

台塑公司麥寮VCM廠 EDC精餾單元AI節能優化



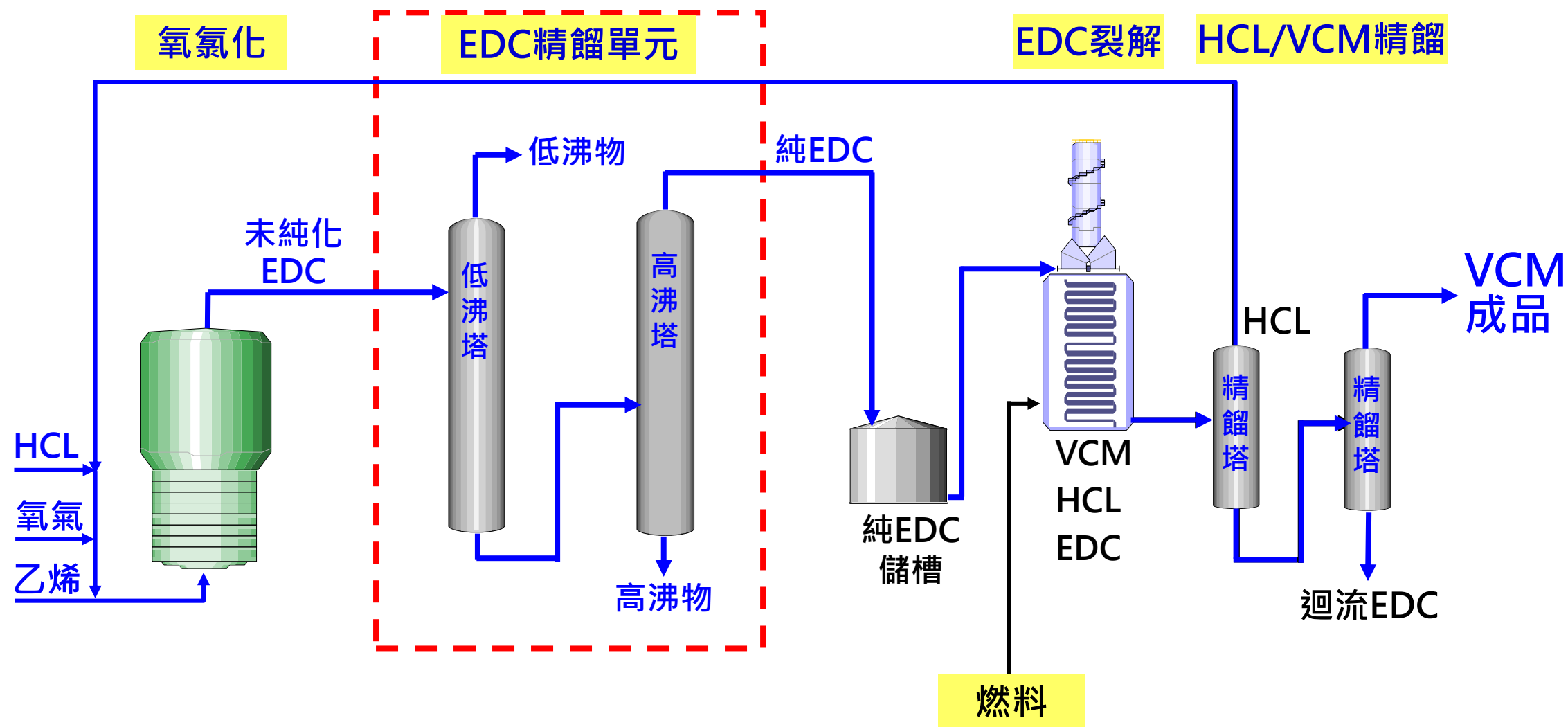
報告人：蘇育寬
日期：2019年9月27日



目錄

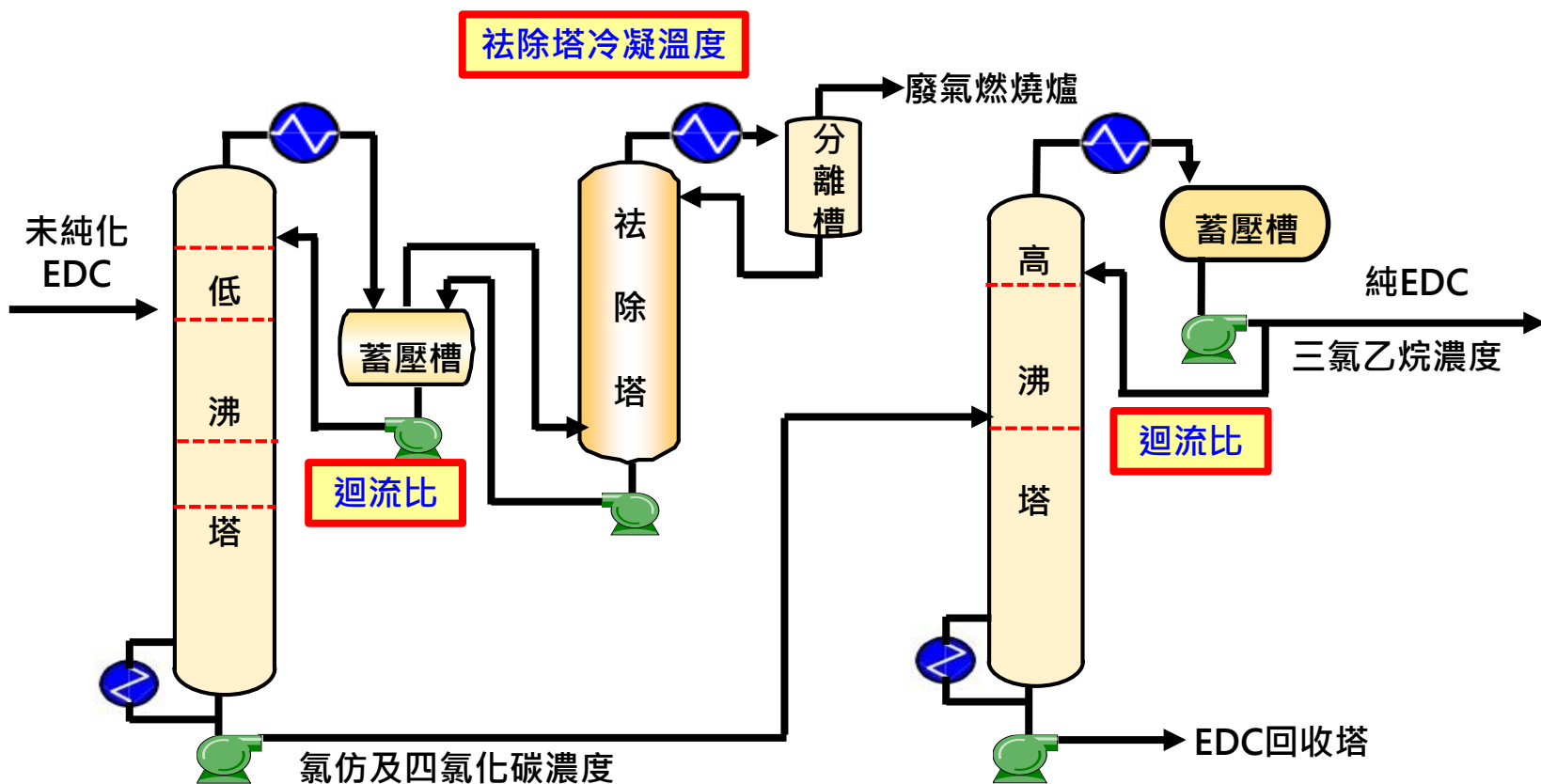
- 1. 麥寮VCM廠製程說明
- 2. 改善動機
- 3. 數據蒐集
- 4. AI模型開發歷程
- 5. 各階段詳細說明
- 6. 效益說明
- 7. 結論及後續推動事項

1. 麥寮VCM廠製程說明



2. 改善動機

- EDC精餾單元以控制純EDC中氯仿、四氯化碳、三氯乙烷的濃度為主要目標。
- 由於氯仿及四氯化碳沸點相近，於低沸塔難以控制最佳條件，易造成能源浪費。
- 本單元製程操作變數主要為低沸塔迴流比、祛除塔冷凝溫度及高沸塔迴流比。



改善前後純EDC濃度說明

項目	濃度(ppm)		說明
	現狀	目標	
氯仿	250~380	<300	氯仿高，裂解爐管易結碳
四氯化碳	800~1,200	1,500	四氯化碳能提升裂解率
三氯乙烷	<100	<150	三氯乙烷高，裂解爐管易結碳，但太低浪費蒸汽

3. 數據蒐集

時間 2019-03-31	入料量 (噸/時)	冷凝器 溫度(°C)	四氯化碳 出料濃度
15:00:00	119.92	46.99	空值
15:00:10	119.94	46.96	
15:00:20	119.93	47.01	1,150 ppm
15:00:30	119.96	47.03	空值
15:00:40	119.94	46.99	
15:00:50	119.90	46.98	
15:01:00	119.95	46.98	
15:01:10	119.93	46.97	
15:01:20	119.94	47.00	
15:01:30	119.97	46.98	
15:01:40	119.94	46.96	
15:01:50	119.92	46.94	
15:02:00	119.98	46.92	
15:02:10	119.99	46.88	
15:02:20	120.02	46.85	
15:02:30	120.06	46.81	

製程參數：2019年2月~4月底約有350萬餘筆

檢驗數據：2019年2月~4月底有269筆

- (1) RTPMS(即時生產管理系統)最快每10秒可讀取一次DCS製程參數，並進行儲存。
- (2) 檢驗數據過去為每天1筆，本案增加為每天6筆，總計2月~4月底共269筆。
- (3) 雖RTPMS數據有350萬餘筆，但檢驗數據僅269筆，故只能用檢驗數據所對應的製程參數進行AI模型訓練。

