

中華民國第 61 屆中小學科學展覽會
作品說明書

高級中等學校組 工程學(一)科

(鄉土)教材獎

052303

人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘焙之懸浮粒子量測
研究

學校名稱：新北市立淡水高級商工職業學校

作者： 高一 呂昕原	指導老師： 陳金雄
---------------	--------------

關鍵詞：人工智能、區塊鏈、咖啡豆懸浮粒子

摘要

本研究選用曼特寧咖啡豆於「中深烘焙」過程所產生懸浮粒子數值變化做為預測空氣品質與推斷咖啡烘焙程序，如此可讓工作者預測空氣狀況而因應改善，也可進一步了解烘焙過程之操作誤差。為了確保烘焙程序可信度，本研究提出了結合區塊鏈與人工智能技術應用於咖啡豆之烘焙操作履歷。

「中深烘焙」操作履歷包括烘焙程序履歷與推斷程序履歷，前者為與烘焙操作程序對應之懸浮粒子數值，後者為推斷烘焙程序之人工智能模型。

程序履歷是將烘焙中產生懸浮粒子區塊鏈化，而後再將不可篡改懸浮粒子區塊鏈提供給人工智能訓練使用，將訓練完成後模型加入同一條區塊鏈上形成推斷程序履歷，因此區塊鏈具有懸浮粒子資料與人工智能模型不可篡改雙重性烘焙履歷。

壹、研究動機

喝咖啡已是我們生活中的一部分，它不但已有悠久的歷史，人類至今仍是對它喜愛萬分，所以它具有時俱日的變化性與帶來許多商機，聞名全世界星巴克咖啡店便是名利雙收代表性。製作咖啡技術日益精緻，製作技術中以烘培過程為關鍵的技術[1-3]。曼特寧咖啡是許多人熱愛，而曼特寧咖啡豆一般來說極適合「中深烘焙」，所以本研究以「中深烘焙」操作履歷做為研究方向。

烘培咖啡時會產生懸浮粒子(PM, Partical Material)，其懸浮粒子數值過高時會造成空氣品質下降影響身體健康[4-7]，所以本研究一開始動機想了解咖啡烘培時產生懸浮粒子的狀況，並利用人工智能技術預測下一時間的懸浮粒子數值變化。另外，咖啡烘培過程中常因人為因素操作誤差而造成風味的改變，於是我們想要建立穩定性烘培程序來改善此問題。本研究以懸浮粒子資料當做烘培程序對應步驟，也就是藉由烘培過程中所產生的懸浮粒子數值變化來了解經驗豐富烘培者之操作步驟。為了使預測與推斷更加精確與提升信賴度，本研究期望可以設計出如圖 1 之結合人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘培之懸浮粒子量測系統。



圖 1 人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘培之懸浮粒子量測系統

綜合以上，本研究內容已超過所學，於是與指導老師討論研究方向與技術，如何以目前所學的電學、物理與實驗課為基礎進一步融合新的知識與技術，於是不斷搜集文獻後，我們無論於量測的硬體與軟體皆需要學習，且研讀不可篡改性區塊鏈[8-9]與人工智能誤能[10-11]，如何將二者應用於咖啡豆烘焙是本研究的大重點，於是我們利用課餘時間學習與研究以上的軟體技術。

貳、研究目的

本主題研究目的是欲建立咖啡豆「中深烘焙」操作履歷之懸浮粒子資料與推斷烘焙程序，所使用方法為區塊鏈與人工智能技術如圖 2 所示，其區塊鏈是利用工作量證明(PoW)加以驗證，而人工智能採用時間序列 RNN、LSTM 與 GRU 模型。結合區塊鏈與人工智能成為一體的懸浮粒子資料與人工智能訓練模型區塊鏈，並將此一體區塊鏈做為往後的預測與空氣品質與推斷烘焙程序。

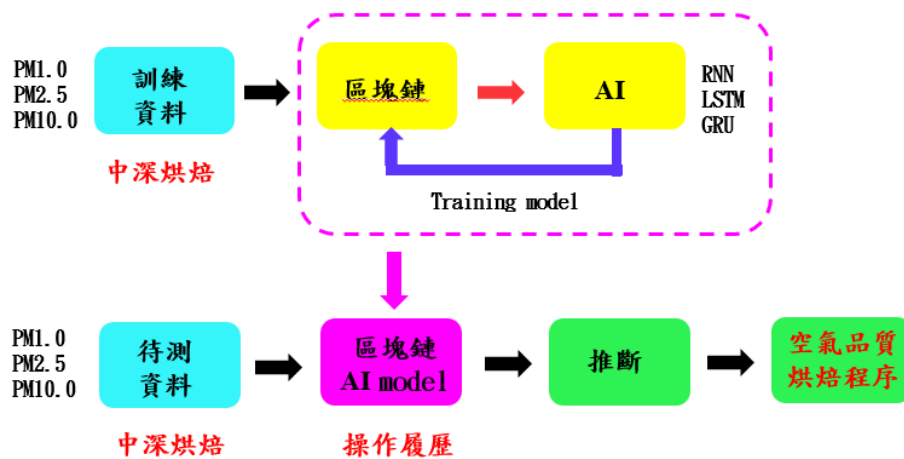


圖 2 結合塊鏈與人工智能技術於咖啡烘焙操作履歷概念

綜合以上，本研究概念結合區塊鏈與人工智能技術應用於咖啡豆烘焙機之懸浮粒子量測，它具有下列功能：

- 一、本研究於咖啡豆烘焙機架設懸浮粒子量測系統，如此可提供使用者了解烘豆時所產生懸浮粒子數值大小，以了解空氣品質。
- 二、利用區塊鏈技術將烘焙時所產生的懸浮粒子資料做工作證明，除了可做為烘焙程序履歷外，並可做為人工智能之訓練可靠性資料，。
- 三、藉著時間序列之人工智能特性將不可篡改性之懸浮粒子區塊鏈資料予以訓練，訓練模型將做為之後做為預測待測懸浮粒子與推斷烘焙程序誤差用，如此可協助工作者了解烘焙狀態與差異。
- 四、訓練完成後之時間序列人工智能模型再予以區塊鏈化而形成推斷程序履歷，因此本研究同時具有懸浮粒子資料與人工智能訓練模型之不改篡改操作履歷，如此提升了系統的公信力。

參、研究設備與器材

結合人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘焙之懸浮粒子量測系統是一個綜合多樣知識與技術的研究，本研究需從相關咖啡豆材料與設備、前端硬體電路與信號處理，與後端人工智能預測及區塊鏈建立。

本研究選擇了 1 Kg 包裝之曼特寧咖啡豆[12]與 XJ-101 商用鼓式烘焙機[13]，硬體電路包含懸浮粒子感測器[14]與液晶顯示器 I²C，軟體包含 Arduino 處理器[15]與 Wifi-ESP8266 模組[16]，而軟體包含 Python[17-18]與 MySQL 資料庫[19-20]等，其材料、研究設備與軟體如表 1 所示。

表 1 材料、研究設備與軟體。

編號	材料名稱	規格	數量	單位
1	曼特寧咖啡豆	1 Kg	10	包
2	咖啡烘焙機	楊家貝拉機 1Kg (XJ-101)	1	台
3	懸浮粒子感測器	PMS3003	3	組
4	處理器	Arduino:uno	1	組
5	Wifi 模組	ESP8266	1	組
6	液晶顯示器	LCD I ² C	2	組
7	電源	AC 110V/5V, 12V	1	組
8	腳架	360 旋轉	1	組
9	後端伺服器	筆記型電腦	1	台
10	Python	V3.6	1	套
11	資料庫	MySQL	1	套

肆、研究過程

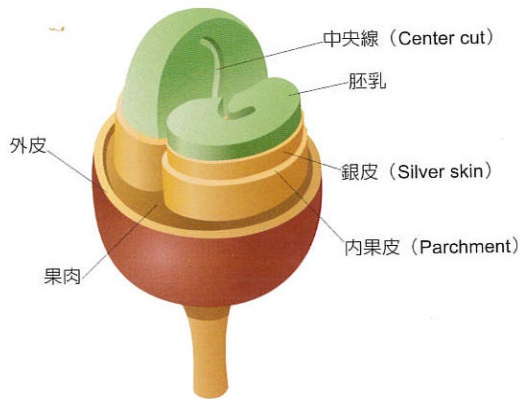
本研究過程主要包含了咖啡豆烘焙機制、懸浮粒子感測器、人工智能與區塊鏈結合特性、時間序列人工智能原理與區塊鏈(Blockchain)機制 5 大部分，其研究原理和規畫與實驗說明如下：

一、研究原理

(一)、咖啡豆烘焙機制

介紹咖啡豆烘焙原理之前，先了解咖啡豆構造如圖 3(a)[3]所示，其構造從外而內分別為外皮、果肉、內果皮、銀皮、胚乳及中央線。成熟咖啡果之外皮為紅色櫻桃色，內果皮是指茶褐色硬皮。

外果皮與果肉等會經過加工處理予以去除，而銀皮會在烘焙時脫落，其內果皮就是實際上做為咖啡原料的生豆，其主要揮發成分為醇類(酒精味)、醛類(草本)、酯類與酸類。醇類以甲醇與乙醇占了大部分，醛類為乙醛與丙烯醛為主，酯類以 2-甲基丁酸乙酯與 3-甲基丁酸乙酯為主，酸類則為醋酸與己酸主要，圖 3(b)為 1 公斤曼特寧咖啡豆外觀圖。

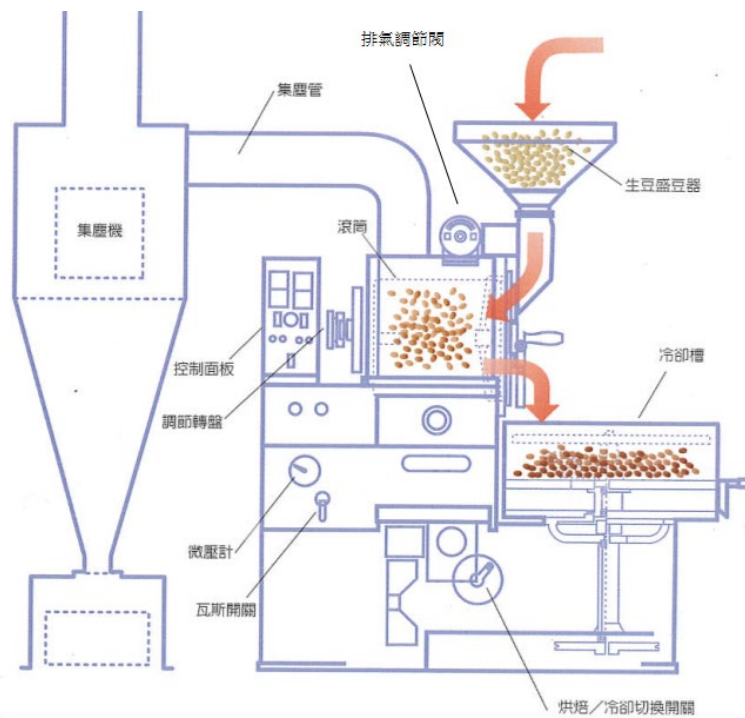


(a)

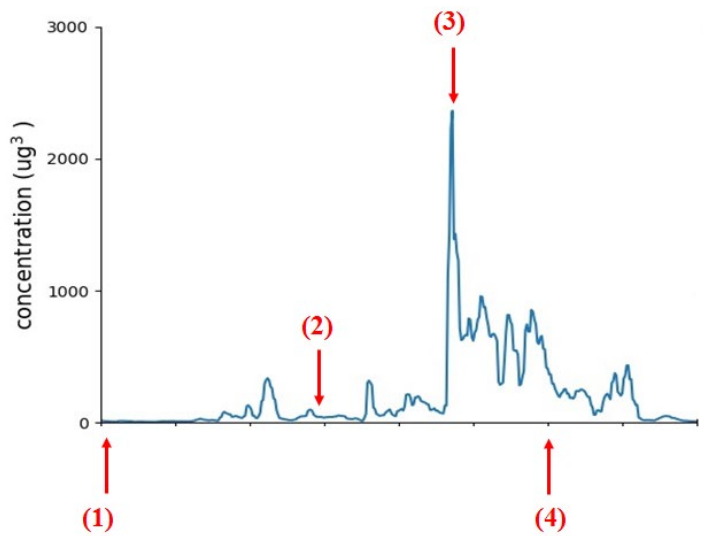
(b)

圖 3 咖啡豆。(a)構造圖[3]，(b)1 公斤曼特寧咖啡豆。

咖啡豆烘焙機制主要為先將進豆的咖啡豆落入滾輪鍋爐中如圖 4(a)[3]所示，利用瓦斯加熱進行烘焙，於烘焙過程中調整瓦斯火力與排氣量，從而控制豆溫與烘焙度，判斷咖啡豆完成烘焙後，打開冷卻開關並下豆。從咖啡豆於進豆至滾輪鍋爐內開始，其烘焙時咖啡豆會產生物理與化學反應[2]，過程中主要為脫水、梅納反應與 1 爆。咖啡豆被加熱脫水至梅納反應前懸浮粒子(PM)因脫水會有少許增加後稍為減少如圖 4(b)所示，當梅納期開始時懸浮粒子又再次少許增加，直至邁入 1 爆時懸浮粒子會大量產生，1 爆完成後懸浮粒子逐漸減小約於較低值後又稍為增加，最後下豆時懸浮粒子仍會維持一定數量而減少至接近 0。



(a)



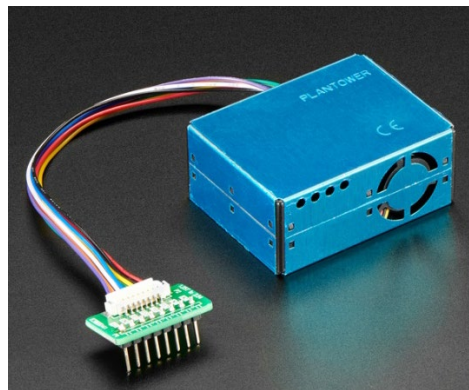
(1):進豆，(2)梅納反應，(3)一爆開始，(4)下豆。

(b)

