

國立中興大學機械工程學系研究所

碩士學位論文

以 AI 建立煤炭性質預測、生質能氣化、與生
質能發電之模式—決策樹回歸、SVR、ANN
之比較

Using AI model to make predictions of coal
characteristics, biomass gasification, and biomass power
generation-comparisons of Decision Tree Regression,
SVR, and ANN

指導教授： 盧昭暉 Jau-Huai Lu

研究生： 呂建錡 Chien-Chi Lu

中華民國 一百一十年九月

國立中興大學機械工程學系研究所

碩士學位論文

題目：以 AI 建立煤炭性質預測、生質能氣化、與生質能發

電之模式—決策樹回歸、SVR、ANN 之比較

Using AI model to make predictions of coal characteristics,

biomass gasification, and biomass power

generation-comparisons of Decision Tree Regression, SVR, and

ANN

姓名：呂建錡

學號：7108061203

經 口 試 通 過 特 此 證 明

論文指導教授

盧昭暉

論文考試委員

施國言

洪榮芳

李泰成

中華民國 110 年 07 月 10 日

摘要

本研究利用三種不同之 AI 模型，分別為決策樹回歸、SVR(支持向量機)與 ANN(類神經網路)來建立煤炭性質、生質能氣化、與生質能發電之模式，對於煤炭性質之預測模式，本研究花了許多時間廣泛的蒐集文獻上的資料，並做資料的整理與整合來建立三種 AI 之煤炭點燃溫度與煤灰之熔點溫度的模型，建立好此三種 AI 模型後，本研究再另外蒐集新的一筆資料來做此模型之驗證，並比較三種模型的優劣。

對於生質能氣化之合成氣體產氣量預測模式而言，本研究除了廣泛蒐集各種不同種類的數據來建模並以新數據進行數值預測之驗證外，更是從頭到尾建立了一套本研究完整的數值預測系統，完成的工作包含執行實驗、數據收集、建立模型到數值預測。

此外生質能氣化 AI 模型之應用也是本研究的重點之一，因此本研究利用 AI 模型應用在本研究的氣化實驗上，來找出稻殼與木質顆粒的最大產熱量，透過改變 ER 值與蒸汽量，找出本研究實驗最佳的結果，也就是最大的產熱量。根據本研究結果顯示稻殼最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 1.19 時的操作條件下，其產熱量為 10446(kJ/kg)，木質顆粒最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 0.7 時的操作條件下，其產熱量為 19016(kJ/kg)。

對於生質能氣化發電模式而言，本研究也廣泛的蒐集了文獻資料來建立模型與利用其他生質能氣化發電數據進行數值預測的驗證，其預測結果都相當高，此外本研究也有將生質能氣化發電之 AI 模型作延伸應用，對於生質能氣化發電或是燃煤發電而言，穩定的發電量與電力的提供是相當重要的，因此本研究對於此 AI 模型之應用為當進料性質改變時，藉由改變其 ER 值以維持發電量的穩定。

Abstract

This research uses three different AI models, namely decision tree regression, SVR (support vector machine) and ANN (artificial neural network) to establish coal properties, biomass gasification, and biomass power generation models.

For the coal properties model, this research has spent a lot of time collecting data in the literature, and integrating the data to establish the models of the coal ignition temperature and the melting temperature of coal ash for the three AI models. Besides, our research also collects another new data to verify the model and compare the pros and cons of the three models.

For the biomass gasification model, our research not only collects various types of data for modeling and verifies the numerical predictions with new data, but also establishes a completely system. The completed work includes doing experiments, data collection, building models and numerical predictions. This research uses the AI model to apply to the gasification experiment to find the maximum heat production of rice husks and wood pellets, by changing the ER Value and steam volume, find the best result of this research experiment, that is, the maximum heat production. According to the results of this study, the maximum heat production of rice husk occurs when the ER is 0.1 and the SB value is 1.19. The heat production is 10446 (kJ/kg), and the maximum heat production of wood pellets occurs when the ER is 0.1 and 1.19. When the SB value is 0.7, the heat output is 19016 (kJ/kg).

For the biomass power generation model, this study also collected literature data to establish models and use other power generation data to verify numerical predictions, and the application of this AI model in this study is to maintain the stability of power generation by changing its ER value.

目錄

摘要	i
Abstract	ii
目錄	iii
圖目錄	vi
表目錄	xi
第一章、緒論	1
1.1 前言	1
1.2 研究目的	3
1.3 文獻回顧	4
1.4 研究方法	5
1.5 AI 模型	7
1.5.1 決策樹回歸模型	7
1.5.2 SVR 模型	8
1.5.3 ANN 模型	9
1.5.4 AI 模型之建立程序	10
1.5.5 AI 模型之建立設定	12
第二章、煤炭性質預測模式	14
2.1 煤炭性質	14
2.2 煤炭燃燒模式	16
2.2.1 煤炭燃燒的一般過程	16
2.2.2 燃煤持續時間	17
2.2.3 煤的燃燒特性	17
2.3 煤炭燃燒溫度對鍋爐之影響	18
2.3.1 煤質特性對鍋爐結渣的影響	19
2.3.2 煤灰熔融溫度	19

2.4 煤炭之數據	19
2.4.1 煤炭之點燃溫度數據(64 筆數據)	20
2.4.2 煤灰之熔點溫度數據(83 筆數據)	20
2.5 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果	21
2.5.1 煤炭之點燃溫度預測結果.....	22
2.5.2 煤灰之熔點溫度預測結果.....	29
2.6 煤炭性質預測之結論	37
第三章、生質能氣化實驗	39
3.1 生質能氣化	39
3.2 生質物氣化爐種類.....	40
3.3 實驗架構	44
3.4 實驗設備	45
3.4.1 上吸式固定床氣化爐	45
3.4.2 固定床氣化爐選用的鼓風機.....	47
3.4.3 蒸汽鍋爐與蒸氣流量計	49
3.4.4 流量量測.....	51
3.4.5 合成氣過濾系統	53
3.4.6 溫度量測系統.....	55
3.4.7 氣相層析儀.....	57
3.5 生質燃料成分分析.....	61
3.6 操作方法	66
3.7 實驗參數	67
第四章 生質能氣化模式	71
4.1 氣化反應	71
4.2 生質能之數據	72
4.2.1 多種生質物氣化之 GHV 數據(260 筆數據).....	73
4.2.2 多種生質物氣化之產氣量數據(316 筆數據).....	74
4.2.3 多種生質物加入蒸氣氣化之產氣量數據(110 筆數據).....	75

4.2.4 本研究生物質氣化究實驗數據(100 筆數據).....	77
4.3 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果	78
4.3.1 多種生質物氣化之 GHV 預測結果	78
4.3.2 多種生質物氣化之產氣量數據預測結果.....	82
4.3.3 多種生質物加入蒸氣氣化之產氣量預測.....	110
4.3.4 本研究實驗數據預測結果.....	124
4.4 生質能氣化 AI 模型之應用	141
4.5 生質能氣化模式結論	143
第五章、生質能氣化發電	144
5.1 生質能氣化發電	144
5.2 生質能氣化後經由燃氣渦輪機發電之數據(1000 筆數據)	145
5.3 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果	147
5.4 生質能氣化後經由燃氣渦輪機發電預測結果	147
5.5 生質能氣化發電 AI 模型之應用	155
5.6 生質能氣化發電結論	156
第六章、結論.....	158
參考文獻	160

圖目錄

圖 1.1 決策樹示意圖	8
圖 1.2、SVR 示意圖	9
圖 1.3、類神經網路示意圖	10
圖 2.5.1 點燃溫度預測值與實際比較 (決策樹)	24
圖 2.5.2 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	24
圖 2.5.3 點燃溫度預測值與實際比較 (SVR).....	25
圖 2.5.4 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	25
圖 2.5.5 點燃溫度預測值與實際比較 (ANN).....	26
圖 2.5.6 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	26
圖 2.5.7 點燃溫度預測值與實際比較 (決策樹).....	27
圖 2.5.8 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	27
圖 2.5.9 點燃溫度預測值與實際比較 (SVR).....	28
圖 2.5.10 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	28
圖 2.5.11 點燃溫度預測值與實際比較 (ANN)	29
圖 2.5.12 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	29
圖 2.5.13 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (決策樹).....	31
圖 2.5.14 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	31
圖 2.5.15 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (SVR)	32
圖 2.5.16 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	32
圖 2.5.17 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (ANN)	33
圖 2.5.18 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	33
圖 2.5.19 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (決策樹).....	34
圖 2.5.20 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	34
圖 2.5.21 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (SVR)	35
圖 2.5.22 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	35
圖 2.5.23 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (ANN)	36
圖 2.5.24 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	36
圖 3.2.1 上吸式固定床氣化爐.....	41
圖 3.2.2 下吸式固定床氣化爐.....	41
圖 3.2.3a 氣泡式流體化床氣化爐 圖 3.2.4b 循環式流體化床氣化爐.....	43
圖 3.2.5 挾帶床.....	43
圖 3.3.1 氣化實驗系統圖.....	44
圖 3.4.1 上吸式固定氣化爐.....	46
圖 3.4.2 氣化爐內的擾動棒設計圖	47
圖 3.4.3 固定於攪動棒底部的齒盤與鍊條	47
圖 3.4.4 固定床氣化爐選用的鼓風機.....	48

圖 3.4.5 調節鼓風機風量的無段式可變電阻開關.....	49
圖 3.4.6 有利牌 YPB-50G 蒸汽鍋爐.....	50
圖 3.4.7 NEW-FLOW BR250S 可調節流量之蒸氣流量計.....	51
圖 3.4.8 produal pel 壓差計.....	52
圖 3.4.9 皮托管.....	52
圖 3.4.10 過濾焦油使用的洗滌瓶.....	54
圖 3.4.11 過濾水分使用的濾水器.....	54
圖 3.4.12 廢氣分析儀使用的濾紙濾心.....	55
圖 3.4.13 K-type Thermocouple 熱電偶.....	56
圖 3.4.14 研華 USB-4718 信號擷取卡.....	56
圖 3.4.15 安傑倫 6850 氣相層析儀.....	57
圖 3.4.16 氮氣檢量線.....	58
圖 3.4.17 一氧化碳檢量線.....	59
圖 3.4.18 二氧化碳檢量線.....	59
圖 3.4.19 氫氣檢量線.....	60
圖 3.4.20 甲烷檢量線.....	60
圖 3.5.1 稻殼.....	61
圖 3.5.2 木質顆粒.....	62
圖 3.5.3 熱重分析儀.....	62
圖 3.5.4 CHNSO 元素分析儀.....	63
圖 3.5.5 稻殼之 TGA 圖.....	64
圖 3.5.6 木質顆粒之 TGA 圖.....	64
圖 4.3.1.1 GHV 預測值與實際比較 (決策樹模型).....	79
圖 4.3.1.2 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹模型).....	79
圖 4.3.1.3 GHV 預測值與實際比較 (SVR).....	80
圖 4.3.1.4 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	80
圖 4.3.1.5 GHV 預測值與實際比較 (ANN).....	81
圖 4.3.1.6 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	81
圖 4.3.2.1 CH ₄ 預測值與實際比較 (決策樹).....	84
圖 4.3.2.2 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	85
圖 4.3.2.3 CH ₄ 預測值與實際比較 (SVR).....	85
圖 4.3.2.4 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	86
圖 4.3.2.5 CH ₄ 預測值與實際比較 (ANN).....	86
圖 4.3.2.6 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	87
圖 4.3.2.7 CO 預測值與實際比較 (決策樹).....	87
圖 4.3.2.8 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	88
圖 4.3.2.9 CO 預測值與實際比較 (SVR).....	88
圖 4.3.2.10 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	89

圖 4.3.2.11 CO 預測值與實際比較 (ANN)	89
圖 4.3.2.12 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	90
圖 4.3.2.13 CO ₂ 預測值與實際比較 (決策樹)	90
圖 4.3.2.14 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	91
圖 4.3.2.15 CO ₂ 預測值與實際比較 (SVR)	91
圖 4.3.2.16 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	92
圖 4.3.2.17 CO ₂ 預測值與實際比較 (ANN)	92
圖 4.3.2.18 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	93
圖 4.3.2.19 H ₂ 預測值與實際比較 (決策樹)	93
圖 4.3.2.20 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	94
圖 4.3.2.21 H ₂ 預測值與實際比較 (SVR)	94
圖 4.3.2.22 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	95
圖 4.3.2.23 H ₂ 預測值與實際比較 (ANN)	95
圖 4.3.2.24 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	96
圖 4.3.2.25 LHV 預測值與實際比較 (決策樹)	96
圖 4.3.2.26 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	97
圖 4.3.2.27 LHV 預測值與實際比較 (SVR)	97
圖 4.3.2.28 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	98
圖 4.3.2.29 LHV 預測值與實際比較 (ANN)	98
圖 4.3.2.30 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	99
圖 4.3.2.31 Gas yield 預測值與實際比較 (決策樹)	99
圖 4.3.2.32 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	100
圖 4.3.2.33 Gas yield 預測值與實際比較 (SVR)	100
圖 4.3.2.34 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	101
圖 4.3.2.35 Gas yield 預測值與實際比較 (ANN)	101
圖 4.3.2.36 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	102
圖 4.3.2.37 CCE 預測值與實際比較 (決策樹)	102
圖 4.3.2.38 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	103
圖 4.3.2.39 CCE 預測值與實際比較 (SVR)	103
圖 4.3.2.40 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	104
圖 4.3.2.41 CCE 預測值與實際比較 (ANN)	104
圖 4.3.2.42 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	105
圖 4.3.2.43 CGE 預測值與實際比較 (決策樹)	105
圖 4.3.2.44 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)	106
圖 4.3.2.45 CGE 預測值與實際比較 (SVR)	106
圖 4.3.2.46 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)	107
圖 4.3.2.47 CGE 預測值與實際比較 (ANN)	107
圖 4.3.2.48 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)	108

圖 4.3.3.1 CO 預測值與實際比較 (決策樹).....	111
圖 4.3.3.2 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	112
圖 4.3.3.3 CO 預測值與實際比較 (SVR).....	112
圖 4.3.3.4 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	113
圖 4.3.3.5 CO 預測值與實際比較 (ANN).....	113
圖 4.3.3.6 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	114
圖 4.3.3.7 CO ₂ 預測值與實際比較 (決策樹).....	114
圖 4.3.3.8 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	115
圖 4.3.3.9 CO ₂ 預測值與實際比較 (SVR).....	115
圖 4.3.3.10 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	116
圖 4.3.3.11 CO ₂ 預測值與實際比較 (ANN).....	116
圖 4.3.3.12 CO ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	117
圖 4.3.3.13 H ₂ 預測值與實際比較 (決策樹).....	117
圖 4.3.3.14 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	118
圖 4.3.3.15 H ₂ 預測值與實際比較 (SVR).....	118
圖 4.3.3.16 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	119
圖 4.3.3.17 H ₂ 預測值與實際比較 (ANN).....	119
圖 4.3.3.18 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	120
圖 4.3.3.19 CH ₄ 預測值與實際比較 (決策樹).....	120
圖 4.3.3.20 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	121
圖 4.3.3.21 CH ₄ 預測值與實際比較 (SVR).....	121
圖 4.3.3.22 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	122
圖 4.3.3.23 CH ₄ 預測值與實際比較 (ANN).....	122
圖 4.3.3.24 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	123
圖 4.3.4.1 H ₂ 預測值與實際比較 (決策樹).....	126
圖 4.3.4.2 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	126
圖 4.3.4.3 H ₂ 預測值與實際比較 (SVR).....	127
圖 4.3.4.4 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	127
圖 4.3.4.5 H ₂ 預測值與實際比較 (ANN).....	128
圖 4.3.4.6 H ₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	128
圖 4.3.4.7 CO 預測值與實際比較 (決策樹).....	129
圖 4.3.4.8 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	129
圖 4.3.4.9 CO 預測值與實際比較 (SVR).....	130
圖 4.3.4.10 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR).....	130
圖 4.3.4.11 CO 預測值與實際比較 (ANN).....	131
圖 4.3.4.12 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN).....	131
圖 4.3.4.13 CH ₄ 預測值與實際比較 (決策樹).....	132
圖 4.3.4.14 CH ₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹).....	132