4. AI模型開發歷程

Start

EDC精餾單元AI模型的開發歷程

上線

4/29

5/13

6/10

6/15

7/11

8/21

項目	四氯化碳(CCl ₄)濃度估算模型開發				操作模型開發	模型上線
階段	第一階段	第二階段	第三階段	第四階段	第五階段	第六階段
演算法	Ridge	Ridge	DNN	DNN+遷移式學習	1.將AI濃度估算模型組合成虛擬製程環境。 2.利用虛擬製程環境及增強式學習訓練AI操作模型。 3.部署AI操作模型至DCS，由操作人員觀察建議值合理性。	由盤控人員依AI建議進行製程調整驗證濃度能否達到預期目標並節省能耗。
資料來源	檢驗數據	模擬數據	模擬數據	模擬數據		
樣本數量	269筆	1,983筆	1,983筆	1,983筆		
平均誤差率	5.11%	15.69%	14.57%	6.93%		
結果說明	平均誤差率符合要求，但因檢驗數據量少，造成訓練後的模型其製程參數權重的相關性不符化工原理。	利用模擬軟體產生之數據訓練模型後，符合化工製程原理，但以269筆檢驗數據驗證，平均誤差率偏高。	利用非線性的深度神經網路演算法提升準確率，但以269筆檢驗數據驗證，平均誤差率仍偏高。	1.利用遷移式學習技巧，將模擬數據訓練後的DNN模型重新利用100筆檢驗數據訓練，以修正平均誤差率，再以169筆進行驗證。 2.目標平均誤差率降至10%以內。		

註：DNN (Deep Neural Networks)

5.1 第一階段(演算法選定)

- 因濃度估算目標為連續型數值，初期研討可採用迴歸演算法。
- 蒐集製程檢驗數據269筆，以5種迴歸演算法進行模型的訓練與驗證。

各種迴歸演算法之四氯化碳濃度估算模型

迴歸演算法	訓練平均誤差率%	驗證平均誤差率%
1. Random Forest	3.34	13.1
2. SVM	6.39	5.11
3. KNN	6.75	12.95
4. Ridge	5.33	5.11
5. Lasso	6.31	5.51

- Ridge演算法的訓練與驗證的平均誤差率值較小，故先選用Ridge做為模型的演算法。

5.1 第一階段(Ridge演算結果)

四氯化碳濃度估算-模型特徵權重表

特徵參數(Xn)	點位	權重(Wn)	是否符合化工原理
四氯化碳入料濃度	wet_edc_ccl4	+36.4	是
氯仿入料濃度	wet_edc_chcl3	-15.1	
入料量	FRC-C102-F.PV	-4.2	
入料溫度	TI-C102-F.PV	+3.4	
蒸氣用量(T/H)	FRC-E105A.PV	-117.6	
低沸塔#75層溫度	TR-C102-1.PV	+21.0	
低沸塔#68層溫度	TR-C102-2.PV	-460.3	
低沸塔塔底溫度	TR-C102-5PV	+262.0	
低沸塔冷凝器溫度	TRC-E106.PV	+39.2	否(權重應為負值)
氯仿祛除塔塔頂壓力	PR-C112-B.PV	+9.5	是
氯仿祛除塔塔底壓力	PR-C112-T.PV	-39.2	
氯仿祛除塔塔底溫度	TI-C112-T.PV	-61.9	
氯仿祛除塔塔頂溫度	TI-C112-B.PV	+18.0	
氯仿祛除塔冷凝器溫度	TRC-E118.PV	+60.7	否(權重應為負值)
NC-102背壓(kg/cm2)	PRC-C102.PV	+16.6	是
NC-102尾氣排放流量	FI-C102-V.PV	+17.8	
S-102低沸物排放流量	FR-S102.PV	+26.7	
迴流比	NC-102 Ratio	-103.5	否(權重應為正值)

$$Y(CCl_4\text{出料濃度}) = \sum_{n=1}^n w_n X_n + b$$

1. 權重(w_n)正負號表示製程特徵參數(X_n)與濃度的相關性
 + 表示製程參數愈大，對應四氯化碳濃度愈高
 - 表示製程參數愈大，對應四氯化碳濃度愈低
2. Ridge演算法雖估算結果與實際檢驗數據相近，但因檢驗數據只有269筆，導致Ridge部分特徵參數權重的正負值與化工原理不符。
3. 例如：
 以氯仿祛除塔冷凝器溫度為例，溫度愈高，四氯化碳愈容易由塔頂脫除，造成出料EDC中四氯化碳濃度愈低，顯示Ridge建模後的部分特徵係數不符化工原理。

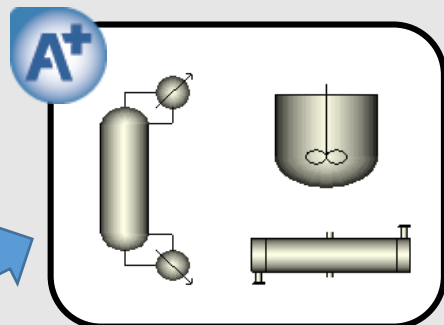
5.2 第二階段(Aspen模擬軟體介紹)

- 因檢驗數據僅269筆，導致訓練結果不符合化工原理，故再以Aspen模擬軟體產生更多的模擬數據進行AI模型訓練。
- Aspen模擬軟體特色與優勢：

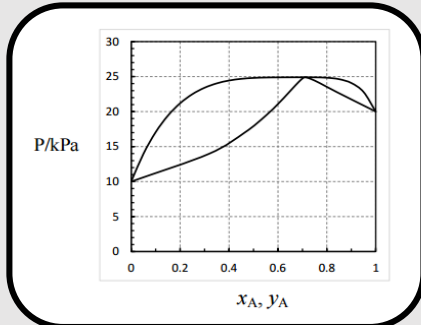
1.龐大的物化性資料庫



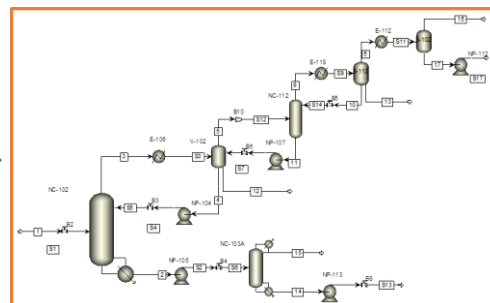
2.完整的化工製程單元



3.多種熱力學方程式



4.建立製程模型



5.符合化工原理的結果

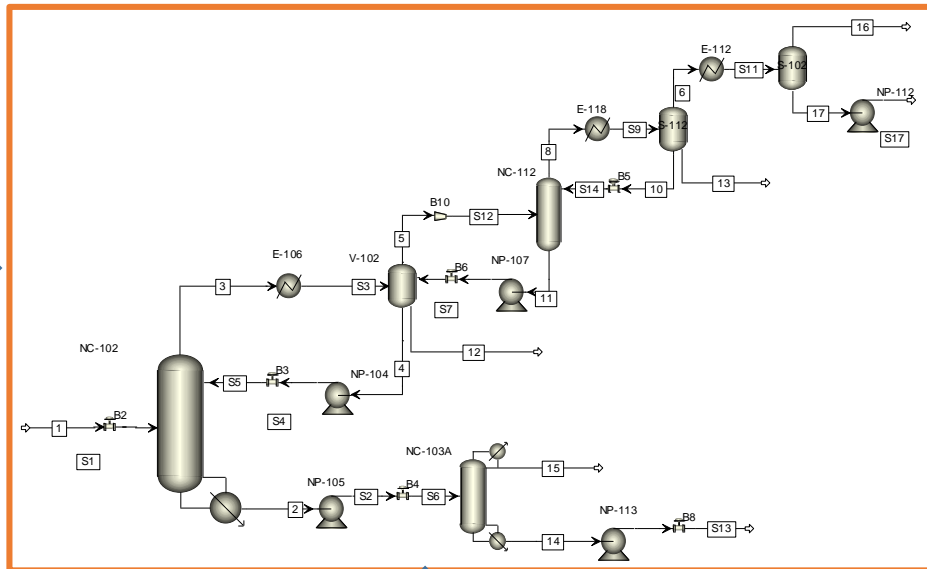
1. 產品品質分析
2. 設備效能評估
3. 製程條件最佳化
4. 新製程設計開發

5.2 第二階段(產生模擬數據的流程)

Step1: 收集製程相關資料

- 1.基本設計資料
製程流程圖、
質能平衡、
基本物性資料
- 2.目標單元資料
蒸餾塔板數、塔板
效率及塔壓差

Step2: 藉由模擬軟體元件庫建立模擬系統



Step3: 利用實際運轉數據，
調整模擬軟體內建
方程式的參數

製程運轉數據

- 1.RTPMS製程數據
- 2.檢驗數據

Step5: 產生濃度模擬數據

品質數據

- 1.氯仿濃度
- 2.四氯化碳濃度
- 3.三氯乙烷濃度

模擬數據

- 1.入料濃度
- 2.低沸塔入料量
- 3.低沸塔冷凝器溫度
- ...

Step4: 輸入製程條件

5.2 第二階段(模擬製程條件)

- 現場操作穩定，難有變動較大的特徵資料供AI學習，因此模擬可設定較廣的製程條件，以提供更多製程變化的數據給AI模型學習，以低沸塔塔底四氯化碳濃度為範例如下。

特徵(製程參數)	現場數值範圍	模擬製程條件
四氯化碳入料濃度(ppm)	3,120~3,464	2,000~4,000
低沸塔入料量(T/H)	113.6~126.4	100~140
低沸塔冷凝器溫度(°C)	65.4~68.6	64~70
氯仿祛除塔冷凝器溫度(°C)	42.75~46	40~48
低沸塔迴流比	0.9~1.05	0.8~1.1

- 利用Aspen軟體產生的模擬數據有1,983筆。

5.2 第二階段(用模擬數據訓練結果)

