

知識物件上傳表

計畫名稱：工業低碳燃燒節能技術開發計畫

上傳主題：燃燒爐人工智能模型建立與燃燒效能提升

提報機構：工業技術研究院綠能所

提報時間：113 年 09 月 05 日

與計畫相關	☒ 1.是 ☐ 2. 否
國別	☒ 1.國內 ☐ 2. 國外：(註明國家名稱)
能源業務	☐ 1.能源政策(包含政策工具及碳交易、碳稅等) ☐ 2.石油及瓦斯 ☐ 3.電力及煤碳(包含電力供應、輸配、煤炭、核能等) ☐ 4.新及再生能源 ☒ 5.節約能源(包含工業、住商、運輸等部門) ☐ 6.其他
能源領域	☐ 1.能源總體政策與法規 ☐ 2.能源安全 ☐ 3.能源供需 ☐ 4.能源環境 ☐ 5.能源價格 ☐ 6.能源經濟 ☒ 7.能源科技 ☐ 8.能源產業 ☐ 9.能源措施 ☐ 10.能源推廣 ☐ 11.能源統計 ☐ 12.國際合作
決策知識類別	☐ 1.建言(策略、政策、措施、法規) ☒ 2.評析(先進技術或方法、策略、政策、措施、法規) ☐ 3.標竿及統計數據：技術或方法、產業、市場等趨勢分析 ☐ 4.其他：
重點摘述	本研究利用國內某化工廠所提供的製程廢氣燃燒爐現場運轉數據，建構出一套智能控制模型，藉由監督式學習的方式(Supervised Learning)使數據集中，並採用迴歸分析的方法建立模型來對蒸汽量與後端煙氣排放組成(O_2、NO_x、CO 與 SO_x)等特徵進行預測。研究程序分為資料清洗、特徵工程、模型建立、模型預測以及模型驗證等五個階段。在資料清洗階段，異常數據會被排除以提升數據的純度；在特徵工程階段，透過資料分布及觀察統計數據的資料型態來決定對於離群值(Outlier)的處理方式，並執行關聯性分析，探討特徵彼此間的線性相關程度；在模型建立方面，本研究選用神經網路(neural networks)、廣義加性模型(Generalized Additive Model)、隨機森林(Random Forest)及多元適應性雲形迴歸 (Multivariate Adaptive Regression Splines)等四種模型，最後，通過四種不同模型的比較結果篩選出準確度最佳的模型，以達到具備精準預測特徵值的能力，並針對此模型來進行燃燒爐操作參數優化，達成提升燃燒爐燃燒效能之目的。
關鍵字	人工智能模型,燃燒爐,監督式學習,燃燒效能

詳細說明

人工智慧與傳統數值模擬最大的差異在於其運算方式的不同，傳統數值模擬需要詳盡的物理公式與化學反應式，而人工智慧則需要大量的數據並搭配特定的演算法，進行輸入與輸出特徵間的關係來進行學習與運算[1, 2]。以類神經網路為例，單一類神經元將接收到的輸入訊號進行加權並以偏置(Bias)做修正，於類神經元內加總後經由啟動函數將輸出的數值進行非線性化轉換，使其具備可擬合(Fitting)較複雜問題的結構。

本研究利用國內某化工廠於燃控過程中所收集之運轉數據，包含各種燃料進料量、空氣量、爐溫、蒸汽溫度、蒸汽產率與排放氣體組成等數據，作為人工智慧模型建立與訓練之依據，並透過資料處理及參數調整等方式，進行人工智慧深度學習模型訓練及模型優化工作，以精準預測其燃燒反應後的產物比例與燃燒爐各項操作性能。

本研究針對所收集到三年期資料集(共 315,600 筆數據)，逐步進行資料清洗、特徵前處理、資料分割、模型選擇、模型建立及模型驗證等工作，以建立完整的智能燃控模型並獲取精確的預測結果。

本研究以深度學習為出發點進行模型篩選並根據資料特徵，預計以下述四種模型架構來進行評估與訓練：

(1)全連接神經網路(Fully Connected Neural Network)

數值類型之特徵將輸入至由全連接層建構而成之神經網路中，並嘗試不同的超參數(Hyperparameter)組合來找出最佳參數組，包含各隱藏層之神經元數量、隱藏層層數與不同之啟動函數等，最後於輸出層得到最終的預測結果。

(2)廣義加性模型(Generalized Additive Model)

此模型為機器學習中複雜度相對較低之模型，其優點在於可以擬合輸入與輸出特徵間不具備線性關係的數據。較低的複雜度代表較小的過擬合可能性，其訓練速度快且容易執行，後續亦會根據特徵關係進行參數修正，嘗試找出最佳的擬合方程式並與其他模型進行比較。

(3) Bagging模型

此模型原理為建構大量的弱學習器(Weak learner)，結合多個弱學習器後，再集結成一個強學習器以大幅度地提升模型的表現，其代表性模型為隨機森林(Random forest, RF)。隨機森林透過Bagging技術產生多棵具差異性的CART樹(Classification and Regression Tree)，其從訓練資料集中隨機抽取樣本來訓練多棵樹，而每次取出的樣本皆會放回母體，因此，每棵樹會有部分資料重複，然而基於每棵樹的訓練樣本不盡相同，故各棵樹之間仍具備差異性，而每棵樹的權重一致，最後的預測結果則是透過投票來決定。此模型訓練速度快且具備較佳的抗噪 (noise)能力，為機器學習領域中之主流模型之一。

(4)多元適應性雲形迴歸模型(Multivariate Adaptive Regression Splines, MARS)

