

# 監測非結晶性熔膠之PVT大數據來診斷射出成型品之體積收縮率 Monitoring the big data of amorphous polymer's PVT (pressure-specific volume-temperature) for diagnosing the shrinkage of injection molded product

鍾禎元\*、林顥耘、鄧修奇 國立中央大學機械工程學系 \*E-mail: cychung@ncu.edu.tw

## 摘要

射出成型過程中常見之產品的缺陷為收縮與翹曲,緣於高分子熔膠的流變學行為使溫度 與壓力等製程參數難以掌控,本研究利用壓力-比容-溫度(PVT)關係公式,將模穴內溫度與壓 力的數據轉換成比容值,以比容之變異與非均勻性來呈現品質特性,再透過實驗設計法(design of experiment, DOE)結合類神經網路(artificial neural network, ANN)預測製程參數並降低試片 的體積收縮率。實驗設計法使用田口方法與反應曲面法,其中反應曲面法選用中央合成設計 (central composite design, CCD)與 Box-Behnken design (BBD),並比較兩者之最佳化能力; ANN 採用倒傳遞神經網路(back-propagation neural network, BPNN),再以均勻實驗法(uniform design, UD)對超參數進行優化,降低預測誤差以提升 ANN 模型穩健性。首先藉由田口方法之訊噪比 與變異數分析篩選出顯著的因子,再由顯著因子進行反應曲面法,獲取最佳的製程參數與預 測品質特性,其中品質特性係指比容之變異與比容的非均勻性之總和,最後利用 ANN 模型 進一步驗證反應曲面法的最佳化結果。本案例的結果顯示,相較於 BBD, CCD 具有較好之最 佳化能力,且將體積收縮率計算值降低至 1.22%,而且 CCD 比 BBD 的總保壓時間節省 0.4 秒; ANN 預測之品質特性與實際之誤差為 3.29%,經過 UD 優化超參數後誤差降為 1.52%, 顯示結合實驗設計法與 ANN 對於非結晶性高分子材料能有效地預測與改善射出成型之產品 缺陷。

關鍵詞:壓力-比容-溫度(PVT)關係、田口方法、反應曲面法、均勻實驗法、類神經網路

## Abstract

Shrinkage and warpage are common defects in injection molded product. It is difficult to control the filling process due to the rheological behavior of the plastic melt. The parameter setting such as temperature and pressure is crucial to improve the defects. Traditionally, the operators usually obtain the appropriate parameter setting through trial and error method. However, relying on experience may cause the lack of rigorous scientific procedures. The standard operating procedures should be employed to enhance process capability and reduce defective rate. The volumetric shrinkage and non-uniform specific volume are expected to reduce through the proposed methods in this study. Based on the relation among pressure, specific volume and temperature (PVT), the melt state was monitored by using the temperature and pressure sensors in the mold cavity during the injection process. The sensor-collected data was converted into the specific volume which presents the product quality. Integrated design of experiment (DOE), Taguchi method as well as the response surface methodology, and artificial neural network (ANN) were used to predict and improve product quality. First, the significant factors were selected based on signal to noise ratio through Taguchi method. Then these factors were used to conduct the central composite design (CCD) and Box-Behnken design (BBD), respectively. After that, a set of optimal process parameters and



predicted specific volume were obtained. The hyperparameter setting of back-propagation neural network (BPNN) was tuned via the uniform design (UD). Finally, the predicted results were validated against the prediction from ANN model. The results showed that the packing stage had the most significant effect on the volumetric shrinkage. The statistical predictability of the BBD is less accurate than that of CCD due to the distribution of design points in the BBD. The experimental results showed the CCD reduced the calculated volumetric shrinkage to 1.22%. The optimum total packing time of CCD was reduced by 0.4 seconds compared with that of BBD. The difference between the product quality predicted by the neural network and actual measurement is 3.29%. The lower prediction error of 1.52% using the optimized hyperparameters shows that tuning hyperparameters via UD is feasible. In conclusion, the integration of DOE and ANN can effectively predict and overcome the defects of injection molded product.

Keywords: pressure-specific volume-temperature (PVT), Taguchi method, response surface methodology, uniform design, artificial neural network

# 1. 前言

工業4.0引領科學邁向智慧化與自動化,射出成型技術以此為基礎,發展新型態的智慧 生產系統。智慧製造同時產生資訊數位化的概念,以大數據分析獲得製程參數與產品缺陷 的關聯性,作為調控製程之依據。使用感測系統偵測生產過程中的狀態並蒐集數據,將其 用來建立模型及預測製程參數,從而降低產品不良率與提升品質穩定性。Tao等人[1]提到 ,工業4.0與智慧製造已成為必然的趨勢,而製程中實現虛實整合系統(Cyber physical system) 則是智慧製造之首要手段。虛實整合系統(CPS)旨在透過感測設備獲取數位化數據,搭配分 析軟體運算,達到產品與參數之優化。

現今工業中安裝於射出成型模具之傳感器主要用以偵測溫度與壓力,此外有諸多不同目 的之傳感器,如偵測黏度或收縮。黏度量測使用超聲波傳感器[2],透過超聲波接觸熔膠表 面時,因阻抗之變化所產生不同的反射或散射信號,用以計算熔膠黏度。收縮量測使用光 纖傳感器(optical fiber sensor)[3],用於偵測流動波前與脫模時所產生之收縮,此一技術仍處 於早期發展階段。本研究透過溫度與壓力傳感器偵測數據,搭配PVT理論公式計算比容值 ,以比容值變化代表體積收縮率,並非使用光纖傳感器直接偵測收縮。溫度傳感器普遍使 用熱電偶式或紅外線式,其中熱電偶式之主要材質為金屬,當熱能由模具傳導至傳感器普 處電偶式傳感器僅能測量所接觸面之模具溫度,而非熔膠溫度[4]。本研究選用紅外線傳 感器(infrared sensor)[5],紅外線偵測能夠快速且精準顯示熔膠內部溫度,不受模具熱傳導 與空氣熱對流影響,且當熔膠收縮時仍可有效測量溫度。壓力傳感器主要分為直接式、間 接式與非接觸式,直接式可大幅減少壓力損失[6],非接觸式則透過探針感測因壓力所造成 之模具壓縮[7]。本研究選用鈕扣型壓力傳感器設置於頂針下方,以間接測量方式[8],節省 模具空間;以壓電材料作為壓力感測元件,因其可承受大範圍壓力變化,提升壓力傳感器 之測量範圍。