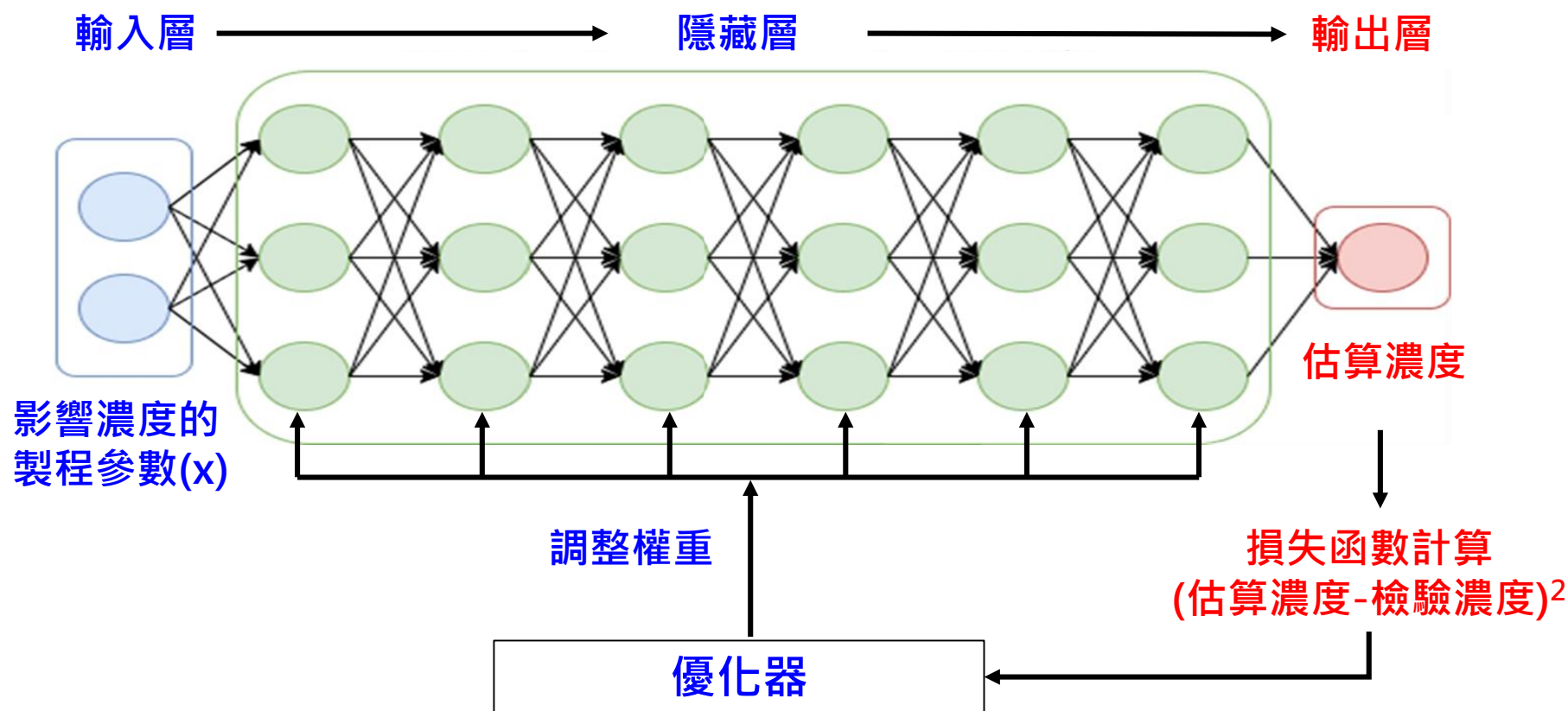
- 利用Aspen模擬的數據1,983筆進行訓練，訓練後的結果原本與化工原理不符的製程參數權重皆已獲得解決，但是驗證後的平均誤差率偏高，詳如下表：

特徵(製程參數)	使用前		使用後	
	權重	化工原理	權重	化工原理
低沸塔冷凝器溫度	+39.2	不符合	-12.22	符合
氯仿祛除塔 冷凝器溫度	+60.7	不符合	-360.73	符合
低沸塔迴流比	-103.5	不符合	+89.40	符合
平均誤差率	5.11%	-	15.69%	-

- 由於Aspen模擬軟體與製程實際操作會有落差，造成濃度估算誤差提高，故需用實際檢驗數據修正模型。
- 經檢討，決定使用遷移式學習(Transfer learning)，縮小Aspen模擬與實際製程操作的落差，但因Ridge演算法無法固定製程參數權重，不適用於遷移式學習，故改用深度神經網路(DNN)重新建立模型。

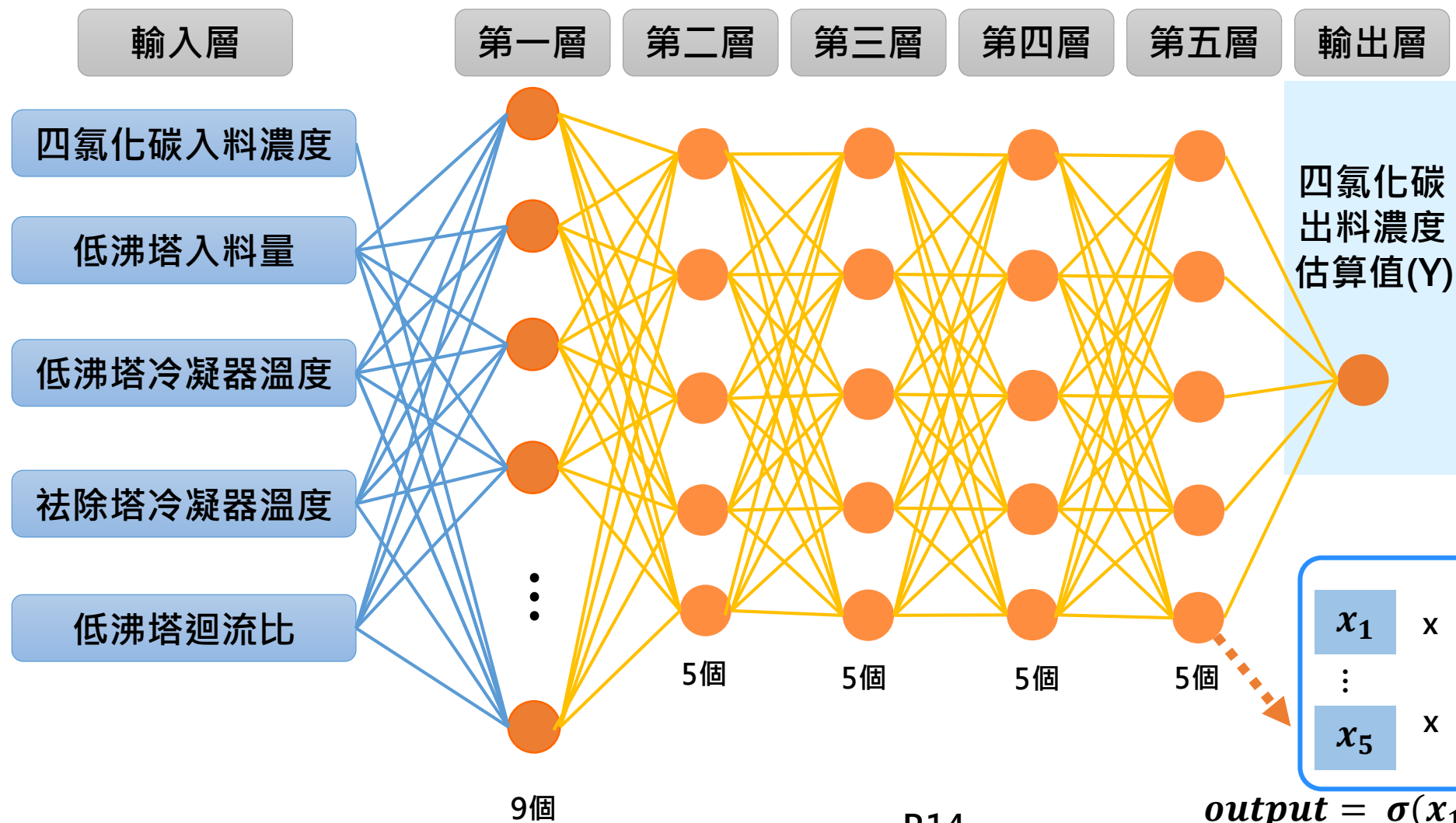
5.3 第三階段(深度神經網路DNN原理)

- DNN是一種非線性數學模型，常用於探索輸入和輸出間複雜的關係，透過大量的「神經元」連結來進行計算，達到模型訓練的目的。
- DNN訓練過程：



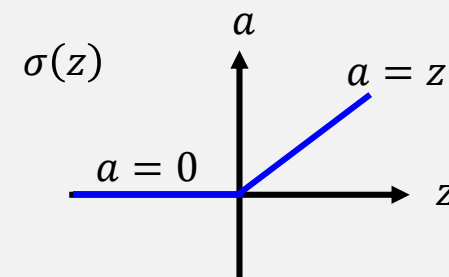
5.3 第三階段(用模擬數據訓練DNN模型)

