

# 押出製程之熔膠溫度軟感測系統設計

## Design of Soft Sensing System for Melt Temperature in Extrusion Process

王智昊<sup>1</sup>、李宜庭<sup>1\*</sup>、蘇鵬翊<sup>2</sup>、黃俊欽<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 南臺科技大學資訊管理系

<sup>2</sup> 國立高雄科技大學模具工程系

\*E-mail: tina22122212@gmail.com

### 摘要

熔膠溫度是一個很重要的指標，其影響著押出製程中的黏度，黏度是不可使用物理感測器量測的指標，但是能藉由溫度、壓力及螺桿轉速等間接求出。溫度感測器無法準測量套筒內的熔膠溫度，軟感測技術是估計材料特性指標的最佳解決方案，它只需要部分的物理感測器以及物理公式即可。

本研究提出的軟感測器架構包含了實體感測器、溫度估計器、模擬分析軟體計算的特性指標做虛實整合。將實際資料的四個物理感測溫度、一個物理感測壓力與模擬分析的特性指標作為溫度估計器的資料集。由隨機森林(RF)及捲積神經網路(CNN)組成溫度估計器的機器學習。實驗結果表明，感測器量到的熔膠溫度與模擬溫度的MAE是6.08。溫度估計器預測溫度則使MAE下降至2.86。提出的軟感測技術用於高分子熔膠溫度可以獲得較好的預測。最後根據計算結果可以繪製出在準確熔膠溫度下的材料特性圖。

**關鍵詞：**押出成形、熔膠溫度、軟感測器、虛實整合、機器學習

### Abstract

Melt temperature is one of the important indicators reflecting material properties during plastic extrusion. It affects the viscosity in the extrusion process, Viscosity is a metric that cannot be measured using physical sensors, but can be calculated from temperature, pressure, and screw speed, etc. Melt viscosity should be calculated at the exact melt temperature. Temperature sensors cannot accurately measure the temperature of the melt in the barrel. Soft sensing technique is the best solution for estimating material properties. It just needs some physical sensors and physical formulas.

The proposed soft sensor consists of physical sensors, a temperature estimator, and a simulation analysis software for calculating material properties to do virtual reality integration. Four physically temperature signals, one physically pressure signal, and the simulation properties of actual data are used as the dataset for the temperature estimator. An ensemble machine learning model of temperature estimators consisting of Random Forests (RF) and Convolutional Neural Networks (CNN). The experimental results show that the MAE of the melt temperature measured by the sensor and the simulated temperature is 6.08. The proposed temperature estimator predicts that the temperature will decrease the MAE to 2.86. The proposed soft sensor can be used to better predict polymer melt temperature. Finally, according to the calculation results, the material property scatter chart can be precisely plotted under the specific melt temperature. In the past, the viscosity of the melt viscosity could only be measured offline monitoring.

Keywords: Extrusion Machine, Melt temperature, Soft Sensor, Virtual and real integration, Machine

## 1. 前言

自1850年代以來，塑膠材料被廣泛的運用在生活中，成為了不可或缺的民生材料。現在的押出製程，由於材料多變，特性越來越難掌握。在面對新型的材料，已經無法用傳統的精準數學模式來描述，而是依賴高階的資料科學，達到非線性的線上監控。為了改善傳統的控制，高分子專家研究了替代方案，例如結合模糊控制和PID控制。塑膠材料在製造過程中，主要以熱電偶及熔體壓力感測器分別監控熔膠溫度與熔膠壓力。這個可量測指標(溫度及壓力)是影響塑膠成品的關鍵因子。

黏度是一個很重要的指標。但是並沒有一種物理感測器可以直接量測黏度，因此安裝感測器時只有溫度感測器與壓力感測器。黏度是流體物質的重要物理特性之一。物質的黏度與化學成分密切相關，它會反映流體受到外力影響時分子間的內部摩擦力。剪切黏度是指兩個板塊之間流體的層流剪切。流體的黏度是流體和移動邊界之間的摩擦

流體剪切。在一般的平行流動中，剪切應力正比於速度梯度。因為相互平行的相鄰層移動的速度不同，所以會產生剪切，而流體的剪切黏度是描述對剪切流動的抵抗能力。剪切黏度是液體分子內摩擦的量度，也是物體黏流性質的一項具體反映。每種高分子的剪切黏度隨溫度升高並降低可以預期的分子量。如要控制好黏度，就必須先掌握好熔膠溫度。

然而在傳統溫度監測方法中，有許多成本因素或是化繁為簡的計算公式都導致計算出來的黏度與實際甚有落差，因此針對目前的溫度監控方法提出以下問題:

1. 在大多數的塑膠材料中，溫度是黏度計算中重要的參數之一，而其餘參數大多為定值或是常數。因此如果能夠掌握熔膠溫度的準確性，黏度的監控數值也可以較精準。
2. 嵌入式溫度感測器雖然可以準確量到熔膠表面或是內部的溫度，但感測器的凸出部分或是安裝穴道會影響熔膠流場，進而導致溫度的分佈更複雜。
3. 非侵入式的溫度感測器無法直接量測熔膠真實溫度分佈，只能量測套筒溫度。