射出成型為高度非線性製程,許多製程參數對於產品品質皆具顯著影響力。採用田口方 法與反應曲面法之實驗設計法(DOE),能夠有效減少實驗組數,同時找出各參數對反應值 的影響程度,進而預測最佳化製程參數。Ozcelik等人[9]經過測試選擇三階反應曲面法,進 行製程參數與工件尺寸之優化設計;Chen等人[10]利用反應曲面法建立製程參數與產品品 質之間的關係模型。

類神經網路(artificial neural network, ANN)為目前廣泛使用的人工智慧模型,使用人工神經元來模擬真實生物的神經系統。類神經網路的研究於現今蔚為風潮,從基礎的語音識別、影像壓縮、適應控制等領域逐漸拓展到各行各業中。包括工業與科學、商業與金融甚至



到醫療診斷等都有其蹤跡。Yin等人[11]採用類神經網路以降低成品翹曲;Chen等人[12]採 用類神經網路,建立製程參數與成品品質之間的預測模型。類神經網路的超參數將直接影 響模型之可靠度與準確性,然而超參數的設定傳統上使用網格搜索法(grid search)與試誤法 ,此兩法均需耗費大量的時間成本,透過實驗設計法則可減少實驗組數,快速地尋找適合 的超參數設定。Lujan-Moreno等人[13]透過隨機森林的網路模型,在考慮因子間交互作用的 情況下,使用變異數分析(Analysis of Variance, ANOVA)找出顯著因子,接續使用反應曲面 法決定隨機森林模型的超參數;Yang等人[14]提出用於全域最佳化的連續均勻設計框架, 並與其他最佳化工具Hyperband和AutoSklearn比較迴歸和分類兩種問題的準確性;Jong等人 [15]透過田口方法優化倒傳遞神經網路(Back-Propagation Neural Network, BPNN)之超參數 (Hyperparameter),並改善塑膠圓盤之翹曲的預測準度(prediction accuracy)。應用實驗設計法 於超參數優化,不但可以降低手動調整參數之不可靠性,亦可使類神經網路的訓練更有效 率,提升BPNN模型的績效(performance)。

實驗設計法可以決定最佳的製程參數並預測結果,但必須實驗才能驗證預測結果,而類 神經網路將數據區分為訓練組(training set)與驗證組(validation set),能夠建立預測目標值與 製程參數之關係,但缺點為無法直接對製程參數進行優化。結合上述兩種方法,透過實驗 設計法獲取最佳製程參數,並以類神經網路建立目標值的預測模型,有效克服兩種方法各 自的缺陷,使之相輔相成。Tsai等人[16]使用類神經網路搭配基因演算法,使最佳值有機會 脫離局部最佳解(Local optimum),以改善田口方法所預測之光學鏡片輪廓精度的最佳製程 參數;Altan[17]使用田口方法與變異數分析決定製程參數,以探討塑膠試片的最低收縮率 ,接著應用類神經網路預測最佳製程參數之收縮率。

大數據與類神經網路驅動智慧射出成性技術的發展,有關模具內感測系統的研究亦逐漸 增加[18]。本研究透過模具內安裝傳感器,偵測熔膠之溫度與壓力狀態並進而獲得比容值。 此外,結合實驗設計法與類神經網路,將人工智慧與智慧製造落實於射出成形技術中,目 的為降低體積收縮率與改善比容之均勻度,同時建立一完整的製程參數控制與預測系統。

# 2. PVT狀態與體積收縮之關聯性

本研究針對壓力-比容-溫度(PVT)變化關係進行探討,PVT係指塑料在製程中,於某溫度 與壓力下的體積變化情形。ABS為非結晶性材料,其比容於定壓下會因熱膨脹而隨溫度增 加;定溫下則因壓縮效應隨壓力增加而降低。如圖1所示,1~2階段為充填階段,模穴壓力 逐漸增加至設定之射出壓力值;2~3階段為保壓階段,模穴壓力上升至設定之保壓壓力值; 3~4階段由壓縮切換至靜置,模穴內保持壓力;4~5階段為靜置階段,模穴內部保持等壓且 溫度持續降低;5~6階段中塑料持續冷卻收縮,模穴壓力逐漸遞減至與環境壓力平衡;6~7 階段為定壓冷卻階段,塑件持續收縮;7~8階段為產品脫模,並於環境溫度下逐漸降溫至熱 平衡狀態。

使用Modified two-domain Tait (2) model數學公式[19],此公式可用來描述(半)結晶性與非結晶性材料之PVT關係,以轉折溫度(transition temperature)Tt為分界,將取得之溫度、壓力數據轉換為比容,公式如下:

$$\hat{\mathbf{V}}(\mathbf{T},\mathbf{P}) = \hat{\mathbf{V}}_0(\mathbf{T}) \left[ 1 - \mathbf{C} \times \ln\left(1 + \frac{\mathbf{P}}{\mathbf{B}(\mathbf{T})}\right) \right] + \hat{\mathbf{V}}_t(\mathbf{T},\mathbf{P})$$
(1)

$$\hat{\mathbf{V}}_{0}(\mathbf{T}) = \begin{cases} \mathbf{b}_{1\mathrm{S}} + \mathbf{b}_{2\mathrm{S}}\overline{\mathbf{T}} , \text{ if } \mathbf{T} \leq \mathbf{T}_{\mathrm{t}} \\ \mathbf{b}_{1\mathrm{L}} + \mathbf{b}_{2\mathrm{L}}\overline{\mathbf{T}} , \text{ if } \mathbf{T} > \mathbf{T}_{\mathrm{t}} \end{cases}$$

$$\tag{2}$$



$$B(T) = \begin{cases} b_{3S} \exp(-b_{4S}T), \text{ if } T \le T_t \\ b_{3L} \exp(-b_{4L}\overline{T}), \text{ if } T > T_t \end{cases}$$
(3)

$$\overline{\mathbf{T}} = \mathbf{T} - \mathbf{b}_5 \tag{4}$$

$$\Gamma_{\rm t} = \mathbf{b}_5 + \mathbf{b}_6 \times \mathbf{P} \tag{5}$$

公式(1)中,  $\hat{v}_{(T,P)}$ 為實際比容,  $\hat{v}_{o}(T)$ 指壓力為零時的比容, C為常數0.0894。公式(2) 到(5)中,係數會依據材料性質而有所不同,  $b_{1L}$ ~ $b_{4L}$ 為熔融態時的材料參數,  $b_{1S}$ ~ $b_{4S}$ 為凝固 態時的材料參數,  $b_{5}$ 為零大氣壓下之玻璃轉化溫度,  $b_{6}$ 為壓力換算溫度之係數。若選用之材 料為非結晶性材料, 如ABS時, 轉折溫度T<sub>1</sub>即等於玻璃轉換溫度。