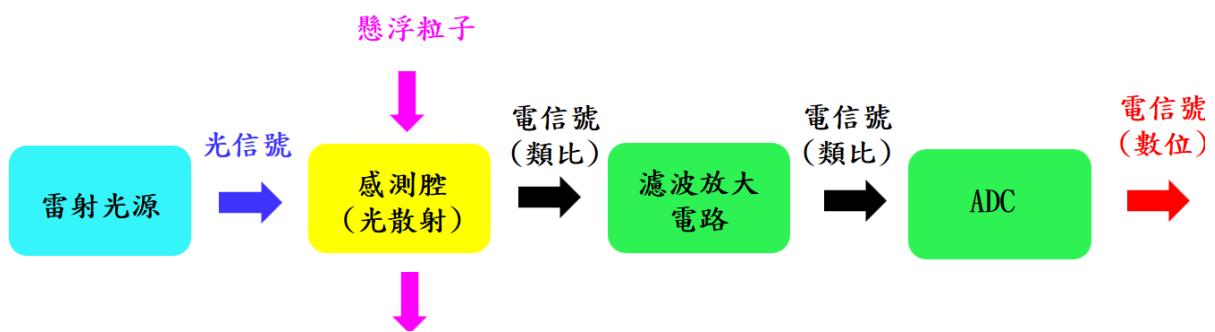
圖 4(a)咖啡豆烘焙機構造圖 [3]，(b)烘焙時產生懸浮粒子。

(二)、懸浮粒子感測器

本研究採用懸浮粒子感測器為 PMS3003 感測器之外觀圖 5(a)所示，其偵測懸浮粒子原理為利用雷射光進入感測腔之流入懸浮粒子而造成散射並轉換為電信號如圖 5(b)所示，再以濾波放大電路做信號處理，最後經過 ADC(類比/數位轉換器)輸出，其信號的轉變分別從光信號⇒類比信號⇒濾波放大類比信號⇒數位信號。



(a)



(b)

圖 5 PMS3003 感測器。(a)外觀圖，(b)量測原理。

(三)、人工智能與區塊鏈結合

人工智能強調資料型態為中心化與機率化，但資料容易會被改變、易揮發與攻擊，而區塊鏈特性為調資料型態為去中心化與確定化，且資料具有不可變、資料完整性與攻擊回悞性。雖然這二者特性是相反的，但如有效的結合人工智能與區塊鏈特性反而會產生不錯特性，它包含加強資料保密性、改善信任度與集體決策、去中心化智慧性及高效率性，所以在近來研究中已有提出不少結合人工智能與區塊鏈研究[21-22]，人工智能與區塊鏈資料特性如表 2 所示，其結合後之應用如圖 6 所示。

表 2 人工智能與區塊鏈特性

區塊鏈 (Blockchain)	人工智慧 (AI)	區塊鏈+人工智慧
去中心化	中心化	加強資料保密性
確定	改變	改善信任度
不可變	機率	集體決策
資料完整性	易揮發的	去中心化智慧性
攻擊回悞性	易被攻擊	高效率性

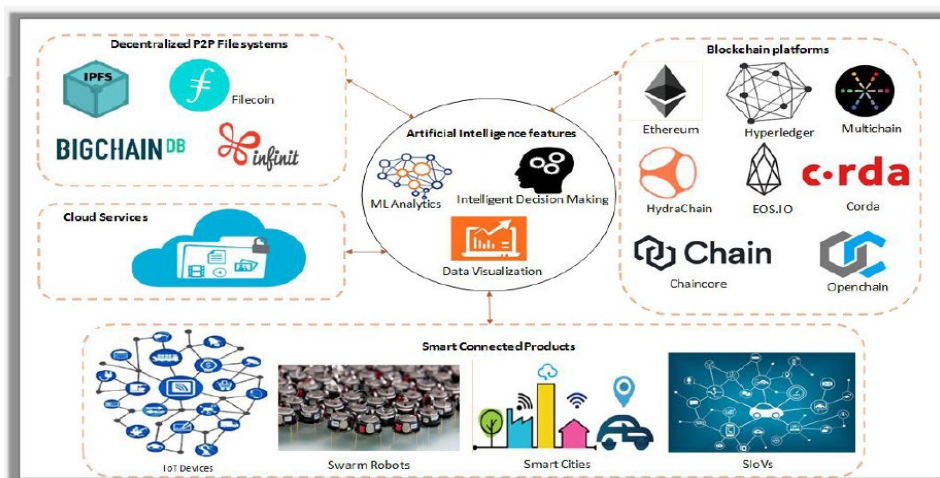


圖 6 結合人工智能與區塊鏈示意圖[21]。

(四)、時間序列人工智能

時間序列人工智能特性是將前一時間資料做為預測下一時間資料，所以是以序列形態讀取資料且觀察序列的數值如何變化，因此這是一個回歸問題，其原理可分為下列幾種模型：

1. 遞歸神經網路(Recurrent Neural Network, RNN):

遞歸神經網路(RNN)其架構如圖 7(a)所示，其每個神經單元輸出是由前一個神經單元輸出與目前神經單元輸入來決定[23]，且其隱藏層值 h_t 如式子(1.1)所示，其激勵函數(activation function)為 \tanh 函數。

$$h_t = \tanh(W([h_{t-1}, x_t])) \quad (1.1)$$

2. 長短期記憶模型(Long Short-Term Memory, LSTM):

由於 RNN 很難捕捉到長期的記憶，數學上所產生的梯度消失的問題造成長時間的記憶會被短時間的記憶所隱藏，這可經設計較佳的激勵函數來克服。長短期記憶模型 (LSTM) 其架構如圖 7(b) 所示，他在神經單元中加入了遺忘閥，輸入閥，以及輸出閥三個功能[24-25]，如計算式子分別為式子(2.1)，式子(2.2)，式子(2.3)所示，如此可大幅提高了其在長期記憶的表現。式子(2.4)為 RNN 模型原有的功能，式子(2.5)為單元狀態，式子(2.6)為輸出與單元狀態合成結果，式子(2.7)為目前隱藏層值 h_t 。

$$p_t = \sigma(W_p[h_{t-1}, x_t]) \quad (2.1)$$

$$q_t = \sigma(W_q[h_{t-1}, x_t]) \quad (2.2)$$

$$s_t = \sigma(W_s[h_{t-1}, x_t]) \quad (2.3)$$

$$r_t = \tanh(W_r[h_{t-1}, x_t]) \quad (2.4)$$

$$u_t = (u_{t-1} * p_t) + (q_t * r_t) \quad (2.5)$$

$$t_t = s_t * \tanh(u_t) \quad (2.6)$$

$$h_t = [h_{t-1}, t_t] \quad (2.7)$$

3. 閘控循環單位(Gated Recurrent Unit, GRU)

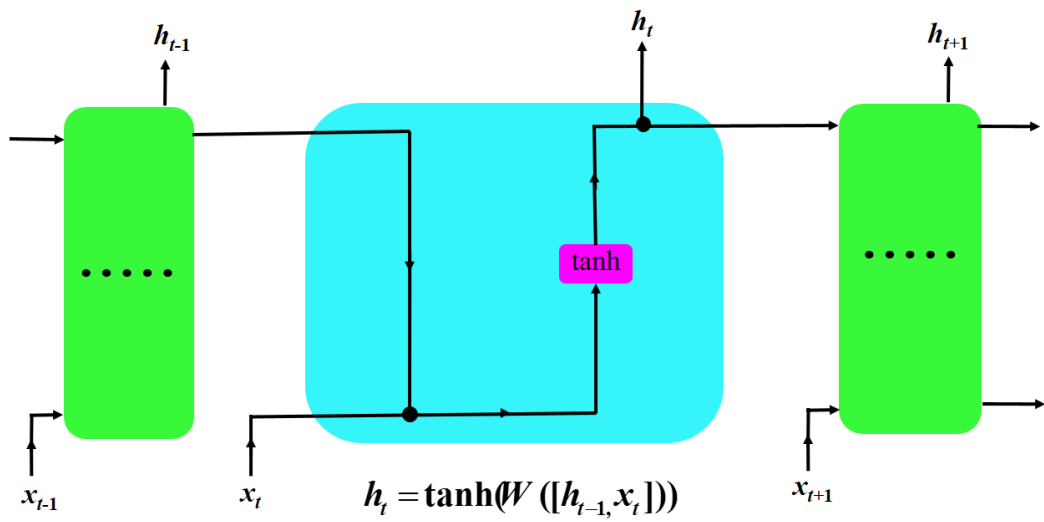
LSTM 有執行速度較慢問題，GRU 則將 LSTM 中的遺忘閥與輸入閥用一個更新閥取代如式子(3.1)所示，更新閥控制為控制激勵函數 \tanh 函數之 h_{t-1} 與 \tilde{h}_t 的輸入。重置閥為控制 h_{t-1} 與 x_t 的輸入如(3.2)所示。式子(3.3)為重置閥相關目前準隱藏層值，而式子(3.4)為更新閥相關目前隱藏層值[25-26]，其架構如圖 7(c) 所示。

$$z_t = \sigma(W_z[h_{t-1}, x_t]) \quad (3.1)$$

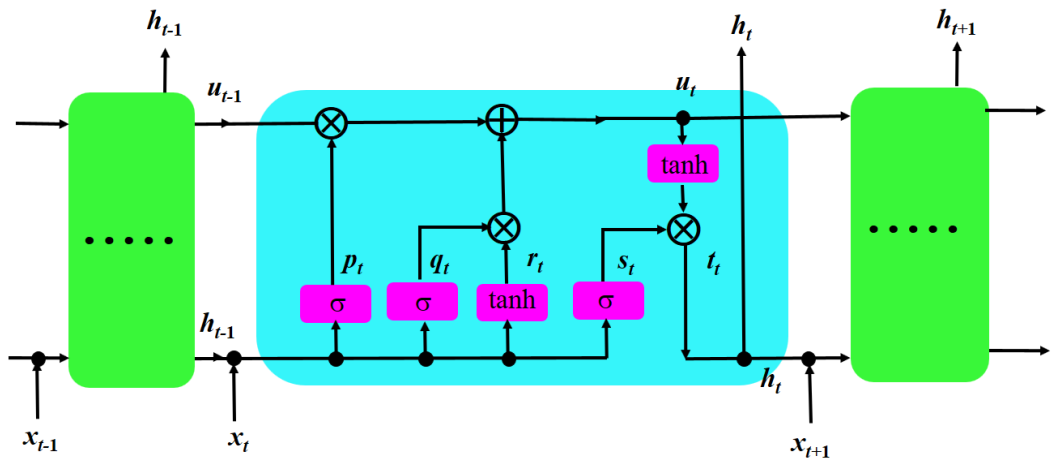
$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t]) \quad (3.2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W[r_t * h_{t-1}, x_t]) \quad (3.3)$$

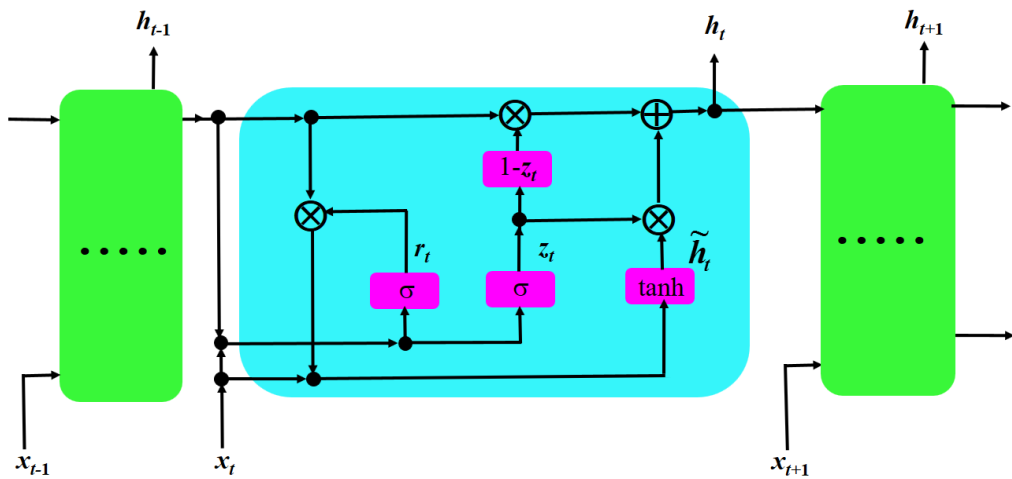
$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \quad (3.4)$$



(a)



(b)



(c)

圖 7 時間序列人工智能模型。(a)RNN 模型，(b)LSTM 模型，(c)GRU 模型。

(五)、區塊鏈(Blockchain)

區塊內容包含交易資料與驗證資料[27]，它由區塊(Block)與鏈(Chain)所組成如圖 8 所示。本研究區塊可分為資料區塊與 AI 模型區塊二種，其區塊交易資料各為懸浮粒子資料與時間序列模型；而區塊驗證資料包含區塊碼 (Block number)、流水號(Nonce)、時間戳(Timestamp)等。鏈的內容為前一區塊雜湊值(PreHash)與目前區塊雜湊值(Hash)。區塊鏈建立後，其中「區塊」資料一旦被改變，則會造往後關係「鏈」改變，如此就可降低資料被篡改及增加資料公開性。若要再將懸浮粒子加入區塊以供之後學習用，則可再建立資料區塊於 AI 模型區塊之後。



圖 8 區塊鏈(Blockchain)的架構。

二、研究規畫與實驗

研究規畫與實驗之構與流程如圖 9 所示，其圖顯示本實驗重點在於量測咖啡烘焙時所產生的懸浮粒子 $PM_{1.0}$, $PM_{2.5}$ 與 $PM_{10.0}$ ，並根據量測結果來觀察懸浮粒子數量與對照咖啡烘焙操作程序，其內容包含前端設量測系統與後端區塊鏈與 AI 模型訓練系統，前者包括感測器、咖啡烘焙機與前端伺服器，而後者包括資料庫、AI 模型訓練之懸浮粒子資料區塊鏈、AI 訓練模型、訓練模型區塊鏈及懸浮粒子預測與推斷烘焙程序，其內容如下所示：

