↵]	0.1333 [↵]	0.2473 [↵]	3.506 [↵]
40 [↵]	0.0982 [↵]	0.1739 [↵]	2.922 [↵]
41 [↵]	0.096 [↵]	0.1696 [↵]	2.8819 [↵]
42 [↵]	0.095 [↵]	0.17 [↵]	2.883 [↵]
43 [↵]	0.078 [↵]	0.0835 [↵]	2.07 [↵]
44 [↵]	0.0775 [↵]	0.078 [↵]	2.05 [↵]
45 [↵]	0.0781 [↵]	0.0772 [↵]	2.054 [↵]
46 [↵]	0.1531 [↵]	0.2844 [↵]	3.921 [↵]
47 [↵]	0.149 [↵]	0.2844 [↵]	3.94 [↵]
48 [↵]	0.1517 [↵]	0.2825 [↵]	3.922 [↵]
49 [↵]	0.107 [↵]	0.201 [↵]	3.146 [↵]
50 [↵]	0.1074 [↵]	0.1969 [↵]	3.155 [↵]
51 [↵]	0.1063 [↵]	0.1952 [↵]	3.14 [↵]
52 [↵]	0.068 [↵]	0.1021 [↵]	2.015 [↵]
53 [↵]	0.0681 [↵]	0.1025 [↵]	2.03 [↵]
54 [↵]	0.0679 [↵]	0.1011 [↵]	2.013 [↵]
55 [↵]	0.207 [↵]	0.3441 [↵]	7.633 [↵]

實驗 81 組之翹曲、收縮及頂出時體積收縮比

56 ^o	0.1449 ^o	0.2523 ^o	3.853 ^o
57 ^o	0.2079 ^o	0.3452 ^o	6.844 ^o
58 ^o	0.1528 ^o	0.2605 ^o	4.782 ^o
59 ^o	0.1465 ^o	0.247 ^o	4.573 ^o
60 ^o	0.1713 ^o	0.2751 ^o	6.901 ^o
61 ^o	0.1617 ^o	0.2321 ^o	7.921 ^o
62 ^o	0.1614 ^o	0.2345 ^o	6.631 ^o
63 ^o	0.162 ^o	0.2355 ^o	8.3501 ^o
64 ^o	0.1954 ^o	0.3271 ^o	7.24 ^o
65 ^o	0.1214 ^o	0.2301 ^o	3.745 ^o
66 ^o	0.1749 ^o	0.3107 ^o	6.779 ^o
67 ^o	0.136 ^o	0.1936 ^o	4.24 ^o
68 ^o	0.1366 ^o	0.195 ^o	4.355 ^o
69 ^o	0.1352 ^o	0.1922 ^o	4.284 ^o
70 ^o	0.111 ^o	0.0802 ^o	3.179 ^o
71 ^o	0.105 ^o	0.0744 ^o	3.16 ^o
72 ^o	0.1048 ^o	0.0746 ^o	3.165 ^o
73 ^o	0.1021 ^o	0.1436 ^o	3.201 ^o
74 ^o	0.1029 ^o	0.1455 ^o	3.186 ^o
75 ^o	0.1004 ^o	0.1425 ^o	3.202 ^o
76 ^o	0.1011 ^o	0.077 ^o	3.2 ^o
77 ^o	0.0981 ^o	0.0732 ^o	3.206 ^o
78 ^o	0.0982 ^o	0.0719 ^o	3.21 ^o
79 ^o	0.1165 ^o	-0.063 ^o	3.199 ^o
80 ^o	0.1139 ^o	-0.0654 ^o	3.23 ^o
81 ^o	0.1132 ^o	-0.0661 ^o	3.222 ^o