## 2. 文獻回顧

### 2.1 物理感測器

溫度感測器有兩種，分別是接觸式與非接觸式。接觸式感測器是藉由液體的膨脹、固體熱變形、電阻或電動勢等來推測目前的溫度，其中包括電熱耦和熱敏電阻，在測量時會直接的接觸物體。非接觸式是由待測物所發出的紅外線能量來測試，通常會在遠方測量，測量的物體通常比較危險的[1]。而押出系統一般使用K-Type熱電耦作為主要的溫度感測器。

壓力感測器是用來測量熔膠受壓的感測器，是將壓力的物理變量轉換為電氣訊號輸出，除了可以直接測量也能間接測量。如果壓力感測器準確的話，可以提高生產、產品質量和避免設備器具損壞[2]。

### 2.2 軟感測技術

在分子押出中，由於熔膠溫度的易碎性、複雜性等限制。使用物理感測器很難於套筒內精準測量，所以大多依賴監控系統，而軟感測技術可以解決同時處理多種量測資料，它結

合了不同特徵以及動態的量測資料，也可以將不同特性和動態測量結合在一起。基於高階資料科學的軟感測器是一種估計參數的技術。在傳統物理感測器無法或不適合進行直接測量時，軟感測器即可解決虛擬量測問題。軟感測器的主要目的是將觀測到的物理量轉換為可用量且多用於製程監控、變量建模和參數控制。訊號的相互作用可用於計算實際無法測量的新量。例如本研究中的熔膠黏度，黏度無法直接測量也不能直接控制，因此在實際產線當中僅能透過公式運算方法得到估計值。但又同時因為許多的干擾因子及偏差運算導致估計值經常偏離，因此這軟感測器對剪切黏度的測量是很重要的一種感測技術突破。

由於現在材料特性多變，導致無法準確的監控和控制產品的質量。要控制材料的特性，就不能用傳統的方式，所以提出了基於模型的控制方法來控制高分子押出過程。在非線性系統的情況下，它結合了熔膠溫度分佈預測軟感測器和模糊邏輯，它能控制熔膠流動所需的平均熔膠溫度，同時減少熔膠流動的變化[3-6]。本研究利用機器學習結合軟感測系統開發了一個線上溫度監控系統，利用四組溫度及一組壓力感測器建立資料集，利用非線性的模型預測出螺桿頂部至套筒內壁的溫度。可避免使用嵌入式感測器去破壞機台結構。

### 2.3 機器學習在數值預測的應用

機器學習的學習方式主要分為監督學習與非監督學習。監督學習會試圖根據標記數據集中存在的模式來預測未知輸出的結果;非監督機器學習的輸入沒有被標記，主要是要在數據中找到相似的子組，將其分類在同一個類別。除此之外，機器學習也能利用更短的時間和更低的成本來估計所需要估計的變量。例如在押出機常用於加工高黏度的材料，但高剪切可能會導致導致材料自熱和可能的副反應。為了彌補缺點，將物理模型的邏輯與機器學習相做結合[7,8]。由於機器學習可以提供進階的功能性資料科學計算，因此我們針對常用的模型進行簡要的文獻回顧。其中包含數值模型(隨機森林)與神經網路模型(多層感知機與捲機神經網路)。

隨機森林(Random Forest, RF)是由很多決策樹所組成，且不同的決策樹之間互相沒有關聯。隨機森林模型訓練快速，用於分類及迴歸有相當好的效能[9]。多層感知機(Multi-Layer Perceptron, MLP)是根據人類神經系統原理設計的神經網路模型。模型會自行學習並利用演算法調整誤差[10-12]。卷積神經網路是一種前饋神經網路，可以用來排除故障、維護和解決問題。利用二維結構有利於處理大型的圖像和語音辨識。模型是由單個或多個卷積層相互串聯[13,14]。

### 2.4 研究目標

在押出製程中，黏度是一個很重要的指標，所以為了控制品質要先掌握好黏度，但除了溫度，其他參數都是定值或常數，如圖1.a所示，熔膠流場中同樣截面積(直徑方向)的壓力是同樣的受壓，而不是時間或位置函數。嵌入式感測器凸出的部分也會影響到熔膠流場，非侵入式的溫度感測器(如圖1.b所示)通常安裝於套筒外側，由於無法接測量螺桿頂部至套筒內壁的溫度分佈，所以利用機器學習模型來進行預測。

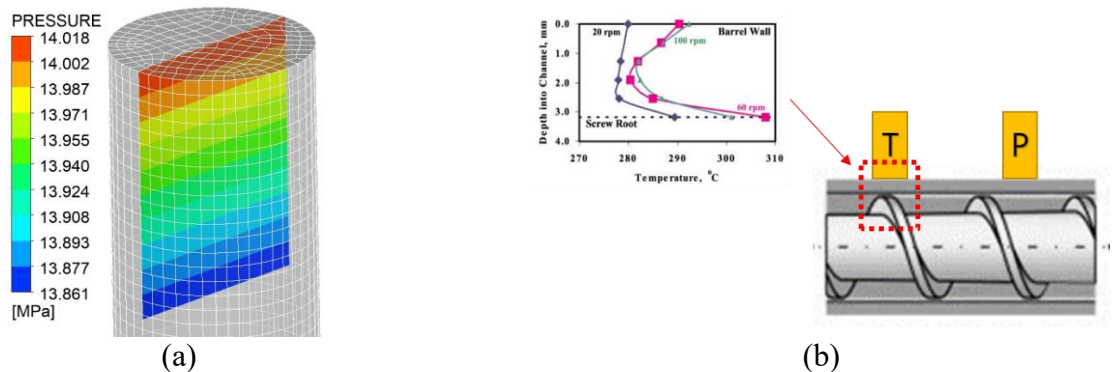


圖1 熔體壓力和溫度分佈示意圖

由於在塑膠材料中黏度作為一個至關重要的特性監測指標，因此如果能夠準確掌握材料黏度那將可以控制產品的品質。本研究的主要目的是為了設計一個新穎的即時溫度計算器，不需要繁複計算的過程而且可靠。然而傳統感測器無法測量正確熔膠溫度，因此提出的系統結合軟感測技術及機器學習模型。本研究的主要貢獻如下：