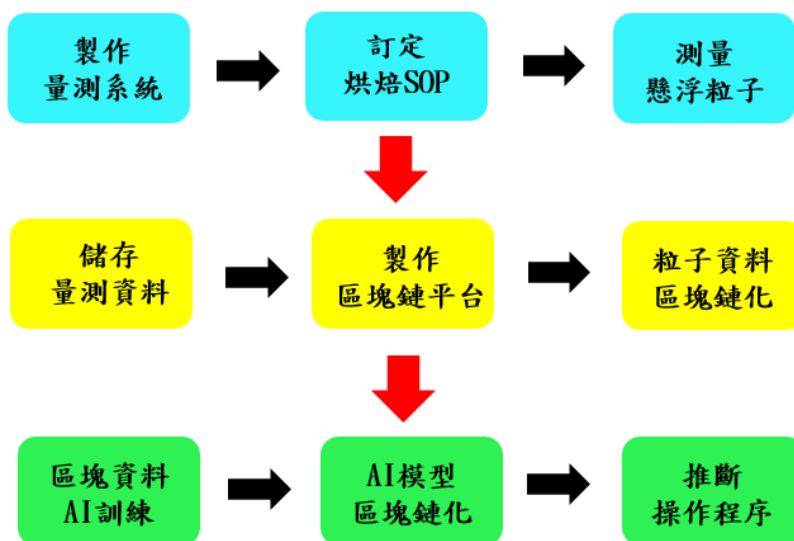


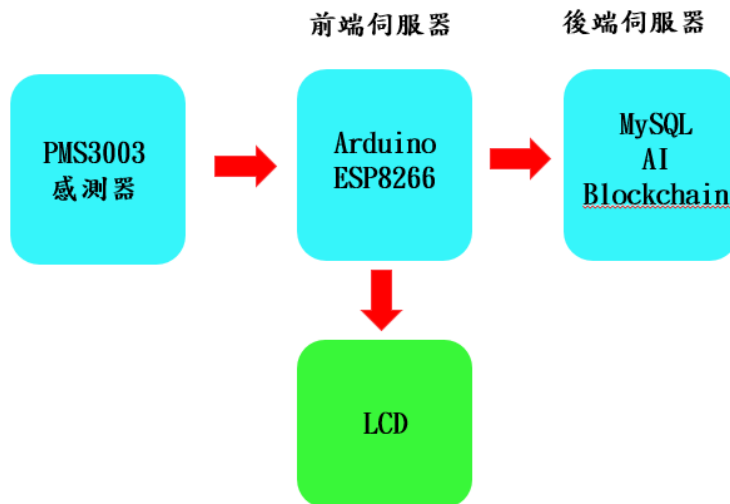
圖 9 研究規劃與架構。

(一)、製作量測系統

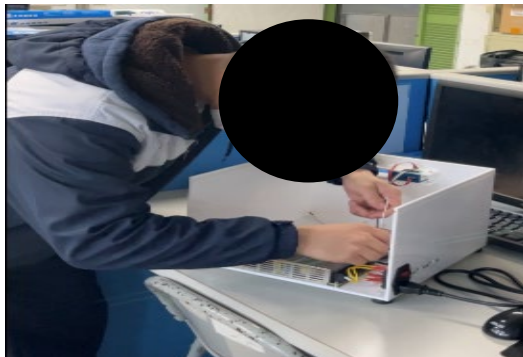
製作量測系統包含了懸浮粒子感測器(PMS3003)，前端伺服器 Arduino/ESP8266 之信號擷取與有線/無線傳輸至後端伺服器，與液晶顯示器(LCD I²C)如圖 10(a)所示。量測資料主要內容為感測器位置(Location)、次數(Count)、懸浮粒子 PM_{1.0}, PM_{2.5} 與 PM_{10.0} 及量測時間(Datetime)。圖 10(b)為製作前端伺服器、圖 10(c)為製作感測器伸展模組及圖 10(d)為測試量測系統，其前端伺服器量測並傳送懸浮粒子程式如程式方塊 1 所示：

程式方塊 1：量測並傳送懸浮粒子

```
Line1_1: Serial.println(location); //量測懸浮粒子感測器位置  
Line1_2: Serial.println(count); //計數量測懸浮粒子次數  
Line1_3: Serial.println(data.PM_AE_UG_1_0); //量測並傳送 PM1.0 資料  
Line1_4: Serial.println(data.PM_AE_UG_2_5); //量測並傳送 PM2.5 資料  
Line1_5: Serial.println(data.PM_AE_UG_10_0); //量測並傳送 PM10.0 資料  
Line1_6: Serial.println(datetime); //量測時間
```



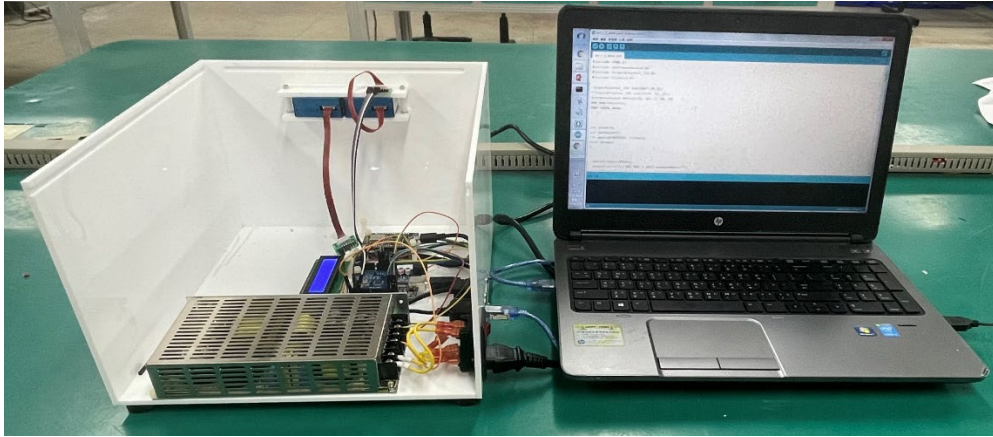
(a)



(b)



(c)



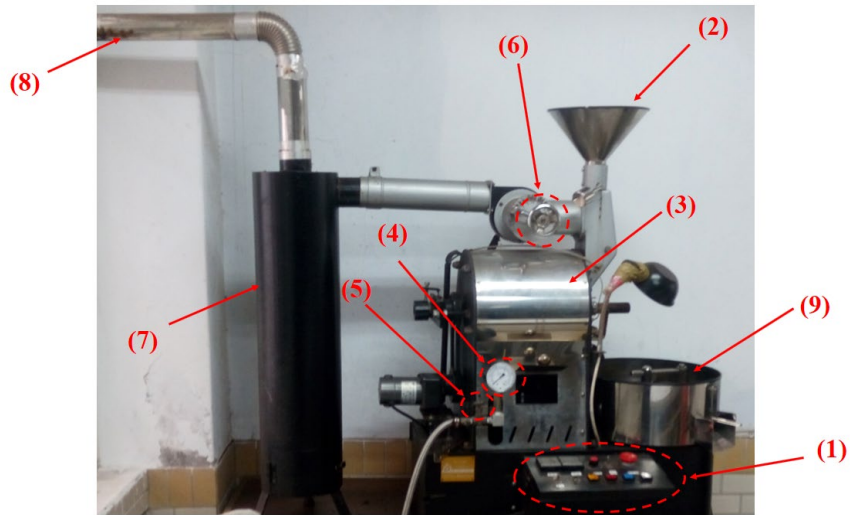
(d)

圖 10 製作量測系統。(a)量測系統，(b)前端伺服器製作，(c)感測器伸展模組 (d)測試。

(二)、訂定烘焙 SOP

圖 11(a)為咖啡烘焙機結構，它包含(1)控制面板如圖 11(b)所示、(2)盛豆器、(3)滾筒鍋爐、(4)微壓計、(5)瓦斯開關、(6)風門排氣調節閥、(7)集塵室、(8)排氣管與(9)下豆器。烘焙操作項目如圖 11(c)所示,其「中深烘焙」SOP 為下列步驟:

1. 開啟圖 11(b)之控制面板之電源開關與烘焙開關。
2. 點燃瓦斯並開啟圖 11(b)之(5)瓦斯開關，設定圖 11(b)之(4)瓦斯壓力為 200mmHg。
3. 將圖 11(b)之(6)風門排氣調節閥置中，以 1 公斤曼特寧咖啡豆為例將豆溫設定在 200 °C 進行預熱。
4. 圖 11(a)烘焙機之(2)盛豆器放入生豆，當 0~1 分鐘後豆溫設達 200 °C 時開始進豆，而後生豆將落入圖 11(a)之(3)滾筒鍋爐，其滾筒轉速設定為 70 rpm。
5. 於滾筒生豆之豆溫會下降，約 1 分 20 秒左右溫度會到達反彈點，此後溫度會繼續上升，控制瓦斯火力以保持豆溫於 180 °C，風門排氣調節閥並保持置中位置;此時咖啡豆進行脫水(悶蒸)，約加熱 5 分鐘，而(7)集塵室、與(8)排氣管持續排氣。
6. 再約 1 分鐘後豆溫達到 150 °C 咖啡豆開始進行梅納反應，此時咖啡豆將由草綠色、鵝黃色、枯木色，顏色變化漸漸由淺變深。豆溫設定為 150 °C 以上，且風門排氣調節閥關小(右 2) 以使滾筒鍋爐聚熱並讓咖啡豆熟透。
7. 豆溫直線上升約 9 於分鐘半豆溫接近 194 °C 時開始一爆，此時咖啡豆會有連續清脆的爆炸聲，並開始出現香味，密集一爆的時間大約進行 80 秒，如此烘焙度稱為 CITY(城市)烘焙。調大開烘焙機之(6)風門排氣調節閥(左 2)，此時由滾筒鍋爐內爆裂所產生的粒子雜質瞬間暴增，因此排氣管排出大量懸浮粒子(PM)。
8. 豆烘焙溫度達 215 °C 時，控制面板之下豆開關，使咖啡豆可下豆至(9)下豆器。
9. 開啟控制面板之冷卻開關使豆子冷卻。



(a)



(b)



(c)

圖 11 操作咖啡烘焙機。(a)烘焙機，(b)控制面板，(c)操作烘焙機。

(三)、測量懸浮粒子

綜合上述一與二的操作步驟，我們開始量測系與進行測量懸浮粒子如圖 12 所示。圖 12(a)為感測器(PMS3003)架設，由於排氣管溫度甚高且懸浮粒子濃度差值甚大，所以感測器(PMS3003)位子需加以考慮以避免破壞感測器與精準度，圖 12(b)為進豆過程，圖 12(c)為烘

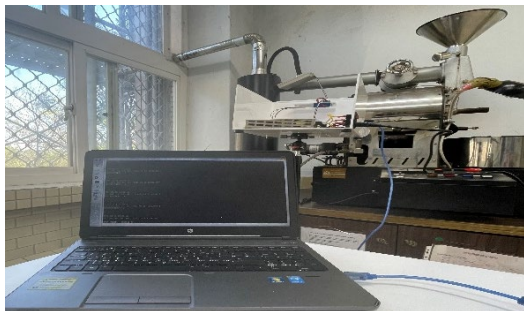
焙時測量懸浮粒子資料，其內容為感測器位置(Location)、次數(Count)、懸浮粒子 $PM_{1.0}$ 、 $PM_{2.5}$ 與 $PM_{10.0}$ 及量測時間(Datetime)，而圖 12(d)為烘焙完成後於下豆器之咖啡豆圖。



(a)



(b)



(c)



(d)

圖 12 測量懸浮粒子。(a)感測器，(b)進豆，(c)測量懸浮粒子，(d)下豆器之咖啡豆。

根據操作咖啡烘焙機SOP，本研究以表 3 做為量測懸浮粒子操作過程，從步驟 0 至步驟 12，可觀察出咖啡豆於烘焙過程中經過進豆、脫水、梅納反應、1 爆至下豆流程，其所對應的時間、火力、風門與豆溫參數值。梅納反應於步驟 5 之時間約為 11:08:02 開始發生，其對應豆溫為 150°C，而 1 爆於步驟 10 之時間約為 11:14:02 開始發生，1 爆銀皮會被爆開，其對應豆溫為 199°C。

表 3 量測懸浮粒子操作步驟

操作步驟	0	1	2	3	4	5	6
時間	11:03:00	11:04:03	11:05:00	11:06:00	11:07:01	11:08:02	11:09:03
瓦斯火力 (mmAq)	180	180	180	180	180	180	180
風門 左:開氣閥 右:關氣閥	中	中	中	中	中	右 2	右 2
豆溫(°C)	200	93.4	97.8	116.7	134.5	150	161
$PM_{1.0}$	15	19	10	45	49	52	26
$PM_{2.0}$	21	25	13	56	57	61	45
$PM_{10.5}$ ($\mu g/m^3$)	21	26	13	67	67	70	55

備註	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納反應	梅納反應
操作步驟	7	8	9	10	11	12	13
時間	11:10:00	11:11:01	11:12:00	11:13:01	11:14:02	11:15:00	11:16:01
瓦斯火力 (mmAq)	180	180	180	180	180	180	180
風門 左:開氣閥 右:關氣閥	右 2	右 2	右 2	左 2	左 2	左 2	左 2
豆溫 (°C)	170.9	180.1	189.5	199	206	215.6	
PM _{1.0} PM _{2.0} PM _{10.5} ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	163 813 1141	183 657 836	150 701 986	1085 1129 1129	881 882 882	354 802 841	
備註	梅納反應	梅納反應	梅納反應	1 爆	1 爆	1 爆	下豆

圖 13 為量測 PM 資料包含懸浮粒子 PM_{1.0}, PM_{2.5} 與 PM_{10.0}，其量測值皆依表 3 量測懸浮粒子操作步驟所得到結果，由此可觀察到烘焙過程所對對的變化值。

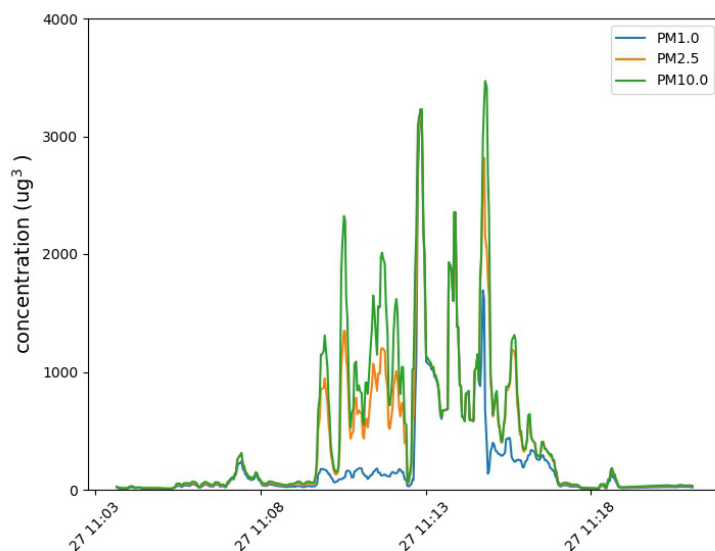


圖 13 實驗量測之 PM 資料

(四)、儲存量測資料

將上述後端伺服器量測資料儲存於 MySQL 資料庫(pm)之資料表(pm_data_20210127)中如圖 14 所示，其主要內容為感測器位置(Location)、次數(Count)、懸浮粒子 PM_{1.0}, PM_{2.5} 與 PM_{10.0} 及量測時間(Datetime)。

Location	Count	PM1_0	PM2_5	PM10_0	Datetime
1	1	65	92	96	2021-01-27 10:50:24
1	2	35	51	62	2021-01-27 10:50:26
1	3	33	47	56	2021-01-27 10:50:28
1	4	32	49	60	2021-01-27 10:50:31
1	5	32	50	61	2021-01-27 10:50:33
1	6	37	59	70	2021-01-27 10:50:35
1	7	37	61	72	2021-01-27 10:50:37
1	8	33	52	64	2021-01-27 10:50:41
1	9	33	52	65	2021-01-27 10:50:44
1	10	39	65	75	2021-01-27 10:50:46
1	11	38	63	73	2021-01-27 10:50:48
1	12	36	61	72	2021-01-27 10:50:50
1	13	36	61	72	2021-01-27 10:50:53
1	14	30	48	60	2021-01-27 10:50:56
1	15	26	43	51	2021-01-27 10:50:58
1	16	27	46	58	2021-01-27 10:51:00
1	17	28	48	61	2021-01-27 10:51:02
1	18	63	529	787	2021-01-27 10:51:05
1	19	63	529	787	2021-01-27 10:51:07
1	20	142	943	1313	2021-01-27 10:51:10
1	21	165	1013	1388	2021-01-27 10:51:12
1	22	196	681	824	2021-01-27 10:51:15
1	23	183	646	778	2021-01-27 10:51:16