圖 4.3.4.15 CH ₄ 預測值與實際比較 (SVR).....	133
圖 4.3.4.16 CH ₄ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (SVR).....	133
圖 4.3.4.17 CH ₄ 預測值與實際比較 (ANN).....	134
圖 4.3.4.18 CH ₄ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (ANN).....	134
圖 4.3.4.19 CO ₂ 預測值與實際比較 (決策樹).....	135
圖 4.3.4.20 CO ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (決策樹).....	135
圖 4.3.4.21 CO ₂ 預測值與實際比較 (SVR).....	136
圖 4.3.4.22 CO ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (SVR).....	136
圖 4.3.4.23 CO ₂ 預測值與實際比較 (ANN).....	137
圖 4.3.4.24 CO ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (ANN).....	137
圖 4.3.4.25 N ₂ 預測值與實際比較 (決策樹).....	138
圖 4.3.4.26 N ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (決策樹).....	138
圖 4.3.4.27 N ₂ 預測值與實際比較 (SVR).....	139
圖 4.3.4.28 N ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (SVR).....	139
圖 4.3.4.29 N ₂ 預測值與實際比較 (ANN).....	140
圖 4.3.4.30 N ₂ 預測值與實際比較之 R ² 圖 (ANN).....	140
圖 4.4.1 稻穀之產熱量.....	142
圖 4.4.2 木質顆粒之產熱量.....	142
圖 5.1 整體煤氣化聯合循環 IGCC 示意圖.....	145
圖 5.2 為流程圖.....	147
圖 5.4.1 power out put 預測值與實際比較(決策樹模型).....	149
圖 5.4.2 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (決策樹模型).....	149
圖 5.4.3 power out put 預測值與實際比較 (SVR).....	150
圖 5.4.4 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (SVR).....	150
圖 5.4.5 power out put 預測值與實際比較 (ANN).....	151
圖 5.4.6 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (ANN).....	151
圖 5.4.7 power out put 預測值與實際比較 (決策樹).....	152
圖 5.4.8 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (決策樹).....	152
圖 5.4.9 power out put 預測值與實際比較 (SVR).....	153
圖 5.4.10 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (SVR).....	153
圖 5.4.11 power out put 預測值與實際比較 (ANN).....	154
圖 5.4.12 power out put 預測值與實際比較之 R ² 圖 (ANN).....	154

表目錄

表 1.1 本研究所分析的題目以及執行的工作內容.....	7
表 2-1 各煤種之熱值、灰份與硫份.....	14
表 2-2 Cheng, Xin Wang, Tingting Si 等人之研究之部分數據.....	20
表 2-3 Wang Liang, Guangwei Wang, Xiaojun Ning 等人之研究部分數據.....	21
表 2-4 Chao Tong, Xigang Yang 等人對於煤炭點燃溫度實驗部分數據.....	23
表 2-5 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗部分數據.....	30
表 2-6 煤炭點燃之溫度計算之結果.....	37
表 2-7 煤灰之熔點溫度計算之結果.....	38
表 2-8 新煤炭點燃之溫度計算之結果.....	38
表 2-9 新煤灰之熔點溫度計算之結果.....	38
表 3-2-1 上吸式固定床氣化爐與下吸式固定床氣化爐的優劣比較.....	42
表 3-3-1 氣化實驗設備一覽.....	45
表 3-4-1 固定床氣化爐選用的鼓風機規格.....	48
表 3-4-2 有利牌 YPB-50G 蒸汽鍋爐之規格.....	50
表 3-4-3 壓差計規格.....	53
表 3-4-4 研華 USB-4718 信號擷取卡之詳細規格.....	56
表 3-4-5 各生質燃料成分分析.....	65
表 3-4-6 各生質燃料成分分析.....	66
表 3-4-7 木質顆粒實驗數據.....	68
表 3-4-8 稻殼實驗數據.....	69
表 4-2-1 為 Ozveren 等人之部分研究數據.....	73
表 4-2-2 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 部分數據成分分析.....	74
表 4-2-3 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 部分數據實驗結果.....	75
表 4-2-4 為 M. Dellavedova 蒐集部分數據之成分與操作條件.....	76
表 4-2-5 為 M. Dellavedova 部分數據之實驗結果.....	76
表 5-2-6 為本實驗之部分數據.....	77
表 4-3-1-1 為 Jishuo Li, Kaili Xu 等人對於總熱值之部分研究數據.....	82
表 4-3-1-2 NRMSE 與 R^2 計算之結果.....	82
表 4-3-2-1 NRMSE 計算結果.....	83
表 4-3-2-2 R^2 計算結果.....	84
表 4-3-2-3 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人之部分實驗數據.....	108
表 4-3-2-4 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人實驗結果.....	109
表 4-3-2-5 為此筆新數據計算之 R^2 與 NRMSE 值.....	109
表 4-3-3-1 為此筆數據計算之 R^2 與 NRMSE 值.....	111
表 4-3-3-2 為 Wen Yue Li, Shiyong Wu 等人之部分實驗數據.....	123
表 4-3-3-3 為 Wen Yue Li, Shiyong Wu 等人實驗結果.....	124

表 4-3-3-4 為此筆新數據計算之 R^2 與 NRMSE 值	124
表 4-3-4-1 為 R^2 與 NRMSE 之計算結果.....	125
表 5-1 Sahar Safarian, Seyed Mohammad, Ebrahimi Saryazdi 實驗之部分數據...	146
表 5-2 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之物份數據	148
表 5-3 調整 ER 之實驗結果	156



第一章、緒論

1.1 前言

人工智慧的基本假設是人類的思考過程可以機械化，藉由機器結合電腦系統將人類智能表現出來的一種表現方式，人工智慧能透過模仿人類的智慧去執行人類所指定之任務，可以根據所收集的資訊不斷自我調整、進化，就像人類一樣經由學習來的提升我們處理事情的能力。

最早的人工智慧研究始於 1956 年，是一群學者與其學生利用人工智慧讓電腦自己去學習跳棋遊戲，並讓學習後的系統與人來進行對戰，最後由電腦贏得了這場比賽[1]，在當時人工智慧還未普及的年代，此事件造成了相當大的討論與轟動，也讓許多學者與政府紛紛投入研究，但礙於機械工藝與科技發展的限制，人工智慧一路上波波折折，發現了許多突破不了的問題，也有人提出了對機器人行為能力的質疑，最為令人憂心的就是其人工智慧對於感知認定的問題，這也是到目前為止機器人所面臨的人道議題之一，因此在歷史上，人工智慧曾一度被遺忘，直到 2015 年 AlphaGo (AlphaGo 是一種玩棋盤遊戲圍棋的計算機程序) 擊敗了職業棋手，人工智能再次吸引了全球的廣泛關注，之後人工智慧便被廣泛應用於物流、數據分析、醫療診斷等領域。

目前全球對於 AI 的應用十分廣泛，其應用方式主要有以下幾種: [2]

1. 自然語言生成

自然語言生成是人工智慧的分支，研究如何將數據轉化為文本，用於客戶服務、報告生成以及市場概述。

2. 語音識別

Siri 就是一個典型的例子，目前通過語音應答交互系統和移動應用程式對人類語言進行轉錄的系統已多達數十萬。

3. 機器學習平台

機器學習是計算機科學和人工智慧技術的分支，它能提升計算機的學習能力。

通過提供算法、API(應用程式接口)、開發和訓練工具包、數據、以及計算能力來設計、培訓和部署模型到應用程式、流程和其他機器，廣受企業青睞，用以解決預測和分類任務。

4.決策管理

智能機器能夠向 AI 系統引入規則及邏輯，因此你可以利用它們進行初始化設置訓練，以及持續的維護和優化。決策管理在多類企業應用中得以實現，它能協助或者進行自動決策，實現企業收益最大化。

5.深度學習平台

深度學習平台是機器學習的一種特殊形式，它包含多層的人工神經網絡，能夠模擬人類大腦，處理數據並創建決策模式。目前主要被用於基於大數據集的模式識別和分類。

6.生物信息

這項技術能夠識別、測量、分析人類行為以及身體的物理結構和形態。它能賦予人類和機器之間更多的自然交互能力，包括但不僅限於圖像、觸控識別和身體語言識別，目前被廣泛用於市場研究領域。

7.機器處理自動化

機器處理自動化使用腳本和其它方法實現人類操作的自動化，以支持更高效的商業流程。目前被用於人力成本高昂或效率較低的任務和流程。

機器處理自動化能將人類的才能最大化的展示出來，並且讓職工更加具有創造性和戰略性，對公司的發展至關重要。

本研究主要針對人工智慧中的大數據演算法與數值預測來進行模擬與分析，大數據是資料來源，機器學習是資料的分析方法，從資料中萃取出複雜的規則，讓電腦根據這些規則展現出擬似人類智慧的行為，就是現在的人工智慧。

機器學習是人工智能研究的一個基本概念，自該領域成立以來，是對通過經驗自動改進的計算機算法的研究。

無監督學習是在輸入流中找到模式的能力，而無需人工事先標記輸入。監督學習包括分類和數值計算回歸，這個方法需要人工事先標記輸入數據。分類模型，分類用於確定某物屬於哪個類別，將依照程序從多個類別的多個事物做分類，根據不同的特徵分別將數據做歸類或劃分，數值計算模型是試圖產生一個函數來描述輸入和輸出之間的關係，並預測輸出應該如何隨著輸入的變化而變化。回歸分類器和回歸學習器都可以被視為函數逼近器，試圖學習未知函數，例如，垃圾郵件分類器可以被視為學習一個函數，該函數從電子郵件的文本映射到兩個類別之一，垃圾郵件或非垃圾郵件。

透過機器學習來進行數值的預測，是目前數據處理與資料分析的一大趨勢，不管是股票漲跌的預測，又或是對於科學數值的預測，都可以利用人工智慧來進行分析，主要目的是在如果可以在行動前先通過機器學習做一個模擬與預測，便能知道其發展的趨勢，甚至找出最佳化的條件，以減少不必要的時間浪費，或金錢的損失，是做為決策時一個重要的參考因素。

1.2 研究目的

本研究主要目的是利用三種不同之 AI 模型，分別為決策樹回歸、SVR(支持向量機)與 ANN(類神經網路)來做多種數據之數值預測，選擇這三種模型的原因為，此三種模型是目前最被廣為使用之數值預測模型，許多研究學者也利用此三種模型進行許多科學數據分析與預測，其結果顯示準確率都相當不錯，但卻未同時使用此三種模型對同一筆數據進行誤差值的比較，此外，此三種模型的基本差異在於決策樹與 SVR 模型屬於分類模型，ANN 屬於數值計算模型，因此本研究決定利用此三種 AI 模型進行數值預測，並比較其誤差。數據的部分則包括生質能合成氣產氣量之數據，煤炭燃燒之數據以及生質能發電之數據，在未來生質能一定是替代能源主要發展趨勢，其中又以生質能氣化發電最具前瞻性，因此我們選擇了生質能合成氣體產氣量與發電之數據，對於環境的保護與節能的意識抬頭，

我們必須節能減碳，至於煤炭燃燒之數據，本研究選擇了煤炭的點燃溫度與煤灰之熔點溫度，也是從節能減碳的角度做思考，煤灰的熔融狀態遇冷形成結渣現象，會大大的影響鍋爐燃燒的運作，因此利用數值預測可以得知不同煤種的煤灰熔點溫度，以避免過高的溫度導致嚴重的鍋爐結渣現象，因此我們將這三種數據以決策樹回歸、SVR 與 ANN 之機器學習系統一一來建模，做數值預測，並計算及比較三種 AI 模型在做不同數據之數值預測上的差異及誤差，比較三種 AI 模型對於數值預測的優劣。

1.3 文獻回顧

很多學者也做過許多以 AI 模型中的機器學習對科學數據進行數值預測的研究。烏古爾·奧茲維倫等人利用人工神經網絡作為機器學習的人工智能方法，對不同種類木質纖維素燃料的近似分析來預測總熱值，他們蒐集 Nhuchhen 和 Salam 等人之 250 比數據，並利用 matlab 來建立人工網絡系統來做總熱值得預測，其輸入值為固定炭、灰分及揮發物質，輸出值為總熱值，獲得良好的預測結果，其預測值與實際值之判定系數為 0.94，標準均方根誤差為 0.46。[3]

Ali Yener Mutlu ,Ozgun Yucel 基於人工智能的方式對下吸式氣化爐氣化生物質產生之氣化合成氣成分進行數值預測，他們分別利用支持向量機和多級隨機森林分類器，用於預測下吸式氣化爐中木質生物質氣化後所產生的氣化合成氣體成分及其熱值。以溫度、當量比 (ER) 和燃料流量 (FR) 當參數來訓練機器學習分類器。其中森林分類器和支持向量機分類器之判定係數分別超過 96% 和 89% 的預測準確率值。[4]

奧拉通德、阿比達昆等人也研究以 ANN (人工神經網絡) 建模的渦流燃燒器，該模型用於預測 LPG (液化石油氣) 在渦流燃燒器中燃燒的火焰溫度和燃燒後的污染物排放 (CO 和 NO_x) 共 1000 筆數據。以渦流燃燒器中不同的當量比 (LPG/空氣比) 和渦流器的葉片角度進行數值預測，考慮了 35-60° 的葉片角度，當量比為 0.94、0.90、0.85、0.80、0.75、0.71、0.66 和 0.61。預測後之結果 CO 和

NO_x 的 R² 值為 0.94 火焰溫度為 0.99。這些結果表明，ANN 預測值和實驗結果之間存在很強的相關性。[5]

JiangkuanXing, Haiou Wang 等人利用經驗相關性 (EC)、人工神經網絡(ANN) 和隨機森林 (RF) 模型，以預測基於生物質化學物質的脫揮發性動力學參數，共 500 筆數據。其變量包括粒子加熱速率和半纖維素、纖維素和木質素的比例，預測目標則是粒子溫度、反應速率、活化能。訓練和驗證結果表明，EC 模型的性能較差，判定係數最低 ($R^2 \leq 0.80$)，而 ANN 和 RF 模型顯示出明顯更好的性能，而 ANN 的表現次之 ($R^2 \geq 0.84$)，表現最好的為 RF 模型 ($R^2 \geq 0.92$)。[4]

Jacob 等人隨時監控煤炭燃燒之情況，並利用 SVM 以灰分、硫分、水分進行沒種好壞的判定，結合 ANN 系統做 NO_x 排放率的預測，神經網絡系統的準確率 R² 高達 90% 以上。[6]

1.4 研究方法

本研究一共執行三個不同题目的 AI 模型預測，分別為生質能合成氣產氣量預測，煤炭燃燒特性預測，與生質能發電性能預測。每個題目都以三種 AI 模型來進行預測。本研究利用三種不 AI 模型去預測多種形態之數據，其中 AI 模型的部分是以 python 程式語言軟體進程式碼的書寫。

其中生質能合成氣產氣量預測的題目從執行實驗，收集數據，建立模式，到進行預測等所有工作都由本研究完成。煤炭燃燒特性預測與生質能發電性能預測這兩個題目本研究只完成建立模式與進行預測這兩項工作，執行實驗與收集數據則是引用參考文獻中的資料，本研究廣泛蒐集其他論文來做 AI 模型的訓練以及測試。表 1.1 所示為本研究所分析的題目以及執行的工作內容。

生質能合成氣體產氣量之數據，本研究利用的是上吸式氣化爐，選用的生質燃料由料斗進入氣化爐中，鼓風機將大氣中的空氣吹入氣化爐內部，蒸汽鍋爐則是負責產生蒸汽並將蒸汽注入氣化爐內部，氣化爐內部有上中下三個熱電偶偵測氣化爐內部的溫度，底部有攪拌棒方便爐內能執行攪拌掏灰等動作，氣化爐底部有一

底盤內有多個空隙作為爐柵，氣化完後殘留下來的爐渣、灰分與未燃炭經過掏灰後會經過爐柵，最後再由運輸螺桿排出。

氣化爐產生的合成氣由上端的排氣管排出，排氣管中段分別安裝皮托管與合成氣的採樣管，在排氣管中間也加入採樣管位方便進行合成氣的收集，使用定量幫浦在採樣管的最尾端進行合成氣收集的吸取，進入集氣袋前的合成氣需先經過裝滿小石頭等玻璃洗滌瓶與冷卻系統來降低合成氣體的溫度，並藉此過濾水氣與焦油，在經過濾水器去除水分，最後經過濾紙過濾碳粒與懸浮微粒在吹進採氣袋中。