設計軟感測系統估計高分子製程中的熔膠溫度，軟感測器需要的輸入資料只有溫度訊號以及壓力訊號(不需要精確的嵌入式感測器)。

藉由多個溫度感測器建立具有空間(流場分佈)特徵的資料集結構。並訓練多種機器學習模型，預測螺桿頂部至套筒內壁的溫度分佈。

透過模型預測非線性的熔膠溫度。開發一個溫度線上監測視窗透過網路遠端監控押出製程中材料特性的變化。

### 3. 方法

#### 3.1 系統架構

本研究的系統架構如圖2所示，主要包含押出系統、訊號量測系統、軟感測系統及監控系統。押出系統的主要規格包含25mm的螺桿、26D的螺桿長徑比、直徑6mm的圓形模頭及4個溫度控制區，並以HDPE做為測試材料。訊號量測系統的主要規格包含4個K-Type熱電偶、1個壓電式熔膠壓力感測器，所有的訊號皆以類比訊號輸出並以DAQ擷取訊號。軟感測系統主要包含隨機森林、多層感知機及卷機神經網路的回歸模型，以及熔膠黏度的基礎運算公式。監控系統主要包含以C#開發的監控介面，並以ONNX作為的模型的開發格式以便於跨平台實時執行。

本研究的核心關鍵在於螺桿上的四組溫度感測器及模頭的壓力感測器。藉由這四個感測器建立具有空間特徵的溫度迴歸預測模型，並且搭配壓力及其他參數計算熔膠溫度。本研究的硬體架構與一般傳統加工產線並無太大差異，因此本研究成果未來是可以拓展到傳統機台。

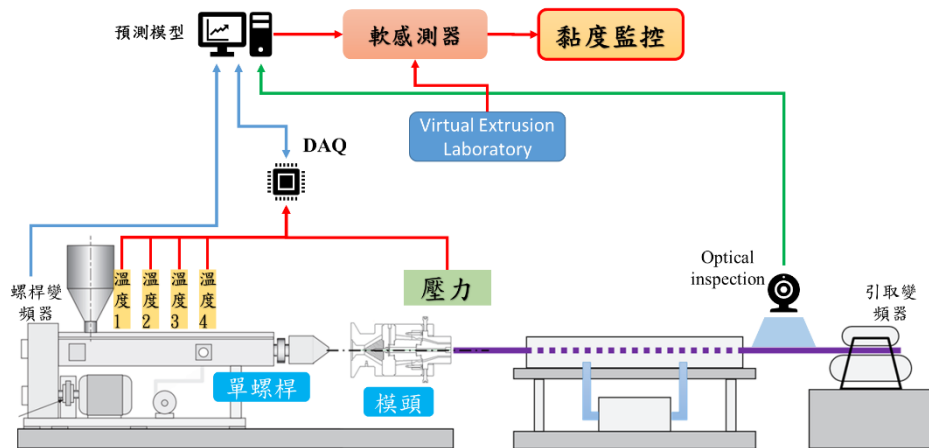


圖2 押出線上黏度監控系統架構

#### 3.2 感測訊號處理

押出系統中主要的感測器有兩種，分別是壓力及溫度。壓力跟溫度的物理量無法直接轉換成數值，都需要先經過訊號轉換及處理才可以獲得。

熔膠壓力訊號由壓電元件產生，由於訊號非常微小且輸出組態為電阻。因此需要透過惠斯登電橋轉換為電訊號之後，再使用差動放大器消除雜訊，此時會增強共模拒斥比以獲得最好的去雜訊效果。濾除後的訊號才會經由功率放大器將訊號放大，最後再經過公式換算及偏移校正獲得壓力數值。

溫度訊號則是從熱電耦獲得，而且是以電壓差的形式輸出，因此不需要電橋輔助而是直



接透過差動放大器及功率放大器就可以獲得溫度數值。其中特別需要注意的是在押出系統中的頻率訊號可能代表不同的狀態指標，因此未設計濾波器以避免濾除目標訊號，特別是在押出不穩定時頻率訊號就是關鍵指標。

### 3.3 軟感測器設計

本計畫提出的軟感測器計有四個輸出指標如圖3所示，分別是熔膠溫度(溫度4位置之螺桿頂部至套筒內壁的溫度分佈均值)、剪切率、剪切應力及黏度。主要的輸入變數為熔膠溫度、熔膠壓力、及時產線吞吐量及產品尺寸等製程常數。