圖 14 MySQL 資料庫(pm)。

(五)、製作區塊鏈平台

製作區塊鏈平台重點於製作區塊鏈，其區塊鏈製作如程式方塊 2 所示，其內容分別建立 block number(區塊號碼)，timestamp(時間戳)、transactions (懸浮粒子資料或 AI 訓練模型資料)，nonce (流水號)、previous_hash (前區塊雜湊值)、hash (雜湊值)[28]，其中交易資料包含懸浮粒子(PM_{1.0}, PM_{2.5} 與 PM_{10.0})資料及 AI 訓練模型(RNN、LSTM 與 GRU)資料與量測時間(Datetime)。

程式方塊 2: 區塊製作

```

Line2_1: block = {'block_number': len(self.chain) + 1, #建立區塊號碼
Line2_2:         'timestamp': (datetime.now()).strftime('%Y-%m-%d
                %H:%M:%S'), #建立時間戳，
Line2_3:         'transactions': self.transactions, #建立懸浮粒子或 AI 訓
                練模型區塊資料
Line2_4:         'nonce': nonce, #建立區塊流水號
Line2_5:         'previous_hash': previous_hash, #建立前區塊雜湊值
Line2_6:         'hash': hash} #建立區塊雜湊值

```

為了讓使用者可以建立區塊鏈之區塊，本研究建立區塊之區塊鏈平台，其內容包含以下 3 部分：

1. 懸浮粒子資料：

顯示懸浮粒子資料及欲建立區塊資料的選擇，其內容包含懸浮粒子 PM_{1.0}, PM_{2.5} 與 PM_{10.0} 資料，在此可按「Select PM data」鍵進行資料選擇，如圖 15(a)所示。

2 訓練模型資料：

顯示 AI 訓練模型資料及欲建立區塊模型的選擇，其內容包含 RNN、LSTM 與 GRU 訓練模型與模型相關資訊，在此可按「Select AI model」鍵進行模型選擇，如圖 15(b)所示。

3. 建立區塊：

輸入或將前 2 項所欲建立區塊資料與模型，按「Create block!」鍵進行區塊建立如圖 15(c)所示。

PM data:

Show entries

Search:

#	Location	PM1.0	PM2.5	PM10	Description	Datetime
1	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:08
2	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:10
3	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:13
4	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:15
5	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:18
6	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:20
7	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:23
8	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:25
9	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:28
10	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:30

Showing 1 to 10 of 400 entries
[Previous](#)[12345...](#)[40Next](#)

Create PM data block :

(a)

AI Training model:

Show entries

Search:

#	Location	Training Model	Description	Datetime
1	1	RNN_u4_e100	Block:2-401	2021-01-28 13:20:10
2	1	LSTM_u4_e100	Block:2-401	2021-01-29 10:32:47
3	1	GRU_u4_e100	Block:2-401	2021-01-30 15:57:34

Showing 1 to 3 of 3 entries
[Previous](#)[1Next](#)

Create AI model block :

(b)

The block of PM datas and AI training model will be created by click on the button!

Location : Datetime :

PM1.0: PM2.5: PM10:

AI :
 Description :

(c)

圖 15 製作區塊鏈平台。(a)PM 資料，(b)AI 訓練模型，(c)建立區塊。

(六)、區塊鏈化

區塊鏈內容格式如圖 16 所示，其區塊鏈格式除驗證相關內容外，另加粒子資料與 AI 模式。圖 16 為起始區塊且無區塊內容格式，設定起始區塊主要目的為讓粒子資料得以區塊鏈化，所以在此先設定懸浮粒子 $PM_{1.0} = -1 \mu g/m^3$ 、 $M_{2.5} = -1 \mu g/m$ 與 $PM_{10.0} = -1 \mu g/m^3$ ，且 $Pre_hash_i = 0$ 與 $Hash_i = 8fb156e516b52afffb5860b5e3a076b0513c0d2d4489a9c4675c98e7e4a48a0d$ 。

Blockchain length :		405			
Block:	1	Nonce:	0		
Location:	0	Time:	2020-09-01 01:01:01		
PM1.0:	-1	PM2.5:	-1	PM10.0:	-1
AI:	None				
Description:	None				
Timestamp:	2021-02-05 14:46:12				
Prehash:	0				
Hash:	8fb156e516b52afffb5860b5e3a076b0513c0d2d4489a9c4675c98e7e4a48a0d				
Change					

圖 16 PM 區塊鏈化內容

(七)、AI 訓練模型

AI 訓練模型包含 RNN、LSTM 與 GRU 3 種時間序列模型[29-30]，其訓練與測試懸浮粒子步驟及程式如程式方塊 3 所示。在此程式以 RNN 模型為例，其 Line3_2 為參數 $units=4$ 與 Line3_5 為參數 $epochs=100$ ，分別為模型具有 4 個單位數 RNN 及訓練總次數。

程式方塊 3: AI 訓練模型

```
Line3_1: model = Sequential() #建立序列模型
Line3_2: model.add(SimpleRNN(units=4, input_shape=(1, look_back))) #建立 RNN 模型
Line3_3: model.add(Dense(1)) #建立輸出模式，Dense=1
Line3_4: model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam') #建立誤差值及最佳化模式
Line3_5: model.fit(trainX, trainY, epochs=100, batch_size=1, verbose=2) #建立模訓練次數及資料大小模式
Line3_6: model.save('C:\\\\ RNN. h5') #儲存模訓練模式
```

(八)、AI 模型區塊鏈化

AI 模型區塊建立與圖 16 一致，我們主要是將 RNN、LSTM 與 GRU 訓練模型結果之局訓練參數 $units$ 與 $epechs$ 分別放入區塊鏈中之「AI」與「Description」項目中以說明訓練參數是具有公信力；但訓練參數不為完全公開，所以在此仍可以保留機密性。

(九)、推斷烘焙程序

由已建立 AI 模型之區塊對待測懸浮粒子進行預測與判斷烘焙步驟，待測懸浮粒子資料為 400 筆，表 4 為待測懸浮粒烘焙步驟做為訓練後 RNN 模型推斷烘焙程序用。另外，若要再

將待測懸浮粒子加入區塊以供之後學習用，則可再建立資料區塊於AI模型區塊之後如圖8所示。

表 4 待測懸浮粒子所之烘焙步驟

操作步驟	0	1	2	3	4	5	6
時間	11:30:01	11:31:05	11:32:00	11:33:00	11:34:00	11:35:00	11:36:00
瓦斯火力 (mmAq)	180	180	180	180	180	180	180
風門 左:開氣閥 右:關氣閥	中	中	中	中	中	右 2	右 2
豆溫(°C)	200°C	91.4°C	95.8	114	132	147.5	160
備註	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納 反應	梅納 反應
PM _{1.0} PM _{2.0} PM _{10.5} ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	30 48 59	30 48 59	134 200 210	261 351 355	461 622 638	120 179 191	59 95 99
操作步驟	7	8	9	10	11	12	13
時間	11:37:01	11:38:00	11:39:01	11:40:00	11:41:03	11:42:02	11:43:01
瓦斯火力 (mmAq)	180	180	180	180	180	180	180
風門 左:開氣閥 右:關氣閥	右 2	右 2	左 2	左 2	左 2	左 2	左 2
豆溫 (°C)	170	178.3	189.6	197	203.7	212.5	
PM _{1.0} PM _{2.0} PM _{10.5} ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	36 61 70	110 199 227	1101 1213 1241	201 203 203	269 269 269	21 23 23	
備註	梅納 反應	梅納 反應	1 爆	1 爆	1 爆	1 爆	下豆

伍、研究結果

一、粒子資料區塊鏈化

粒子資料區塊建立結果如圖 17 所示，圖 17(a)為區塊 2，區塊內容包含懸浮粒子 $PM_{1.0}=14 \mu g/m^3$ 、 $PM_{2.5}=20 \mu g/m^3$ 、 $PM_{10.0}=21 \mu g/m^3$ 資料與工作位置(Location=1)及量測時間(Datetime)，且區塊 2 之前區塊雜湊值等於區塊 1 雜湊值 $Pre_hash_2= Hash_1$ 如表 5 所示。本次欲將做為 AI 訓練之懸浮粒子資料為 400 筆，而區塊 401 為本次欲 AI 訓練最後 1 筆資料如圖 17(b)所示。

(a)

(b)

圖 17 PM 區塊鏈化。(a)區塊 2，(b)區塊 401。

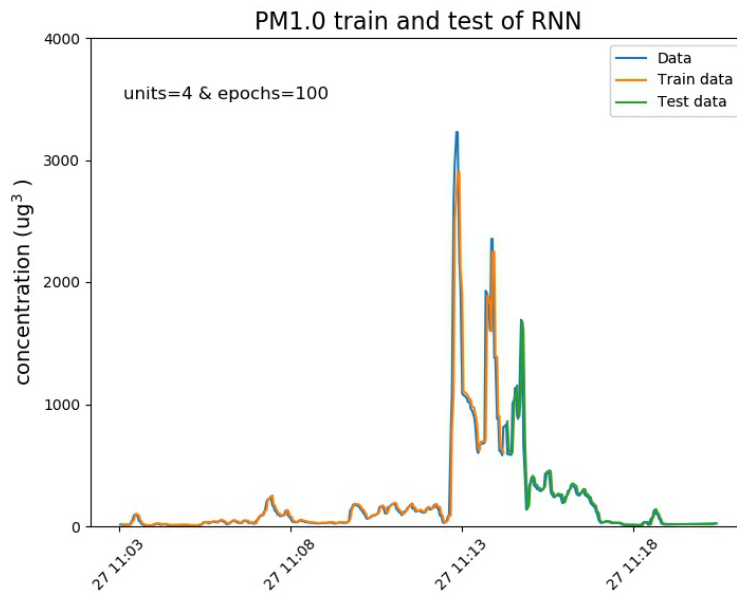
表 5 PM 資料之起始區塊至區塊 401 雜湊值

區塊 1	
Pre_hash ₁	0
Hash ₁	8fb156e516b52afffb5860b5e3a076b0513c0d2d4489a9c4675c98e7e4a48a0d
區塊 2	
Pre_hash ₂	8fb156e516b52afffb5860b5e3a076b0513c0d2d4489a9c4675c98e7e4a48a0d
Hash ₂	bffd309109ccb8b96c9f35e783d11ab9d66391fbcc63da523df8173cd2d96e56
	⋮
	⋮

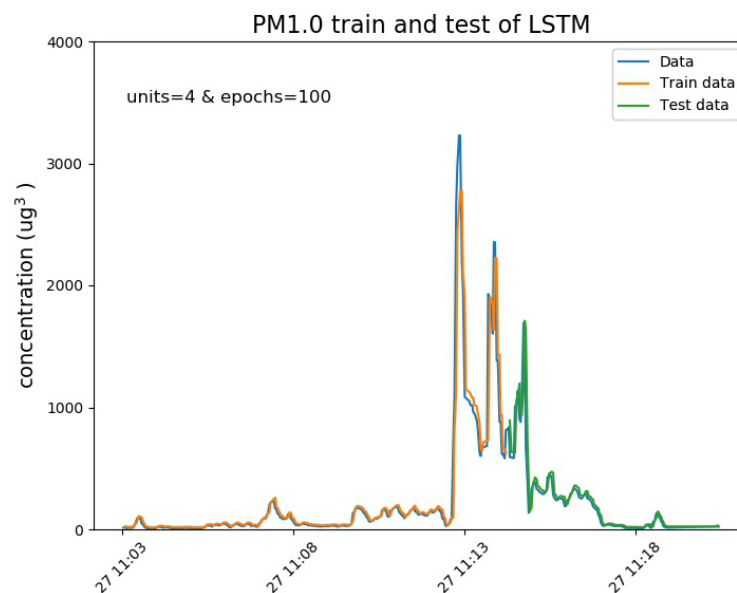
區塊 401	
Pre_hash ₄₀₁	46c259ebb17f049a0e52b8f6c1d50b2d97b2820369addc8193aea6a651613a83
Hash ₄₀₁	714fe88a45907d80c88acd25180003f1b2adf83d1354ab4d3d8a2881663326d9

二、AI 訓練模型

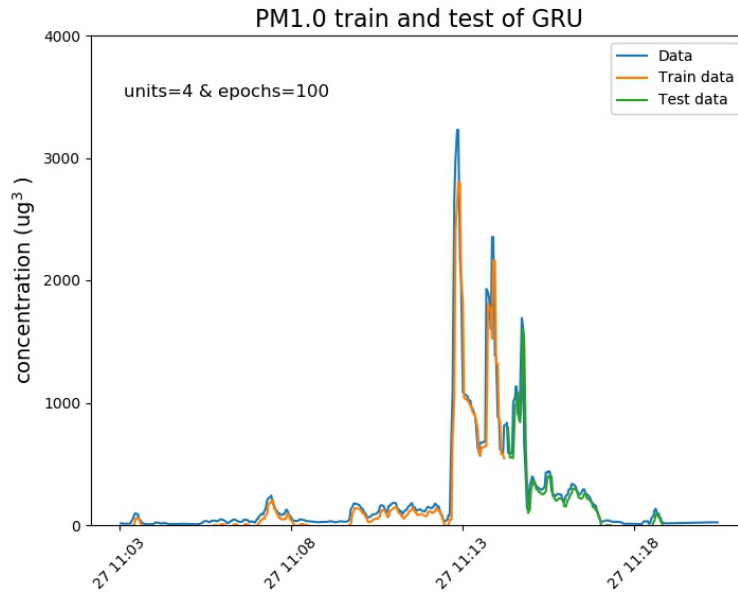
在此先以懸浮粒子 $PM_{1.0}$ 做為訓練模型並得到訓練與測試的結果如圖 18 所示，其中圖 18(a)為 RNN 模型、圖 18(b)為 LSTM 模型與圖 18(c)為 GRU 模型，模型參數皆為 units=4 & epochs=100，而此 3 種模型效果之差異性不大。



(a)



(b)



(c)

圖 18 PM_{1.0} 之 AI 模型訓練與測試資料於參數 units=4 & epochs=100。

(a) RNN 模型，(b)LSTM 模型，(c)GRU 模型。

三、AI 模型區塊鏈化

AI 模型區塊資料區塊建立結果如圖 19 所示，圖 19(a)為區塊 402-RNN，其區塊內容包含 RNN 訓練模型，其懸浮粒子訓練範圍為區塊 2-區塊 401，且採用 units=4 & epochs=100 訓練參數，Pre_hash₄₀₂=Hash₄₀₁ 如表 6 所示。圖 19(b)為區塊 403-LSTM 與圖 19(c)為區塊 404-GRU，二者區塊懸浮粒子內容與 402-RNN 訓練模型一樣，且 Pre_hash₄₀₃=Hash₄₀₂ 與 Pre_hash₄₀₄=Hash₄₀₃。