因本次實驗所使用的氣化爐並沒有安裝燃燒機作為一開始明火或溫度的來源，因此需要將已點燃的易燃物由氣化爐的爐口放入氣化爐內，點燃內部的生質燃料，待溫度上升至氣化溫度後再開始量測。

煤炭燃燒之數據主要參考 Wang Liang, Guangwei Wang 等人之數據，他們利用神經網絡計算來預測煤灰變形溫度。結果表明，煤灰的熔融特徵溫度與煤灰成分有很大關係。神經網絡的預測結果的準確率也相當高，預測結果的最大相對平均誤差為 6.67%。這也說明了利用神經網絡預測模型預測煤灰變形溫度的可行性。
[7]

生質能發電數據主要參考 Sahar Safarian, Seyed Mohammad, Ebrahimi Saryazdi 等人所提供之下吸式氣化爐數值模擬分析數據，該數據庫包括來自與發電裝置組成的生物質下吸式氣化爐運行 1032 次之模擬結果，來自 86 種不同類型的生物質，例如木材和木質生物質、草本和農業生物質、動物生物質、混合生物質和受污染生物質和各種操作條件。該數據集涵蓋了各種生物質的元素分析，分析成分包含 C、O、H、N、S 和工業分析，工業分析包含水分、灰分、揮發性物質和固定碳，操作條件則有是氣化器溫度和空燃比，並一一紀錄生物質氣化發電在每個操作條件下運行的淨輸出功率。[8]

最後，有關 AI 模式的應用，本研究將 AI 模型應用在本研究之生質能氣化實驗上，利用此 AI 模型以最佳化的操作條件，試圖找出稻殼與木質顆粒最大的產熱量，本研究之實驗可以改變的操作參數為蒸汽量與 ER 值兩種，利用改變這兩

種參數來找到最大的產氣量再與熱值相乘以找出最大的產熱量，對於生質能氣化發電之模式而言，穩定的發電量與電力的提供是維持全球人民生活正常運作的重要關鍵，如果有一天電廠突然斷電，或是發電不穩定，將導致大量工廠停工，施工人員的生命安全，人民生活無法正常運作，更甚至會影響經濟，損失慘重，因此本研究建立生質能氣化發電之模式，可以用來控制其發電輸出的穩定度，當進料性質改變，調整控制 ER 參數，使發電量維持穩定。

表 1.1 本研究所分析的題目以及執行的工作內容

	執行實驗	收集數據	建立模式	進行預測	模式應用
生質能合成氣產氣量預測	V	V	V	V	V
煤炭燃燒特性預測			V	V	
生質能發電性能預測			V	V	V

1.5 AI 模型

1.5.1 決策樹回歸模型

決策樹回歸是一種思維邏輯較簡單的大數據分類之演算法，也是目前在做大數據分析及科學資料預測常用的一種機器學習的方法，相較於其他機器學習之演算法，決策樹回歸沒有太複雜的數學計算，主要是根據輸入的參數做數據的分類，並找出相對應之最佳的輸出結果，如此一來便能減少電腦在做複雜數學運算的時間，更快速的完成大數據分析及數值之預測。

機器學習中，決策樹是一個分類與預測模型；他代表的是輸入參數之屬性與輸出值之間的一種映射關係。樹中每個節點表示某個輸入參數之數值，我們稱之為決策點，而每個分叉路徑則代表某個參數可能的屬性值作為數據之分類與判讀的依據，而每個葉節點則對應從根節點到該葉節點所經歷的路徑所表示的對象之輸出值，我們稱之為終結點，當我們將數據匯入決策樹回歸模型後，當遇到每一個節點時，此模型將會依據所輸入之參數與數據將其一一劃分，直到找出相對應之輸出值。如圖 2.1 所示。[10]

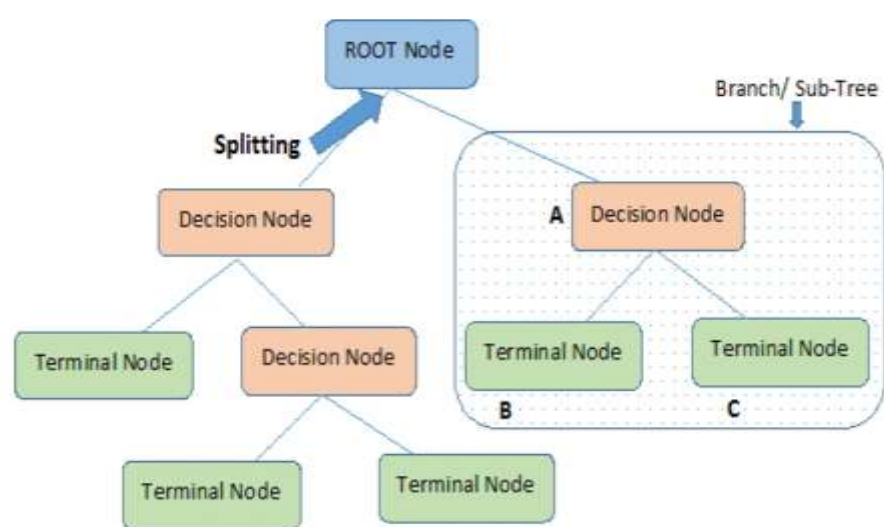


圖 1.1 決策樹示意圖

1.5.2 SVR 模型

SVR (support vector regression, 常簡稱為 SVR, 又名支援向量網路) 是一種監督式的學習方法，用統計風險最小化的原則來估計一個分類的超平面，其基礎的概念非常簡單，以二維來說就是找到一個決策邊界，以三維來說就是找出一個超平面，讓兩類之間的邊界最大化，使其可以完美將不同性質之資料區隔開來。在機器學習中，支援向量機是在分類與迴歸分析中分析資料的監督式學習模型與相關的學習演算法。SVR 的基本原理就是找到一個超平面，能將數據進行有效的分類，同時保證超平面兩邊的樣本儘可能遠離這個超平面，以此進行數據之預測及分類如圖 2.2 所示。因為 SVR 之模型一向量模型，所在使用 SVR 模型時我們必

須將資料做矩陣運算使其向量化，並分配好相對應之輸入參數與輸出值，然後再把資料正規化以減少複雜的數字運算，並提升預測結果之準確性。[11]

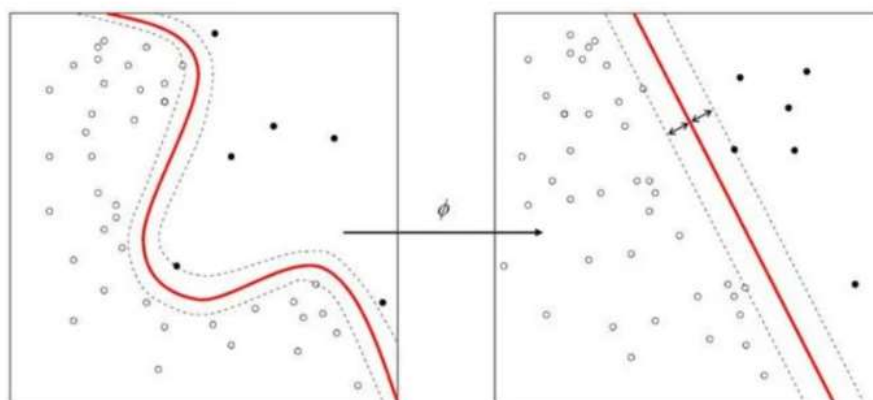


圖 1.2、SVR 示意圖

1.5.3 ANN 模型

類神經網路一直以來都是在機器學習中大家所議論紛紛熱烈討論的一個話題，不管是用在機器學習做科學數據的預測、股票的分析，又或是訓練一套完整的機器深度學習系統，使得機器能做出和人類一樣的行為模式甚至是具有感情的認知，都是為在未來可能達成的成就。

人工神經網路是在機器學習和認知科學領域，是一種模仿生物神經網路的結構和功能的數學模型或計算模型，用於對函式進行數值之估計或近似。神經網路由大量的人工神經元聯結進行複雜的計算。現代神經網路是一種非線性統計性資料建模工具，神經網路通常是通過一個基於數學統計學類型的學習方法得以最佳化，所以也是數學統計學方法的一種實際應用，亦可用來做大數據的統計與學習，並進行科學數據的預測。[12]

類神經網路主要分為三大結構，分別為輸入層、隱藏層，及輸出層如圖 2.3 所示，在使用類神經網路做機器學習時，我們將會把輸入之參數匯入輸入層，再經由隱藏層來做大量且複雜的數學運算，其主要運算公式如下(1)，隱藏層將會依據輸入之參數數據，將所有參數做連結運算，並將最後的運算結果輸出到輸出層，其中 W 為權重值，類神經網路經過函式運算後將會把輸入之參數予以配重，根據其影響之輸出結果越大其權重值就會越大，b 則為偏差值是用來修正計算後輸出之結果，以讓預測值更為準確。

$$Y = f(x) = \sum_i^N W_i X_i + b \quad (1)$$

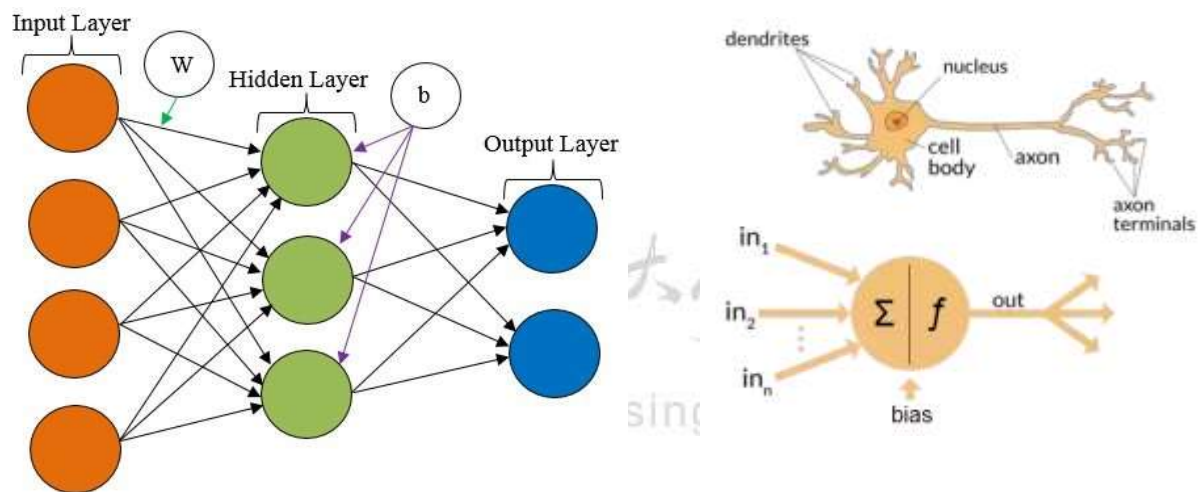


圖 1.3、類神經網路示意圖[12]

1.5.4 AI 模型之建立程序

1. 整理資料及匯入資料

為了減少 python 的判讀與運算失誤，導致其無法進行運作，在將數據匯入 python 前，我們必須對數據做前處理，將 python 無法判別的符號移除，減少並統一數據之有效位數，以便 python 進行運算，並盡量以英文作為參數之命名，排除中文字，確定所輸入質與相對應之輸出值數量吻合，最後將其檔案已 CSV 檔匯入 python 中。

2. 選定並標記輸入參數與輸出參數

在機器學習中有四種不同之學習方法，分別為監督式學習、非監督式學習、

半監督式學習、增強式學習。

監督式學習：監督式學習是電腦從標籤化的資訊中分析模式後做出預測的學習方式。標記過的資料就好比標準答案，電腦在學習的過程透過對比誤差，一邊修正去達到更精準的預測，這樣的方式讓監督式學習有準確率高的優點。

非監督式學：非監督式學習的訓練資料不需要事先以人力處理標籤，機器面對資料時，做的處理是依照關聯性去歸類、找出潛在規則與套路並依照此規則進行資料學習，不對資訊有正確或不正確的判別。非監督式學習的特性讓它在資料判別初期是好用的工具。對比監督式學習，非監督式學習可以大大減低繁瑣的人力工作，但這樣的方式，也會造成較多的耗時，甚至，也可能造成不具重要性的特徵被過度放大，導致結果偏誤、無意義的分群結果。

半監督式學習：半監督式學習則是結合以上兩種學習分法，整體數據有些標籤化，有些則是無標籤化，此方法可以結合上述之兩種方法之優點，增強學習之準確率，同時又能訓練其機器學習之判別能力。[9]

增強式學習：強化式學習的特徵是不需給機器任何的資料，讓機器直接從互動中去學習，這是最接近大自然與人類原本的學習方式。機器透過環境的正向、負向回饋，從中自我學習，並逐步做修正與改進，做出越來越有效率達成目標的行動，這個訓練過程的目標是獲取最大利益。

而本次所使用之三種預測模型皆為監督式學習法，所以必須將其輸入參數與輸出值標籤化，以讓預測模型進行資料之處理判別及運算分類。

3. 建立預測之模型

本研究將會建立三種不同之模型分別為決策樹回歸、SVR、ANN 已進行數值之預測，以下將會個別說明其運作原理。

4. 數據分類

在做數值預測時，我們通常會將數據分為兩類，分別為訓練組及測試組。本研究利用 shuffle split cross-validation 的方法將數據之 80% 分為訓練組和數

據之 20% 分為測試組，之所以將數據劃分為訓練集和測試集，是要度量模型對新數據的預測能力。我們對模型在訓練集上的擬合效果不感興趣，而是想知道模型對於訓練過程中沒有見過的數據的預測能力。交叉驗證是一種評估預測能力的統計學方法，數據被多次劃分，並且需要訓練多個模型。

5. 訓練模型

將分割好之 80% 之數據放入預測模型進行數值之運算及模型之訓練。

6. 預測輸出結果

將 20% 未參與模型訓練之數據放入預測模型中進行運算及數值之預測，並輸出預測值，再將預測值與實際值做比較。

1.5.5 AI 模型之建立設定

以決策樹而言本研究所設定的有參數輸入標籤化與數值的輸出，以 `split function`，將數據分為 80% 訓練及 20% 測試集，再來就是引入決策樹模型 (`DecisionTreeRegressor`) 與數據網格化分系統 (`GridSearchCV`)，再來是做訓練集與測試集的交叉驗證 (`cv_sets = ShuffleSplit(n_splits = 10, test_size = 0.20, random_state)`) 以確保訓練數據與測試數據的良好劃分，其中 0.2 為隨機將數據分為 20% 測試與 80% 訓練，10 為交叉驗證 10 次，最後再將得到的數據導入數據網格化分系統，再來是設定決策樹深度並找到最佳的決策深度 (`scoring_fnc = make_scorer(performance_metric)`)，最後再將每個參數導入 `DecisionTreeRegressor` `grid = GridSearchCV (estimator=regressor, param_grid=params, scoring=scoring_fnc, cv=cv_sets)` 進行分類，並將測試集匯入系統中進行數值預測。

以 SVR 而言本研究所設定的有參數輸入標籤化與數值的輸出 (`X = dataset.iloc[:,0:6].values, y = dataset.iloc[:, 6].values`)，將數據分為 80% 訓練及 20% 測試集，再將其數據正規化 (`from sklearn.preprocessing import StandardScaler, sc_X = StandardScaler(), sc_y = StandardScaler()`)，因為 SVR 為一向量模型，所以必須將數據轉換為運算之矩陣模式 (`X = sc_X.fit_transform(X.reshape(-1,6))`)

`y = sc_y.fit_transform(y.reshape(-1,1))`，在來選擇 SVR 中的徑向基函數核來進行數據的分類(`regressor = SVR(kernel = 'rbf')`)，最後在數據匯入模型中進行預測，再將輸出值反正規劃以輸出實際預測值。

以 ANN 而言本研究所設定，引入 Tensorflow 的參數輸入標籤化與數值的輸出(`feature_cols = [tf.feature_column.numeric_column(col) for col in X.columns]`)

，以 `split function`，將數據分為 80%訓練及 20%測試集，引入 ANN 系統 `DNNRegressor`，設定隱藏層數量，本研究設定為 50 個隱藏層，再來建立函式，將訓練數據與測試數據分開，避免參雜訓練，進行 400 次的隨機迭帶訓練