熔膠溫度無法透過經典的流體偏微分方程式求得，因此軟感測器中的回歸模型被設計預測熔膠溫度。再透過方程式計算熔膠溫度、剪切率、剪切應力及黏度。

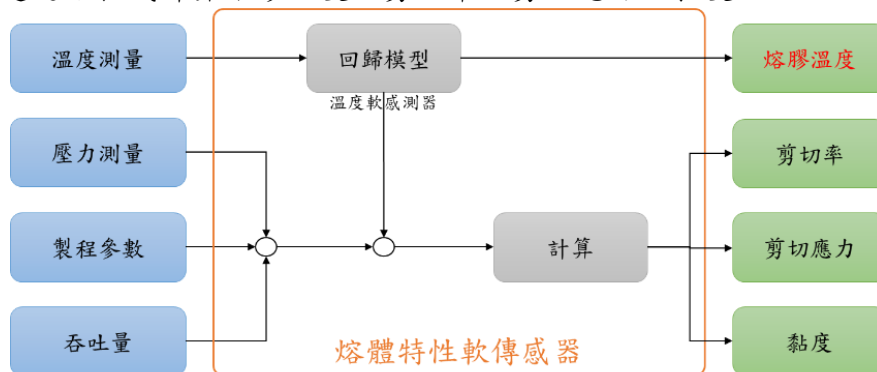


圖3 線上黏度監測系統之研究架構圖

### 3.4 溫度回歸模型的數據集和數據預處理

預處理是機器學習中必經的過程之一，資料預處理可以確保所有輸入模型的資料格式一致，預處理的方式有很多種，其中主要包含缺失值處理與離群值處理。缺失值常用填入資料或是直接刪除資料，填入的方法又可以分為填入最大值、最小值、平均值、零或是內插，本研究為避免因資料擷取的過程中造成的時間不同步問題，因此都以內差的方式填入缺失值，如此一來可以保留最多資料而不需要直接刪除。而離群值的預處理則是用MSE(均方誤差)的方法檢查，如果異常的離群則會重新進行內插補值。

圖4所示的輸入資料集主要包含四個熔膠溫度、一個熔膠壓力及螺桿轉速，輸出資料集則是熔膠溫度。504筆資料切分為訓練集(0.7)、驗證集(0.2)及測試集(0.1)分別用於不同的模型建構階段。此輸出資料集的來源是模擬分析軟體(多因子方式產生)。模擬分析軟體對於熔膠溫度輸出的是溫度-位置分布函數。為了收斂本研究的研究目標，因此在輸出集是使用分布函數的溫度均值。



圖4 資料集組成結構

機器學習是一個高階的資料科學方法，模型建立之後只需要給輸入就會得到輸出。但資

料之間的關係非常重要，為了讓輸出結果具備可參考的價值性，因此在輸入集的部分我們結合不同位置的熔膠溫度、熔膠壓力。從材料黏度特性可以得知溫度與壓力是因子之一，且轉速影響了剪切生熱。因此為了預測溫度而同時使用溫度資料、壓力資料及轉速是適當的。為了保留流場前後的溫度空間特徵關係，我們使用了4個不同位置的溫度感測器。如此一來可以讓模型學習溫度流場對輸出溫度的關係。

### 3.5 模型構建和測試

本研究的模型有6輸入，包含4個具空間特徵的熔膠溫度、1個熔膠壓力及1個螺桿轉速，輸出則是1個熔膠溫度。提出的軟感測器內部需要一個溫度回歸模型，根據目前在相關領域的研究成果，隨機森林、MLP及CNN被選用作為回歸模型。

隨機森林是數值型的回歸模型，它是由許多的決策樹所組成的集成學習模型。隨機森林相較於非神經網路的機器學習演算法而言具有極好的準確率，且訓練速度快，容易做成並行化方法。在訓練過程中能夠檢測到特徵之間的影响，並且評估特徵的重要性。由於使用Bagging演算法，因此隨機森林有很強的抗干擾能力，也可以平衡誤差。因此在傳統機器學習方法中，隨機森林被選擇作為回歸器之一。

決策樹為單一輸出，它是建立在已知各情況發生的機率上構成決策樹。結構為樹的形狀，從一個節點延伸出多個分支，每個分支為輸出，每片葉子為它的類別。由於好幾顆決策樹拼湊會形成一個隨機森林，故預測結果時使用DT及RF來比較何者較為準確。在本研究中。詳細的參數設定如表1所示。

表 1 RF 和 DT 模型參數

Parameter	Value(RF)	Value(DT)
criterion	squared_error	squared_error
n_estimators	10	1
max_depth	5	5
min_samples_split	2	2
min_samples_leaf	1	1

多層感知機屬於神經網路模型，對於線性及非線性問題皆可以提供良好的解決方案。他是一種使用反向傳播訓練模型的監督式學習。多層感知機由輸入層、隱藏層及輸出層所組成。其中隱藏層至少有一層。模型之中的神經元都是全連接型態。對於神經網路而言，多層感知機雖然屬於基礎型態，但是透過調整神經元的數量及激活函數就可以快速解決複雜的問題。因此多層感知機被選擇作為回歸器之一。

為了強化熔膠溫度的空間特徵，因此具有特徵萃取功能的CNN模型被選用。在神經網路的結構則由卷積層及池化層產生特徵之後，再以全連接層至一個多層感知機到最後的輸出。由於本模型的主要目的是預測溫度數值，因此建立溫度迴歸模型。詳細的參數設定如表2所示。

表 2 MLP 和 CNN 的模型配置參數。

Parameter	Value (MLP)	Value (CNN)
optimizer	adam	adam
loss	mse	mse
metrics	mae	mae
epochs	100	100
batch_size	8	8