- 利用Aspen模擬的數據(1,983筆)進行訓練，並以檢驗數據(269筆)驗證，平均誤差率為14.57%仍偏高。



平均誤差率 : 14.57%

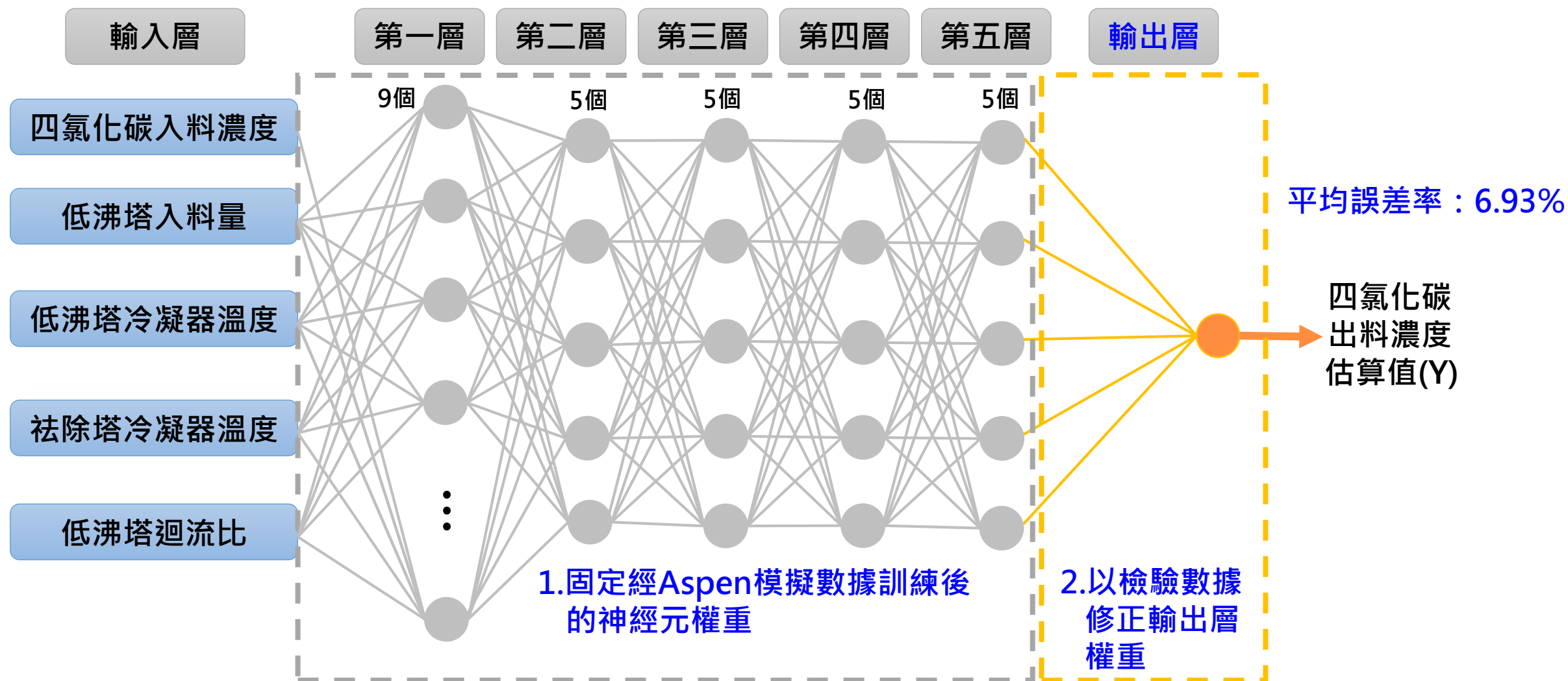
Relu 激活函數



$$output = \sigma(x_1 * w_1 + \dots + x_5 * w_5 + bias)$$

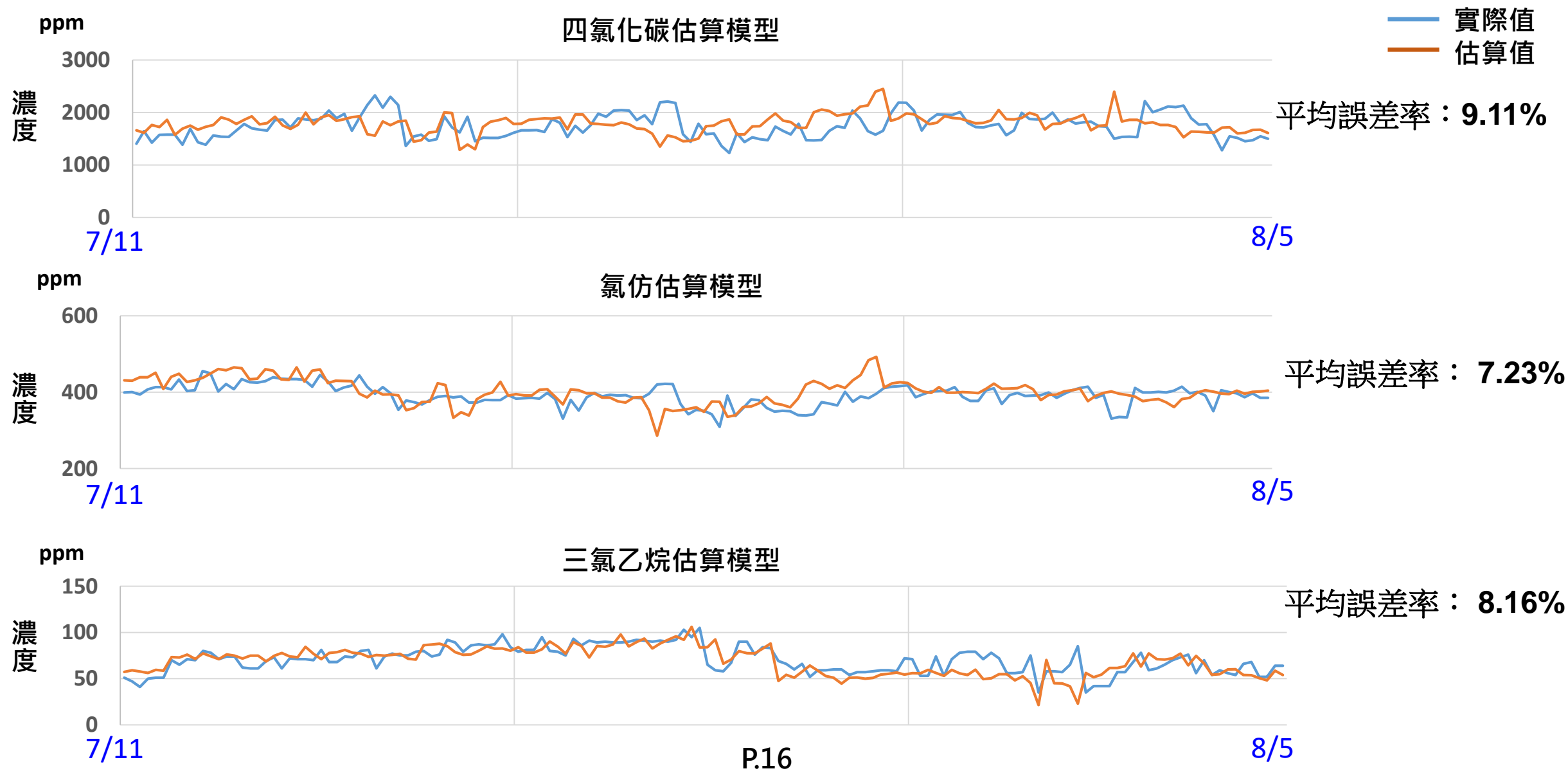
5.4 第四階段(用遷移式學習修正誤差率)

- 以實際檢驗數據100筆套入經Aspen模擬數據(1,983筆)訓練後的DNN模型進行訓練，再以實際檢驗數據169筆驗證，平均誤差率由14.57%降為6.93%。



5.4 第四階段(估算模型驗證)

- 7/11~8/5模型驗證結果，估算數據與檢驗數據趨勢相符(平均誤差率<10%)。



5.5 第五階段(AI操作模型開發)

- 為使AI模型能提供建議值給製程操作人員參考，決定以增強式學習(Reinforcement Learning)來訓練AI操作模型。
- 增強式學習能夠讓AI不依靠人類經驗，透過不斷的trial and error，來進行自我學習及修正，但AI不可能在化工廠實際操作來學習品質控制，故需開發虛擬製程環境來訓練AI操作。
- 增強式學習的應用案例如自動駕駛車、機器手臂。



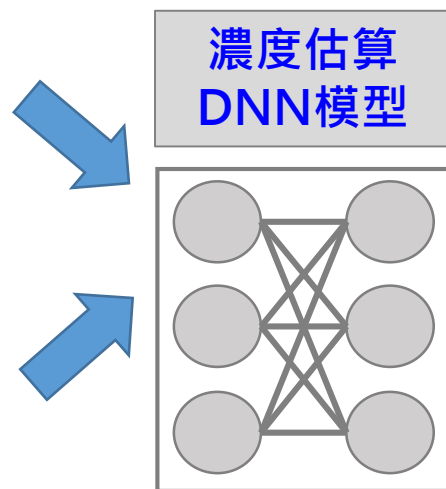
Google 利用七個機械手臂，共訓練超過 58 萬次嘗試抓取不同的物品。最後成功抓取率為96%。

5.5 第五階段(虛擬製程環境建立)