附錄 B: 各品質參數之顯著性檢定

係數^a

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配		
1 (常數)	2.338	.496		4.713	.000
INP	-.013	.003	-5.040	-4.038	.000
INT	-.123	.071	-1.181	-1.730	.088
PP	-.008	.002	-3.087	-3.871	.000
PT	-.103	.070	-1.982	-1.466	.147
INP2	3.819E-5	.000	5.299	4.621	.000
INT2	.109	.013	2.122	8.246	.000
PP2	1.703E-5	.000	1.053	2.061	.043
PT2	.005	.003	2.099	1.648	.104
INPINT	-.002	.000	-2.843	-6.821	.000
INPPP	6.632E-6	.000	.505	1.135	.260
INPPT	-4.736E-5	.000	-.246	-.405	.687
INTPP	.002	.000	1.854	9.056	.000
INTPT	.000	.005	-.010	-.023	.982
PPPT	2.514E-5	.000	.105	.215	.830
2 (常數)	2.339	.490		4.772	.000
INP	-.013	.003	-5.040	-4.068	.000
INT	-.124	.053	-1.191	-2.340	.022
PP	-.008	.002	-3.087	-3.901	.000
PT	-.103	.069	-1.984	-1.482	.143
INP2	3.819E-5	.000	5.299	4.656	.000
INT2	.109	.013	2.122	8.308	.000
PP2	1.703E-5	.000	1.053	2.077	.042
PT2	.005	.003	2.099	1.660	.102
INPINT	-.002	.000	-2.843	-6.873	.000
INPPP	6.632E-6	.000	.505	1.144	.257
INPPT	-4.736E-5	.000	-.246	-.408	.684
INTPP	.002	.000	1.854	9.124	.000
PPPT	2.514E-5	.000	.105	.217	.829

各品質參數之顯著性檢定

3	(常數)	2.319	.478		4.852	.000
	INP	-.013	.003	-5.040	-4.097	.000
	INT	-.124	.052	-1.191	-2.357	.021
	PP	-.008	.002	-2.990	-4.610	.000
	PT	-.101	.068	-1.945	-1.476	.144
	INP2	3.819E-5	.000	5.299	4.689	.000
	INT2	.109	.013	2.122	8.367	.000
	PP2	1.703E-5	.000	1.053	2.092	.040
	PT2	.005	.003	2.099	1.672	.099
	INPINT	-.002	.000	-2.843	-6.922	.000
	INPPP	6.632E-6	.000	.505	1.152	.253
	INPPT	-4.736E-5	.000	-.246	-.411	.682
	INTPP	.002	.000	1.854	9.189	.000
4	(常數)	2.404	.428		5.617	.000
	INP	-.014	.003	-5.223	-4.580	.000
	INT	-.124	.052	-1.191	-2.371	.021
	PP	-.008	.002	-2.990	-4.638	.000
	PT	-.109	.065	-2.109	-1.690	.095
	INP2	3.819E-5	.000	5.299	4.718	.000
	INT2	.109	.013	2.122	8.417	.000
	PP2	1.703E-5	.000	1.053	2.104	.039
	PT2	.005	.003	2.099	1.682	.097
	INPINT	-.002	.000	-2.843	-6.964	.000
	INPPP	6.632E-6	.000	.505	1.159	.251
	INTPP	.002	.000	1.854	9.245	.000
	5	(常數)	2.309	.421		5.483
INP		-.013	.003	-5.018	-4.443	.000
INT		-.124	.052	-1.191	-2.365	.021
PP		-.007	.001	-2.530	-4.969	.000
PT		-.109	.065	-2.109	-1.686	.096
INP2		3.819E-5	.000	5.299	4.706	.000
INT2		.109	.013	2.122	8.397	.000
PP2		1.703E-5	.000	1.053	2.099	.039
PT2		.005	.003	2.099	1.678	.098
INPINT		-.002	.000	-2.843	-6.947	.000
INPPP		6.632E-6	.000	.505	1.152	.253
INTPP		.002	.000	1.854	9.222	.000

a. 依變數: Warp

各品質參數之顯著性檢定

係數^a

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配		
1 (常數)	2.398	1.023		2.344	.022
INP	-.016	.007	-2.365	-2.346	.022
INT	.700	.146	2.641	4.794	.000
PP	.001	.004	.101	.157	.876
PT	-.144	.145	-1.083	-.992	.325
INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.634	.001
INT2	.067	.027	.508	2.443	.017
PP2	-3.375E-6	.000	-.082	-.198	.844
PT2	.008	.007	1.179	1.146	.256
INPINT	-.006	.000	-3.967	-11.790	.000
INPPP	-3.166E-5	.000	-.944	-2.628	.011
INPPT	-7.681E-5	.000	-.156	-.319	.751
INTPP	.001	.000	.321	1.943	.056
INTPT	-3.333E-5	.010	-.001	-.003	.997
PPPT	5.556E-6	.000	.009	.023	.982
2 (常數)	2.398	1.011		2.373	.021
INP	-.016	.007	-2.365	-2.364	.021
INT	.700	.109	2.639	6.425	.000
PP	.001	.004	.101	.158	.875
PT	-.144	.143	-1.083	-1.002	.320
INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.662	.000
INT2	.067	.027	.508	2.461	.016
PP2	-3.375E-6	.000	-.082	-.200	.842
PT2	.008	.007	1.179	1.155	.252
INPINT	-.006	.000	-3.967	-11.879	.000
INPPP	-3.166E-5	.000	-.944	-2.647	.010
INPPT	-7.681E-5	.000	-.156	-.321	.749
INTPP	.001	.000	.321	1.958	.054
PPPT	5.556E-6	.000	.009	.023	.982