`def wx_input_fn(X, y=None, num_epochs=None, shuffle=True, batch_size=400):`

`return tf.compat.v1.estimator.inputs.pandas_input_fn(x=X,y=y,`

`num_epochs=num_epochs, shuffle=shuffle, batch_size=batch_size))`，進行深度學習，

進行 400 次的學習，最後再輸出預測結果。



第二章、煤炭性質預測模式

2.1 煤炭性質

煤炭是一種化石燃料，主要是由古植物長時間在高溫高壓下之土壤中進行部分分解與一連串複雜之煤化反應而形成。煤的主要成分是可燃有機物，礦物質和水分。根據其不同的碳化程度與熱值區分，煤可分類為褐煤(Lignite)，亞煙煤(Sub-bituminous coal)，煙煤(Bituminous coal)和無煙煤(Anthracite)。褐煤是最年輕的煤，顏色為棕色至黑色，揮發物與水分含量高，但炭含量少並具有較高的灰分含量和較低的熱值。與其他類型的煤炭進行比較，亞煙煤是黑色的，類似於像瀝青的顏色，它的水分含量比褐煤低，熱值也相對較其他煤種低，相較於煙煤灰份較少，硫份也較少。煙煤的存量多，揮發物含量高且水分含量低，容易著火和燃燒，固定碳成分多，熱值高，因此普遍用於發電。無煙煤具有最長的煤化年齡，是所有煤中最古老的，顏色呈現黑色，硬而脆，它的水分含量低，碳含量高，灰份較低，硫份也較低，普遍用於家庭產熱，也用於發電。下表 2-1 為各煤種之熱值、灰份與硫份。[13]

表 2-1 各煤種之熱值、灰份與硫份[13]

煤種	褐煤	亞煙煤	煙煤	無煙煤
熱值(kcal/kg)	2780-3892	4800-5700	5600-6600	8340
灰份	>20%	2-5%	8-16%	<11%
硫份	>15%	0.1-1%	0.2-1%	<1%

煤炭是火力發電主要的燃料，其原因為煤炭在球上的存量多且為較便宜的能源，相較於其他綠能而言，燃煤之火力發電能不間斷的連續提供大量的能源給人們做使用，不會受到天氣與環境之影響，是一個相當穩定的發電方法，此外將煤炭破壞蒸餾或焦煤乾餾後產生之焦炭也是用於煉鐵之重要原料。煤也可以直接氣化，生成水煤氣，水煤氣為一氧化碳和氫的混合物，是一種氣態燃料。因此煤炭有相當多的產能形式，也是目前全世界火力發電的重要能源。對於台灣而言，火力發電佔

台灣總能源約 80%，其中燃煤發電比例為 36%，是目前台灣最為龐大的發電系統[14]，其發電方式主要是把塊狀煤粉碎然後吹入鍋爐達到充分燃燒，鍋爐將水加熱變成水蒸氣再推動汽輪機轉動以汽輪機來帶動發電，其主要運作方式是將化石燃料做燃燒，燃燒後產生之熱能用來加熱鍋爐，使其產生高溫高壓之水蒸氣，進而推動蒸氣機或渦輪機，使機械能轉變成為電能。

雖然燃煤之火力發電帶給我們大量且便利之能源，但也對環境帶來相當大的污染衝擊與破壞。煤之主要成分為碳、氫、氧和少量的氮、硫，煤炭燃燒後會產生焦炭、飛灰、灰份、硫氧化物、氮氧化物等等有毒氣體，燃煤之硫氧化物排放量約為 765(g/GJ)，氮氧化物約為 292(g/GJ)，甚至會產生大量的溫室氣體二氧化碳，燃煤之二氧化碳排放量約為 94600(g/GJ)[15]，二氧化碳是導致全球暖化嚴重的重要影響。煤在火力發電廠等鍋爐燃燒後依據煤種的不同大約產生 10%左右的煤灰，煤灰的金屬成分包括：鋁、鐵、鈣、鎂、鉀、鈉及鈦等金屬，或非金屬成分矽、硫等氧化物，煤灰中有 80.4%是煙囪中的飛灰，19.6%是火力發電廠鍋爐底渣。燃煤火力發電廠使用灰塘進行掩埋，但因環境污染與建設經費高昂已開始轉型將煤灰作為循環再利用，台灣電力公司的煤灰再利用率為 60%[16]，回收利用主要應用於水泥（95.2%）、混凝土（4.1%）、道路基材（0.1%），無法回收利用部分仍採用灰塘法，用擠壓方式將煤灰打入地下十五公尺進行掩埋，造成地下水與海洋污染。民營的和平電力股份有限公司處理煤灰，已經不需要建設灰塘或海拋的方式，全部供作水泥之原料，避免污染海洋[17]。燃煤後產生之飛灰小顆粒也就是我們所說的 PM_{2.5} 會排到大氣中，排放量約為 1203 (g/GJ)[15]，被人體吸入則會對呼吸道產生危害，產生氣管、支氣管炎和肺癌等危險，硫氧化物和氮氧化物對人體來說也是致癌物質，因此燃煤之危害是存在相當大的問題。

2.2 煤炭燃燒模式

2.2.1 煤炭燃燒的一般過程

煤是一種有機燃料，當加熱時，煤的有機物會被熱解，然後以揮發物的形式釋放出來。剩餘的固體是碳和礦物質的混合物，稱為焦炭，煤的燃燒主要是碳和揮發物的燃燒。煤炭燃燒的一般過程可描述為[18]：

(a) 將煤加熱，分離出煤中的水分，煤炭在被加熱的過程中水分會最先被蒸發出來，當溫度達到 105°C 左右，水分會全部被蒸發。

(b) 煤被持續加熱，揮發性成分釋放出來並首先引起燃燒。

煤加熱後會將煤炭中的揮發分釋放出來，此時屬於脫揮發分的階段，在這個階段，隨著溫度慢慢地升高，會排放出氣體和重烴焦油物質，這些物質的含量最高可達煤總重的 70~80%，取決於煤種和加熱條件。根據煤的大小、類型和溫度條件，脫揮發分只需要非常短的時間，幾毫秒或幾分鐘即可完成。煤炭脫揮發分過程中會產生焦油、烴類氣體等多種產物，這些副產物是可燃的，它們與煤顆粒附近的氧氣發生反應，形成明亮的擴散火焰。

(C) 焦炭被點燃，揮發性成分的殘留物不斷地分離出來，焦炭和揮發物一起燃燒殆盡，殘留的炭顆粒，富含碳，含有原煤的大部分礦物質和一些多餘的氮和硫，通常是球形的（特別是小顆粒）。它們通常非常多孔並且有許多裂紋，這是由於氣體產物的逸出和熱應力造成的特點。焦炭取決於原煤的類型和大小以及加熱條件，殘留的炭顆粒可以在足夠高的溫度下在氧化條件下被燒掉。焦炭和氧氣之間的反應是氣固多相反應。氣態氧擴散到炭顆粒並進入炭顆粒，被吸收並在顆粒的孔表面上反應。這種異質過程通常比脫揮發分過程慢得多，需要幾秒鐘到幾分鐘或更長時間。該過程的速率隨煤類型、溫度、壓力、焦炭特性（尺寸、表面積等）和氧化劑濃度而變化。

(d) 煤炭在歷經上述這些階段後，最後煤炭被燃燒殆盡形成煤灰，煤灰是燃煤鍋爐燃燒後形成的粉末，主要成分 SiO_2 、 Al_2O_3 、 Fe_2O_3 ，還有少量的 CaO 、 MgO

等，主要用途是城市垃圾填埋，煤灰壩處理；道路、鐵路、排水工程等等，在日常生活中可以用於救生，淨化污水，生產中可以作肥料和改良酸性土壤，在環境保護中可以用來處理工業廢水等等。

2.2.2 燃煤持續時間

煤炭之燃燒時間對於燃煤發電廠也是一個相當重要的議題，對於不同種類的煤來說，其燃燒時間與溫度都有一定的差異，一般煤炭之揮發性成分完全分離出來並燃燒的時間幾乎只佔整個燃燒時間的 10%，約 0.2-0.5 s。焦炭燃燒的時間佔整個過程的 98% 以上，約為 1-2.8 s。焦炭佔總釋放熱量的 60-95%。點火過程則取決於煤炭中灰分之含量，燃盡過程主要取決於焦炭燃燒速度。根據實際理論來說，當煤的點火時間較長時，燃盡時間會延長。[19]

2.2.3 煤的燃燒特性

煤燃燒過程的細節非常複雜，對於不同的煤種，不同的燃燒方式都會產生不同的結果，因此以下討論了幾個階段的主要特徵。煤炭吸收熱量後溫度升高，熱源來自爐中的氣體，溫度高達約 1300-1600°C。高溫氣體通過對流，輻射和熱傳導加熱新燃料並提高其溫度，之後煤中的水分首先會被分離出來，將煤乾燥並且煤的溫度會隨著水分的蒸發而升高，對於不同類型的煤而言，當溫度在 120-450°C 的溫度範圍時，煤中的揮發物會被分離出來，其餘的固態物質會形成焦炭。可燃揮發性氣體的著火溫度低，如果氧氣充足，當加熱到 450-550°C 時，揮發性氣體會引起燃燒，同時燃燒的氣體會加熱焦炭。焦炭從爐內燃燒的揮發性氣體和高溫煙氣的局部高溫區域吸收能量，使其溫度升高，並在達到點火點時發生燃燒現象，然後釋放出大量的熱量。大部分焦炭燒盡後便會產生灰分，灰燼會影響燃燒過程，燃燒後之焦炭顆粒的灰分會在燃料中均勻分佈，焦炭顆粒在燃燒過程中，會先從外球表面逐漸向內核燃燒，焦炭顆粒將會被灰分包圍，形成一層灰殼，甚至渣殼。該外殼可防止氧氣向焦炭表面飛散，並延長燃燒過程。[19]

2.3 煤炭燃燒溫度對鍋爐之影響

本研究主要針對煤炭燃燒之溫度與灰分之軟化溫度作探討，其原因為，對於不同種類之煤炭而言其點燃溫度也會有所不同，點燃溫度是在該溫度下，揮發性物質將蒸發成氣體的最低溫度，而無需借助任何外部火焰或點火源即可點燃。煤炭在鍋爐燃燒分為三個階段，第一為著火階段，在此階段水分先被蒸發出來隨著溫度升高來到第二階段為燃燒階段，此階段揮發物質被釋放出來並開始燃燒，第三階段為燃盡階段，煤碳在鍋爐燃燒中最重要的就是創造良好的著火、穩燃條件，並使燃料在爐內完全燃盡，因此煤炭著火溫度對於煤炭燃燒是相當重要的第一步，也是鍋爐穩定燃燒與安全運行的重要因素。

除此之外，在煤炭燃燒後之產生灰分，其軟化溫度也是影響鍋爐整體運作效率的主要因素，因為當灰分在爐膛中時其溫度夠高，因此呈現融化狀態，其黏滯係數非常低，像水一樣可以在鍋爐壁上隨意滑動，但是一旦當熔化的灰粒在離開火焰碰到受熱面或爐牆時，受到冷卻就會粘附在受熱面的管子或爐牆上，而且越結越多，這種現象就叫結渣。

鍋爐的結渣問題是燃煤電廠普遍存在的問題。所謂「結渣」，是指熔灰在鍋爐受熱壁面上的積聚，其本質為鍋爐中煤灰處於熔融或部分熔融狀態下，遇到低溫的壁面冷卻、凝固而形成沉積物的過程。鍋爐結渣是一個非常複雜的過程，涉及因素很多，它不僅與燃用煤種的成分和物理、化學特性有關，而且還與鍋爐的設計參數有關，同時還受鍋爐運轉條件的影響如負荷的變化、過量空氣係數、煤粉細度、爐膛燃燒溫度的控制、配風方式以及爐內燃燒空氣動力場的控制等[20]。這些因素總的來說可以分為兩大類，一為先天因素，如燃用煤種的特性和鍋爐的設計參數；二為後天因素，如鍋爐的運轉條件。因此，在分析解決鍋爐的結渣問題時就需要從這兩個方面來考慮，以此判斷導致鍋爐結渣的主要因素，但本研究主要針對煤質特性與煤灰熔融溫度對鍋爐結渣的影響進行探討。

2.3.1 煤質特性對鍋爐結渣的影響

實際煤質與設計煤質偏差很大是造成爐膛結渣的主要原因之一，灰的熔融特性是判斷燃燒過程中是否發生結渣的一個重要依據不同煤質的灰具有不同的成分和熔融特性。另外，灰分中鹼性和酸性兩類氧化物含量之比即鹼酸比偏高，那麼這種煤質容易發生結渣，煤灰中的酸性氧化物，如 SiO_2 ， Al_2O_3 和 TiO_2 等都是聚合物的構成者，因此會提高灰的熔化溫度；鹼性氧化物則相反，如 CaO ， MgO 和 Na_2O 等都是聚合物的破壞者，會降低灰的熔化溫度。

2.3.2 煤灰熔融溫度

在煤灰熔融性的四個特徵溫度中，一般將軟化溫度 ST (softing temperature) 稱為灰熔點。通常認為 ST 為 1350°C ，是一個分界點，高於 1350°C ，鍋爐不易結渣，軟化溫度 ST 越高，結渣可能性越小。反之，ST 低於 1350°C ，鍋爐易於結渣，軟化溫度 ST 越低，結渣可能性就越大，也就越嚴重。[20]

煤灰熔融溫度的高低，一般將煤灰分為易熔、中等熔融、難熔、不熔四種，其熔融溫度範圍大致為：易熔灰，ST 值低於 1160°C ；中等熔融灰，ST 值在 1160°C ~ 1350°C 範圍內；難熔灰，ST 值在 1350°C ~ 1500°C 範圍內；不熔灰，ST 值高於 1500°C 。[21]

2.4 煤炭之數據

本章節收集了兩種不同之煤炭數據，分別是煤炭點燃溫度與煤灰之融點溫度，由於燃煤電廠對於煤炭的需求龐大，因此有可能出現每批燃燒之混煤煤種不同或是燃燒之混煤特性不穩定，如此一來便會導致不同之點燃溫度，如果我們能控制之燃煤溫度剛好為該煤炭之點燃溫度左右，便能大大提升該煤炭之持續燃燒時間，減少過多的能源浪費，因此我們將會去預測不同之混煤其組成成分對於點燃溫度的影響及變化。除此之外煤灰之熔點溫度則是會造成鍋爐的結渣現象，造成管線堵塞，嚴重影響鍋爐之燃燒效率，而影響煤灰熔點溫的主要原因為煤灰的組

成成分，灰分中鹼性和酸性兩類氧化物含量之比即鹼酸比偏高，那麼這種煤質容易發生結渣，因此也將作煤灰組成成分對於煤灰熔點溫度之預測探討。

2.4.1 煤炭之點燃溫度數據(64 筆數據)

Jun Cheng, Xin Wang, Tingting Si 等人針對中國大部分燃煤發電廠中之煤種與混煤的組成成分，像是煤炭之溼度、揮發物質、灰分、固定炭(氣乾基)，與炭、氫、氧、氮、硫(乾燥基)等對於點燃溫度之影響與探討[22]，他們發現對於單一煤種而言無煙煤有最高的點燃溫度，高揮發性煙煤則具有最小的活化能和較低的著火溫度。普通煙煤的著火特性介於無煙煤和高揮發性煙煤之間，無煙煤也具有難燃和難燃的特點。相對於無煙煤，中國晉城無煙煤與新汶普通煙煤或兗州高揮發性煙煤的混合燃燒大大降低了混合煤的著火溫度，這個結果表明，由於煙煤的混合燃燒，無煙煤的著火特性大大提高了。因此，通過混合燃燒無煙煤和煙煤，無煙煤的著火特性與無煙煤大不相同，從而有利於無煙煤的著火。表 2-2 為 Jun Cheng, Xin Wang, Tingting Si 等人之研究之部分數據，煤種包括中國山西晉城無煙煤、山東兗州高揮發性煙煤、山東新汶普通煙煤、各式混煤。

表 2-2 Cheng, Xin Wang, Tingting Si 等人之研究之部分數據

特性	Moisture (%)	Ash (%)	Volatile matter(%)	Carbon (%)	Hydrogen (%)
代表值	4.19	19.45	33.19	59.22	4.08
範圍	1~10	10~35	5~30	40~70	2~5
特性	Nitrogen (%)	Sulfur (%)	Oxygen (%)	Ignition temperature (°C)	
代表值	1.02	4.38	7.66	435	
範圍	0~2	0~5	5~15	400~600	

2.4.2 煤灰之熔點溫度數據(83 筆數據)