使用Python程式撰寫公式(1)~(5),將實驗所得之溫度、壓力數據轉換成比容值,並繪製 PVT圖(圖2)。藉由Modified two-domain Tait (2) model得到三處感測器位置之比容值,  $v_f^{NG}$ 、  $v_f^{Mid} 與 v_f^{FG} 分別為近澆口處(NG)、中央處(Mid)及遠離澆口處(FG)各自凝固後之比容值,將$ 三處各別凝固後的比容觀測值取平均得到公式(6),透過公式(7)計算凝固時的比容與冷卻平衡時的比容之差值[20],作為體積收縮的指標(Vdelta);以近、中、遠三處凝固時比容的標準差作為非均匀的比容之指標(Vdev):

$$\overline{\mathbf{V}}_{\mathrm{f}} = \frac{\left(\mathbf{V}_{\mathrm{f}}^{\mathrm{NG}} + \mathbf{V}_{\mathrm{f}}^{\mathrm{Mid}} + \mathbf{V}_{\mathrm{f}}^{\mathrm{FG}}\right)}{3} \tag{6}$$

$$V_{delta} = \overline{V}_{f} - V_{eq}$$
(7)

$$\mathbf{V}_{dev} = \sqrt{\frac{\left(\mathbf{V}_{f}^{NG} - \overline{\mathbf{V}}_{f}\right)^{2} + \left(\mathbf{V}_{f}^{Mid} - \overline{\mathbf{V}}_{f}\right)^{2} + \left(\mathbf{V}_{f}^{FG} - \overline{\mathbf{V}}_{f}\right)^{2}}{3}}$$
(8)

其中  $V_{delta}$ 為體積收縮估計值, $V_{dev}$ 為三處之比容的標準差, $V_{eq}$ 為冷卻至平衡溫度 25°C 時的比容,根據 ABS 之 PVT 曲線得知  $V_{eq}=0.99053$ ,如圖 2 中X標記所示。最後將式(7)與 式(8)組合得到  $V_{obj}$ ,每種製程參數組合各別進行 10 次實驗,取第 1、第 5、第 10 次之  $V_{obj}$ , 計算它們的實驗數據平均值得到  $\overline{V}_{obj}$ ,作為實驗計畫法之反應值,目的在使 NG、Mid 及 FG 於 0 MPa 的狀態下,保持一致的比容以實現收縮與密度的一致性(圖 1b)。並且藉由公式 (11)計算第 1、第 5、第 10 次之  $V_{obj}$ 的標準差  $SV_{obj}$ ,  $SV_{obj}$ 反映同一種製程參數組合之量測 數據的離散程度。

$$V_{obj} = V_{delta} + V_{dev} \tag{9}$$

$$\overline{\mathbf{V}}_{obj} = \frac{\mathbf{V}_{obj\_1_{st} shot} + \mathbf{V}_{obj\_5_{th} shot} + \mathbf{V}_{obj\_10_{th} shot}}{3}$$
(10)

$$SV_{obj} = \sqrt{\frac{(V_{obj_{-}1_{st} shot} - \overline{V}_{obj})^2 + (V_{obj_{-}5_{th} shot} - \overline{V}_{obj})^2 + (V_{obj_{-}10_{th} shot} - \overline{V}_{obj})^2}{3}}$$
(11)

再以 $V_{delta}$ 與 $\overline{V}_{f}$ 的比值即可得到體積收縮率計算值 $S_v$ ,公式如下[20]:

$$S_{V} = \left(1 - \frac{V_{eq}}{\overline{V}_{f}}\right) \times 100\% = \frac{V_{delta}}{\overline{V}_{f}} \times 100\%$$
(12)



## 3. 研究方法

3.1 實驗設備、材料與試片

材料選用 ABS,型號為 CHIMEI PA756。射出機使用台中精機 VsP-60K,搭配潤輝 A1-O9MT 油式模溫機。模具腔內加入 Futaba 溫度與壓力傳感監視系統,系統包含鈕扣型 壓力傳感器 SSB01KN08×06 與嵌入型溫度傳感器 EPSSZT-04.0×030 N100,分別連接中繼器 UPP01 及 UPI01,整合以上設備與放大器 MVS08。產品形狀為美國材料與試驗協會規範之 ASTM-D638 Type1 拉伸試片,圖 3 為拉伸試片的感測器位置,感測器設置於三個位置,依 序為近澆口處(NG)、中央處(Mid)以及遠離澆口處(FG)。

3.2 比容觀測時刻實驗

PVT 曲線顯示比容為壓力與溫度的函數關係(圖 1a),產品中 NG、Mid 與 FG 之三條 PVT 路徑於冷卻階段與 0 MPa 之 PVT 曲線的交點一般會發生在玻璃轉換溫度之前,但由於保壓 條件設定不同,FG 之 PVT 路徑與 0 MPa 之 PVT 曲線的交點可能發生在玻璃轉換溫度後。 因此本研究訂定一組比容觀測時刻實驗,藉由調整保壓時間參數,觀察不同保壓時間之模 穴壓力曲線(圖 4),探討擷取比容的時刻。當保壓時間足夠時,模穴壓力曲線無顯著波型變 化;保壓時間不足時,曲線會有明顯陡降趨勢,如圖 4 中的 t sec 與 t+0.5 sec 之壓力曲線, 觀察保壓時間不足(t+0.5 sec)與保壓時間足夠(t+1.0 sec)的曲線,探討此二曲線之分岔點,作 為比容觀測時刻。本實驗除了保壓時間以外的其它製程參數皆固定,單段保壓壓力固定為 770.9bar,保壓時間從 3.5sec 增加到 7.5sec,以 0.5sec 為間隔進行 9 組實驗。

3.3 田口方法

採用田口方法計算製程參數對 Vobj 的影響,首先選擇六因子、二水準,建構 L16(2<sup>6</sup>)直交 表作為實驗設計。使用以下公式表示望小之訊號雜訊比(S/N ratio)[21],訊號雜訊比越大者 表示越穩健。

$$SNR_{s} = -10\log\left(\sum_{i=1}^{n} \frac{y_{i}^{2}}{n}\right)$$
(13)

上述式中 yi 為第 i 個實驗之 Vobj; n 是同因子水準組合下之實驗次數。以 Minitab 18 版統計軟體進行變異數分析(Analysis of Variance, ANOVA),變異數分析可以得到各因子之對 Vobj 的影響程度,並將因子以顯著程度排名。後續實驗將較不顯著的因子之水準固定,針對顯著因子在下一節探討。

3.4 最佳製程參數之實驗計畫法

將ANOVA篩選出的顯著因子建構反應曲面法,分別為中央合成設計(CCD)、 Box-Behnken設計(BBD),並且也以這些顯著因子建構三水準的田口方法。其中CCD的α值 設定為1,使三種實驗設計法之水準範圍一致,目的為最小化Vobj。