Layer 1	n=512, activation=relu	Conv2D(filters=5, kernel_size=3, activation=relu)
Layer 2	n=256, activation=relu	MaxPool2D(pool_size=1)
Layer 3	n=64, activation=relu	Conv2D(filters=6, kernel_size=3, activation=relu)
Layer 4	n=16, activation=relu	MaxPool2D(pool_size=1)
Layer 5	n=1, activation=linear	Flatten()
Layer 6		n=512, activation=relu
Layer 7		n=256, activation=relu
Layer 8		n=64, activation=relu
Layer 9		n=16, activation=relu
Layer 10		n=1, activation=linear

本研究中的模型測試流程示意圖如圖5所示。在訓練階段使用模擬分析軟體產生輸入資料集及輸出資料及，並且建立模型。在實測階段則是使用感測器的實時資料進行預測，並且將預測的熔膠溫度送往軟感測系統。

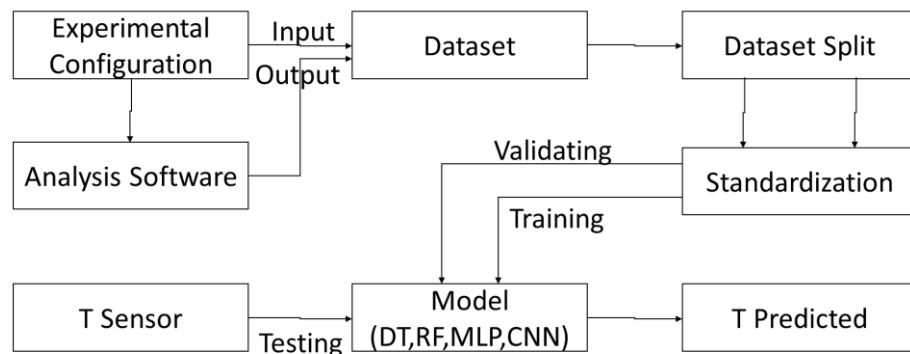


圖5 模型測試流程

## 4. 結果與討論

### 4.1 以模擬分析軟體建立熔膠溫度預測模型及模型比較

本研究的訓練資料是以多因子方式來建立資料集。一共處理了504筆資料，其中訓練集的大小為455、測試集為8、驗證集則為41。本研究總共訓練4個模型，相關設計參數如表1及表2所示。

圖6所示了這4個模型的訓練結果。從R平方的指標中，RF( $R2_{RF}:0.98425$ )及CNN( $R2_{CNN}:0.98342$ )有最好的結果，同時MSE及MAE也有最好的效果。因此在4個模型之中，分別選用數值模型(RF)與神經網路模型(CNN)。

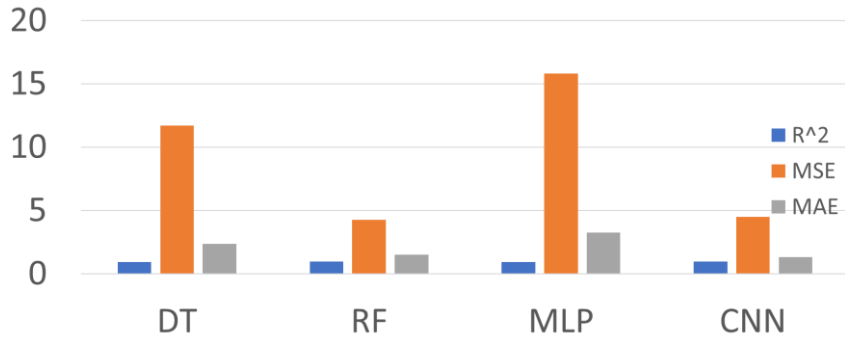


圖6 4種模型訓練效能比較

#### 4.2 模型測試

在模擬數據分析中，熔膠溫度不等於物理感測器所量到的溫度被觀察到。由於物理感測器只能測量到套筒壁的溫度，因此無法準確量測熔膠溫度。例如用物理感測器測量溫度為190°C，使用模擬分析軟體計算出熔膠實際溫度為193.34°C。

圖7顯示模型的預測能力。其中Label T4是實際量測到的溫度結果，LabelVEL為分析出的溫度，RF及CNN則為模型預測出的結果。

根據實驗結果，LabelVEL皆高於Label-T4( $MAE_{Label-T4}$ : 6.085)。物理感測器無法準確測量熔膠溫度，而模型預測結果皆接近LabelVEL( $MAE_{RF}$ : 2.86881,  $MAE_{CNN}$ : 3.56233)。

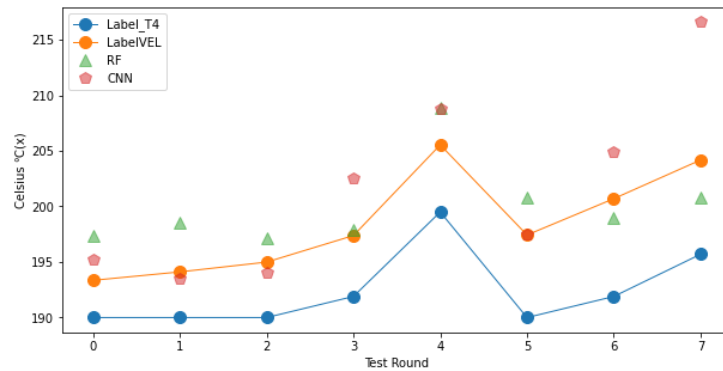


圖7 集成模型預測結果、量測結果與分析結果的比較

#### 4.3 依製程條件的模型選用

圖7可以觀察到兩種模型在特定的條件有更好的預測效果。決策樹的重要性分析被用於分辨指標對於模型類別的重要性。分析結果如表3，重要性的優先分別為T4、RPM及T1。

適合是用RF模型的製程條件為，是第四組溫度大約落在191-199度，RPM為45-65，第一組溫度則為142-152。適用CNN模型的製程條件為第四組溫度小於191度，RPM較RF低，約落在30-55，第一組溫度為147-150度之間。