Blockchain length :		405	
Block:	402	Nonce:	55
Location:	1	Time:	2021-01-28 13:20:10
PM1.0:	0	PM2.5:	0
		PM10.0:	0
AI:	RNN_u4_e100		
Description:	Block:2-401		
Timestamp:	2021-02-05 15:09:44		
Prehash:	714fe88a45907d80c88acd25180003f1b2adf83d1354ab4d3d8a2881663326d9		
Hash: >	7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afcf9dca938a61e81c5cb23da893		
Change			

(a)

Blockchain length : 405

Block: 403 Nonce: 39

Location: 1 Time: 2021-01-29 10:32:47

PM1.0: 0 PM2.5: 0 PM10.0: 0

AI: LSTM_u4_e100

Description: Block:2-401

Timestamp: 2021-02-05 15:09:58

Prehash: 7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afcf9dca938a61e81c5cb23da893

Hash: ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb

Change

(b)

Blockchain length : 405

Block: 404 Nonce: 357

Location: 1 Time: 2021-01-30 15:57:34

PM1.0: 0 PM2.5: 0 PM10.0: 0

AI: GRU_u4_e100

Description: Block:2-401

Timestamp: 2021-02-05 15:24:38

Prehash: ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb

Hash: 5c2b7b88ef40492141162d36aaa430165394501d89d1b2c21bf3c1b145dc3f0c

Change

(c)

圖 19 AI 模型區塊鏈化。(a)區塊 402-RNN，(b)區塊 403-LSTM，(c)區塊 404-GRU。

表 6 AI 模型之區塊 402-RNN、區塊 403-LSTM 與區塊 404-GRU 雜湊值

區塊 402	
Pre_hash ₄₀₂	714fe88a45907d80c88acd25180003f1b2adf83d1354ab4d3d8a2881663326d9
Hash ₄₀₂	7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afcf9dca938a61e81c5cb23da893
區塊 403	
Pre_hash ₄₀₃	7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afcf9dca938a61e81c5cb23da893
Hash ₄₀₃	ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb
區塊 404	
Pre_hash ₄₀₄	ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb
Hash ₄₀₄	5c2b7b88ef40492141162d36aaa430165394501d89d1b2c21bf3c1b145dc3f0c

四、推斷烘焙程序

將前面所建立 AI 模型之區塊 402-RNN、區塊 403-LSTM 與區塊 404-GRU 來對待測懸浮粒子進行時間序列預測並推斷對應的烘焙步驟。在此我們先用 RNN 模型對待測懸浮粒子 PM_{1.0} 資料做時間序列預測如圖 20 所示，於此可預測下一時間懸浮粒子數值，進而預測下一時間的烘焙步驟。表 7 為將圖 20 之預測資料做為推斷對應的烘焙步驟，表中可發現實驗操作步驟與 RNN 推斷的結果。RNN 推斷與實驗操作於各時期操作大致上相符，由其在 1 爆時最明顯，但

仍可發現有二個差異性。第一差異性為操作步驟 5 時實驗操作為梅納反應期，而 RNN 推斷為脫水期；第二差異性為操作步驟 12 時實驗操作仍為 1 爆期，而 RNN 推斷為 1 爆結束。

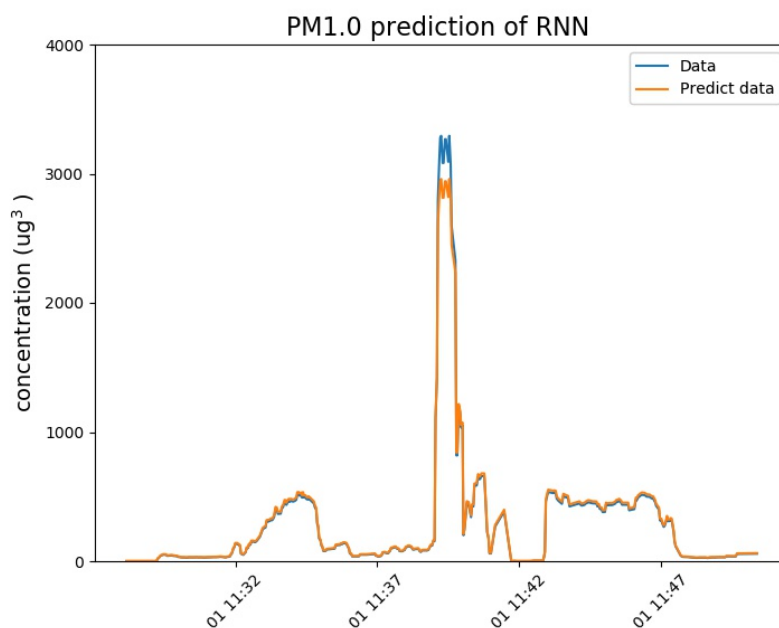


圖 20 訓練後 RNN 模型對待測新懸浮粒子 PM_{1.0} 資料做間序列預測。

表 7 待測懸浮粒子之實驗操作與推斷程序比較

操作步驟	0	1	2	3	4	5	6
時間	11:30:01	11:31:05	11:32:00	11:33:00	11:34:00	11:35:00	11:36:00
實驗操作	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納反應	梅納反應
RNN 推斷	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納反應
操作步驟	7	8	9	10	11	12	13
時間	11:37:01	11:38:00	11:39:01	11:40:00	11:41:03	11:42:02	11:43:01
實驗操作	梅納反應	梅納反應	1 爆	1 爆	1 爆	1 爆	下豆
RNN 推斷	梅納反應	梅納反應	1 爆	1 爆	1 爆	結束	下豆

陸、問題與討論

問題一：懸浮粒子量測資料常因感測器特性與位置、鍋爐乾淨度、工作環境與人為操作造成穩定性問題，所以藉此懸浮粒子數值來反推烘焙程序會產生少許誤差而造成烘焙程序履歷準確度降低。

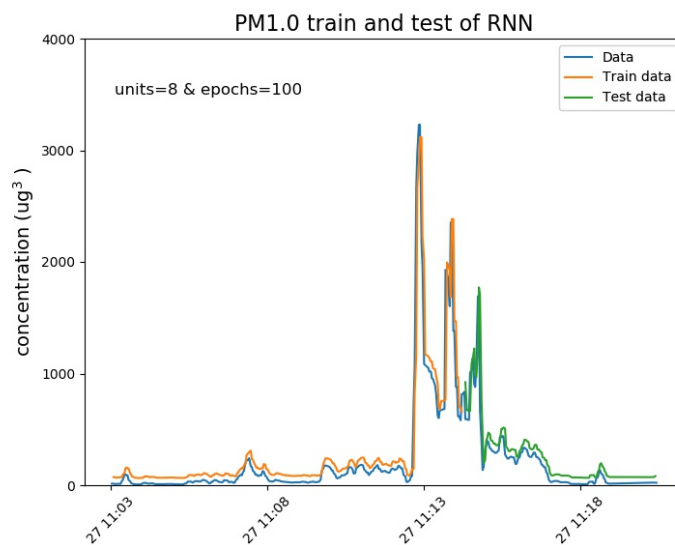
解決方法：本研究實驗都是以經驗豐富者帶領烘焙咖啡，藉此建立烘焙程序，且烘焙咖啡時之脫水、梅納反應與 1 爆期所產生懸浮粒子之特徵現象皆可量出，但由於感測器會受懸浮粒子高溫及污染、人為操作、鍋爐乾淨度、工作環境通風與機台特性等，常會有量測誤差結果如圖 13 與圖 20 所示。尤其感測器污染度與鍋爐乾淨度問題較影響每次實驗對精準度，因此需做更細膩校正與操作，改進之後之量測資料穩定性雖加以改善，惟需再多做實驗以建立更多的資料來確認。

問題二：本研究已觀察烘焙咖啡時於不同階段所產生懸浮粒子，雖了解目前空氣懸浮粒子值，但每一時期烘焙之懸浮粒子成分具有差異性問題，這對於影響人體健康分析增加了難度。

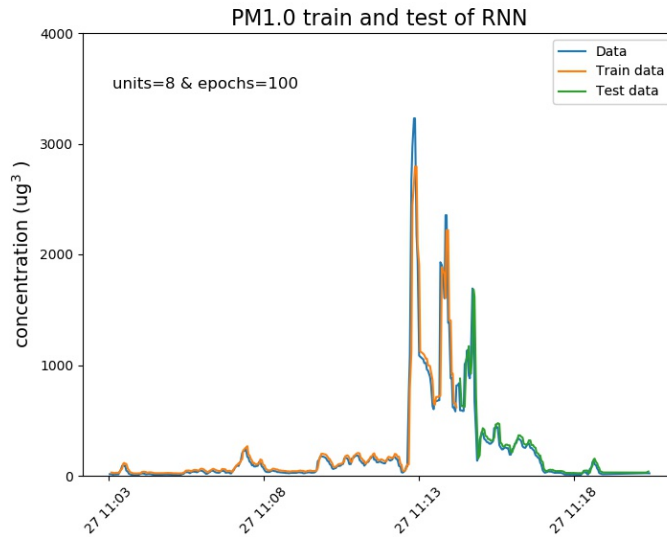
解決方法：本研究已觀察烘焙咖啡時之脫水、梅納反應與 1 爆期所產生懸浮粒子，其中 1 爆產生懸浮粒子數量最多。由於每一階段所產生懸浮粒子數皆會出現高於健康危險臨界值[5]，但脫水時懸浮粒子以水分為主，梅納反應時懸浮粒子以糖或澱粉，及含有蛋白質或胺基酸為主，而 1 爆懸時浮粒子以爆開後產生有機物質為主，所以每部分因物理與化學反應所產生的懸浮粒子成分[2]不同，本研究尚未針對懸浮粒子做較細部量測與分析，這也造成無法確切了解各類懸浮粒子對人體健康所造成的影響。

問題三：訓練模型為相同架構，會得到不同的基值與均方根誤差(RMSE)如圖 21 所示。

解決方法：因其訓練為隨機機制，其 loss 誤差不大，但會得到不同的基值與均方根誤差(RMSE)，在此以 RNN 模型為例。圖 21(a)訓練與測試值都比圖 21(b)高，所以均方根誤差(RMSE)也較高如表 8 所示，在此可以增加訓練次數，進而找出具有較小的均方根誤差值。



(a)



(b)

圖 21 訓練模型為相同架構之不同的訓練與測試基值。

(a)較大均方根誤差值，(b)較小均方根誤差值

表 8 LSTM 模型訓練與測試 PM_{1.0} 資料於 units=8 & epechs=100 之測試效果

RNN	RMSE(Train data)	RMSE(Test data)	Loss	Epochs
圖 21(a)	183.38	145.95	0.003	100
圖 21(b)	174.18	126.76	0.0031	100

RMSE 單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題四：訓練架構為 RNN、LSTM 與 GRU 模型時，分別如何調整訓練參數而得到較好測試效果？

解決方法：訓練架構為 RNN、LSTM 與 GRU 模型，每種模型個別試著調整其訓練參數 units(神經元單位)及 epochs(模擬次數)，但本研究發現不同參數的測試結果，且其差異性並不大如表 9 所示。本研究發現只要 epochs 次數要足夠大即可達到收斂穩定效果，在此以 GRU 模型為例。為兼顧模訓練速度及收斂穩定效果，本研究設定 epochs 於 100 時為訓練模型參數。

表 9 RNN、LSTM 與 GRU 模型訓練與測試 PM_{1.0} 資料於 units=4 & epechs=100 之測試效果

GRU	RMSE(Train data)	RMSE(Test data)	Loss	Epochs
units=4 & epechs=100	172.20	125.30	0.003	77
units=4 & epechs=200	172.17	127.76	0.003	198
units=8 & epechs=100	174.18	126.76	0.0031	100
units=8 & epechs=200	175.75	138.83	0.003	199

RMSE 單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題五：比較 RNN、LSTM 與 GRU 訓練模型於一樣訓練參數，會得到不同測試效果？

解決方法：訓練架構為 RNN、LSTM 與 GRU 模型，每種模型個別試著調整其訓練參數一樣 units(神經元單位)及 epochs(模擬次數)，但本研究發現三者訓練模型之測試結果，其差異性並不大如圖 17 所示，於資料數目為 400 筆時其均方根誤差值如表 10 所示。

表 10 RNN、LSTM 與 GRU 模型訓練與測試 PM_{1.0} 資料於 units=4 & epochs=100 之測試效果

訓練模型	RMSE(Train data)	RMSE(Test data)	Loss	Epochs
RNN	172.20	125.30	0.003	77
LSTM	175.94	136.26	0.003	90
GRU	179.30	127.02	0.003	97

RMSE 單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題六：PM 訓練資料數目多寡會影響測試效果而造成推斷程序履歷偏差。

解決方法：訓練資料數目由 400 筆增加至 1000 筆時，在此以 GRU 模型於 units=4 & epochs=100 時，其訓練與測試效果如圖 22 所示，其均方根誤差值於表 11 所示，與表 10 相比可發現均方根誤差值明顯變小，這表示當訓練資料數目愈多時將對訓練模型提供多的資訊，所以可能達到更好測試功能。

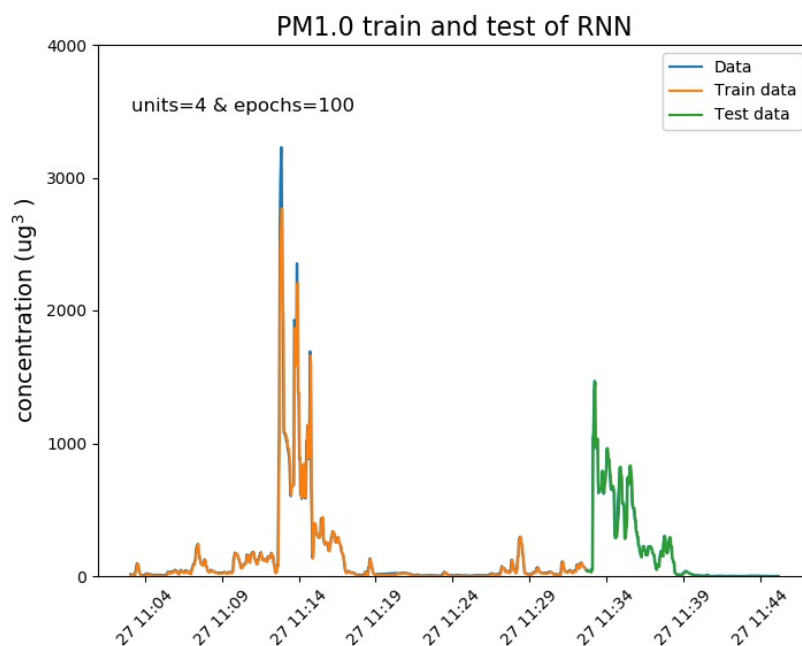


圖 22 GRU 模型訓練與測試 PM_{1.0} 資料數目為 1000 筆。

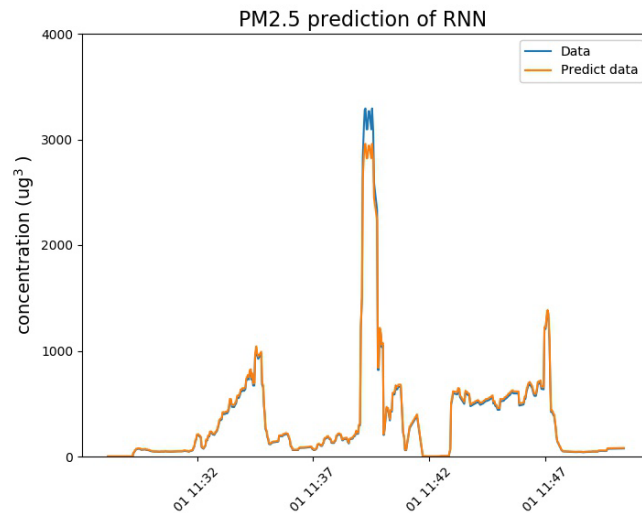
表 11 GRU 模型訓練與測試 PM_{1.0} 資料數目為 1000 筆測試效果