反應曲面法結合統計與優化,將實驗結果透過迴歸分析,建立反應值與實驗參數間的關 係式[21],表達方式如:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon$$
(14)

其中 Y 為反應值, k 為因子數,  $\beta_0$  為常數,  $\beta_i$  為一次方項係數,  $\beta_{ii}$  為平方項係數,  $\beta_{ij}$ 



為交互作用項係數, Xi和 Xi為各項實驗因子參數, E為誤差項。

#### 3.5 類神經網路

利用 Python 程式語言,以 TensorFlow 為框架建立神經網路,ANN 是一種以數學的方式 模擬神經元(neurons)之間藉由觸突(synapse)來連結構成的神經網路系統(圖 5),學習過程中 訓練組會更新權重(weight)與偏差(bias),層與層之間以激活函數(active function)進行連結, 其中激活函數能使模型擁有非線性的計算能力,輸入訊號以神經元進行分類與處理。本研 究使用倒傳遞神經網路(BPNN)建立模型,此神經網路架構包含輸入層、具有隱藏神經元的 隱藏層、輸出層,BPNN 的特點為學習精度高、回想速度快,屬於監督式學習架構,層的 作用包含正規化輸出、競爭化輸出、競爭化學習。其中,輸入層(input layer)表神經網路之 輸入資料;隱藏層(hidden layer)用於處理輸入資料,可能不只一層,隱藏層提供類神經網路 表現處理單元(processing unit)之間的交互作用,其中處理單元的作用可用兩個函數來說明: 集成函數、激活函數(轉換函數),介於處理單元間的訊號傳遞路徑稱為連結,每一個連結上 有一個權重;輸出層(output layer)將結果輸出。使用均方誤差(Mean Square Error, MSE)為損失 函數(loss function),以表示學習品質:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2$$
(15)

其中,N為總資料數,y<sub>i</sub>為實驗值,ŷ<sub>i</sub>為網路預測值,MSE 值越小表示預測值越接近 實際值,網路的預測精度越好。類神經網路的超參數(hyperparameter)對於倒傳遞網路的預 測能力有很大的影響,超參數包括學習率(learning rate)、迭代次數(epoch)、批量(batch size)、 隱藏層數、隱藏層神經元數等,若是簡單案例選擇單一隱藏層即可;複雜的案例則可以選 擇使用兩層以上,隱藏層神經元數則依據 Kolmogorov 定理設為 2m+1 個[22],其中 m 為輸 入層之神經元數,文獻對於超參數的設定之建議各有論述,普遍採取試誤法,本論文模型 將 CCD 與 BBD 總共 51 組作為訓練組,田口方法 L<sub>9</sub>(3<sup>4</sup>)之 9 組作為驗證組,使用一層具有 9 個神經元的隱藏層建立 4-9-1 的架構(topology structure),採用 ReLU 為激活函數,並以學 習率 0.06、迭代次數 3000、批量 20 為超參數的初始設定。

### 3.6 均勻實驗法優化超參數

均勻實驗法(Uniform Design, UD),相較於傳統正交實驗設計,UD有效的減少實驗組數, 能夠滿足多因子、多水準的實驗,近幾年在諸多領域得到應用。以Un(q<sup>s</sup>)表示實驗,其中 n 為實驗數、q 為水準數, s 為因子數, 實驗表建構依照以下定義[23]:

- 在一個有s個因子、n組實驗的實驗域(experimental domain)中,U-type design U(n;q<sup>s</sup>) 為具有n行與s列的實驗,其中q元素(entries)均匀地出現在每一列。
- 2. U-type design U ∈ u(n;q<sup>s</sup>) 在均匀性量度M的定義下為一均勻實驗設計:

$$\mathbf{M}(\mathbf{U}) = \min_{\mathbf{V} \in \mathbf{u}(n; q^s)} \mathbf{M}(\mathbf{V})$$
(16)

並且被記為 Un(q<sup>s</sup>)

本研究之超參數以學習率、迭代次數、批量為因子,以初始設定即第 11 水準為中間值, 上下拓展共 20 水準,以 L2 中心化偏差(Centered L2-Discrepancy)為基準建立 U<sub>20</sub>(20<sup>3</sup>)實驗 規劃表,並搭配迴歸分析,考量因子間的交互關係並利用望小優化取得較低的預測誤差以 優化神經網路。



# 4. 結果與討論

4.1 比容觀測時刻實驗

改變保壓時間設定得到模穴壓力曲線結果如圖6~8,以近澆口處模穴壓力曲線(圖6)為例,發現保壓時間大於5.5sec之壓力曲線幾乎完整重疊,保壓時間少於5.0sec的壓力曲線,後 段則因保壓時間不足導致壓力曲線有明顯陡降趨勢。如圖6所標示,發現近澆口處因保壓時 間導致壓力曲線分岔之時刻為6.2sec,加上實驗間隔時間0.5sec,以6.7sec作為近澆口處取比 容值之時刻。以相同方式觀測中央處與遠離澆口處,可分別得知中央處的比容觀測時刻為 6.2sec(圖7);遠離澆口處的比容觀測時刻為6.1sec(圖8)。

以前述步驟所得三處感測器位置的比容觀測時刻為基準,觀察溫度曲線(圖9~11),並分別找出三處之對應溫度。以中央合成設計第8組為例,近澆口處的比容觀測時刻為6.7sec, 所對應之溫度為149.9°C(圖9),以相同方式觀測中央處與遠離澆口處之溫度分別為148.3°C( 圖10)以及138.6°C(圖11)。接著以上述觀測的三個溫度,對應中央合成設計第8組的PVT圖( 圖2),即可得到三個感測器位置於各自的比容觀測時刻下的比容值。圖2裡的紅色曲線為近 澆口處之PVT曲線,當比容觀測時刻6.7sec所對應之溫度為149.9°C時,比容值為 1.00513cm<sup>3</sup>/g;藍色與綠色曲線分別代表中央處與遠離澆口處之PVT曲線,以各自的比容觀 測時刻所得到之比容值為1.00384 cm<sup>3</sup>/g與0.9998 cm<sup>3</sup>/g。

4.2 以田口方法篩選顯著因子

根據田口方法之直交表 L<sub>16</sub>(2<sup>6</sup>)的製程參數所得實驗結果值如表 1,藉由變異數分析所得 各因子對 V<sub>obj</sub>值影響之顯著程度與排名如表 2。當 F 值越大時,表示此因子具有影響力, 而表 2 中 P 值小於 0.05 表示此控制因子影響顯著,其中最顯著的兩個因子依序為保壓壓力 與保壓時間,故選擇此二因子作為下一節實驗計畫法之控制因子;其餘四個因子的 P 值大 於 0.05,表示影響不顯著,再根據訊噪比反應圖(圖 12)中選擇訊噪比較高之水準,作為下 一節固定參數之依據,亦即固定料溫 210℃、模溫 50℃、射速 52.36mm/s、冷卻時間 25sec。