- 開發增強式學習之虛擬環境，包括製程參數、控制參數、濃度估算模型、估算濃度與目標濃度的差距。

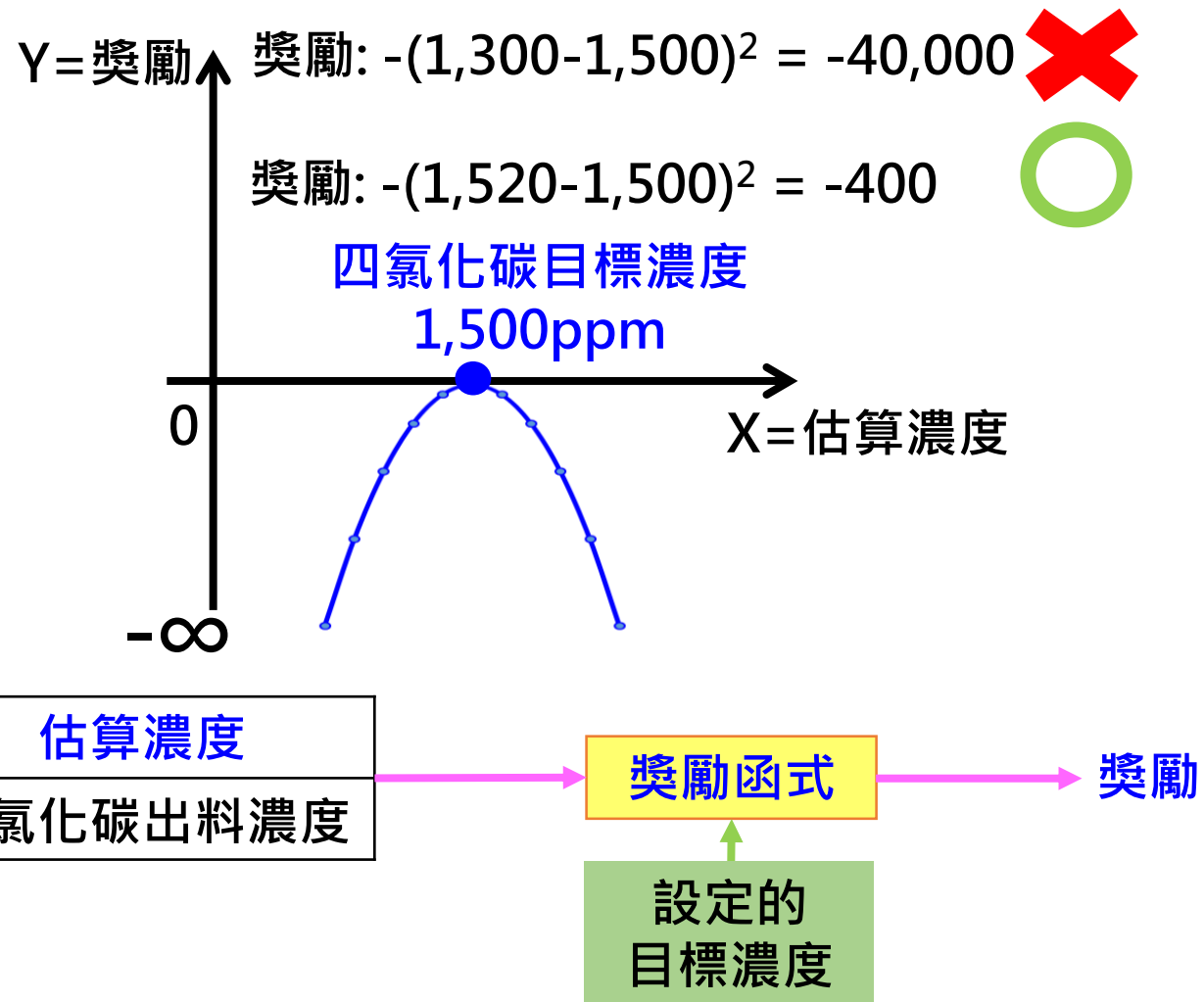
製程參數
四氯化碳入料濃度
低沸塔入料量
低沸塔冷凝器溫度

控制參數
氯仿祛除塔冷凝器溫度
低沸塔迴流比



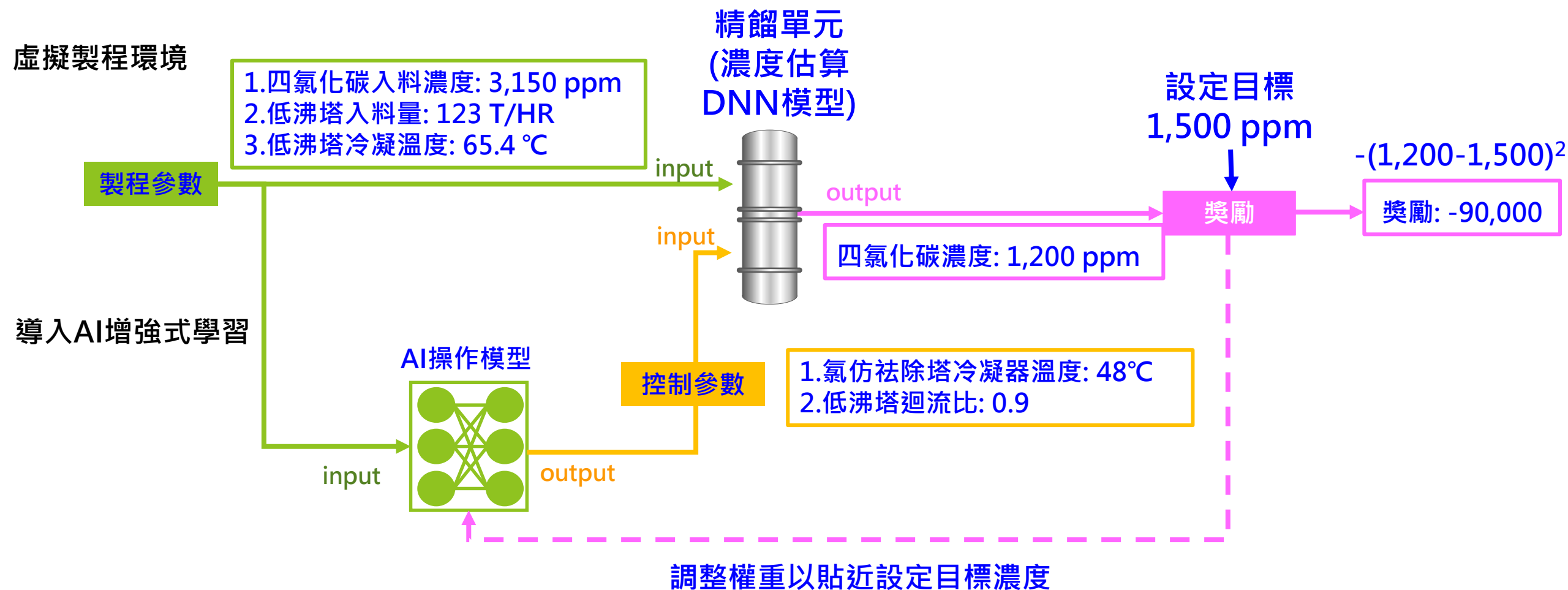
估算濃度
四氯化碳出料濃度

$$\text{獎勵} = -(\text{估算濃度} - \text{目標濃度})^2$$



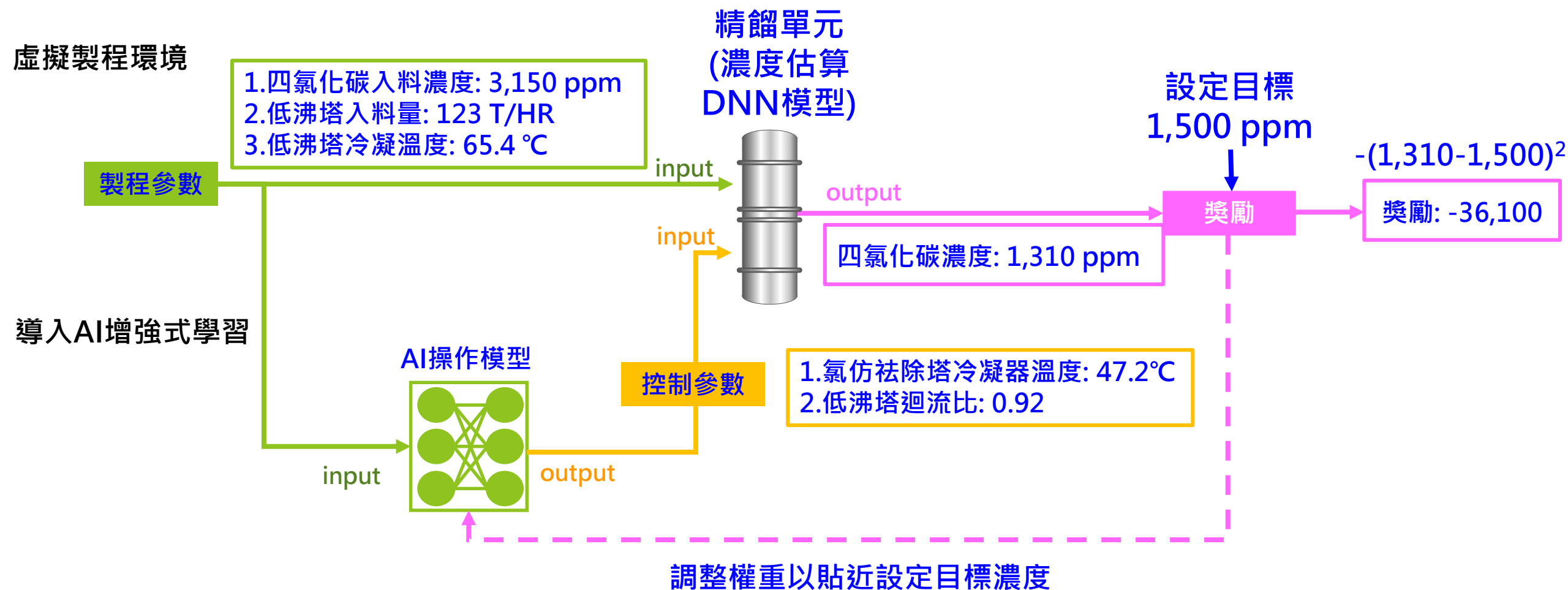
5.5 第五階段(AI操作模型訓練實例說明)

- 隨機產生100種虛擬製程條件組合，每個組合操作200次，30分鐘訓練2萬次。



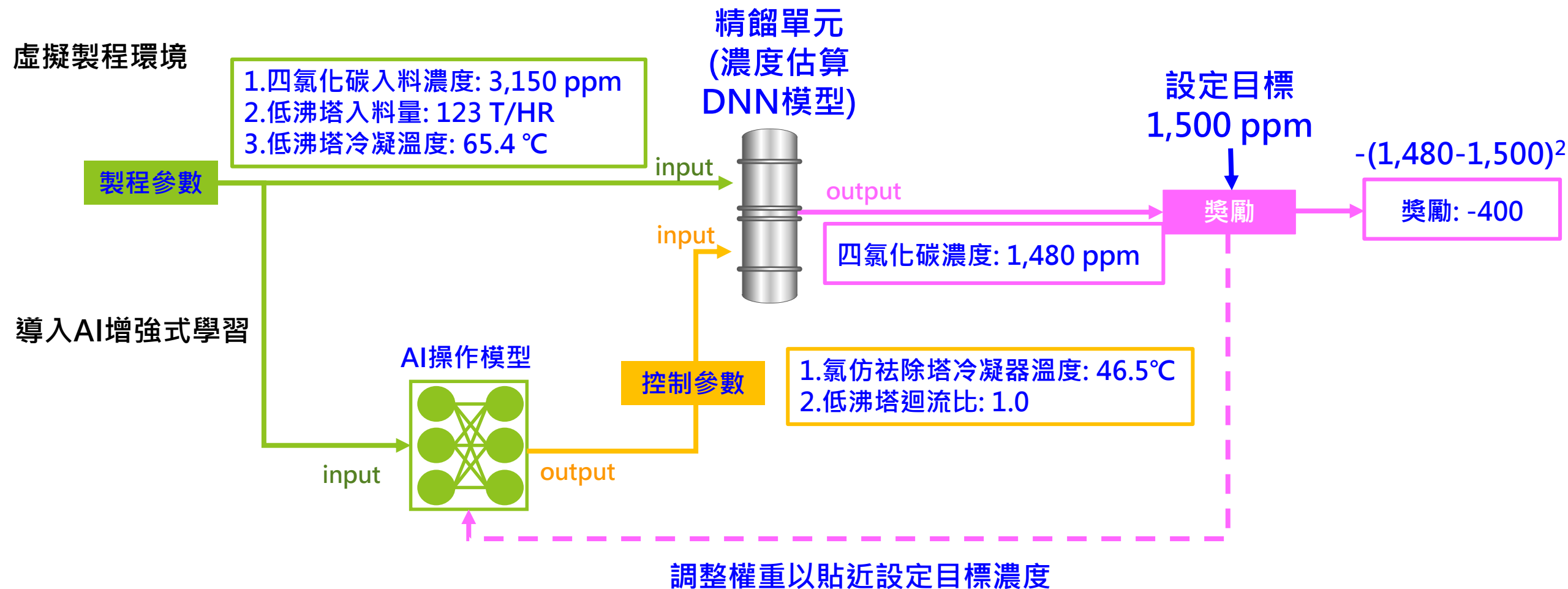
5.5 第五階段(AI操作模型訓練實例說明)