表3 模型參數條件選擇

Ideal Model	T4	RPM	T1
RF	191-199	45-65	142-152
CNN	<191	30-55	147-150

圖8來顯示的是使用不同模型的預測結果。RF及CNN各自預測時，R平方值分別為0.47及-0.45。RF與CNN同時使用時，效果明顯跟理想的溫度貼近，R平方值已經到達0.79。從預測結果來看，針對不同的製程條件自動選用適合的模型，回歸效能會大幅提升。



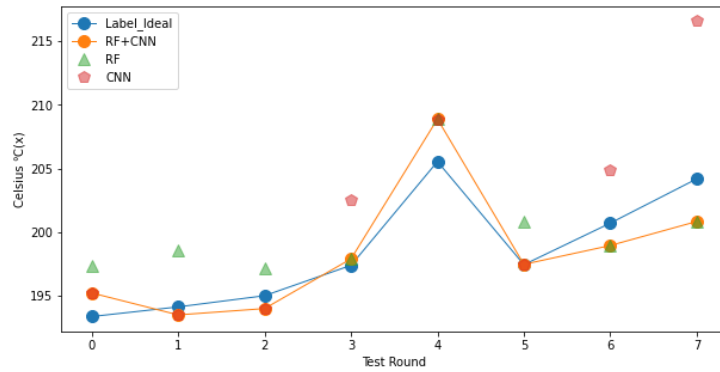


圖8 理想溫度及模型預測結果比較

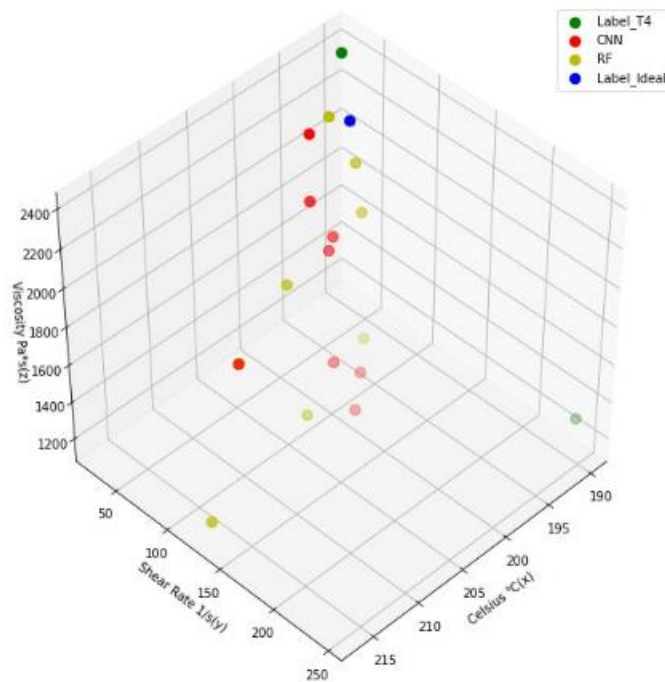
#### 4.4 比較溫度與熔膠特性的差異(3D材料特性圖)

利用理想溫度的第四組溫度為190°C的八組溫度再代回模擬分析軟體，分析出產能及模擬分析軟體分析出來的溫度T來算迴歸，並計算剪切率，剪切應力和黏度。

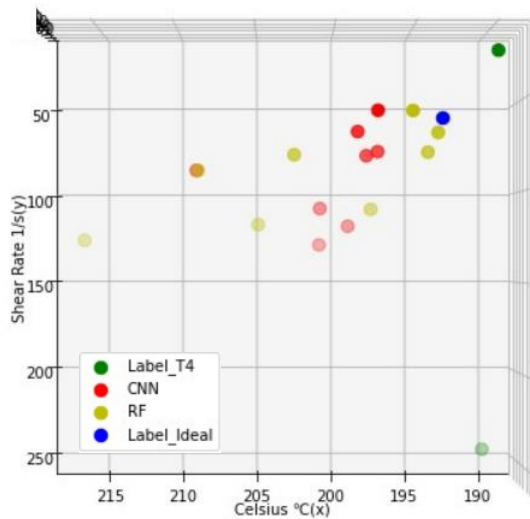
實驗採用直徑為6mm,長度20mm的流道。聚合物熱傳導係數極低且熔膠通過此流道幾乎沒有時間吸收或放出熱量，導致在聚合物和模壁之間傳遞熱量的溫差很小，當沒做溫度預測時，熔膠溫度將會誤差正負5度，要確保黏度在正確的溫度去做檢測，再對它做修正時，才能用對的溫度跟黏度去做修正。

用公式計算在二維的散佈圖上變化較不明顯，使用三維空間能讓散佈圖變化較明顯。這可讓工廠工作人員監控塑膠材料的特性。在押出機的末端設定一個固定的溫度，但末端的熔膠溫度會隨其他參數而改變，(如圖9.a)黏度分佈、剪切率及溫度的關係圖。