4.3 最佳製程參數之實驗計畫法

由變異數分析得知保壓參數對反應值影響最顯著,故將保壓分為三段進行製程最佳化實驗,以總保壓時間、第一段保壓壓力、第二段保壓壓力與第三段保壓壓力作為四個控制因子,進行三類實驗設計,分別為中央合成設計(表 3)、Box-Behnken 設計(表 4)以及田口方法Lo(3<sup>4</sup>)(表 5)。其中挑選 CCD 與 BBD 之中心點組別(第 25 組),以及田口方法Lo(3<sup>4</sup>)的第 1 組繪製 PVT 圖(圖 13~15),作為最佳化製程參數之比容值比較基準。根據 CCD 與 BBD 之 最佳製程參數結果(圖 16、17),分別如下: CCD 之最佳總保壓時間為 5 秒、保壓壓力一到 三段皆為 889.5bar; BBD 之最佳總保壓時間為 5.4 秒、保壓壓力一到三段皆為 889.5bar。

根據田口方法 L<sub>9</sub>(3<sup>4</sup>)的實驗結果(表 5),進行變異數分析所得之訊噪比反應圖(圖 18),由 變異數分析結果(表 6)發現誤差項的自由度為零,因實驗組數已飽和,無更多自由度計算預 測的 R<sup>2</sup>值,表示其預測值不具可靠性,故不使用田口方法 L<sub>9</sub>(3<sup>4</sup>)探討最佳製程參數,僅將 田口方法 L<sub>9</sub>(3<sup>4</sup>)之 9 組實驗結果作為類神經網路中驗證的組別。以反應曲面法找到的最佳製 程參數所得之實驗結果繪製 PVT 圖(圖 19、20),並藉由公式(6)~(10)計算 $\overline{v}_{obj}$ ,公式(11)計 算體積收縮率 Sv,接著與前述 CCD 與 BBD 之中心點組別(第 25 組)比較(表 7、8),得知 CCD 之 $\overline{v}_{obj}$ 從 0.01958cm<sup>3</sup>/g 減少至 0.01427cm<sup>3</sup>/g,Sv 從 1.76%減少至 1.22%;BBD 之 $\overline{v}_{obj}$ 從 0.01931cm<sup>3</sup>/g 減少至 0.01472cm<sup>3</sup>/g,Sv 從 1.69%減少至 1.25%。

4.4 均勻實驗設計優化超參數結果



將 CCD 與 BBD 共取 51 組作為訓練組, 田口方法 Lo(3<sup>4</sup>)之 9 組作為驗證組,以初始設 定的超參數經過訓練之後針對驗證組進行預測,訓練過程中損失函數(loss function)隨著迭 代次數逐漸下降,最後 250 epochs 放大如圖 21,訓練完後得到訓練組的 MSE 為 0.0011, 驗證組的 MSE 為 9.6665×10<sup>-4</sup>,驗證組的平均絕對百分比誤差(mean absolute percentage error, MAPE)為 3.2981%,藉由初始設定的超參數模型訓練過後,驗證組之預測誤差如圖 22 所示, 如果散佈點越接近斜率為 1 的藍線表示預測值越接近測量值。而在經過均勻設計之後,利 用迴歸分析對於望小目標值求得超參數組合(圖 23),即學習率 0.01、迭代次數 4800、批量 29 之組合,訓練過程中損失函數隨著迭代次數逐漸下降,最後 250 epochs 放大如圖 24, 訓練完後得到訓練組的 MSE 為 4.3534×10<sup>-4</sup>,驗證組的 MSE 為 1.3680×10<sup>-4</sup>,驗證組的 MAPE 為 1.5292%,藉由此組設定的超參數模型訓練過後,驗證組之預測誤差如圖 25 所示,相較 於圖 22 散佈點更接近斜率為 1 的藍線,表示優化後的超參數提升 BPNN 模型的預測準確度。 最後,再以此優化後的超參數之 BPNN 分別對 CCD 與 BBD 之最佳製程參數預測 Vobj,預 測值分別為 0.0137 cm<sup>3</sup>/g 與 0.0136 cm<sup>3</sup>/g (表 7),誤差分別為 1.4388%與 1.4493%,顯示出 BPNN 用於預測目標值之可靠性,達到以 BPNN 驗證反應曲面法優化產品 Vobj 之目的。

### 5. 結論

本研究結合實驗設計法(DOE)與類神經網路(ANN)進行產品品質探討,其中透過傳感器 監測試片之 PVT 狀態,探討三個感測位置的比容變異,以預測與改善非均匀的比容與體積 收縮率。根據研究結果可得知,中央合成設計(CCD)的反應值 Vobj比 Box-Behnken 設計(BBD) 的 Vobj更小,意即 CCD 改善體積收縮率的能力較佳。歸咎於 BBD 的因子水準分佈於立方 體之中心點與邊上中點,卻無角點實驗,暗示 BBD 求得的最佳製程參數建議在水準的上、 下限之範圍內,其最佳化才具有參考價值[24],而本案例之 BBD 求得的最佳製程參數都是 水準的上限值,故 BBD 不適用於本實驗製程。CCD 的最佳製程參數中,總保壓時間僅需 5 sec,比起 BBD 節省 0.4 sec。Chang 等人[25]僅手動建立 6 組實驗來探討製程參數對於收縮 率與翹曲率的影響,其實驗規劃不具客觀性與穩健性,故本研究採用反應曲面法,以面心 立方(face centered cubic)與體心立方(body centered cubic)建立實驗規劃表,考慮控制因子間 的交互關係,避免傳統上依賴經驗法則來手動調整製程參數。DOE 能夠以最少的實驗組數, 同時評估多個控制因子對於反應值的影響,並預測最佳製程參數,改善體積收縮率的同時 亦提升實驗效率。

Tsai 等人[16]透過手動調整超參數,探討隱藏層神經元數目對於預測誤差之影響。有別 於文獻[16],本研究以均勻實驗法建立U<sup>20</sup>(20<sup>3</sup>)的實驗規劃表,並以迴歸分析建立超參數(學 習率、迭代次數、批量)與預測誤差之模型,再針對預測誤差進行望小優化以獲取最佳超參 數組合,使超參數之優化具有可靠依據。本研究結果顯示,透過均勻實驗法優化後之超參 數,能夠大幅降低預測誤差,表示均勻實驗法適用於本案例。