- 隨機產生100種虛擬製程條件組合，每個組合操作200次，30分鐘訓練2萬次。



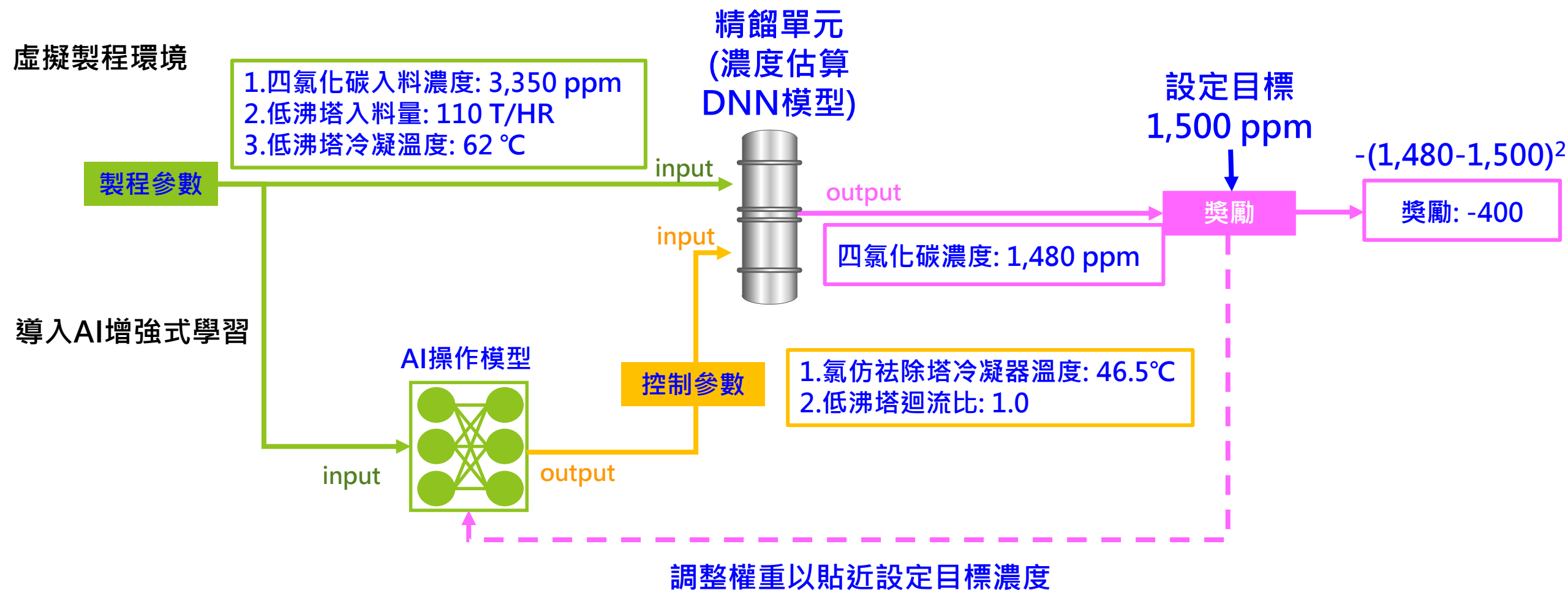
5.5 第五階段(AI操作模型訓練實例說明)

- 隨機產生100種虛擬製程條件組合，每個組合操作200次，30分鐘訓練2萬次。

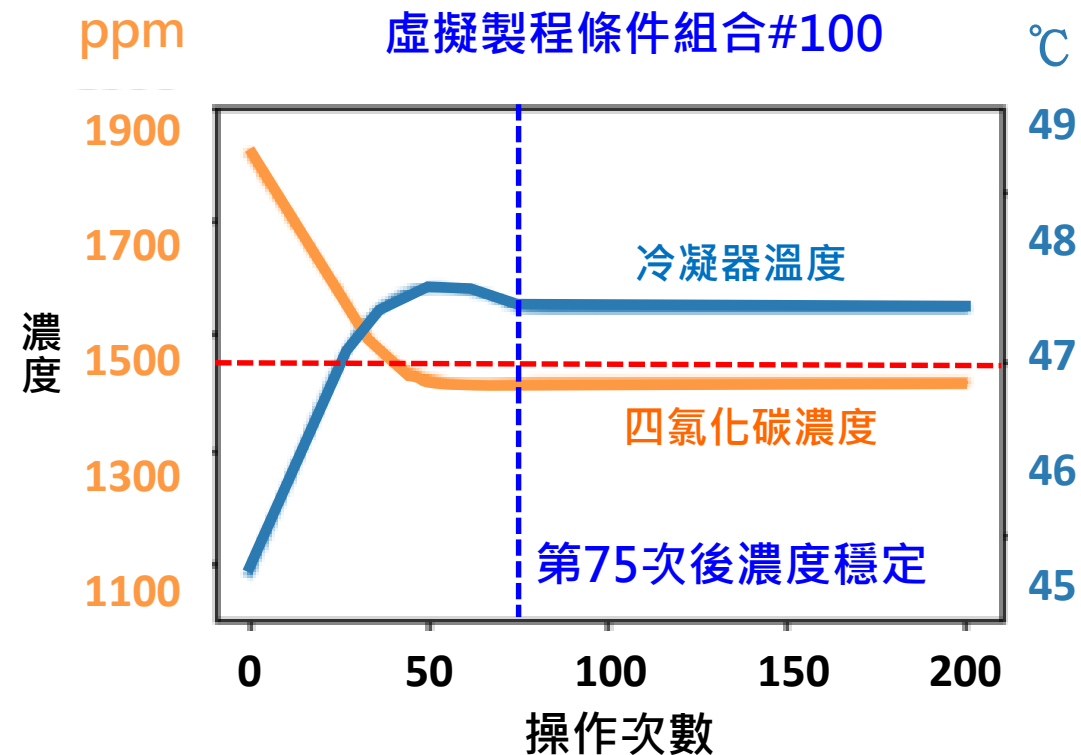
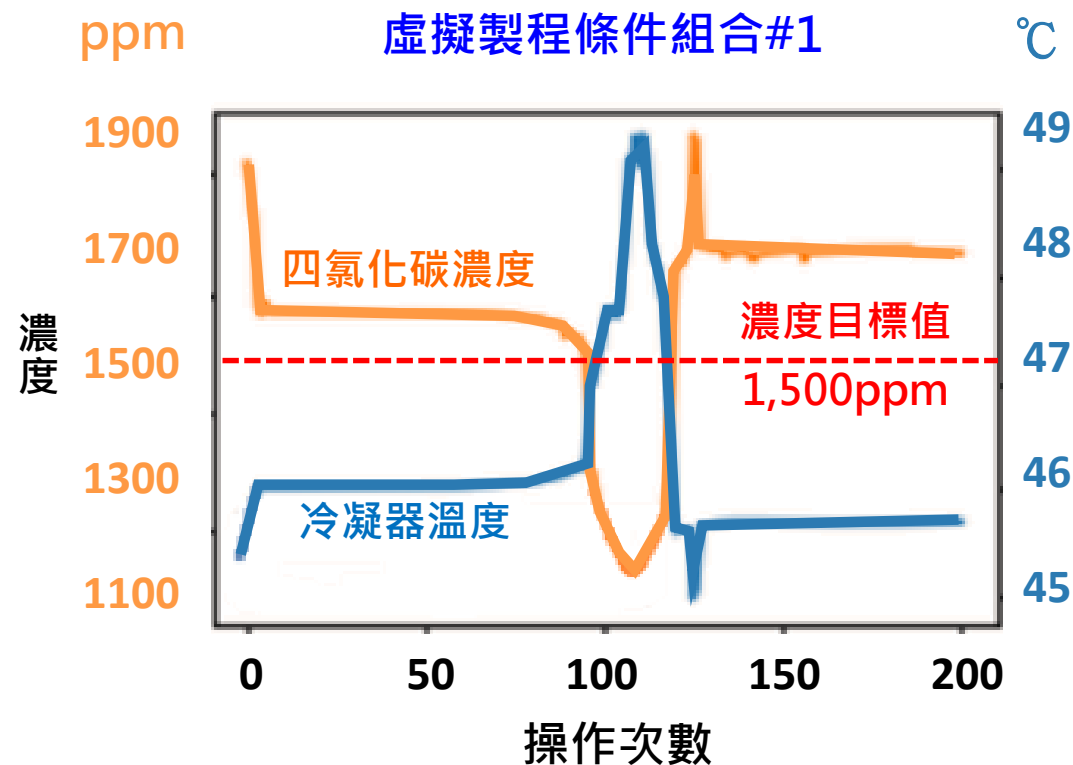


5.5 第五階段(AI操作模型訓練實例說明)