煤灰之融點溫度對於鍋爐燃燒效率更是一大重要的因素，當爐內溫度夠高時，煤灰呈現融化狀態，其黏滯係數低，但是一旦煤灰碰到管壁或爐壁溫度下

降時，便會凝固堆積而結渣，導致機器故障，甚至是壞掉，因此 Wang Liang, Guangwei Wang, Xiaojun Ning 等人便針對其二十八種混和煤灰的組成成分與融點溫度作探討與研究，而煤灰的組成成分主要為金屬氧化物，根據研究結果顯示，此 28 種煤灰的 SiO_2 ， Al_2O_3 ， CaO 和 Fe_2O_3 含量在 24% 至 56%，11% 至 52%，2% 至 38% 和 1% 和 21% 之間。此外， SO_3 的含量在 2% 到 18% 之間， K_2O 和 MgO 的含量在 3% 以下，而 TiO_2 含量低於 2%。他們也發現粉煤灰中的酸性和鹼性金屬氧化物分別具有增加和降低粉煤灰熔融溫度的作用，因此灰分中鹼性和酸性兩類氧化物含量之比即鹼酸比偏高，那麼這種煤質容易發生結渣。表 2-3 為 Wang Liang, Guangwei Wang, Xiaojun Ning 等人之研究部分數據。

表 2-3 Wang Liang, Guangwei Wang, Xiaojun Ning 等人之研究部分數據

特性	SO_3 (%)	MgO (%)	Al_2O_3 (%)	SiO_2 (%)	K_2O (%)
代表值	2.33	9.962	5.47	14.85	3.861
範圍	2~18	0~3	11~52	24~56	0~3
特性	CaO (%)	Fe_2O_3 (%)	TiO_2 (%)	$\text{ST} / ^\circ\text{C}$	
代表值	51.63	4.068	1.59	1418	
範圍	2~38	0~21	0~2	1000~1500	

煤灰之組成成分： SiO_2 ， Al_2O_3 ， CaO ， Fe_2O_3 ， SO_3 ， K_2O ， MgO 和 TiO_2

2.5 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果

本研究將會把每一筆數據以決策樹回歸、SVR、ANN 等三種方式建模，進行數值預測，並將測結果與實驗數據做比較，計算其誤差值 RMSE(均方根誤差是一種常用的測量數值之間差異的量度，其數值常為模型預測的量或是被觀察到的估計量。方均根偏移代表預測的值和觀察到的值之差的樣本標準差，當這些差值是以資料樣本來估計時，他們通常被稱為殘差；當這些差值不以樣本來計算時，通常被稱為預測誤差)與 NRMSE(標準化方均跟誤差)，其中 RSME(1)與 NRSME(2)

之公式如下。此外也計算此三種模型之判定係數 R^2 (判定係數是在統計學中用於度量應變數的變異中可由自變數解釋部分所占的比例，以此來判斷迴歸模型的可靠度) 其公式如下(3)，其中 \hat{Y} 為預測值， \bar{Y} 為實際值平均， Y 為實際值。

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{Y} - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

$$NRSME = \frac{1}{\bar{Y}} \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{Y} - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \sum (\hat{Y} - \bar{Y})^2 / \sum (Y - \bar{Y})^2 \quad (3)$$

2.5.1 煤炭之點燃溫度預測結果

此數據為 64 筆混煤之數據，我們將 C, H, O, Moisture, ash, VM 作為模型的輸入值，不考慮氮跟氧的原因為其成分相對於其他參數都相當低，變化量也不大，因此不考慮作為輸入值，輸出則為混煤之點燃溫度，依據 AI 數值預測的設定，我們必須將數據分為訓練樣本，與測試樣本，本研究將 80% 之數據做為訓練樣本，20% 做為測試樣本，會選擇此比例的原因為，研讀過許多文獻資料與實際測試發現以此比例下進行數值預測其正確率較高，太少的訓練樣本則會使其增加誤差。

圖 2.5.1~2.5.6 為本研究預測之結果，為三種不同模型的炭的點燃溫度預測值與實際值的比較，從預測結果來看，可以看出三種模型對於混煤之點燃溫度不管是趨勢或是數值都有預測到，其誤差也相當小， R^2 大約落在 0.9 左右，其中又以 ANN 模型預測結果最為良好， R^2 值為 0.92，NRMSE 為 0.018，次之為決策樹迴歸模型其 R^2 為 0.9，NRMSE 為 0.024，最後則是 SVR 模型其 R^2 為 0.88，NRMSE 為 0.028。

圖 2.5.7~2.5.12 是利用 Chao Tong, Xigang Yang 等人對於煤炭點燃溫度實驗結果(13 筆)，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基 [23]，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，表 2-4 為部分數據，從結果來看，不管是哪一種 AI 模型，當數據未放入模型作訓練時其誤差值 NRMSE 都會有明顯的上升，預測準確率也有明顯的下降，SVR 模型之 R^2 值更是快低於 0.8，其原因可能為當我的訓練樣本數不足時或是新數據所輸入的參數範圍沒有在訓練樣本內時，對於新的數據，AI 無法從過去的學習經驗去預測出正確的數值，而導致誤差的上升及準確率的下降。ANN 模型預測 R^2 值為 0.85，NRMSE 為 0.035，決策樹回歸模型其 R^2 為 0.83，NRMSE 為 0.039，最後則是 SVR 模型其 R^2 為 0.8，NRMSE 為 0.043。

表 2-4 Chao Tong, Xigang Yang 等人對於煤炭點燃溫度實驗部分數據

特性	Moisture (%)	Ash (%)	Volatile matter(%)	Carbon (%)	Hydrogen (%)
代表值	2.74	26.94	26.64	53.87	3.43
範圍	0~3	0~25	10~25	50~70	3~4
特性	Nitrogen (%)	Sulfur (%)	Oxygen (%)	Ignition temperature (°C)	
代表值	0.86	1.95	10.21	431.8	
範圍	0~2	0~5	4~10	430~470	

圖 2.5.1 為使用決策樹模型做煤炭點燃溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，但有些預測值有低估的現象發生，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.024。

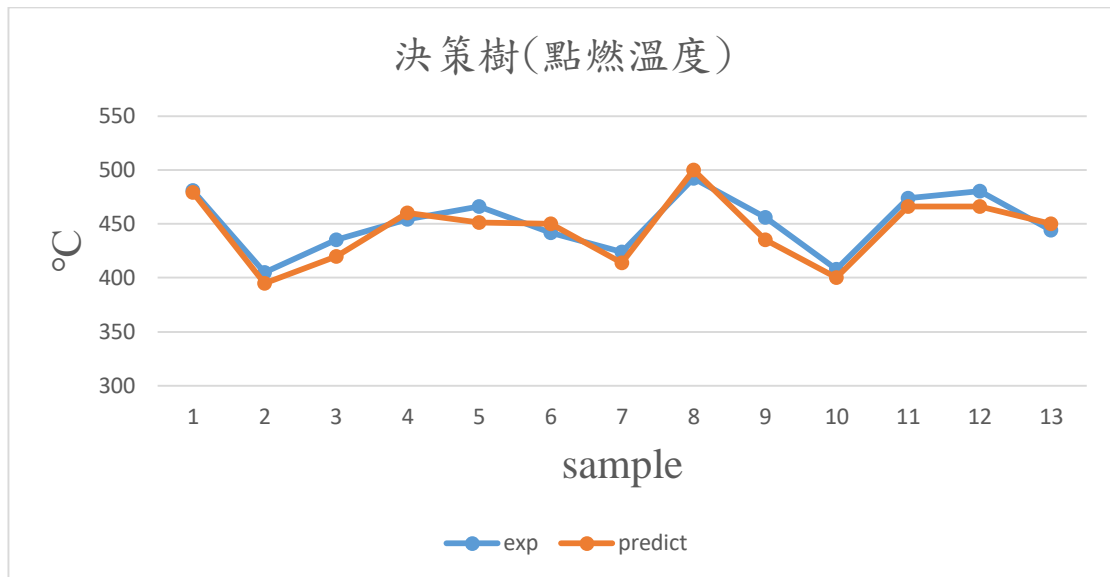


圖 2.5.1 點燃溫度預測值與實際比較 (決策樹)

圖 2.5.2 為使用決策樹模型做煤炭點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖， R^2 為判定係數是用來判斷迴歸模型的可靠度，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近， R^2 值為 0.9，其值相當高，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

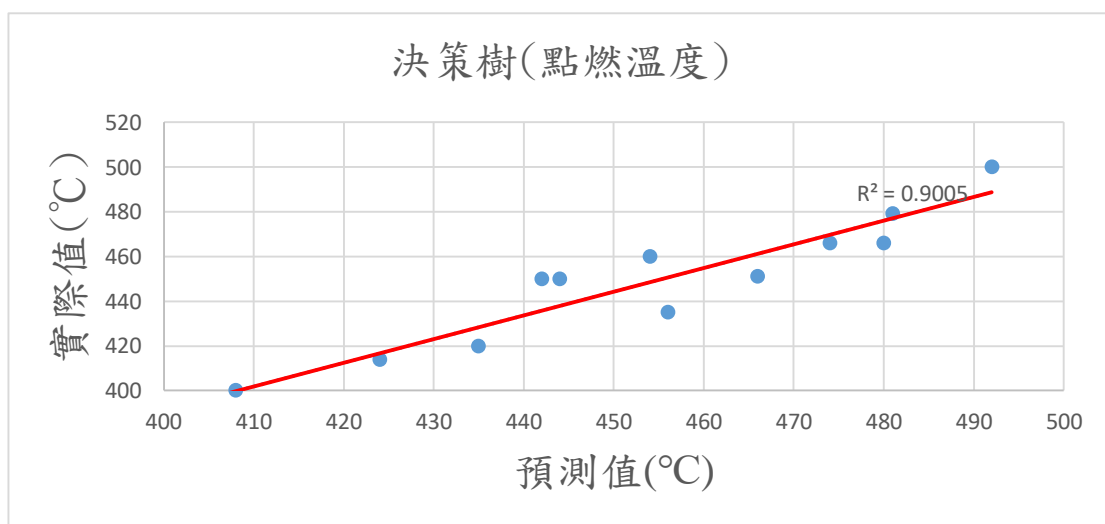


圖 2.5.2 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 2.5.3 為使用 SVR 模型做煤炭點燃溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，

NRMSE 為 0.028。

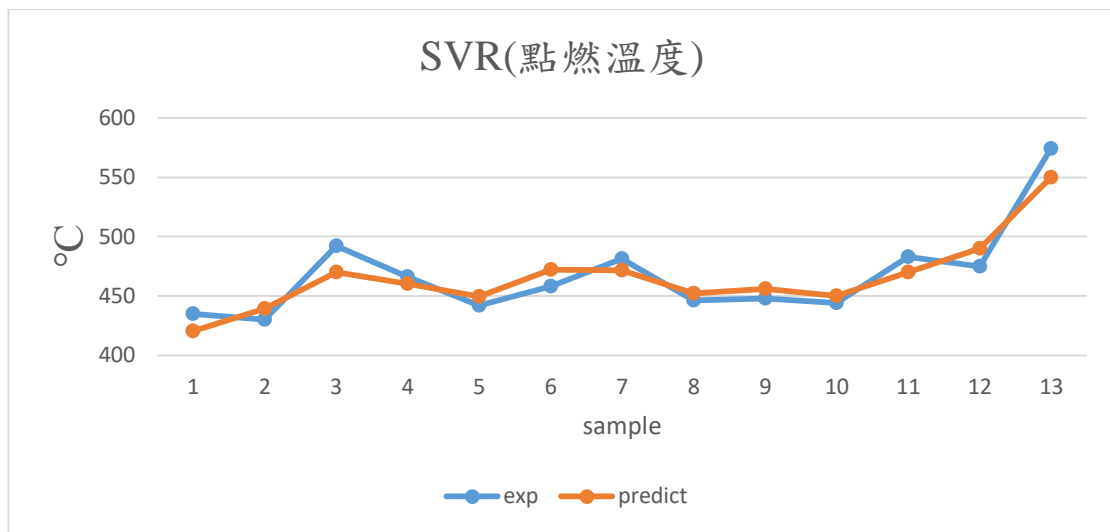


圖 2.5.3 點燃溫度預測值與實際比較 (SVR)

圖 2.5.4 為使用 SVR 模型做煤炭點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.88，為三種模型中預測最差的模型。

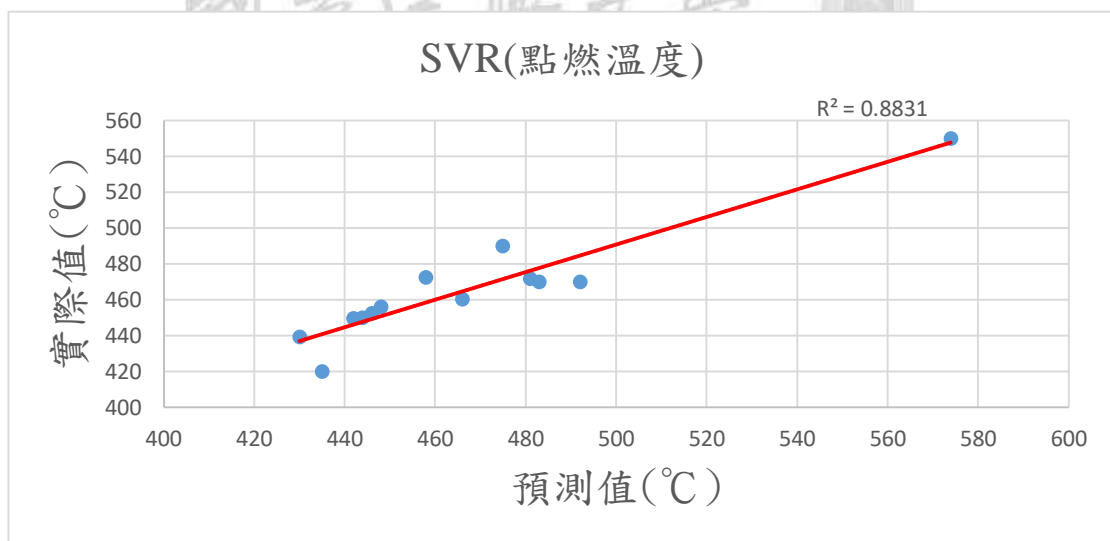


圖 2.5.4 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 2.5.5 為使用 ANN 模型做煤炭點燃溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.018，為本研究預測最好之模型。

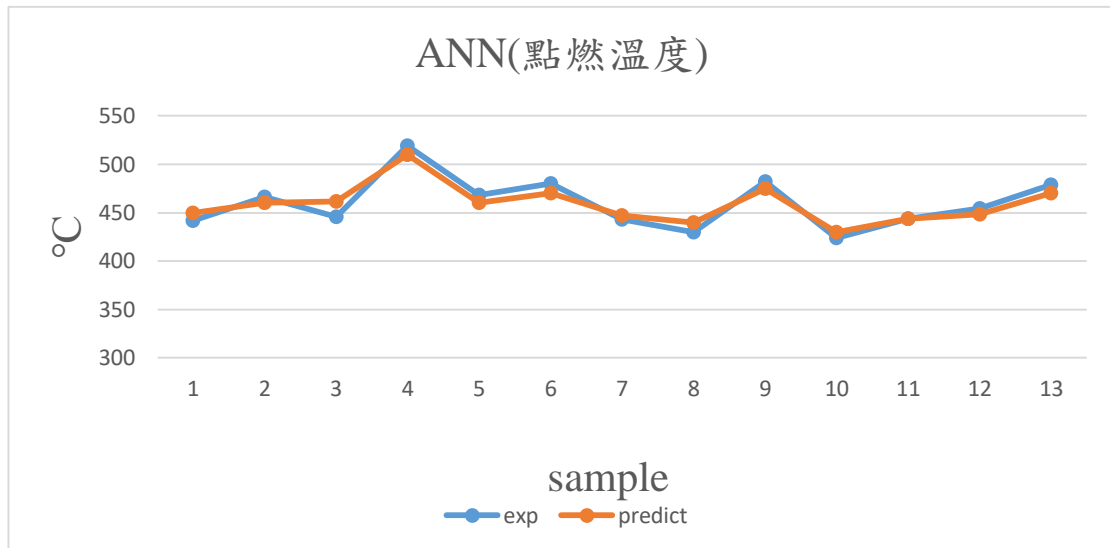


圖 2.5.5 點燃溫度預測值與實際比較 (ANN)