訓練模型	RMSE(Train data)	RMSE(Test data)	Loss	Epochs
RNN	120.96	84.03	0.0015	98
LSTM	121.74	84.21	0.0015	100
GRU	122.11	88.20	0.0036	98

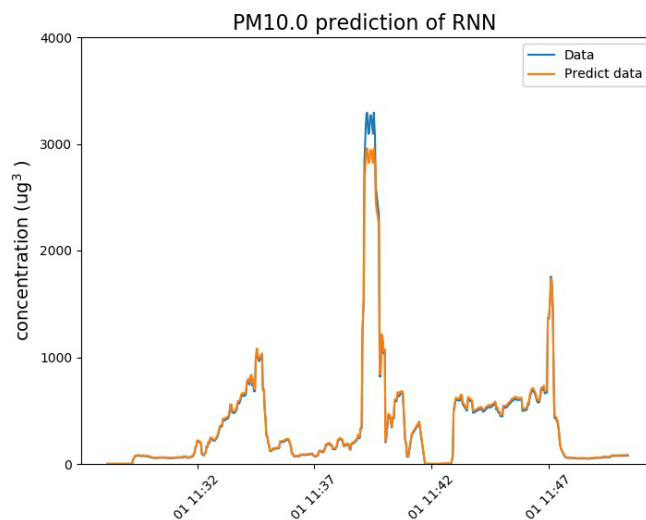
RMSE 單位：為 $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題七：訓練後 AI 模型來預測新懸浮粒子 PM_{1.0}、PM_{2.5} 與 PM_{10.0} 資料，可觀察其預測效果？

解決方法：訓練後 AI 模型來預測新懸浮粒子，在此以 RNN 模型訓練懸浮粒子 PM_{1.0} 為例，此模型除了如圖 20 中 PM_{1.0} 之外，另再對 PM_{2.5} 與 PM_{10.0} 資料加以預測，其結果如圖 23 所示，圖 23(a) 為 PM_{2.5} 預測結果，而圖 23(b) 為 PM_{10.0} 預測結果，時於其均方根誤差值於表 12 所示。由圖 23 可發現下豆時會出現懸浮粒子增加，這是由於累積於滾輪鍋爐與集塵室於此時排出，且 1 爆後所生的銀皮等有機物質為較大粒子，因此會造成 PM_{10.0} > PM_{2.5} > PM_{1.0} 現象。



(a)



(b)

圖 23 訓練後 RNN 模型來預測不同新懸浮粒子。(a)PM_{2.5} 預測結果，(b)PM_{10.0} 預測結果。

表 12 RNN 模型訓於 units=4 & epechs=100 預測新懸浮粒子

RNN	RMSE(Predcit data)
PM _{1.0}	140.56
PM _{2.5}	147.25
PM _{10.0}	151.15

RMSE 單位： $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題八：推斷烘焙步驟時會發生與實驗操作有若干落差。

解決方法：實驗操作是根據多位具有豐富烘焙經驗者所得來，以供 AI 學習不斷的資料來源，但由於豐富烘焙經驗者亦會有操作擾動，所以推斷烘焙步驟會與實驗操作產生誤差，這由其發生在脫水期與 1 爆期替換時最為明顯，除了藉以觀察懸浮粒子於此變化來增加推斷外，我們將持續建立更多操作資料來做 AI 學習。

問題九：結合區塊鏈與 AI 訓練模型常遇到問題，以致於不能夠正確建立區塊鏈。

解決方法：要正確建立懸浮粒子區塊與 AI 訓練模型區塊

1. 需注意建立區塊鏈之區塊時工作量證明(PoW)的難易度(Difficulty)，需配合 AI 訓練之取樣時間，否則會產生錯誤延遲現象，在此本研究設定 Difficulty=3。
2. 建立 AI 訓練模型區塊時，需將懸浮粒子區塊做為訓練資料記載，否則易會產生錯誤。
3. 銜接區塊鏈之懸浮粒子區塊與 AI 訓練模型區塊時，需將區塊碼(Block number)與前一區塊雜湊值(PreHash)及雜湊值(Hash)做正確的連接。
4. 區塊鏈之區塊資料時間(Datetime)與時間戳(Timestamp)格式需統一，否則會造成資料讀取時錯誤。

柒、結論

由本次研究結果可了解結合人工智能與區塊鏈技術可應用於咖啡豆烘焙之懸浮粒子量測，它不但使懸浮粒子資料具有不篡改性烘焙程序履歷，並可預測懸浮粒子的變化性與推斷操作程序履歷，這對咖啡工作者具有極大的助益，其研究功能包含如下：

- 一、本研究於咖啡豆烘焙機架設懸浮粒子量測系統，成功記錄咖啡豆烘焙時所產生的懸浮粒子，讓操作了解廢氣狀況。
- 二、藉由懸浮粒子變化性對應烘焙程序，可提供烘焙工作者可另一參考依據。
- 三、利用區塊鏈技術將烘焙時所產生的懸浮粒子資料做工作證明，這可以有效建立可靠性的資料，也就是可使烘焙操作步驟不可篡改性之烘焙程序履歷。
- 四、藉著時間序列之人工智能特性將懸浮粒子區塊鏈予以訓練，值得一提的是，本研究發現 RNN、LSTM 與 GRU 模型預測整體差異性並不大。
- 五、訓練模型完成後之時間序列人工智能再予以區塊鏈化而形成推斷程序履歷，這使得人工智能訓練模型亦具不篡改性之推斷操作程序履歷，配合(二)的懸浮粒子資料區塊鏈，這大大增加整個系統的公信力。

目前研究具有初步效果，因實驗尚有許多功能值得改進，日後將繼續努力研究，包括建立更多量測資料穩定性、操作模式化與完整性與多樣性之操作履歷，其未來研究說明如下：

- 一、進一步解決感測器受懸浮粒子高溫及污染影響，以增加預測資料穩定性。
- 二、區塊鏈與人工智能結合能夠更完整，使系統智能化功能更完整。
- 三、針對不同烘焙操作誤差實驗，使系統具有更準確推斷操作程序能力。
- 四、量測多種懸浮粒子成分資料，以了解脫水、梅納反應與 1 爆所產生懸浮粒子成分。

捌、參考文獻資料

- [1] <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%92%96%E5%95%A1>。
- [2] 烘豆的物理和化學反應，<https://tridentgo.gitbooks.io/hontonicafe/content/shi-4e8c-hong-dou-de-wu-li-he-hua-xue-bian-hua.html>
- [3] 咖啡烘焙_咖啡大全，黃薇嬪譯，積木文化出版社。2009 年。
- [4] 懸浮粒子，<https://zh.wikipedia.org/wiki/>。
- [5] 王宇軒等，細懸浮粒子(PM_{2.5}) 對健康的影響，家庭醫學與基層醫療，第三十二卷，第十一期，pp. 322-327。
- [6] Oberdorster, G., Oberdorster, E., & Oberdorster, J. (2005). Nanotoxicology: an emerging discipline evolving from studies of ultrafine particles. *Environ Health Perspect*, 113(7), pp. 823-839.
- [7] Chuang, K. J., Chan, C. C., Su, T. C., Lee, C. T., & Tang, C. S. (2007). The effect of urban air pollution on inflammation, oxidative stress, coagulation, and autonomic dysfunction in young adults. *American journal of respiratory and critical care medicine*, 176(4), pp.370-376.
- [8] 區塊鏈技術演進史，iThome，<http://www.ithome.com.tw/news/105370> 2016/4/23。
- [9] 王毅丞，區塊鏈技術與應用，五南出版社，2020 年 7 月。
- [10] Thanongsak Xayasouk, y, HwaMin Lee, y and Giyeol Lee, Air Pollution Prediction Using Long Short-TermMemory (LSTM) and Deep Autoencoder(DAE) Models, MDPI, 24 March 2020.
- [11] Canyang Guo , Gengeng Liu , and Chi-Hua Chen, Air Pollution Concentration Forecast Method Based on the Deep Ensemble Neural Network, *Wireless Communications and Mobile Computing* Volume 2020, Article ID 8854649, 13 pages, <https://doi.org/10.1155/2020/8854649>.
- [12] <http://sicea.ezsino.org/index.php?mod=journal&action=show&cid=19&pid=81&id=1725>。
- [13] http://www.bellataiwan.com/article_view_ce172335e7dcc8930c2ced08c571a5f5。
- [14] p563980-PMS3003 series data manual_English_V2.5.
- [15] 趙英傑，超圖解 Arduino 互動設計入門（第四版），旗標出版社，2020 年 3 月。
- [16] 趙英傑，超圖解物聯網 IoT 實作入門，旗標出版社，2016 年 5 月。
- [17] Python 程式設計入門指南，Y. Daniel Liang 著/蔡明志譯，碁峯出版社，2018 年 9 月。
- [18] 鄧文淵，Python 零基礎入門班，碁峰出版社，2018 年 7 月。
- [19] 陳會安，新觀念 PHP7+MySQL+AJAX 網頁設計範例教本第五版，旗標出版社，2016 年 6 月。

- [20] 張益裕，MySQL 新手入門超級手冊-第二版，碁峰出版社，2018 年 7 月。
- [21] KHALED SALAH, M. HABIB UR REHMAN, NISHARA NIZAMUDDINI, AND ALA AL-UQAHA, "Blockchain for AI: Review and Open Research Challenges", IEEE Access, vol.7, pp.10127-10149, 2019.
- [22] AI Network White Paper, 2019.
- [23] 遞歸神經網路 (RNN) 和長短期記憶模型 (LSTM) 的運作原理，https://brohrer.mcknote.com/zh-Hant/how_machine_learning_works/how_rnn_lstm_work.html.
- [24] Units in LSTM，<https://tung2389.github.io/coding-note/unitslstm>。
- [25] 進化了-LSTM 與 GRU，<https://zh-tw.coderbridge.com/series>。
- [26] Understanding GRU Networks，<https://towardsdatascience.com/understanding-gru-networks-2ef37df6c9be>
- [27] 王毅丞，實戰區塊鏈技術：加密貨幣與密碼學，碁峰出版社，2018 年 5 月。
- [28] A Practical Introduction to Blockchain with Python,[http:// adilmoujahid.com/posts/2018/03/intro-blockchain-bitcoin-python](http://adilmoujahid.com/posts/2018/03/intro-blockchain-bitcoin-python).
- [29] 林大貴，TensorFlow+Keras 深度學習人工智慧實務應用，博碩出版社，2017 年 6 月。
- [30] 深入學習 keras 中 Sequential 模型及方法，<https://www.itread01.com/elpc.html>。

【評語】 052303

1. 本作品咖啡豆於「中深烘焙」過程所產生懸浮粒子數值(PM 10)變化，做為預測空氣品質與優化咖啡烘焙程序，並結合區塊鏈與人工智慧技術(RNN， LSTM 和 GRU)應用於咖啡豆之烘焙操作履歷，技術相當具有深度。
2. 建議將實驗過程中對於咖啡豆烘焙過程產生之懸浮粒子與咖啡豆烘焙品質的影響，以及取得訓練人工智慧模型之資料與訓練過程，和資料如何上區塊鏈過程與其目的，應清楚且詳細論述。
3. 本作品主題具創新性，惟報告和簡報中可再強調作品目標與創新技術(人工智慧與區塊鏈)使用之必要性。

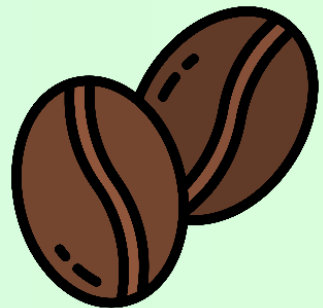
作品簡報

人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘焙之 懸浮粒子量測研究

科 別：工程學科(一)

組 別：高級中等學校組

關鍵字：懸浮粒子、區塊鏈與AI



研究動機與目的

研究動機

- 了解曼特寧咖啡豆的「中深烘焙」操作過程[1]與空氣品質[2]。
- 思考咖啡烘焙操作程序可靠性履歷。
- 研究RNN、LSTM與GRU三種人工智能模型於咖啡烘焙程序推斷應用。

研究目的

- 建立可靠性食安操作過程與空氣品質**操作履歷**系統，內容包括**烘焙程序履歷**與**推斷程序履歷**如圖1與圖2所示。
- 藉由RNN、LSTM與GRU三種人工智能模型預測空氣品質與推斷烘焙過程操作誤差。
- **操作履歷**之區塊鏈具有懸浮粒子資料與人工智能模型不可篡改雙重性烘焙履歷。