- 隨機產生100種虛擬製程條件組合，每個組合操作200次，30分鐘訓練2萬次。



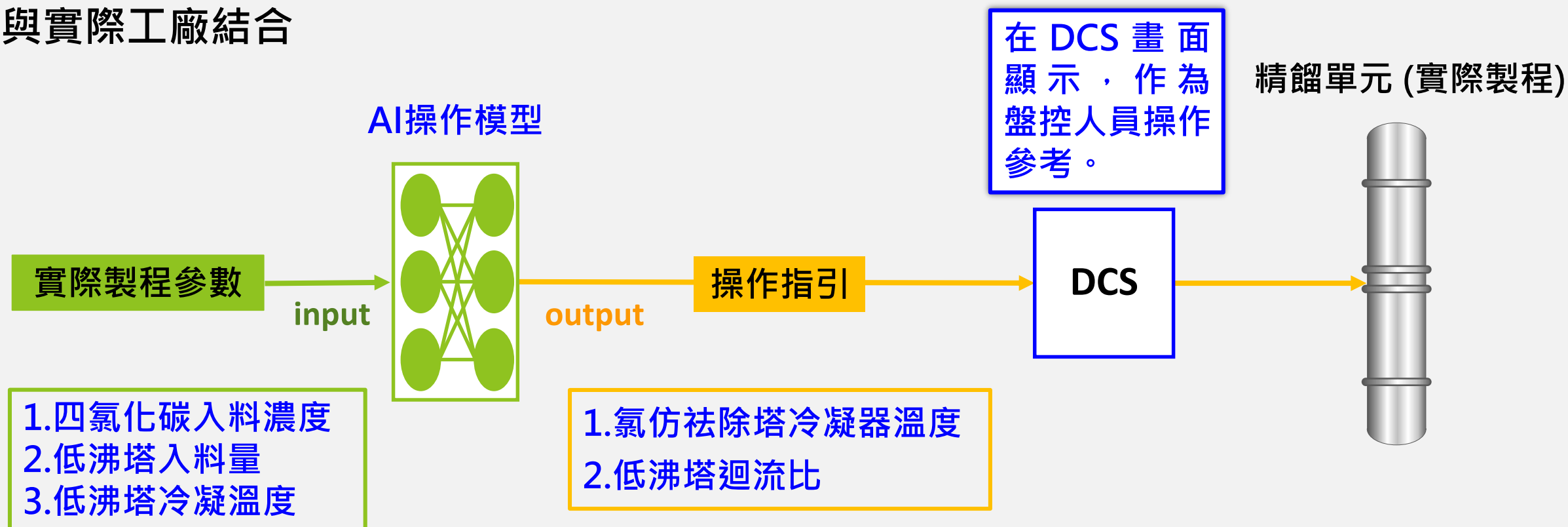
5.5 第五階段(AI操作模型訓練過程)



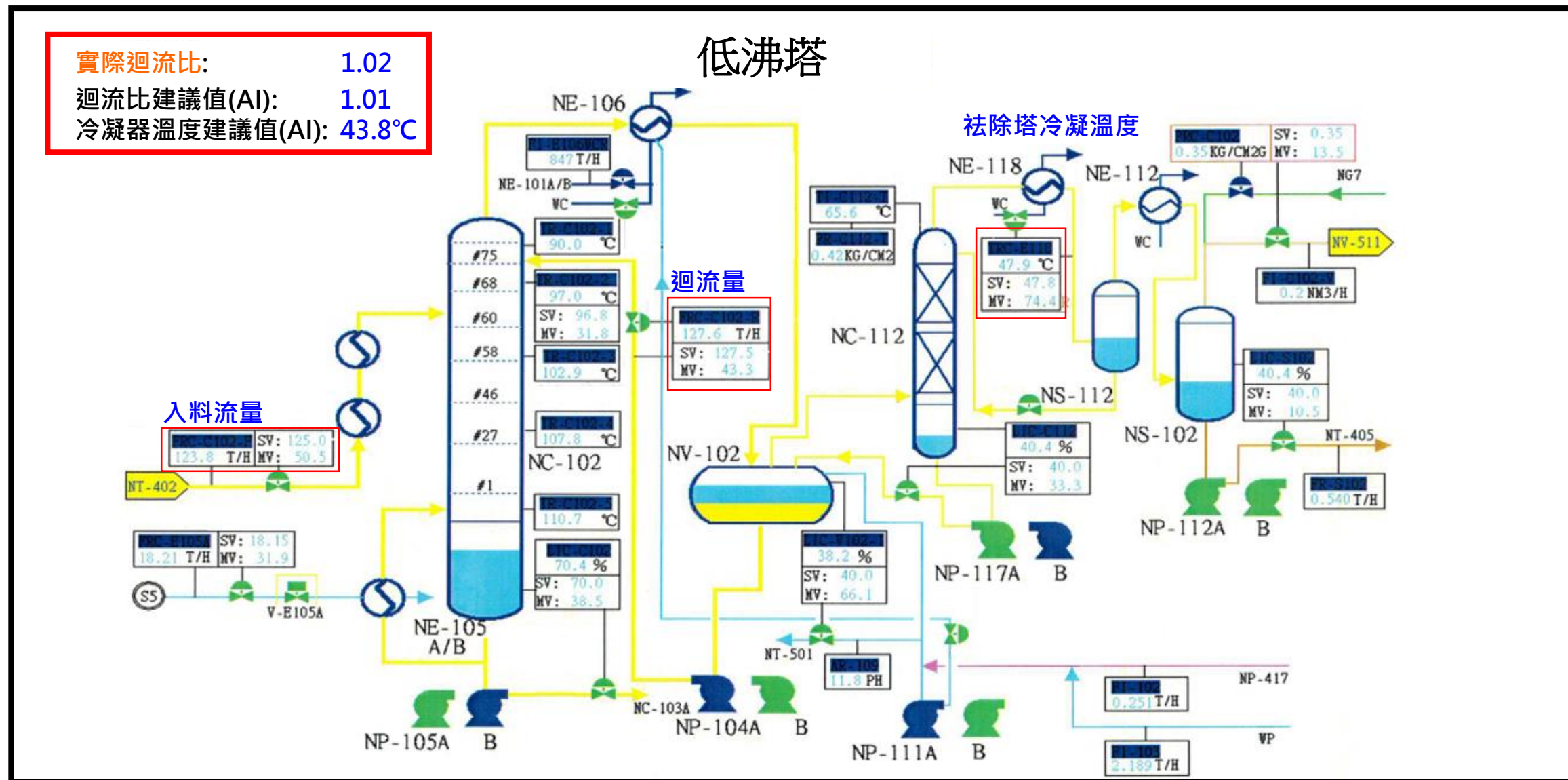
為節省訓練時間，加入基本操作限制條件：
若四氯化碳濃度低於1,400ppm，則冷凝器溫度往下調整
若四氯化碳濃度高於1,600ppm，則冷凝器溫度往上調整

5.6 第六階段(8/21操作模型上線)

與實際工廠結合

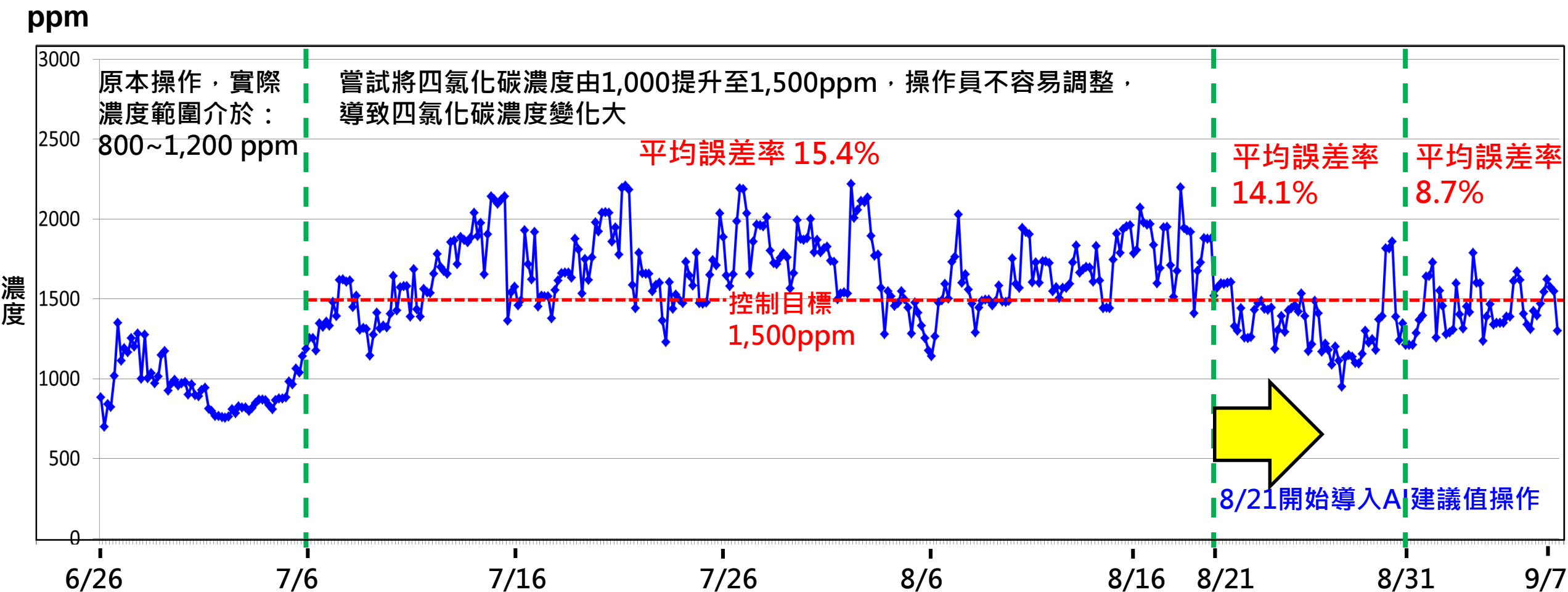


5.6 第六階段(操作模型上線後DCS畫面)