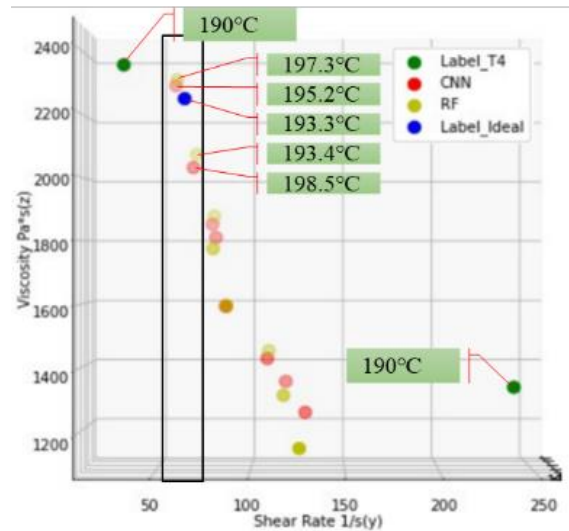
給予3D圖不同參數（螺桿轉速（剪切率）），再去預測末端溫度的變化。當提升螺桿轉速，螺桿給予熔膠的剪切率越高黏性耗散產生的熱越多，熔膠溫度就會越高(如圖9.b)，再搭配(圖9.c)可以觀察到在相同剪切區間內，熔膠溫度越高其熔膠黏度越低。



(a) 3D黏度散佈圖-剪切率-溫度



(b) 剪切率-黏度



(c) 剪切率-溫度

圖9 高分子熔體分佈的材料特性

溫度感測器有分為許多類型，常見的溫度感測器如表 4 所示。物理感測器無法測量溫度的截面分佈。典型的 Wall-mounted 雖然價格低廉，但準確性不高。嵌入式溫度感測器或是紅外線溫度感測器，只能測量料缸壁的熔體表面[15-17]。這些感測器不能測量熔體在橫截面的熱行為，以致監控系統無法維持製程中的熱穩定性。因此基於熱電偶網狀的熱剖面軟感測器用以解決熱監測。

表 4 熔膠感測器的比較

Temperature Sensor Type	Cost	Precision	Destructive	Total Rank
Wall-Mounted [18,19]	1	4	1	2
Embedded [20,21]	2	3	2	3
Infrared [22,23]	3	2	2	3
Thermocouple Meshes [24]	4	1	3	4
Proposed Method	1	2	1	1

熱電偶網格技術可用對熔體流動進行實際的熱分佈測量，以預測其他必要的參數[38-40]。熱電偶網格雖然最精準，但需要破壞性安裝延伸額外成本及人力。擬議的方法為了解決以上問題開發了基於機器學習的溫度估計器(溫度軟感測器)。它結合了壁掛式、嵌入式及熱電偶網格的優點，不僅成本低、破壞性低、準確性也很高。

壓力感測器是計算剪切應力及剪切率的重要引數，這些都是黏度計算器的重要參數。本研究結合了黏度計算器及溫度估計器開發了溫度監控系統。這是一個實時的監控系統，主要以 3D 圖形呈現材料的特性曲線，讓使用者可以隨時監測溫度的變化。

進行材料試驗實會使用流變儀進行測試，而且這是一台昂貴的儀器。流變儀利用小尺寸流道獲得穩定的熔膠溫度。但是實務大多使用大尺寸流道，且熔膠溫度是不均勻的。因此基於機器學習的溫度監控系統是解決不均勻溫度系統的解決方案之一。

軟感測器是一種進階的數值估計技術。軟感測技術使用許多資料進行資訊整合。它的特點是不需要直接測量、無安裝問題且低成本。本研究設計軟感測器以預測流道中的熔膠溫度。

實際上熔膠的行為在螺桿中像是一個黑箱，螺桿系統內部的熔膠流場結構完全無法確切知道。然而透過公式計算之後可以概略掌握部分流場資訊。但是從基礎理論可以得知在塑膠

熔膠中溫度與黏度並沒有存在物理關係式，因此無法透過物理關係建模。然而實際上溫度與壓力與會造成黏度改變，因此我們透過軟感測技術建立溫度、壓力及黏度的監控模型。根據實驗結果，此軟感測器系統是被成功設計及開發的。

## 5. 結論

在塑膠押出製程中，熔膠的壓力、溫度及黏度是非常重要的製程監測指標。熔膠壓力可以直接從感測器獲取物理量。溫度感測器只能量測熔膠表面的溫度，由於一般感測器只能量到套筒上的溫度，無法量到套筒內部的熔膠溫度。黏度則無法使用感測器測量。為了使製程中可以掌握材料特性，並且監控重要的指標。軟感測技術被用於量測無法使用物理感測器的變量。本研究提出的軟感測器由溫度估計器及黏度方程式及模擬分析軟體輸出的資料集所組成。四種機器學習模型(多層感知機、捲積神經網路、決策樹及隨機森林)被設計並且比較效能。根據模型預測的回歸結果MAE指標，隨機森林及卷積神經網路被選為做為溫度估計器。研究結果顯示提出的軟感測架構具有良好的熔膠溫度預測、低成本以及低破壞性，成功地用於高分子製成的線上材料特性監控系統。