本研究中篩選因子之田口方法直交表為 L<sub>16</sub>(2<sup>6</sup>),其解析度為 IV,未來可以考慮將直交 表調整成 L<sub>32</sub>(2<sup>6</sup>),提升實驗組數使解析度為 V,避免混淆因子主效應與因子間交互作用的 關係。由於類神經網路通常用於預測目標值,若要找尋最佳控制因子組合,可搭配基因演 算法反推最佳製程參數組合,並與 CCD 之最佳製程參數組合比較,相互驗證不同之最佳化 方法。

# 6. 參考文獻



- [1] F. Tao, Q. Qi, L. Wang, and A. Nee, "Digital twins and cyber–physical systems toward smart manufacturing and industry 4.0: Correlation and comparison," *Engineering*, vol. 5, no. 4, pp. 653-661, 2019.
- [2] K. Visvanathan and K. Balasubramaniam, "Ultrasonic torsional guided wave sensor for flow front monitoring inside molds," *Review of Scientific Instruments*, vol. 78, no. 1, p. 015110, 2007.
- [3] N. Asadizanjani, R. Gao, Z. Fan, and D. Kazmer, "Viscosity Measurement in Injection Molding Using A Multivariate Sensor," in *International Symposium on Flexible Automation*, 2012, vol. 45110: American Society of Mechanical Engineers, pp. 231-237.
- [4] D. O. Kazmer, S. P. Johnston, R. X. Gao, and Z. Fan, "Feasibility analysis of an in-mold multivariate sensor," *International Polymer Processing*, vol. 26, no. 1, pp. 63-72, 2011.
- [5] C. Abeykoon, P. J. Martin, A. L. Kelly, and E. C. Brown, "A review and evaluation of melt temperature sensors for polymer extrusion," *Sensors and actuators A: Physical*, vol. 182, pp. 16-27, 2012.
- [6] M. Kurt, O. S. Kamber, Y. Kaynak, G. Atakok, and O. Girit, "Experimental investigation of plastic injection molding: Assessment of the effects of cavity pressure and mold temperature on the quality of the final products," *Materials & Design*, vol. 30, no. 8, pp. 3217-3224, 2009.
- [7] T. Ageyeva, S. Horváth, and J. G. Kovács, "In-mold sensors for injection molding: On the way to industry 4.0," *Sensors*, vol. 19, no. 16, p. 3551, 2019.
- [8] J.-S. Gim, J.-S. Tae, J.-H. Jeon, J.-H. Choi, and B.-O. Rhee, "Detection method of filling imbalance in a multi-cavity mold for small lens," *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, vol. 16, no. 3, pp. 531-535, 2015.
- [9] B. Ozcelik and T. Erzurumlu, "Determination of effecting dimensional parameters on warpage of thin shell plastic parts using integrated response surface method and genetic algorithm," *International communications in heat and mass transfer*, vol. 32, no. 8, pp. 1085-1094, 2005.
- [10] C.-C. Chen, P.-L. Su, and Y.-C. Lin, "Analysis and modeling of effective parameters for dimension shrinkage variation of injection molded part with thin shell feature using response surface methodology," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 45, no. 11, pp. 1087-1095, 2009.
- [11] F. Yin, H. Mao, L. Hua, W. Guo, and M. Shu, "Back propagation neural network modeling for warpage prediction and optimization of plastic products during injection molding," *Materials & design*, vol. 32, no. 4, pp. 1844-1850, 2011.
- [12] W.-C. Chen, P.-H. Tai, M.-W. Wang, W.-J. Deng, and C.-T. Chen, "A neural network-based approach for dynamic quality prediction in a plastic injection molding process," *Expert systems with Applications*, vol. 35, no. 3, pp. 843-849, 2008.
- [13] G. A. Lujan-Moreno, P. R. Howard, O. G. Rojas, and D. C. Montgomery, "Design of experiments and response surface methodology to tune machine learning hyperparameters, with a random forest case-study," *Expert Systems with Applications*, vol. 109, pp. 195-205, 2018.
- [14] Z. Yang and A. Zhang, "Hyperparameter Optimization via Sequential Uniform Designs," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 22, no. 149, pp. 1-47, 2021.
- [15] W.-R. Jong, Y.-M. Huang, Y.-Z. Lin, S.-C. Chen, and Y.-W. Chen, "Integrating Taguchi method and artificial neural network to explore machine learning of computer aided engineering," *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, vol. 43, no. 4, pp. 346-356, 2020.
- [16] K.-M. Tsai and H.-J. Luo, "An inverse model for injection molding of optical lens using artificial neural network coupled with genetic algorithm," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 28, no. 2, pp. 473-487, 2017.
- [17] M. Altan, "Reducing shrinkage in injection moldings via the Taguchi, ANOVA and neural network methods," *Materials & Design*, vol. 31, no. 1, pp. 599-604, 2010.
- [18] P. Zhao *et al.*, "Intelligent injection molding on sensing, optimization, and control," *Advances in Polymer Technology*, vol. 2020, 2020.
- [19] R. Chang, C. Chen, and K. Su, "Modifying the tait equation with cooling-rate effects to predict the pressure–volume–temperature behaviors of amorphous polymers: Modeling and experiments," *Polymer Engineering & Science*, vol. 36, no. 13, pp. 1789-1795, 1996.
- [20] C. D. Greene and D. F. Heaney, "The PVT effect on the final sintered dimensions of powder



injection molded components," Materials & design, vol. 28, no. 1, pp. 95-100, 2007.

- [21] R. H. Myers, D. C. Montgomery, and C. M. Anderson-Cook, *Response surface methodology:* process and product optimization using designed experiments. John Wiley & Sons, 2016.
- [22] W. Hao, Z. Hongtao, G. Qianjian, W. Xiushan, and Y. Jianguo, "Thermal error optimization modeling and real-time compensation on a CNC turning center," *Journal of materials processing technology*, vol. 207, no. 1-3, pp. 172-179, 2008.
- [23] K.-T. Fang and D. K. Lin, "Uniform experimental designs and their applications in industry," *Handbook of statistics*, vol. 22, pp. 131-170, 2003.
- [24] S. C. Ferreira *et al.*, "Box-Behnken design: an alternative for the optimization of analytical methods," *Analytica chimica acta*, vol. 597, no. 2, pp. 179-186, 2007.
- [25] Y. H. Chang, T. H. Wei, S. C. Chen, and Y. F. Lou, "The investigation on PVT control method establishment for scientific injection molding parameter setting and its quality control," *Polymer Engineering & Science*, vol. 60, no. 11, pp. 2895-2907, 2020.