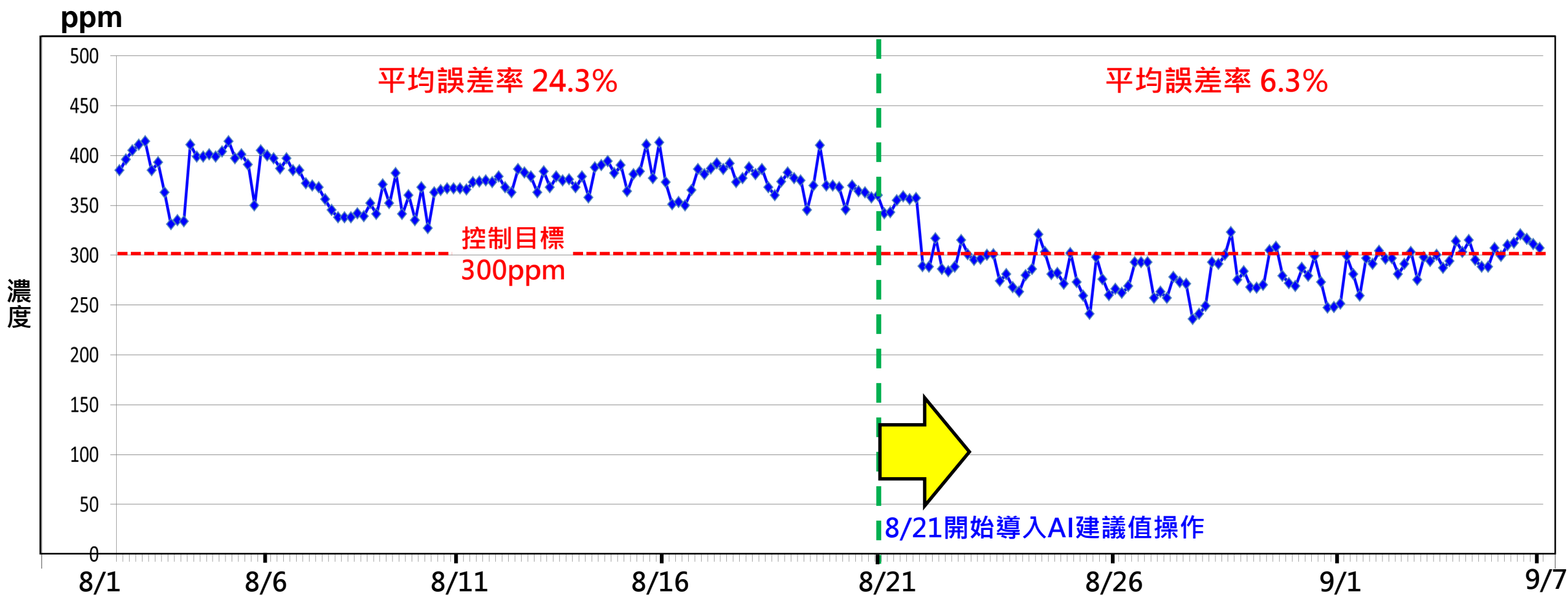
5.6 第六階段(操作模型上線結果)

- 四氯化碳8/21上線，8/21~8/31平均誤差率為14.1%偏高，經將祛除塔冷凝溫度由一次調整至目標值，改為逐步調整，9/1~9/7平均誤差率已降為8.7%。



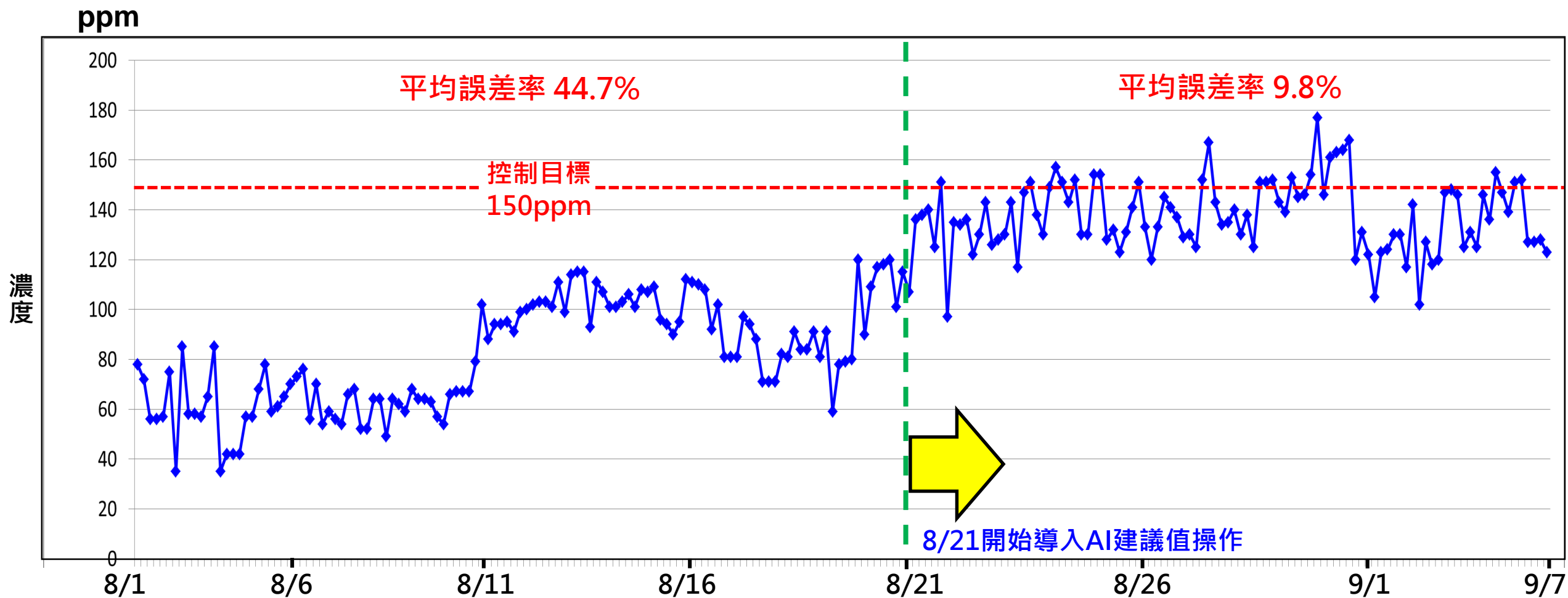
5.6 第六階段(操作模型上線結果)

- 氯仿測試8/21上線驗證結果，8/21~9/7平均誤差率已降為6.3%。



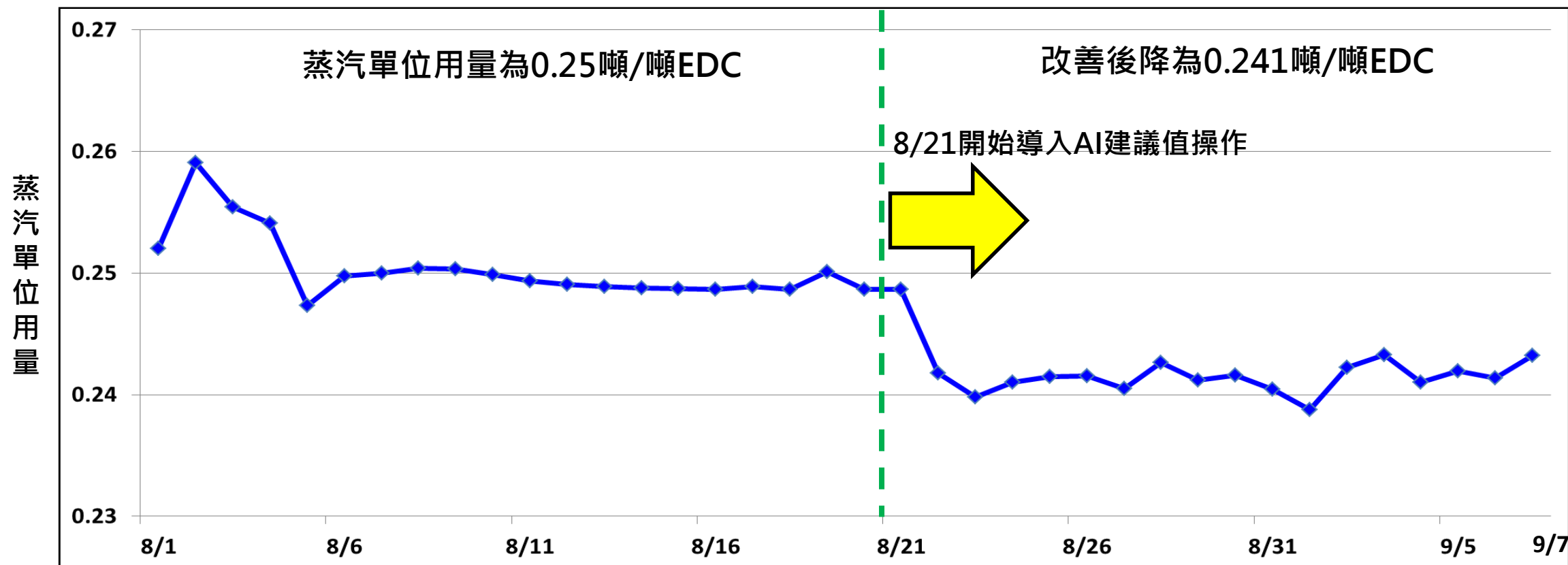
5.6 第六階段(操作模型上線結果)

- 三氯乙烷8/21上線驗證結果，8/21~9/7平均誤差率已降為9.8%。



5.6 第六階段(操作模型上線結果)

- 高沸塔迴流比操作由0.9降到0.85，AI改善前純化每噸EDC的蒸汽單位用量為0.25噸，改善後降為**0.241噸**，節省蒸汽**1.13噸/時**(EDC入料125噸/時)。



6. 效益說明

單位：台幣仟元

1. 裂解爐 效益	①裂解率增加0.6%，裂解爐燃料LPG用量減少 (0.024 噸/時 X 8,000 小時/年 X 23,000 元/噸)	4,416
	②裂解蒸發罐蒸汽用量減少 (0.088 噸/時 X 8,000 小時/年 X 972 元/噸)	684
	小計	5,100
2. 精餾系統 效益	①裂解精餾系統蒸汽用量減少 (0.209 噸/時 X 8,000 小時/年 X 972 元/噸)	1,628
	②迴流EDC精餾系統蒸汽用量減少 (0.031 噸/時 X 8,000 小時/年 X 972 元/噸)	241
	③高沸塔蒸汽用量減少 (1.13 噸/時 X 8,000 小時/年 X 972 元/噸)	8,787
	小計	10,656
總計		15,756

7. 結論及後續推動事項

1. 本AI專案執行過程中突破下列兩點：

- ① 推動AI可利用模擬系統產生數據進行訓練，再配合遷移式學習，可解決製程操作檢驗數據量不足的問題。
- ② 增強式學習依本案驗證的結果，確實能有效導引操作人員進行控制，達到最佳化生產目標。

2. 後續推動事項：

本案將持續精進，再推廣至其它類似精餾塔製程，擴大效益。

報告完畢 恭請總裁訓示