## 6. 誌謝

本研究獲教育部核定之南臺科技大學「高等教育深耕計畫」經費補助。

## 7. 參考文獻

1. F. I. Igorevich, "Thermocouple Condition Monitoring Using Thermocouple Resistance. Experimental Research, " 2020 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT), 2020, pp.0349-0352.
2. X. Lin and B. Seet, "A Linear Wide-Range Textile Pressure Sensor Integrally Embedded in Regular Fabric," in IEEE Sensors Journal, vol. 15, no. 10, pp. 5384-5385, Oct. 2015.
3. C. Abeykoon, "A Novel Model-Based Controller for Polymer Extrusion," in IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 22, no. 6, pp. 1413-1430, Dec. 2014.
4. R. Samikannu; P. B. Anantharaman. / Design of synthetic optimizing neuro fuzzy temperature controller for dual screw profile plastic extruder using labview. In: Journal of Computer Science. 2011; Vol. 7, No. 5. pp. 671-677.
5. S.-H. Chiu, and S.-H. Pong, (2001), In-line viscosity fuzzy control. J. Appl. Polym. Sci., 79: 1249-1255.
6. H. Kumar, C. Arora, M. A. Mohammed, K. Kumar and J. Nedoma, "An Optimized Neuro Bee Algorithm Approach to Predict the FRP-Concrete Bond Strength of RC Beams, "in IEEEAccess, vol.10, pp.3790-3806,2022.
7. C. Abeykoon, "Soft sensing of melt temperature in polymer extrusion," 2016 European Control Conference (ECC), 2016, pp. 340-345.
8. F. Castéran, R. Ibanez, C. Argerich, K. Delage, F. Chinesta, P. Cassagnau, Application of Machine Learning Tools for the Improvement of Reactive Extrusion Simulation. Macromol. Mater. Eng. 2020, 305, 2000375.
9. C. Liu, Z. Gu and J. Wang, "A Hybrid Intrusion Detection System Based on Scalable K Means+ Random Forest and Deep Learning, " in IEEE Access, vol. 9, pp. 75729-75740, 2021.

10. S. Shaikh, R. So, T. Sibindi, C. Libedinsky and A. Basu, "Sparse Ensemble Machine Learning to Improve Robustness of Long-Term Decoding in iBMIs, " in *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, no. 2, pp. 380-389, Feb. 2020.
11. J. Tang, C. Deng and G. Huang, "Extreme Learning Machine for Multilayer Perceptron, " in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 809-821, April 2016.
12. Y. Miche, A. Sorjamaa, P. Bas, O. Simula, C. Jutten and A. Lendasse, "OP-ELM: Optimally Pruned Extreme Learning Machine, " in *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 21, no. 1, pp. 158-162, Jan. 2010.
13. Z. Zhang, F. Ismail, and A. Michael. 2020. "Detection of Material Extrusion In-Process Failures via Deep Learning" *Inventions* 5, no. 3: 25.
14. B. Narayanan, K. Beigh, G. Loughnane, N. Powar, "Support vector machine and convolutional neural network based approaches for defect detection in fused filament fabrication," *Proc. SPIE 11139, Applications of Machine Learning*, 1113913 (6 September 2019).
15. J. Bourgeois, B. Noack & R. Martinuzzi (2013). Generalized phase average with applications to sensor-based flow estimation of the wall-mounted square cylinder wake. *Journal of Fluid Mechanics*, 736, 316-350.
16. S. Ghatak, S. Bose and S. Roy, "Intelligent wall mounted wireless fencing system using wireless sensor actuator network," 2014 International Conference on Computer Communication and Informatics, 2014, pp. 1-5.
17. S. Farshchi, A. Pesterev, P. H. Nuyujukian, I. Mody and J. W. Judy, "Bi-Fi: An Embedded Sensor/System Architecture for Remote Biological Monitoring," in *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 11, no. 6, pp. 611-618, Nov. 2007.
18. J. T. Bernhard, K. Hietpas, E. George, D. Kuchima and H. Reis, "An interdisciplinary effort to develop a wireless embedded sensor system to monitor and assess corrosion in the tendons of prestressed concrete girders," 2003 IEEE Topical Conference on Wireless Communication Technology, 2003, pp. 241-243.
19. M. Moghavvemi and Lu Chin Seng, "Pyroelectric infrared sensor for intruder detection," 2004 IEEE Region 10 Conference TENCON 2004., 2004, pp. 656-659 Vol. 4, doi: 10.1109/TENCON.2004.1415018.
20. S. Lee, K. N. Ha and K. C. Lee, "A pyroelectric infrared sensor-based indoor location-aware system for the smart home," in *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 52, no. 4, pp. 1311-1317, Nov. 2006.
21. C. Abeykoon, P. J. Martin, A. L. Kelly, E. C. Brown, A review and evaluation of melt temperature sensors for polymer extrusion, *Sensors and Actuators A: Physical*, Volume 182, 2012, Pages 16-27, ISSN 0924-4247.
22. A. L. Kelly, E. C. Brown, K. Howell & P. D. Coates (2008) Melt temperature field measurements in extrusion using thermocouple meshes, *Plastics, Rubber and Composites*, 37:2-4, 151-157.
23. Z. Tadmor, Fundamental of plasticating extrusion I. A theoretical model for melting, *Polymer Engineering and Science* 6 (3) (1966) 185-190.
24. Z. Tadmor, S.D. Lipshitz, R. Lavie, Dynamic model of a plasticating extruder, *Polymer Engineering and Science* 14 (2) (1974) 112-119.