各品質參數之顯著性檢定

3	(常數)	2.394	.985		2.430	.018
	INP	-.016	.007	-2.365	-2.382	.020
	INT	.700	.108	2.639	6.472	.000
	PP	.001	.003	.109	.209	.835
	PT	-.143	.141	-1.080	-1.015	.314
	INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.689	.000
	INT2	.067	.027	.508	2.480	.016
	PP2	-3.375E-6	.000	-.082	-.201	.841
	PT2	.008	.007	1.179	1.163	.249
	INPINT	-.006	.000	-3.967	-11.968	.000
	INPPP	-3.166E-5	.000	-.944	-2.667	.010
	INPPT	-7.681E-5	.000	-.156	-.324	.747
	INTPP	.001	.000	.321	1.972	.053
4	(常數)	2.415	.973		2.482	.016
	INP	-.016	.007	-2.365	-2.399	.019
	INT	.700	.107	2.639	6.518	.000
	PP	.000	.002	.028	.084	.933
	PT	-.143	.140	-1.080	-1.022	.310
	INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.715	.000
	INT2	.067	.027	.508	2.497	.015
	PT2	.008	.007	1.179	1.171	.245
	INPINT	-.006	.000	-3.967	-12.052	.000
	INPPP	-3.166E-5	.000	-.944	-2.686	.009
	INPPT	-7.681E-5	.000	-.156	-.326	.746
	INTPP	.001	.000	.321	1.986	.051
	5	(常數)	2.429	.950		2.556
INP		-.016	.006	-2.376	-2.452	.017
INT		.699	.106	2.637	6.577	.000
PT		-.143	.139	-1.080	-1.030	.307
INP2		6.193E-5	.000	3.365	3.742	.000
INT2		.067	.026	.508	2.515	.014
PT2		.008	.007	1.179	1.180	.242
INPINT		-.006	.000	-3.967	-12.138	.000
INPPP		-3.069E-5	.000	-.915	-11.236	.000
INPPT		-7.681E-5	.000	-.156	-.328	.744
INTPP		.001	.000	.324	2.067	.042

各品質參數之顯著性檢定

6	(常數)	2.567	.847		3.033	.003
	INP	-.017	.006	-2.492	-2.779	.007
	INT	.699	.106	2.637	6.619	.000
	PT	-.157	.132	-1.184	-1.192	.237
	INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.765	.000
	INT2	.067	.026	.508	2.531	.014
	PT2	.008	.007	1.179	1.187	.239
	INPINT	-.006	.000	-3.967	-12.215	.000
	INPPP	-3.069E-5	.000	-.915	-11.308	.000
	INTPP	.001	.000	.324	2.080	.041
7	(常數)	1.792	.540		3.320	.001
	INP	-.017	.006	-2.492	-2.771	.007
	INT	.699	.106	2.637	6.600	.000
	PT	.000	.004	-.006	-.193	.847
	INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.755	.000
	INT2	.067	.026	.508	2.524	.014
	INPINT	-.006	.000	-3.967	-12.181	.000
	INPPP	-3.069E-5	.000	-.915	-11.275	.000
	INTPP	.001	.000	.324	2.075	.042
8	(常數)	1.784	.535		3.337	.001
	INP	-.017	.006	-2.492	-2.789	.007
	INT	.699	.105	2.637	6.644	.000
	INP2	6.193E-5	.000	3.365	3.780	.000
	INT2	.067	.026	.508	2.540	.013
	INPINT	-.006	.000	-3.967	-12.262	.000
	INPPP	-3.069E-5	.000	-.915	-11.351	.000
	INTPP	.001	.000	.324	2.088	.040