圖 2.5.6 為使用 ANN 模型做煤炭點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.92，其值相當高，可知預測結果很好。

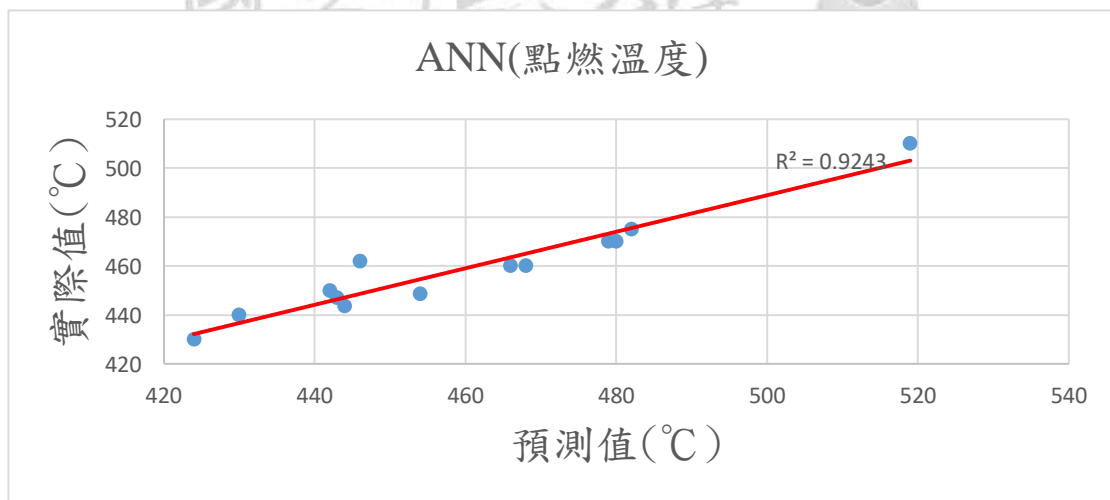


圖 2.5.6 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 2.5.7 是利用決策樹模型對 Chao Tong, Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看，未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，雖然趨勢都有預測到，但預測之數值卻有些差距，其誤差值 NRMSE 為 0.039。

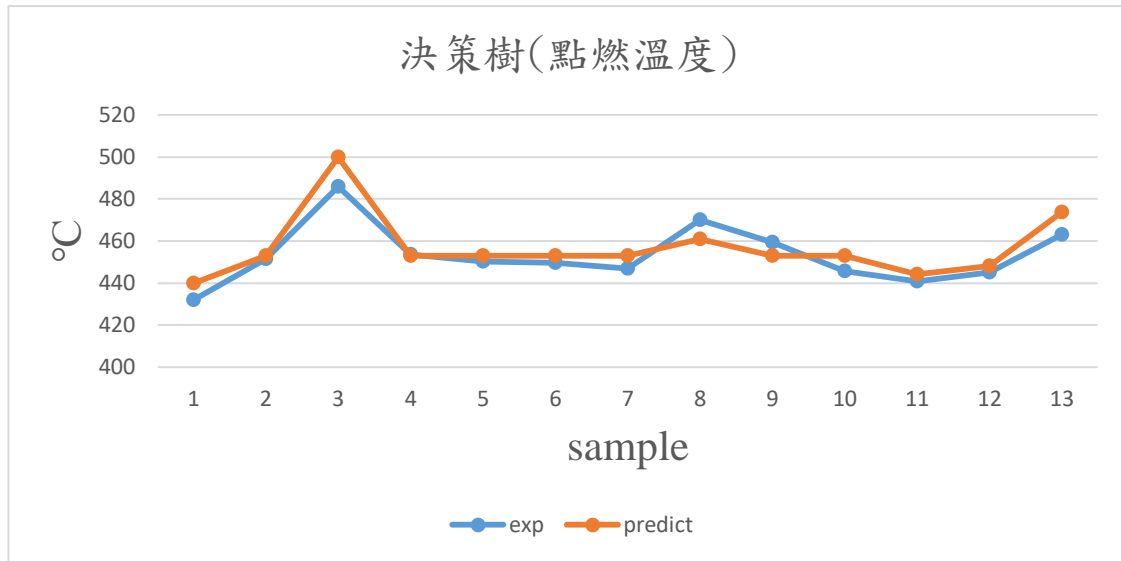


圖 2.5.7 點燃溫度預測值與實際比較 (決策樹)

圖 2.5.8 是利用決策樹模型對 Chao Tong , Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值也低很多，其值為 0.83。

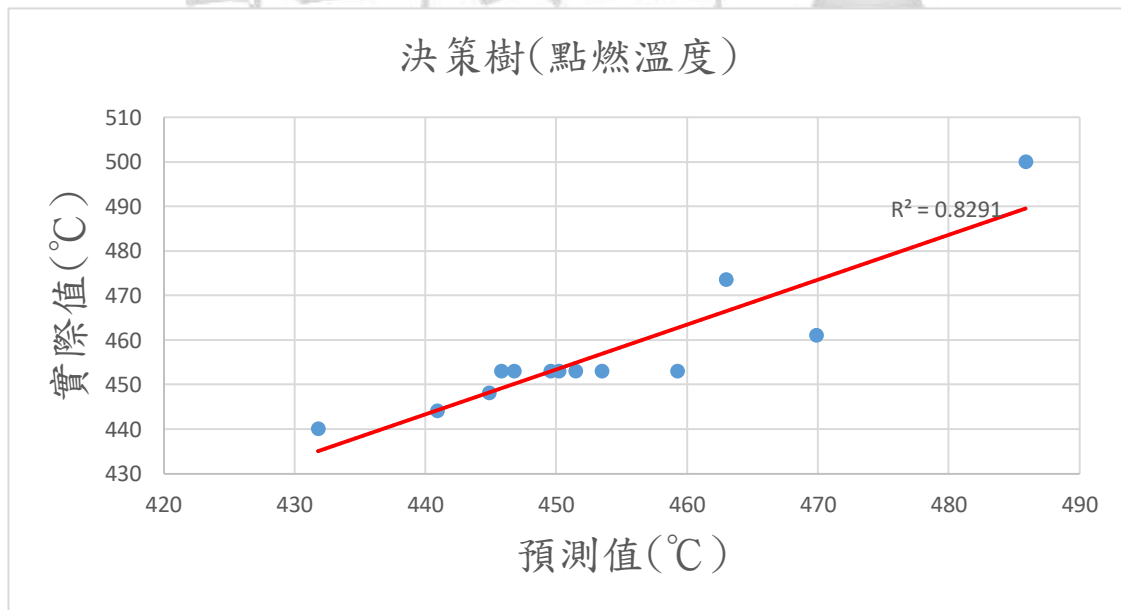


圖 2.5.8 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 2.5.9 是利用 SVR 模型對 Chao Tong , Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之 SVR 模型做模型預測的測試，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看，未放入模型做訓練的新數據預測

測結果明顯較差，雖然趨勢都有預測到，但預測之數值卻有明顯低估的現象，其誤差也是三種預測模型中最大的，其誤差值 NRMSE 為 0.043。

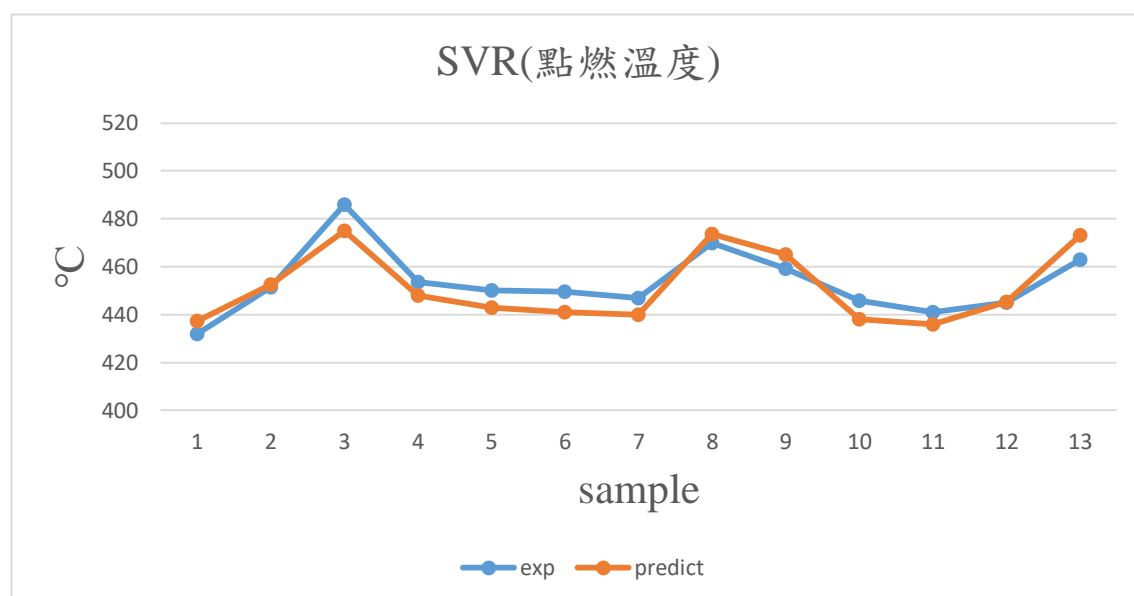


圖 2.5.9 點燃溫度預測值與實際比較 (SVR)

圖 2.5.10 是利用 SVR 模型對 Chao Tong, Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值也快低於 0.8。

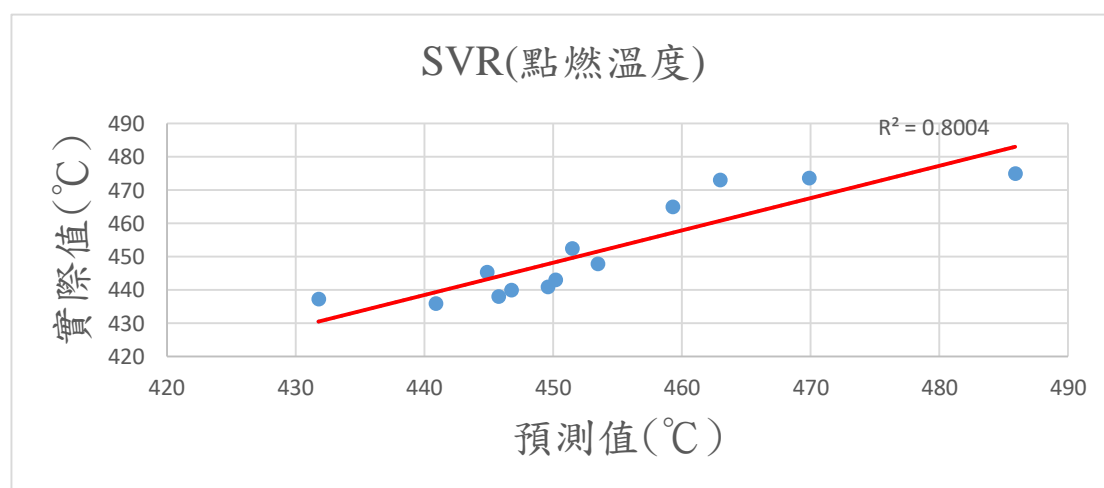


圖 2.5.10 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 3.5.1.11 是利用 ANN 模型對 Chao Tong, Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之 ANN 模型做模型預測的

測試，從結果來看，雖然比起有放入模型做訓練之數據預測結果差，但此模型能為新數據中預測最好之模型，其誤差值 NRMSE 為 0.035。

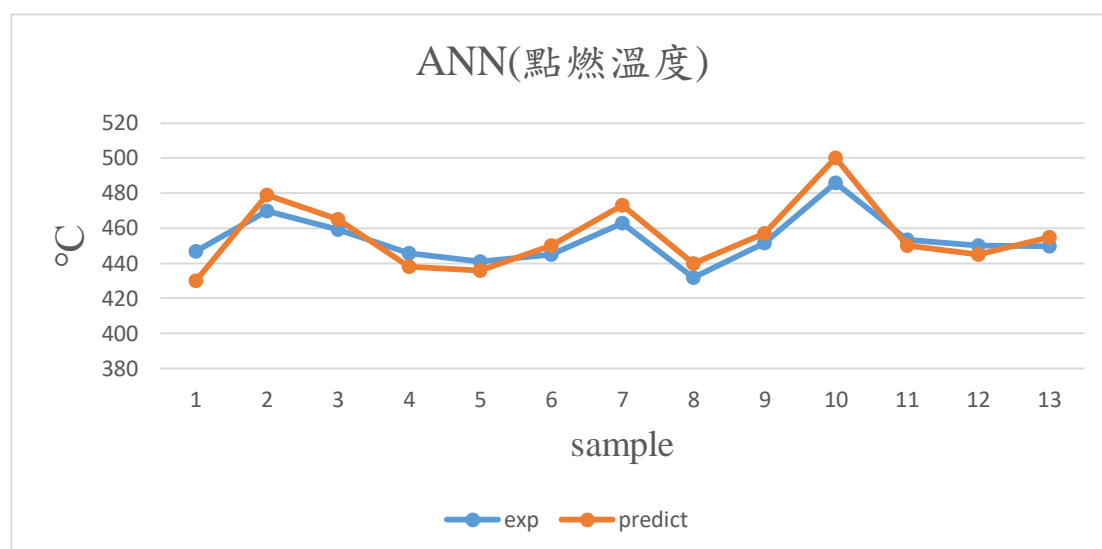


圖 2.5.11 點燃溫度預測值與實際比較 (ANN)

圖 2.5.12 是利用 ANN 模型對 Chao Tong, Xigang Yang 等人之煤炭點燃溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值為 0.85。

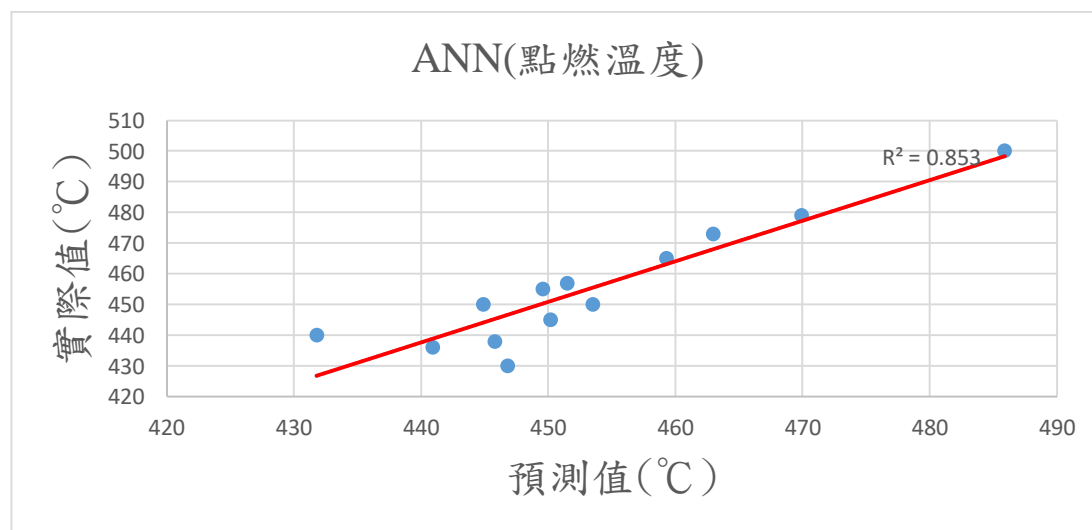


圖 2.5.12 點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

2.5.2 煤灰之熔點溫度預測結果

此數據為 83 筆煤灰之融點溫度數據，融熔狀態的煤灰是造成鍋爐結渣的主要因素，煤灰的融點溫度也隨著煤灰的組成成分不同而有所改變，因此本研究之三

種模型將選用煤灰的組成成分當作輸入值，分別為 SiO_2 ， Al_2O_3 ， CaO ， Fe_2O_3 ， SO_3 ， K_2O ， MgO 和 TiO_2 ，輸出值則為煤灰之融點溫度，圖 2.5.13~2.5.18 為本研究預測之結果，為三種不同模型的煤灰的熔點溫度預測值與實際值的比較，從預測結果來看，可以看出三種模型對於混煤之點燃溫度不管是趨勢或是數值都有預測到，其誤差也相當小，其中又以 ANN 模型預測結果最為良好， R^2 值為 0.91，NRMSE 為 0.04，次之為決策樹回歸模型其 R^2 為 0.88，NRMSE 為 0.05，最後則是 SVR 模型其 R^2 為 0.83，NRMSE 為 0.07。