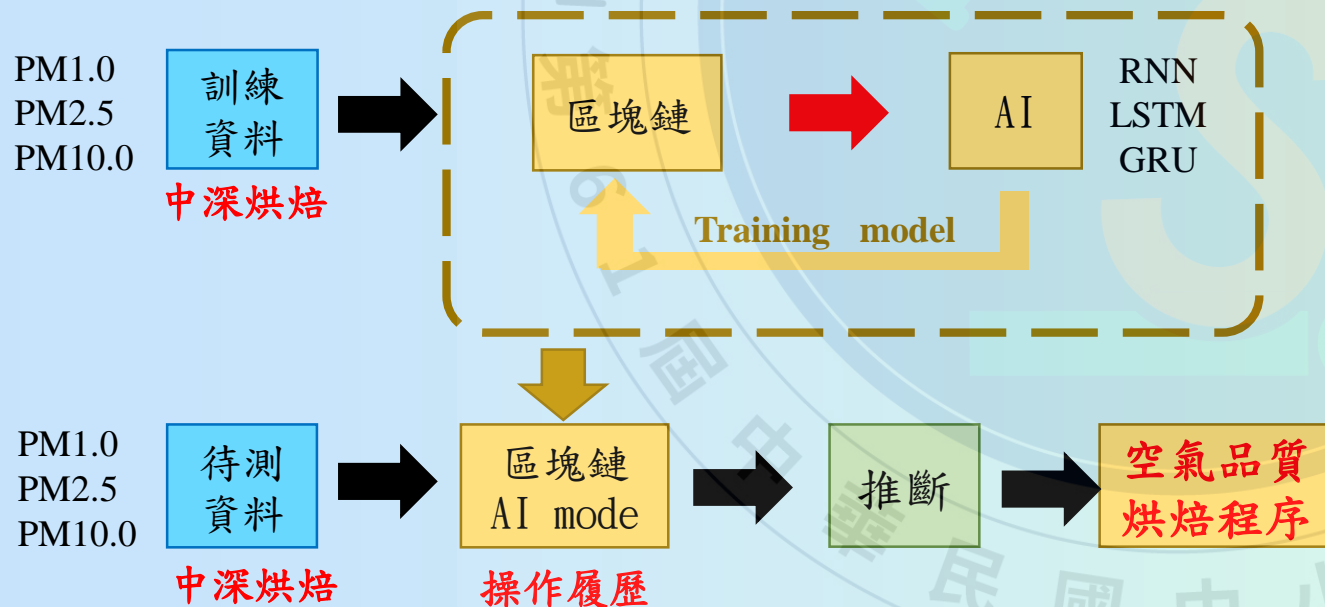
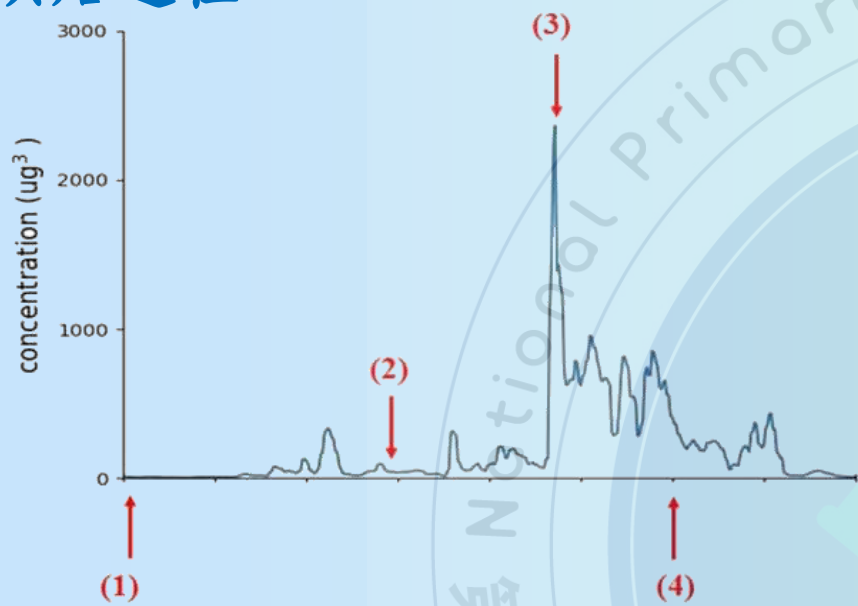


圖1 人工智能-區塊鏈於咖啡豆烘焙之懸浮粒子量測功能

圖2 實驗系統

研究過程-方法

■ 烘焙過程



(1):進豆, (2)梅納反應, (3)一爆開始, (4)下豆。

圖3 曼特寧咖啡豆的「中深烘焙」操作過程[1]

■ 人工智能與區塊鏈結合

表1 人工智能與區塊鏈特性[3]

區塊鏈	人工智能	兩者結合
去中心化	中心化	加強資料保密性
確定	不確定	改善信任度
不可變	機率	集體決策
資料完整性	易揮發	去中心化智慧性
攻擊回復性	易被攻擊	高效率

■ 區塊鏈(Blockchain)的架構



區塊：區塊碼(Block Number)、流水號(Nonce)、時間戳(Times Tamp)

鏈：前一區塊雜湊值(Pre Hash)、雜湊值(Hash)

圖4 區塊鏈[4]

■ 人工智能

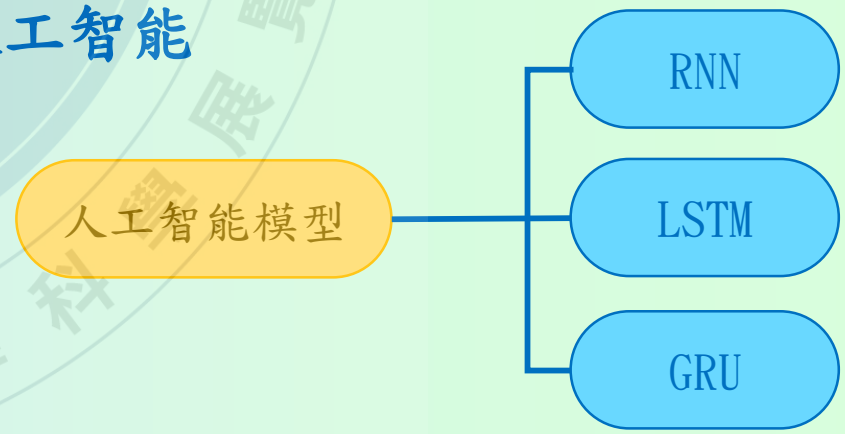


圖5 時間序列人工智能[5]

研究過程-規畫與實驗

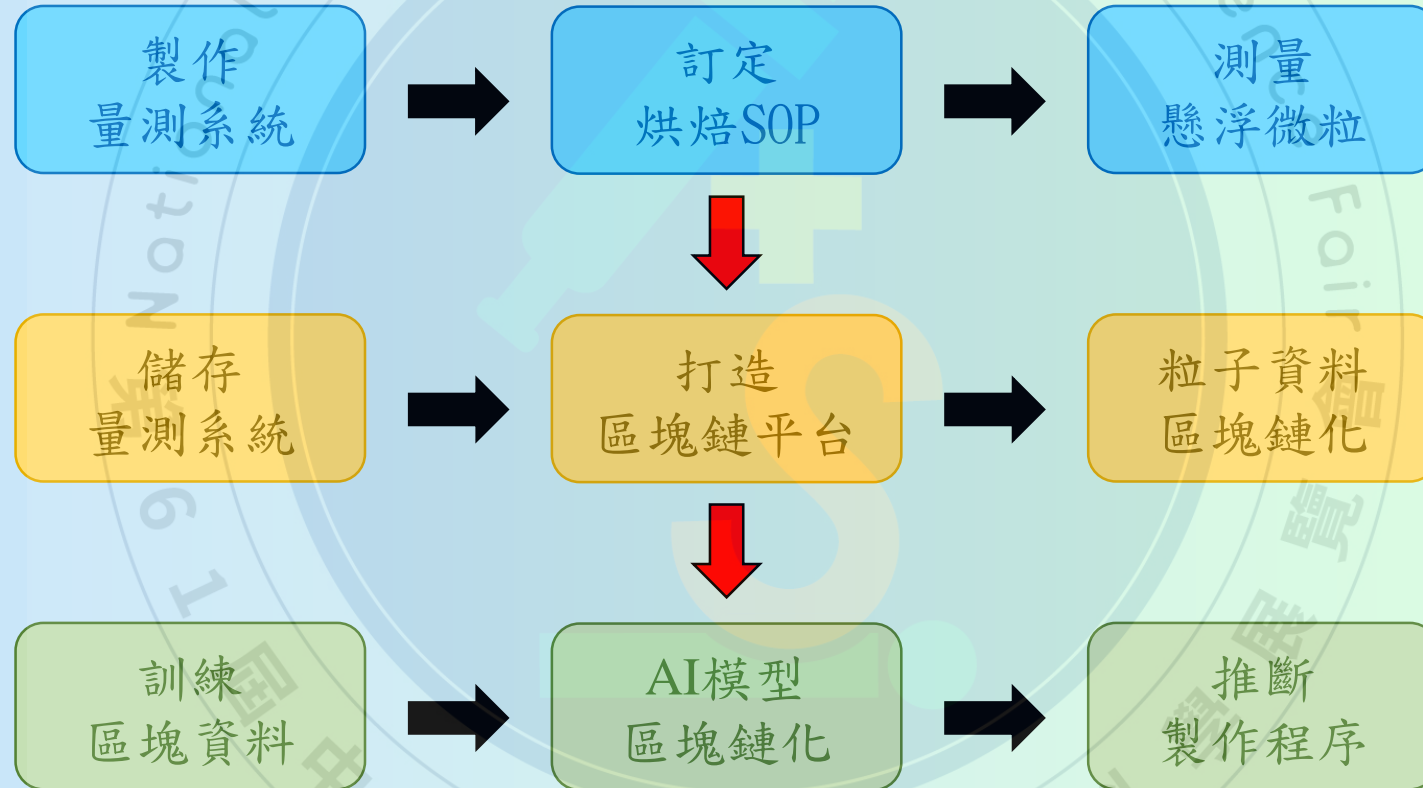


圖6 規畫與實驗



訂定烘焙SOP

烘焙SOP

步驟1.進豆過程:瓦斯火力180mmAq，風門置中，約1分鐘。

步驟2.脫水過程:瓦斯火力180mmAq，風門置中，約4分鐘。

步驟3.梅納反應:瓦斯火力180mmAq，風門右2，約4分鐘。

步驟4.1爆過程:瓦斯火力180mmAq，風門左2，約4分鐘。

步驟5.退豆過程:瓦斯火力180mmAq，風門左2，約1分鐘。

表2 烘焙程序SOP

操作步驟	1	2	3	4	5
時間	1分鐘	4分鐘	4分鐘	4分鐘	1分鐘
瓦斯火力 (mmAq)	180	180	180	180	180
風門 左:開氣閥 右:關氣閥	中	中	右2	左2	左2
備註	進豆	脫水	梅納反應	1爆	退豆

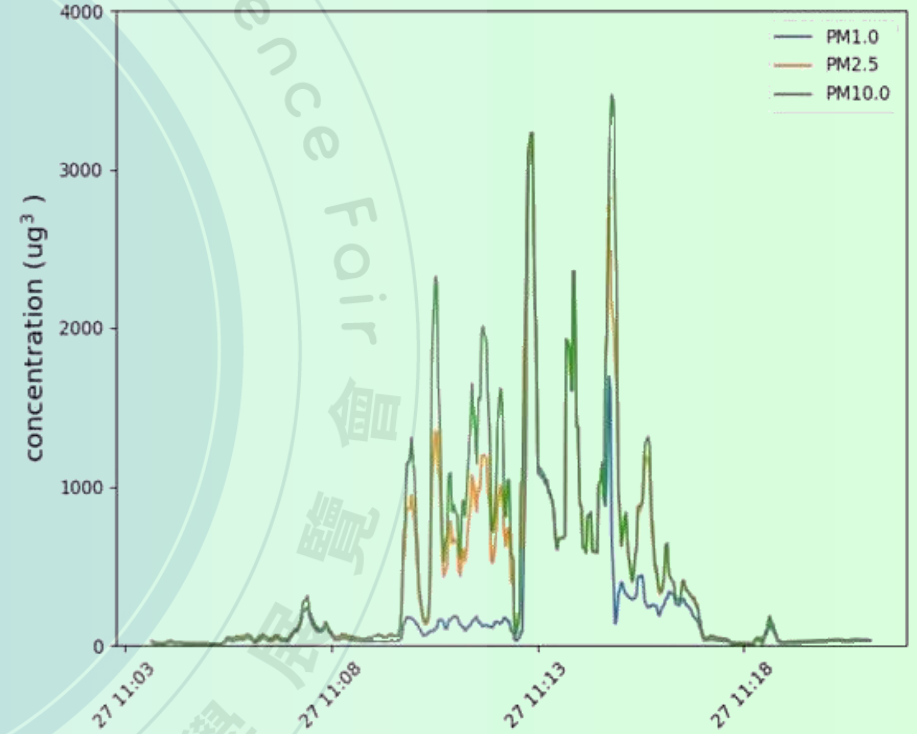


圖7 操作SOP程序所對應實驗量測PM資料

研究結果-區塊鏈平台與資料區塊鏈化

PM資料

PM data:

Show entries

Search:

#	Location	PM1.0	PM2.5	PM10	Description	Datetime
1	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:06
2	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:10
3	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:13
4	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:15
5	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:18
6	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:20
7	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:23
8	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:25
9	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:28
10	1	0	0	0		2021-02-01 11:28:30

圖8(a)欲建立區塊PM資料

AI訓練模型

AI Training model:

Show entries

Search:

#	Location	Training Model	Description	Datetime
1	1	RNN_u4_e100	Block2-401	2021-01-28 13:20:10
2	1	LSTM_u4_e100	Block2-401	2021-01-29 10:32:47
3	1	GRU_u4_e100	Block2-401	2021-01-30 15:57:34

圖8(b)欲建立區塊AI模型

輸入資料

Location: Datetime:

PM1.0: PM2.5: PM10:

AI:

Description:

圖8(c)建立新的區塊

建立區塊

AI訓練之懸浮粒子資料為400筆，而區塊401為本次欲AI訓練最後1筆資料，其內容包括:懸浮粒子資料與工作位置及量測時間。

Blockchain length:

Block: Nonce:

Location: Time:

PM1.0: PM2.5: PM10.0:

AI:

Description:

Timestamp:

Prehash:

Hash:

圖9(a)初始區塊

Blockchain length:

Block: Nonce:

Location: Time:

PM1.0: PM2.5: PM10.0:

AI:

Description:

Timestamp:

Prehash:

Hash:

圖9(b)區塊2

Blockchain length:

Block: Nonce:

Location: Time:

PM1.0: PM2.5: PM10.0:

AI:

Description:

Timestamp:

Prehash:

Hash:

圖9(c)區塊401

研究結果-AI模型訓練與區塊鏈化

AI模型訓練結果

模型參數皆為units=4 & Epochs=100

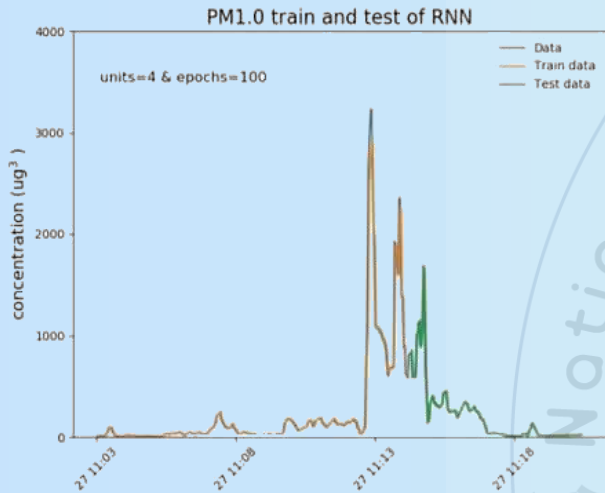


圖10(a) RNN模型

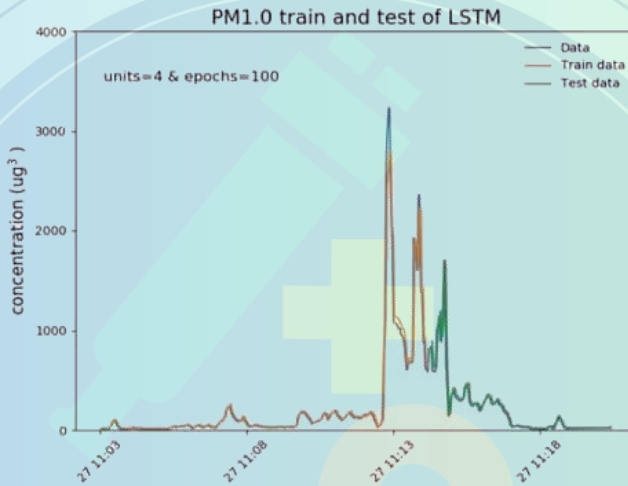


圖10(b) LSTM模型

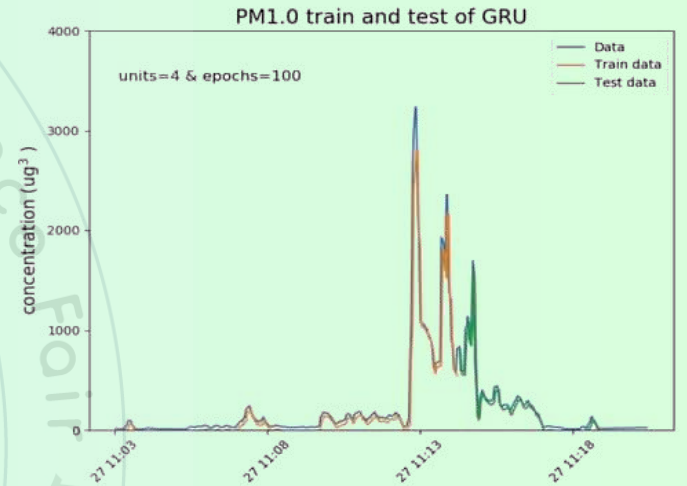


圖10(c) GRU模型

AI模型區塊

Blockchain length : 405			
Block:	402	Nonce:	55
Location:	1	Time:	2021-01-28 13:20:10
PM1.0:	0	PM2.5:	0
PM10.0:	0		
AI:	RNN_u4_e100		
Description:	Block:2-401		
Timestamp:	2021-02-05 15:09:44		
Prehash:	714fe88a45907d80c88acd25180003f1b2adf83d1354ab4d3d8a2881663326d9		
Hash:	7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afc9dca938a61e81c5cb23da893		
Change			

圖11(a) 區塊 402(RNN)

Blockchain length : 405			
Block:	403	Nonce:	39
Location:	1	Time:	2021-01-29 10:32:47
PM1.0:	0	PM2.5:	0
PM10.0:	0		
AI:	LSTM_u4_e100		
Description:	Block:2-401		
Timestamp:	2021-02-05 15:09:58		
Prehash:	7155f5a76fc4ae6a979b0a57445d95c4db31afc9dca938a61e81c5cb23da893		
Hash:	ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb		
Change			

圖11(b) 區塊 403(LSTM)

Blockchain length : 405			
Block:	404	Nonce:	357
Location:	1	Time:	2021-01-30 15:57:34
PM1.0:	0	PM2.5:	0
PM10.0:	0		
AI:	GRU_u4_e100		
Description:	Block:2-401		
Timestamp:	2021-02-05 15:24:38		
Prehash:	ff1cfb35d743661ea4a2da0f43c1aea86b84c44c6f25d689bd3f2a008ae794bb		
Hash:	5c2b7b88e40492141162d36aaa430165394501d89d1b2c21bf3c1b145dc3f0c		
Change			

圖11(c) 區塊 404(GRU)

研究結果-推斷

推測懸浮粒子之實驗

實驗操作與推斷程序比較

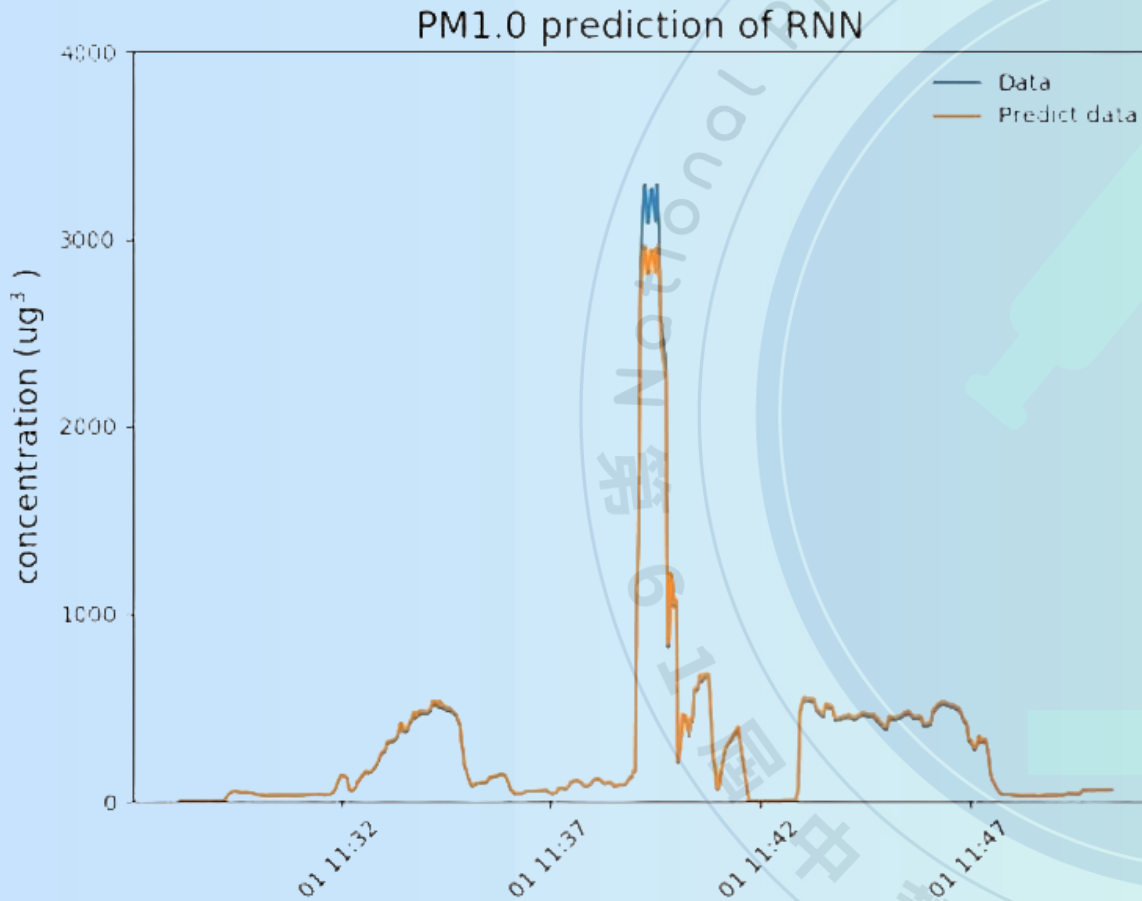


表3 實驗操作與推斷程序(RNN)比較

操作步驟	0	1	2	3	4	5	6
時間	11:30:01	11:31:05	11:32:00	11:33:00	11:34:00	11:35:00	11:36:00
實驗操作	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納反應	梅納反應
RNN推斷	進豆	脫水	脫水	脫水	脫水	脫水	梅納反應
操作步驟	7	8	9	10	11	12	13
時間	11:37:01	11:38:00	11:39:01	11:40:00	11:41:03	11:42:02	11:43:01
實驗操作	梅納反應	梅納反應	1爆	1爆	1爆	1爆	下豆
RNN推斷	梅納反應	梅納反應	1爆	1爆	1爆	結束	下豆

圖12 已訓練完成RNN模型對待測懸浮粒子PM_{1.0}推測

問題討論

問題一 推斷烘焙步驟時會發生與實驗操作有若干落差。

解決方法：實驗操作是根據多位具有豐富烘焙經驗者所得來，以供AI學習不斷的資料來源，但由於豐富烘焙經驗者亦會有操作擾動，所以推斷烘焙步驟會與實驗操作產生誤差，這由其發生在脫水期與1爆期替換時最為明顯，除了藉以觀察懸浮粒子於此變化來增加推斷外，我們將持續建立更多操作資料來做AI學習。

問題二：訓練架構為RNN、LSTM與GRU模型時，分別如何調整訓練參數而得到較好測試效果。

解決方法：只要Epochs次數要足夠大即可達到收斂穩定效果，且從表4可觀察出三種訓練結果RMSE及Loss差異性不大，而RNN收斂穩定次數則較小。

表4 RNN、LSTM與GRU模型訓練與測試PM_{1.0}資料
於units=4 & 最大 epochs=100之測試效果

訓練模型	RMSE (Train data)	RMSE (Test data)	Loss	收斂穩定次數
RNN	172.20	125.30	0.003	77
LSTM	175.94	136.26	0.003	90
GRU	179.30	127.02	0.003	97

RMSE單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

問題三：結合區塊鏈與AI訓練模型常遇到問題，以致於不能夠正確建立區塊鏈。

解決方法：要正確建立懸浮粒子區塊與AI訓練模型區塊

- 1.需注意建立區塊鏈之區塊時工作量證明(PoW)的難易度(Difficulty)，需配合AI訓練之取樣時間，否則會產生錯誤延遲現象，在此本研究設定Difficulty=3。
- 2.建立AI訓練模型區塊時，需將懸浮粒子區塊做為訓練資料記載，否則易會產生錯誤。
- 3.銜接區塊鏈之懸浮粒子區塊與AI訓練模型區塊時，需將區塊碼(Block number)與前一區塊雜湊值(PreHash)及雜湊值(Hash)做正確的連接。
- 4.區塊鏈之區塊資料時間(Datetime)與時間戳(Timestamp)格式需統一，否則會造成資料讀取時錯誤。

問題四：PM訓練資料數目多寡會影響測試效果而造成推斷程序履歷偏差。

解決方法：訓練資料數目由400筆增加至1000筆時，其訓練與測試效果之均方根誤差值於表5與表6所示，與表6相比可發現表7均方根誤差值明顯變小，這表示當訓練資料數目愈多時將對訓練模型提供多的資訊，所以可能達到更好測試功能。

表5 400筆訓練資料

訓練模型	RMSE (Train data)	RMSE (Test data)	Loss	收斂穩定次數
RNN	120.96	84.03	0.0015	98
LSTM	121.74	84.21	0.0015	100
GRU	122.11	88.20	0.0036	98

RMSE單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

表6 1000筆訓練資料

訓練模型	RMSE (Train data)	RMSE (Test data)	Loss	收斂穩定次數
RNN	172.20	125.30	0.003	77
LSTM	175.94	136.26	0.003	90
GRU	179.30	127.02	0.003	97

RMSE單位: $\mu\text{g}/\text{m}^3$

結論

研究結果

- 一、「中深烘焙」過程所產生懸浮粒子數值變化可做為不可篡改性之烘焙**程序履歷**。
- 二、透過時間序列人工智能將懸浮粒子區塊鏈(**程序履歷**)預測空氣品質，如此可預測空氣狀況而改善。
- 三、藉著三種時間序列之人工智能將懸浮粒子區塊鏈予以訓練以了解操作誤差，在此且發現三種人工智能對於同一作操作誤差推斷上幾乎無差異性。
- 四、訓練模型完成後之時間序列人工智能再予以區塊鏈化而形成**推斷程序履歷**，配合**程序履歷**形成**操作履歷**，這可大大增加整個系統的食安操作過程與空氣品質公信力如圖13所示。

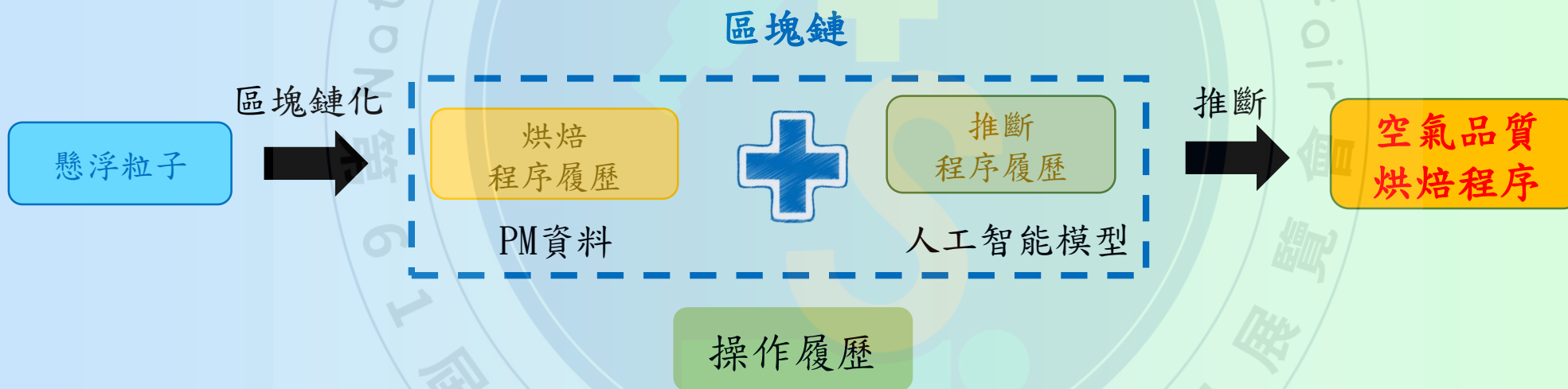


圖13 烘焙操作履歷與功能

未來展望

- 一、區塊鏈與人工智能結合能夠更完整，使系統智能化功能更完善。
- 二、針對不同烘焙操作誤差實驗，使系統具有更準確推斷操作程序能力。
- 三、量測多種懸浮粒子成分資料，以了解脫水、梅納反應與1爆所產生懸浮粒子成分。

參考文獻

- [1] 咖啡烘焙_咖啡大全，黃薇嬪譯，積木文化出版社，2009年。
- [2] Chuang, K. J., Chan, C. C., Su, T. C., Lee, C. T., & Tang, C. S. (2007). The effect of urban air pollution on inflammation, oxidative stress, coagulation, and autonomic dysfunction in young adults. *American journal of respiratory and critical care medicine*, 176(4), pp.370-376.
- [3] KHALED SALAH, M.HABIB UR REHMAN,NISHARA NIZAMUDDIN1, AND ALA AL-UQAHA,"Blockchain for AI: Review and Open Research Challenges", *IEEE Access*, vol.7, pp.10127-10149, 2019.
- [4] 區塊鏈技術演進史，iThome，<http://www.ithome.com.tw/news/105370> 2016/4/23。
- [5] Canyang Guo , Genggeng Liu , and Chi-Hua Chen, Air Pollution Concentration Forecast Method Based on the Deep Ensemble Neural Network, *Wireless Communications and Mobile Computing Volume 2020*, Article ID 8854649,13 pages, <https://doi.org/10.1155/2020/8854649>.神經網絡-空氣污染。