a. 依變數: Shrink

各品質參數之顯著性檢定

係數^a

模式	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性	
	B 之估計值	標準誤差	Beta 分配			
1	(常數)	66.135	26.809		2.467	.016
	INP	-.308	.175	-3.656	-1.761	.083
	INT	5.541	3.828	1.642	1.447	.153
	PP	-.059	.112	-.699	-.527	.600
	PT	-6.475	3.793	-3.838	-1.707	.092
	INP2	.001	.000	4.995	2.619	.011
	INT2	3.068	.714	1.837	4.294	.000
	PP2	.000	.000	.588	.692	.491
	PT2	.342	.179	4.062	1.917	.060
	INPINT	-.080	.013	-4.373	-6.311	.000
	INPPP	.000	.000	-.997	-1.348	.182
	INPPT	-.003	.006	-.540	-.535	.595
	INTPP	.035	.013	.957	2.810	.007
	INTPT	.107	.253	.324	.424	.673
	PPPT	.002	.006	.229	.283	.778
2	(常數)	64.707	26.147		2.475	.016
	INP	-.308	.174	-3.656	-1.774	.081
	INT	5.541	3.802	1.642	1.457	.150
	PP	-.041	.092	-.487	-.448	.655
	PT	-6.332	3.733	-3.753	-1.696	.094
	INP2	.001	.000	4.995	2.637	.010
	INT2	3.068	.710	1.837	4.324	.000
	PP2	.000	.000	.588	.697	.488
	PT2	.342	.177	4.062	1.931	.058
	INPINT	-.080	.013	-4.373	-6.354	.000
	INPPP	.000	.000	-.997	-1.357	.179
	INPPT	-.003	.006	-.540	-.539	.592
	INTPP	.035	.013	.957	2.830	.006
	INTPT	.107	.251	.324	.427	.671

各品質參數之顯著性檢定

3	(常數)	63.637	25.869		2.460	.016
	INP	-.308	.173	-3.656	-1.784	.079
	INT	6.611	2.839	1.959	2.328	.023
	PP	-.041	.091	-.487	-.451	.653
	PT	-6.225	3.702	-3.690	-1.682	.097
	INP2	.001	.000	4.995	2.653	.010
	INT2	3.068	.705	1.837	4.350	.000
	PP2	.000	.000	.588	.702	.485
	PT2	.342	.176	4.062	1.942	.056
	INPINT	-.080	.012	-4.373	-6.393	.000
	INPPP	.000	.000	-.997	-1.365	.177
	INPPT	-.003	.006	-.540	-.542	.590
	INTPP	.035	.012	.957	2.847	.006
4	(常數)	61.375	25.232		2.432	.018
	INP	-.301	.171	-3.574	-1.761	.083
	INT	6.672	2.820	1.978	2.366	.021
	PT	-6.225	3.681	-3.690	-1.691	.095
	INP2	.001	.000	4.995	2.669	.009
	INT2	3.068	.701	1.837	4.375	.000
	PP2	.000	.000	.295	.560	.577
	PT2	.342	.175	4.062	1.954	.055
	INPINT	-.080	.012	-4.373	-6.430	.000
	INPPP	.000	.000	-1.200	-2.097	.040
	INPPT	-.003	.006	-.540	-.545	.587
	INTPP	.035	.012	.936	2.828	.006
	5	(常數)	67.455	22.517		2.996
INP		-.335	.159	-3.974	-2.112	.038
INT		6.672	2.806	1.978	2.378	.020
PT		-6.833	3.490	-4.050	-1.958	.054
INP2		.001	.000	4.995	2.682	.009
INT2		3.068	.698	1.837	4.397	.000
PP2		.000	.000	.295	.563	.575
PT2		.342	.174	4.062	1.964	.054
INPINT		-.080	.012	-4.373	-6.463	.000
INPPP		.000	.000	-1.200	-2.108	.039
INPPT						
INTPP		.035	.012	.936	2.843	.006

各品質參數之顯著性檢定

6	(常數)	68.491	22.334		3.067	.003
	INP	-.346	.157	-4.098	-2.203	.031
	INT	6.580	2.787	1.950	2.361	.021
	PT	-6.833	3.473	-4.050	-1.968	.053
	INP2	.001	.000	4.995	2.695	.009
	INT2	3.068	.694	1.837	4.419	.000
	PT2	.342	.174	4.062	1.973	.052
	INPINT	-.080	.012	-4.373	-6.494	.000
	INPPP	.000	.000	-.894	-5.327	.000
	INTPP	.036	.012	.967	2.995	.004

a. 依變數: Volume