7. 表	、圖
------	----

**表 1.** 田口方法 L<sub>16</sub>(2<sup>6</sup>)實驗結果

(- 11)	$V_{\rm obj}(10^{-2})$			$\overline{V}_{obi}$	$SV_{obi}$	$\overline{\mathbf{V}}_{dev}$	$\overline{\mathbf{V}}_{delta}$	$\overline{\mathbf{S}}_{\mathbf{V}}$
組別	1 <sub>st</sub> shot	$5_{th}$ shot	$10_{th}$ shot	(10 <sup>-2</sup> )	(10 <sup>-4</sup> )	$(10^{-3})$	(10 <sup>-2</sup> )	(%)
1	2.200	2.159	2.205	2.188	2.079	1.070	2.081	2.06
2	2.146	2.236	2.172	2.185	3.751	2.121	1.972	1.95
3	1.087	0.990	1.042	1.040	3.995	1.089	0.931	0.93
4	0.949	0.906	0.944	0.933	1.912	1.301	0.803	0.80
5	1.298	1.339	1.286	1.308	2.240	0.630	1.245	1.24
6	1.123	1.180	1.126	1.143	2.635	1.017	1.041	1.04
7	2.001	2.036	2.001	2.013	1.653	1.270	1.886	1.87
8	1.879	1.871	1.847	1.866	1.350	1.401	1.726	1.71
9	1.970	2.031	2.032	2.012	2.698	1.919	1.820	1.80
10	0.877	0.995	0.872	0.914	5.692	0.862	0.828	0.83
11	2.450	2.428	2.462	2.448	1.463	0.690	2.379	2.34
12	1.653	1.672	1.693	1.673	1.636	1.557	1.517	1.51
13	2.536	2.609	2.590	2.578	3.093	0.771	2.501	2.46
14	1.937	1.886	1.907	1.910	2.119	1.203	1.790	1.77
15	2.286	2.101	2.093	2.160	8.922	0.825	2.077	2.05
16	0.816	0.827	0.811	0.818	0.652	0.857	0.732	0.73

### 表2. 田口方法 L16(2<sup>6</sup>)變異數分析結果

因子	自由度	Seq SS(10 <sup>-6</sup> )	Adj SS(10-6)	Adj MS(10-6)	F	Р	排名
料溫	1	5	5	5	1.86	0.206	3
模溫	1	0	0	0	0.09	0.770	5
射速	1	3	3	3	0.92	0.362	4
保壓時間	1	29	29	29	10.28	0.011	2
保壓壓力	1	67	67	67	23.60	0.001	1
冷卻時間	1	0	0	0	0	0.958	6
誤差	9	25	25	25	NA	NA	NA
總計	15	129	NA	NA	NA	NA	NA

## 2023 模具暨應用產業技術論文發表會 中華民國 112 年 08 月 24 日(四)



# 表 3. 中央合成設計實驗結果

(- T)		V <sub>obj</sub> (10 <sup>-2</sup> )		$\overline{V}_{obi}$	SV <sub>obi</sub>	$\overline{V}_{dev}$	$\overline{V}_{delta}$	$\overline{S}_{V}$
組別	1 <sub>st</sub> shot	$5_{th}$ shot	$10_{th}$ shot	(10 <sup>-2</sup> )	(10 <sup>-4</sup> )	$(10^{-3})$	(10 <sup>-2</sup> )	(%)
1	2.591	2.556	2.638	2.595	3.355	2.432	2.352	2.32
2	2.375	2.361	2.335	2.357	1.692	1.976	2.159	2.13
3	1.733	1.798	1.725	1.752	3.287	2.390	1.513	1.50
4	1.602	1.610	1.626	1.612	0.983	2.317	1.381	1.37
5	2.155	2.154	2.168	2.159	0.652	2.624	1.896	1.88
6	1.911	1.897	1.919	1.909	0.907	1.843	1.725	1.71
7	1.565	1.659	1.599	1.608	3.857	2.410	1.367	1.36
8	1.466	1.419	1.402	1.429	2.708	2.057	1.224	1.22
9	2.364	2.377	2.336	2.359	1.712	2.590	2.100	2.08
10	2.122	2.072	2.072	2.089	2.380	1.365	1.952	1.93
11	1.834	1.790	1.794	1.806	1.986	2.540	1.552	1.54
12	1.643	1.622	1.591	1.618	2.119	2.427	1.376	1.37
13	2.039	1.999	2.004	2.014	1.777	6.729	1.747	1.73
14	1.686	1.730	1.713	1.710	1.847	1.453	1.564	1.55
15	1.617	1.600	1.604	1.607	0.727	2.773	1.329	1.32
16	1.424	1.449	1.452	1.442	1.266	2.008	1.241	1.24
17	2.175	2.173	2.144	2.164	1.391	2.482	1.916	1.90
18	1.910	1.918	1.911	1.913	0.385	1.956	1.717	1.70
19	2.134	2.139	2.059	2.111	3.661	1.980	1.913	1.89
20	1.562	1.582	1.594	1.579	1.297	2.265	1.353	1.35
21	2.063	2.062	2.012	2.046	2.391	2.047	1.841	1.82
22	1.771	1.765	1.760	1.765	0.452	2.143	1.551	1.54
23	2.006	1.984	2.003	1.998	0.976	2.232	1.775	1.76
24	1.799	1.805	1.842	1.815	1.907	1.933	1.622	1.61
25	1.991	1.939	1.945	1.958	2.347	2.109	1.748	1.73
26	1.972	1.971	1.932	1.958	1.844	2.041	1.754	1.74
27	1.916	1.913	1.912	1.913	0.166	2.076	1.706	1.69
28	1.822	1.813	1.868	1.834	2.370	2.111	1.623	1.61
29	1.969	1.980	1.997	1.982	1.139	2.242	1.758	1.74
30	1.964	1.957	1.978	1.966	0.845	2.267	1.739	1.73
31	1.958	1.992	1.972	1.974	1.419	2.208	1.753	1.74

# 表 4. Box-Behnken 設計實驗結果

(- 7)		$V_{obj}(10^{-2})$		$\overline{\mathbf{V}}_{obi}$	$SV_{obi}$	$\overline{\mathbf{V}}_{dev}$	$\overline{\mathbf{V}}_{delta}$	$\overline{S}_{V}$
組別	1 <sub>st</sub> shot	$5_{th}$ shot	$10_{th}$ shot	(10 <sup>-2</sup> )	(10 <sup>-4</sup> )	(10-3)	(10 <sup>-2</sup> )	(%)
1	2.217	2.227	2.187	2.210	1.694	2.362	1.974	1.95
2	1.963	1.983	2.001	1.982	1.567	1.588	1.824	1.81
3	1.684	1.694	1.689	1.689	0.391	2.414	1.448	1.44
4	1.576	1.553	1.588	1.572	1.437	2.324	1.340	1.33
5	2.141	2.181	2.201	2.174	2.510	2.294	1.945	1.93
6	1.842	1.838	1.860	1.847	0.958	2.220	1.625	1.61
7	1.928	1.954	1.935	1.939	1.091	2.115	1.727	1.71
8	1.742	1.706	1.692	1.713	2.134	2.069	1.506	1.50
9	2.083	2.107	2.084	2.091	1.109	2.442	1.847	1.83