1990 年由 Friedman [3]提出，是一種可調整且具彈性的多變量無母數迴歸技術，利用多個基底函數(Basis function)進行累加，建構出趨近於非線性的模型，其通用模型如下：

$$\hat{f}_{(x)} = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{k_m} [s_{km} \cdot (x_{v(k_m)} - t_{k_m})]_+$$

其中 a_0 、 a_m 為係數， M 為基底函數的個數， k_m 代表折點(Knot)的個數， $s_{km} \in \{-1, +1\}$ ， $v(k_m)$ 是變數標示， t_{k_m} 是各節點分界點的數值。

本研究針對每個預測目標之同步測試模型架構皆規劃1至5層模型，評估不同層數的效能，以協助確認何種結構在處理不同之資料集時表現最佳。為了提高模型的效能，每個模型皆進行500次的訓練，此表示神經網路模型將對資料集進行500次的學習和參數調整，其模型準確度(R^2)的預測結果如圖1所示。由圖1顯示四種模型預測準確度，以隨機森林的表現最佳，神經網路次之；GAM和MARS雖然在某些情況下仍可發揮作用，但由圖1之比較結果顯示，其預測準確度相對較弱。

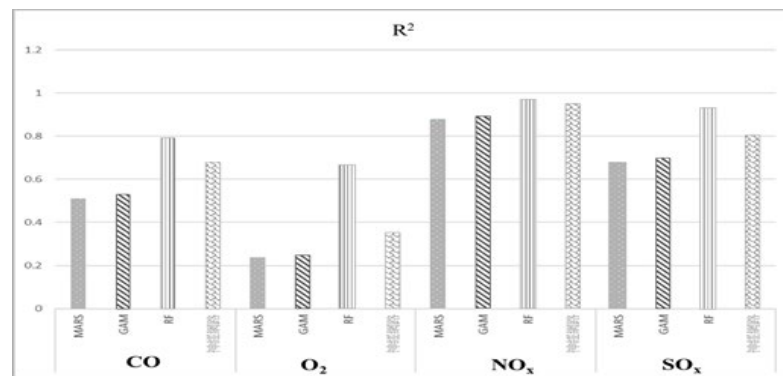


圖1、四種模型對於燃燒煙氣排放預測準確度比較

針對蒸汽產量預測分析，本研究仍選擇神經網路、隨機森林(RF)、廣義加性模型(GAM)與多元適應性雲形迴歸模型(MARS)等四種來進行比較分析。此外，本研究亦同步測試包括1至5個隱藏層的不同模型結構，並對模型進行500次訓練，確保模型可以充分學習並適應數據的特徵，以避免發生過度擬合的問題。此四種模型預測結果如表1所示，結果顯示對於蒸汽產率的預測仍是以隨機森林的預測準確度(R^2)最佳達0.94，神經網路次之為0.92。

表1、四種模型對於蒸汽產量(FI-05)預測之誤差比較

模型類型	R^2	MAE	RMSE	相對誤差
MARS	0.85	0.63	0.84	1.5%
GAM	0.86	0.59	0.79	1.4%
神經網路	0.92	0.46	0.60	1.1%
隨機森林	0.94	0.39	0.50	0.94%

本研究特別關注廢氣參數的特性，為了模擬實際操作中的廢氣供應變化，本研究以原始數據中廢氣特徵的第一四分位數和第三四分位數作為生成隨機數的上下限，此條件意味著其創建資料區間覆蓋了原始數據達

80%以上，因此，生成的數據可以更接近原始數據的分布特性。而輔助燃料、天然氣以及空氣則以平均數為基礎減掉兩個標準差，以達到在廢氣供給之變化分布不變之情形下，同時到降低操作成本與提高蒸汽產量之目的。根據表一所示之參數推薦建議，最終得到蒸汽流量(FI-05)提升率達2.4%之結果。此推薦操作參數說明在整年的廢氣燃燒爐燃燒時間中，將有超過 80%的運轉時間之平均蒸汽提升率可達 2%以上。

表 1、目標 FI-05(蒸汽流量)操作參數推薦

燃料	編號(單位)	預測推薦值	原始數據平均值	變化率(%)
廢氣	FI-01A (Nm ³ /hr)	68107.33	65562.1	4%
	FI-01B (Nm ³ /hr)	61383.57	60210.59	2%
	TIC-01A (°C)	95.71	95.97	0%
輔助燃料	FIC-905(kg/hr)	163.43	765.43	-79%
空氣	PIC-02A (mmH ₂ O)	32.86	193.59	-83%
	PIC-02B (mmH ₂ O)	159.89	226.5	-29%
	TIC-02 (°C)	286.39	289.93	-1%
天然氣	PIC-31 (kg/cm ²)	2.98	3.0	-1%
	FIC-32(Nm ³ /hr)	1987.97	2305.83	-14%
	PI-16 (kg/cm ²)	0.29	0.39	-26%
目標	編號	預測流量 (T/H)	原始平均流量 (T/H)	提升率(%)
蒸汽流量	FI-05	42.59	41.59	2.4%

參考文獻

- [1] Derrick Adams, Dong-Hoon Oh, Dong-Won Kim, Chang-Ha Lee, Min Oh. (2020). Prediction of SO_x-NO_x emission from a coal-fired CFB power plant with machine learning: Plant data learned by deep neural network and least square support vector machine, Journal of Cleaner Production, vol.270.
- [2] Yan Shi, Wenqi Zhong, Xi Chen, Jie Li. (2019). Combustion optimization of ultra supercritical boiler based on artificial intelligence, Energy, vol. 170, p. 804-817.
- [3] Jerome H. Friedman. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines, The Annals of Statistics, Vol. 19, No. 1, pp. 1-67.