圖 2.5.19~2.5.24 是利用 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗結果(19 筆)[24]，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，做模型預測的測試，表 2-5 為部分數據，從結果來看也是一樣，不管是哪一種 AI 模型，當數據未放入模型作訓練時其誤差值 NRMSE 都會有明顯的上升，預測準確率也有明顯的下降，最重要的原因可能為訓練樣本數不足或是多樣性不夠，導致新數據 AI 無法從過去的學習經驗去預測出正確的數值，而導致誤差的上升及準確率的下降。ANN 模型預測 R^2 值為 0.85，NRMSE 為 0.06，決策樹回歸模型其 R^2 為 0.84，NRMSE 為 0.08，最後則是 SVR 模型其 R^2 為 0.8，NRMSE 為 0.12。

表 2-5 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗部分數據

特性	SO_3 (%)	MgO (%)	Al_2O_3 (%)	SiO_2 (%)	K_2O (%)
代表值	1.78	1.02	22.77	50.32	1.77
範圍	0~10	0~3	10~35	15~55	0~2
特性	CaO (%)	Fe_2O_3 (%)	TiO_2 (%)	ST / $^\circ\text{C}$	
代表值	4.2	11.89	1.78	1380	
範圍	2~30	0~10	0~2	1000~1500	

圖 2.5.13 為使用決策樹模型做煤灰之熔點溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測

到，但有些預測值有高估的現象發生，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.05。

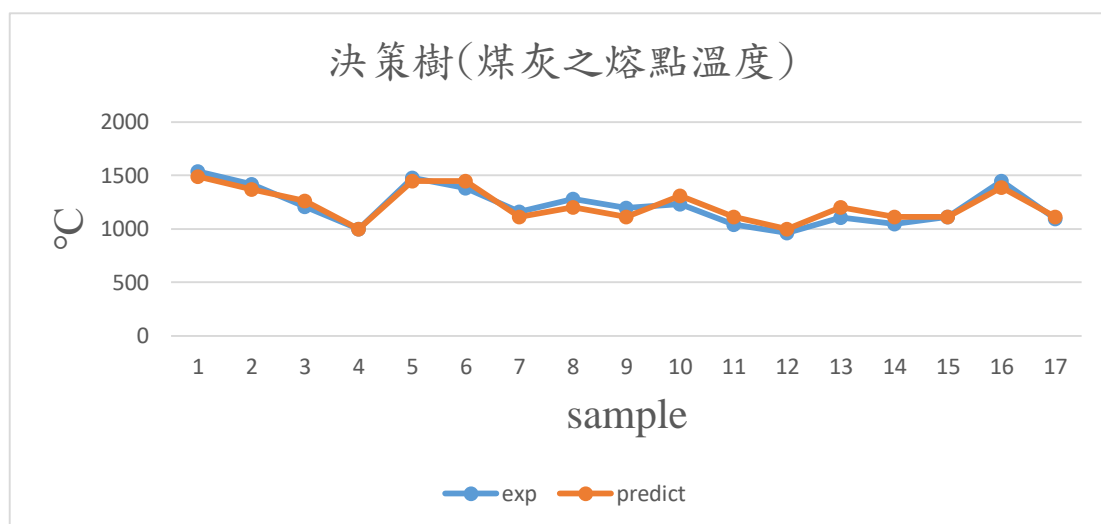


圖 2.5.13 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (決策樹)

圖 2.5.14 為使用決策樹模型做煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖， R^2 為判定係數是用來判斷迴歸模型的可靠度，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近， R^2 值為 0.89，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

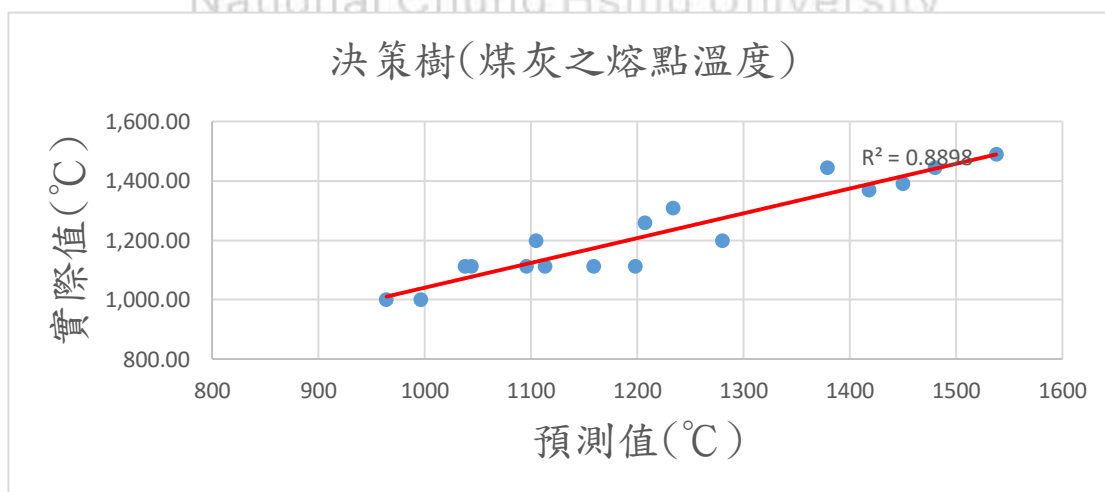


圖 2.5.14 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 2.5.15 為使用 SVR 模型做煤灰之熔點溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測

到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.07。

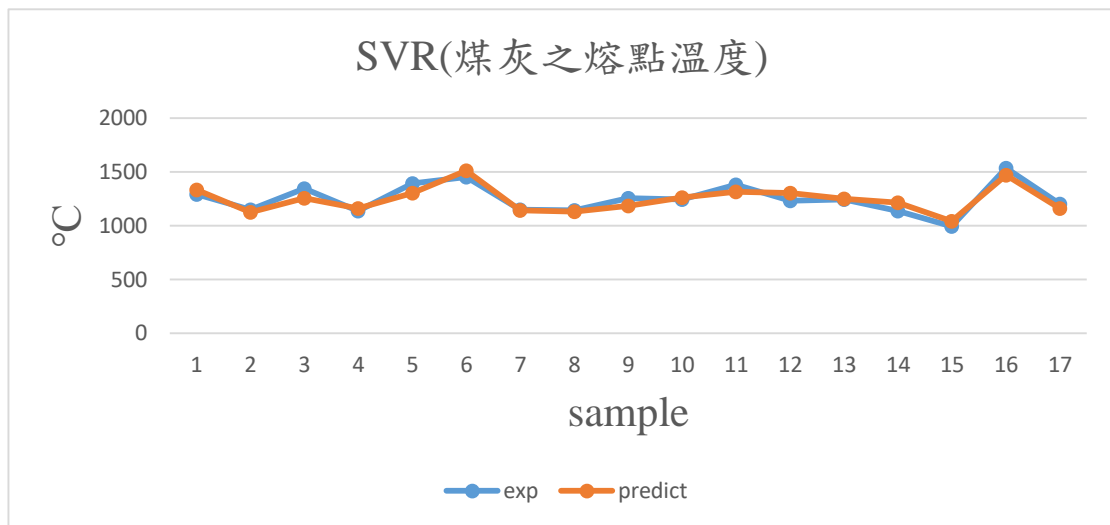


圖 2.5.15 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (SVR)

圖 2.5.16 為使用 SVR 模型做煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.83，為三種模型中預測最差的模型。

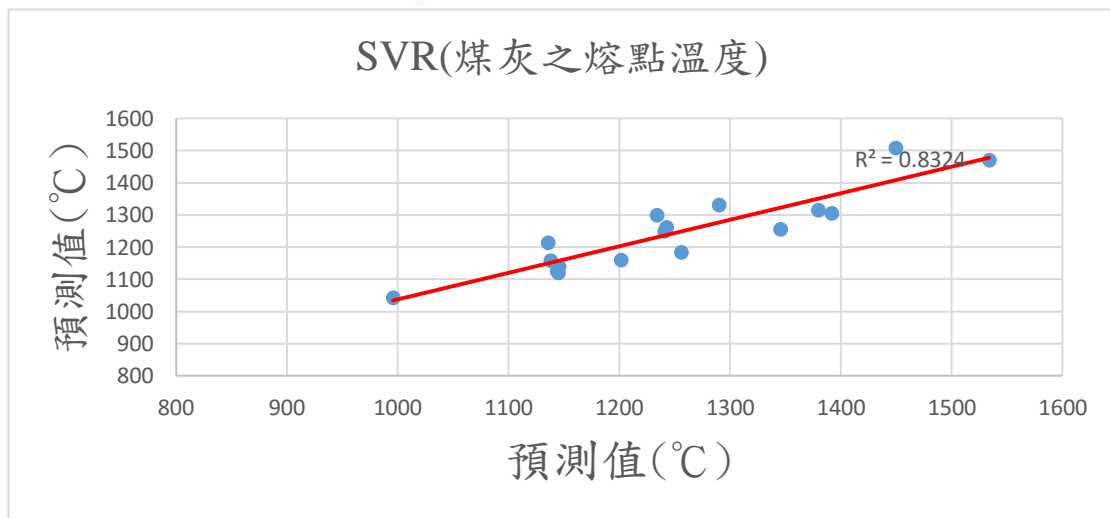


圖 2.5.16 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 2.5.17 為使用 ANN 模型做煤灰之熔點溫度數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有

精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.04，為本研究預測最好之模型。

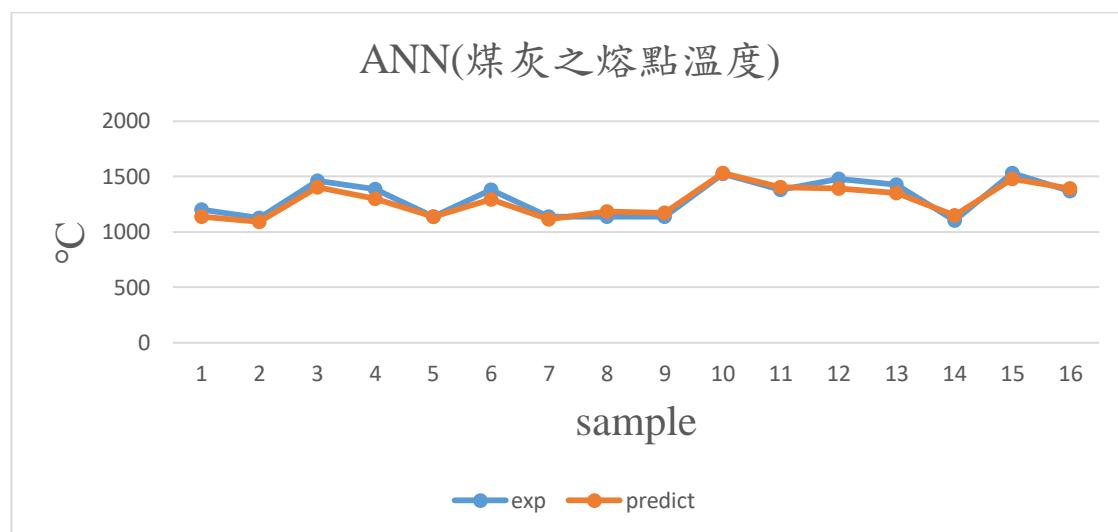


圖 2.5.17 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (ANN)

圖 2.5.18 為使用 ANN 模型做煤炭點燃溫度預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.9，其值相當高，可知預測結果很好。

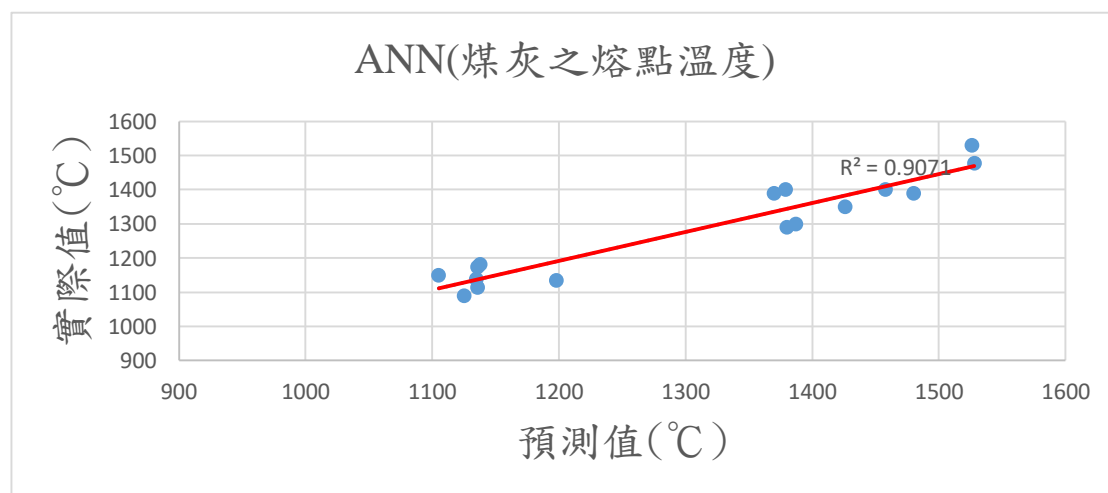


圖 2.5.18 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 2.5.19 是利用決策樹模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看，未放入模型做訓練的新數據預測結

果明顯較差，預測之數值與實際值有較大的差距，都呈現明顯低估的現象，其誤差值 NRMSE 為 0.052。

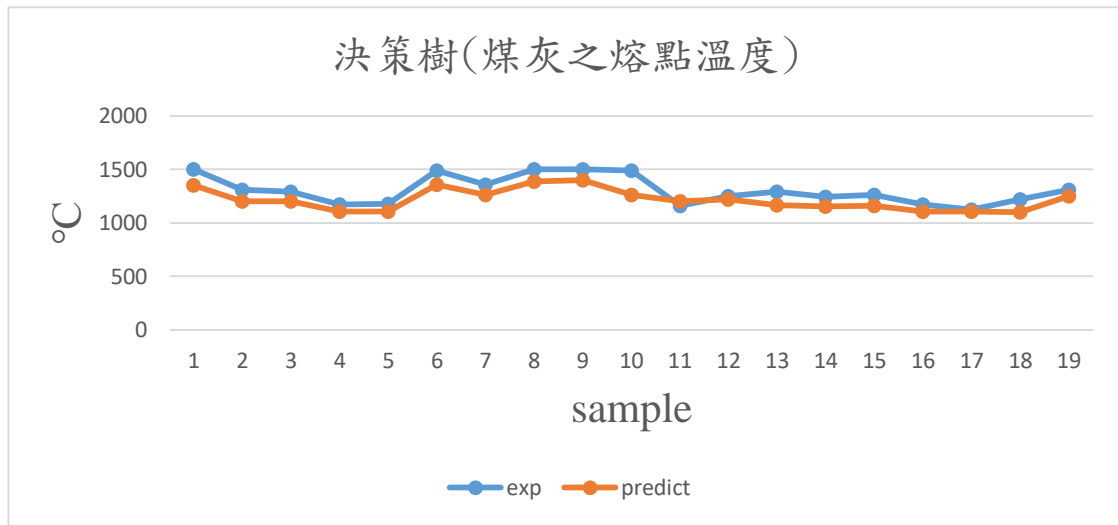


圖 2.5.19 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (決策樹)

圖 2.5.20 是利用決策樹模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值也低很多，其值為 0.84。

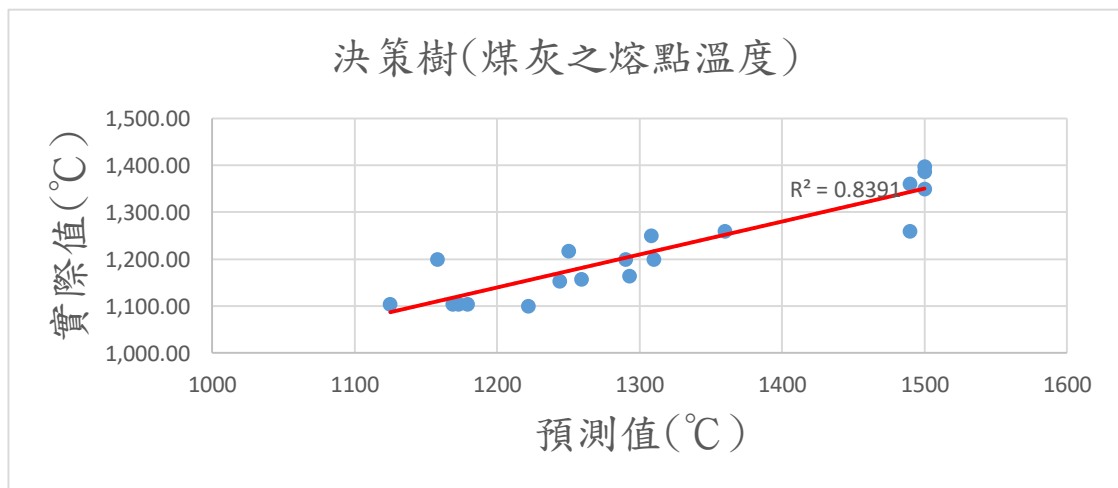


圖 2.5.20 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 2.5.21 是利用 SVR 模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之 SVR 模型做模型預測的