## 2023 模具暨應用產業技術論文發表會 中華民國 112 年 08 月 24 日(四)



10	1.851	1.877	1.865	1.864	1.047	2.052	1.659	1.65
11	1.881	2.033	1.974	1.963	6.223	2.524	1.710	1.70
12	1.706	1.676	1.695	1.692	1.240	1.596	1.533	1.52
13	2.233	2.211	2.195	2.213	1.581	1.997	2.013	1.99
14	1.743	1.702	1.734	1.726	1.776	2.382	1.488	1.48
15	1.809	1.863	1.923	1.865	4.641	2.094	1.656	1.64
16	1.547	1.496	1.552	1.532	2.522	2.185	1.313	1.31
17	2.267	2.230	2.259	2.252	1.581	2.657	1.986	1.97
18	2.097	2.094	2.089	2.093	0.337	2.143	1.879	1.86
19	1.986	2.030	2.016	2.011	1.868	2.689	1.742	1.73
20	1.801	1.755	1.823	1.793	2.829	1.803	1.613	1.60
21	2.283	2.312	2.288	2.295	1.265	2.297	2.065	2.04
22	1.704	1.681	1.691	1.692	0.961	2.446	1.447	1.44
23	2.071	2.107	2.105	2.095	1.651	2.050	1.890	1.87
24	1.624	1.564	1.612	1.600	2.584	2.141	1.386	1.38
25	1.932	1.937	1.924	1.931	0.521	2.187	1.712	1.70
26	2.024	2.031	2.036	2.030	0.499	2.305	1.800	1.78
27	1.990	2.023	1.953	1.989	2.852	2.220	1.767	1.75

# 表5. 田口方法 L9(34) 實驗結果

1. 71		V <sub>obj</sub> (10 <sup>-2</sup> )		$\overline{V}_{obi}$	SV <sub>obi</sub>	$\overline{V}_{dev}$	$\overline{\mathbf{V}}_{delta}$	$\overline{S}_{V}$
組列	1 <sub>st</sub> shot	$5_{th}$ shot	$10_{th}$ shot	(10 <sup>-2</sup> )	(10-4)	$(10^{-3})$	$(10^{-2})$	(%)
1	2.615	2.538	2.552	2.568	3.345	2.603	2.308	2.28
2	2.029	2.047	2.086	2.054	2.377	2.558	1.798	1.78
3	1.568	1.595	1.640	1.601	2.968	2.678	1.333	1.33
4	1.972	2.001	2.094	2.022	5.187	1.905	1.832	1.82
5	1.903	1.842	1.870	1.872	2.508	2.238	1.648	1.64
6	1.743	1.696	1.699	1.713	2.156	2.364	1.476	1.47
7	1.823	1.842	1.872	1.845	2.014	1.724	1.673	1.66
8	1.905	1.881	1.873	1.886	1.384	1.669	1.719	1.71
9	1.558	1.555	1.547	1.553	0.477	2.200	1.333	1.33

# 表 6. 田口方法 L9(3<sup>4</sup>)變異數分析結果

因子	自由度	Seq SS(10 <sup>-6</sup> )	Adj SS(10 <sup>-6</sup> )	Adj MS(10-6)	F	Р
總保壓時間	2	15	15	8	NA	NA
保壓壓力一段	2	42	42	21	NA	NA
保壓壓力二段	2	12	12	6	NA	NA
保壓壓力三段	2	4	4	2	NA	NA
誤差	0	NA	NA	NA	NA	NA
總計	8	73	NA	NA	NA	NA

# 表 7. 反應曲面法之中心點組別與最佳製程參數

宙队机计计	40 81	總保壓	保壓壓力(bar)			DOE 之	$\overline{\mathbf{V}}$ (10-2)	BPNN 之
貝砌政司公	細小	時間(sec)	一段	二段	三段	優化 Vobj	<b>v</b> <sub>obj</sub> (10 <sup>-</sup> )	預測 Vobj
中央合成	中心點	4.5	770.9	770.9	770.9	NA	1.958	NA
設計	最佳製程	5.0	889.5	889.5	889.5	0.0139	1.427	0.0137
Box-Behnken	中心點	4.5	770.9	770.9	770.9	NA	1.931	NA
設計	最佳製程	5.4	889.5	889.5	889.5	0.0138	1.472	0.0136

實驗		總保壓	保壓壓力(bar)				_				
<sub>貝</sub> -000 	組別	時間	一段	一船	二品	$\overline{\mathbf{V}}_{\mathbf{f}}$	$V_{delta} (10^{-2})$	$\mathbf{S}_{\mathbf{V}}$	改善率		
政可召		(sec)	ŦX	一权	-12						
中央合成	中心點	4.5	770.9	770.9	770.9	1.00826	0.01773	1.76%	20 ( 20/		
設計	最佳製程	5.0	889.5	889.5	889.5	1.00273	0.0122	1.22%	30.08%		
Box-Behnken	中心點	4.5	770.9	770.9	770.9	1.00758	0.01705	1.69%	26.040/		
設計	最佳製程	5.4	889.5	889.5	889.5	1.00309	0.01256	1.25%	20.04%		

表8. 體積收縮率計算值之最佳化結果的改善率



圖 1. 射出成型品之不同位置的 PVT 曲線,在脫模時比容值:(a)非均勻收縮;(b)均勻收縮[25]







**圖 3.**拉伸試片的感測器位置

















圖 10. 中央合成設計第8組中央處之溫度曲線圖



圖 11. 中央合成設計第8組遠離澆口處之溫度曲線圖





**圖 12.** 田口方法 L<sub>16</sub>(2<sup>6</sup>)訊噪比反應圖







2023 模具暨應用產業技術論文發表會 中華民國 112 年 08 月 24 日(四)



























圖21. 初始設定的超參數BPNN模型之均方誤差(MSE)



**圖22.** 初始設定的BPNN模型預測 $V_{obj}$ 散佈圖,驗證組的平均絕對百分比誤差(MAPE)為3.2981%



圖23. UD望小參數優化





**圖24.** 均匀設計優化的超參數BPNN模型之均方誤差(MSE)



**圖25.** 均勻設計優化的BPNN模型預測 $\overline{V}_{obj}$ 散佈圖,驗證組的平均絕對百分比誤差(MAPE)為1.5292%