測試，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看，未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，雖然趨勢都有預測到，但預測之數值卻有明顯低估的現象，其誤差也是三種預測模型中最大的，其誤差值 NRMSE 為 0.058。

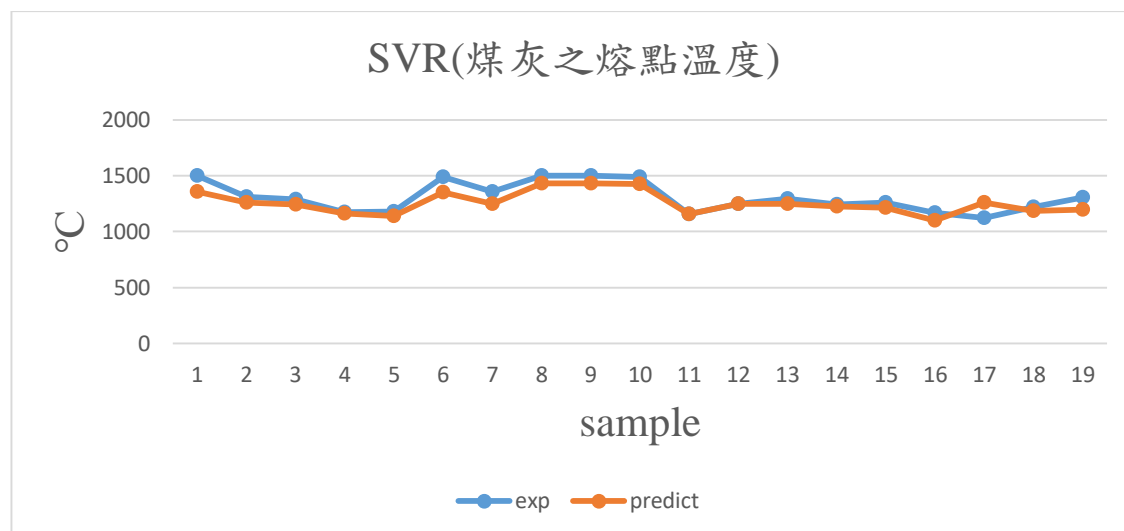


圖 2.5.21 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (SVR)

圖 2.5.22 是利用 SVR 模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值也快低於 0.8。

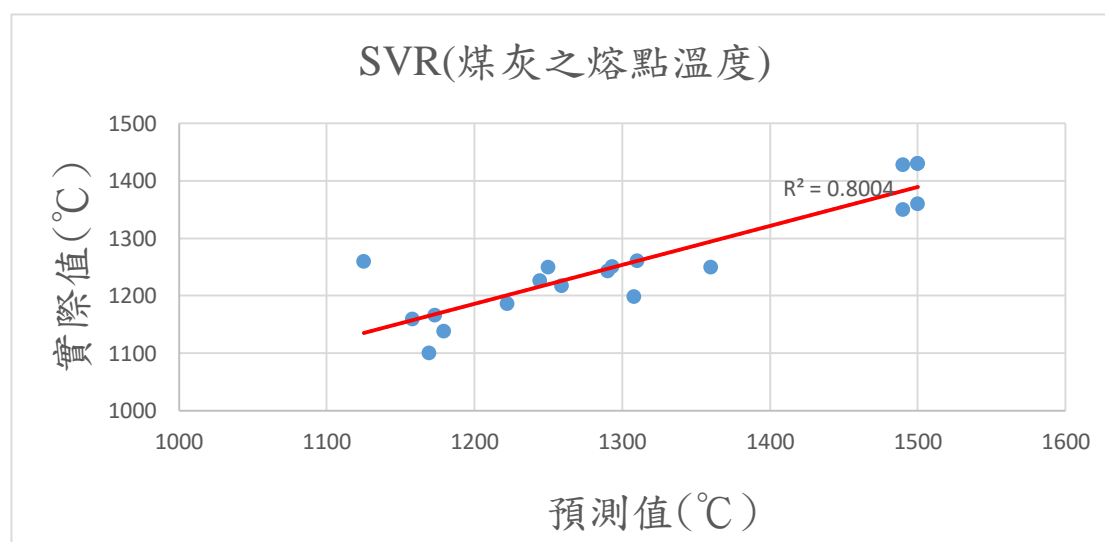


圖 2.5.22 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 2.5.23 是利用 ANN 模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫

度實驗數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之 ANN 模型做模型預測的測試，從結果來看，雖然比起有放入模型做訓練之數據預測結果差，但此模型能為新數據中預測最好之模型，其誤差值 NRMSE 為 0.035。

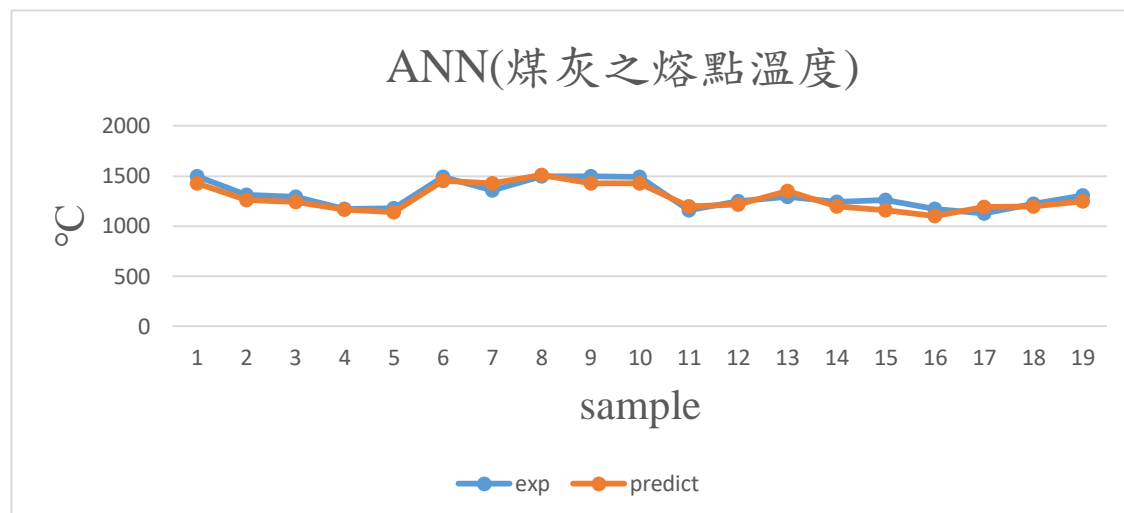


圖 2.5.23 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較 (ANN)

圖 2.5.24 是利用 ANN 模型對 Haiping Xiao, Yuhui Chen 等人對於煤灰熔點溫度實驗數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值為 0.85。

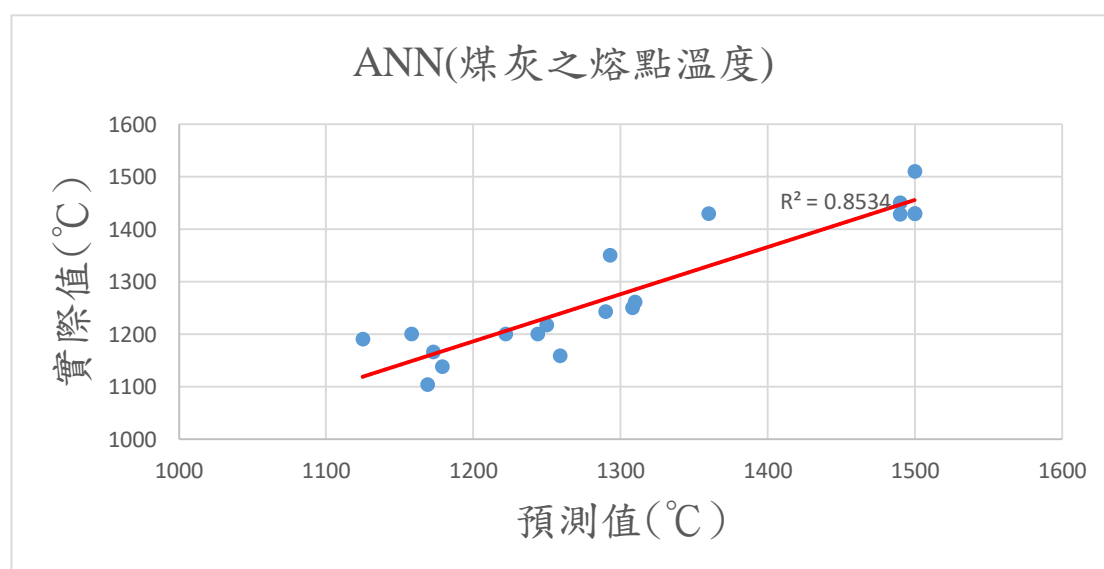


圖 2.5.24 煤灰之熔點溫度預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

2.6 煤炭性質預測之結論

由表 2-6 與 2-7 之計算結果顯示，不管是煤炭點燃之溫度預測還是煤灰之熔點溫度的預測，都是以 ANN 模型為最佳，其誤差值也最低，其中煤炭點燃之溫度預測之 R^2 更是高達 0.92，表示此 ANN 模型對於這兩種模式之數值預測都有良好的表現，也相較於其他兩種模型之預測值更為精準，再來則是決策樹回歸模型，決策樹回歸模型為本研究煤炭性質預測第二好之模型，其 R^2 值略低於 ANN 模型一點，但整體表現也還不錯，最後則是 SVR 模型，其誤差值為三個模型中最大的， R^2 也是三個模型中最低的。

除此之外本研究除了利用原本訓練數據外，也蒐集了新數據放入已建好之模型進行數值預測之測試，從結果來看，不管是哪一種 AI 模型，當數據未放入模型作訓練時其誤差值 NRMSE 都會有明顯的上升，預測準確率也有明顯的下降，最重要的原因可能為訓練樣本數不足或是多樣性不夠，導致新數據 AI 無法從過去的學習經驗去預測出正確的數值，而導致誤差的上升及準確率的下降，表 2-8 與 2-9 分別為新煤炭點燃之溫度數據預測與新煤灰之熔點溫度數據預測之計算結果，從結果來看都比原本之訓練數據差一些。

表 2-6 煤炭點燃之溫度計算之結果

Model	NRMSE	
SVR	0.028	劣
決策樹回歸	0.024	次之
ANN	0.018	優
Model	R^2	
SVR	0.88	劣
決策樹回歸	0.9	次之
ANN	0.92	優

表 2-7 煤灰之熔點溫度計算之結果

Model	NRMSE	
SVR	0.07	劣
決策樹回歸	0.05	次之
ANN	0.04	優
Model	R ²	
SVR	0.83	劣
決策樹回歸	0.88	次之
ANN	0.91	優

表 2-8 新煤炭點燃之溫度度計算之結果

Model	NRMSE	
SVR	0.043	劣
決策樹回歸	0.039	次之
ANN	0.035	優
Model	R ²	
SVR	0.8	劣
決策樹回歸	0.83	次之
ANN	0.85	優

表 2-9 新煤灰之熔點溫度計算之結果

Model	NRMSE	
SVR	0.12	劣
決策樹回歸	0.08	次之
ANN	0.06	優
Model	R ²	
SVR	0.8	劣
決策樹回歸	0.84	次之
ANN	0.85	優

第三章、生質能氣化實驗

3.1 生質能氣化

隨著能源需求和環境意識的提高，在未來人類將面臨重大的能源危機與迫害環境所帶來的災害的反撲，因此生質能源現今扮演著一個重要的腳色，也是將來重要的替代能源之一。目前全球的用電量爆發性的成長，各國對於電量的需求也越來越高，因此由生物質、沼氣、太陽能 and 風能所產生的小規模電力對於電力分配系統日益扮演著重要的角色。

氣化是一項很有前瞻性的技術，是一種有效的熱化學轉化過程，可以將固體生物質轉化為可燃氣體，即氫氣、甲烷、碳的混合物一氧化碳，二氧化碳，輕烴和焦炭，這些所產生的氣態混合物稱為合成氣，可以直接作為氣體燃料或可以進一步加工以生產電力並產生熱量。此外，氣化可以將低價值的原料轉化為有價值的能源，因為它可以從非常規原料（如森林廢料，農業廢料，家禽廢料和城市固體廢料）中生產能量。

氣化技術為現階段轉換生質能源最有效率的方法之一，且用來產生合成氣的氣化爐爐體構造簡單，產生的合成氣為氣態燃料，能提供熱量給鍋爐、發電機等需要熱源的設備所使用，此外，燃燒氣態燃料所產生的污染物也相對於固態與液態燃料低很多，燃燒固態燃料會產生較多的硫氧化物與二氧化碳甚至是黑煙等等，這些都是造成空氣污染與全球暖化的重要因素，至於液態燃料最常拿來使用的就是化石燃料，目前大部分的交通運輸都是燃燒石油來提供能量，但石油並不是再生能源，且隨著社會發展的進步，對於能源的需求也越來越高，因此石油也將面臨短缺的問題，除此之外燃燒石油也會產生氮氧化物與黑煙等懸浮粒子，不僅使空氣品質降低造成空氣污染，生活在空氣如此糟糕的環境下對人體的健康更是一大影響。然而對於使用生質物氣化產生的氣體燃料而言，合成氣體經過純化後便能獲得較乾淨的氣體燃料做使用，也不會產生任何污染物，是目前綠能發展的重要技術之一，對於環保意識的抬頭，我們可以利用像是農業廢氣物、家禽廢

料和城市固體廢料等等作為氣化的料源，將廢物再利用產生新的乾淨的替代能源。

氣化反應除了氣態的合成氣產生外，亦會產生固液態的殘留物，如燃料油，焦油，焦炭與灰分等產物。雖然氣化反應所產生的合成氣具有爐體結構簡單、操作簡單、生質燃料選用的種類彈性較大等優點，但最引人詬病的缺點為產生液態的殘留物焦油，當合成氣體降溫時則會產生黏滯係數相當高的液態焦油，複雜可凝結的碳氫化合物，主要為單環或多環的芳香族，主要由生質燃料中所含的纖維素與木質素中產生，如果處理不當容易使鍋爐中的燃燒器管路堵塞，在活塞式發電機中，焦油會附著在氣缸壁上，增加活塞運動的摩擦與加速活塞的磨損。至於如何處理與去除這些大量的焦油則是未來必須思考的一大課題。

3.2 生質物氣化爐種類

目前生質物氣化爐種類的區分，取決於氣體與燃料接觸形式上的不同，大致上分為兩種，分別為固定床氣化爐(fixed bed gasifiers)與流體化床氣化爐(fluidized bed gasifiers)。

固定床氣化爐的爐體一般都為直立式圓筒，生質燃料可由爐體的頂部或者側邊進料，氣化後產生的灰渣與未燃碳則由底部的爐柵移出。固定床氣化爐又以合成氣出口的方向分為上吸式固定床氣化爐(updraft fixed bed gasifiers)與下吸式固定床氣化爐(downdraft fixed gasifiers)。上吸式固定床氣化爐如圖 3.2.1 所示，生質燃料由頂部進料，而空氣從底部流向頂部，燃燒區則在爐床的底部，氣體由爐床的底部向上流動，溫度則隨著流動方向逐漸下降，並由上方的出氣孔排出。

下吸式固定床氣化爐則如圖 3.2.2 所示，生質燃料一樣是從頂部進料，空氣從爐體的中間通過排列均勻配置的噴嘴朝爐底的方向注入氣化爐內，此時的燃燒區主要是在中間區域與上吸式有所不同，合成氣則是從底部的出口排出。

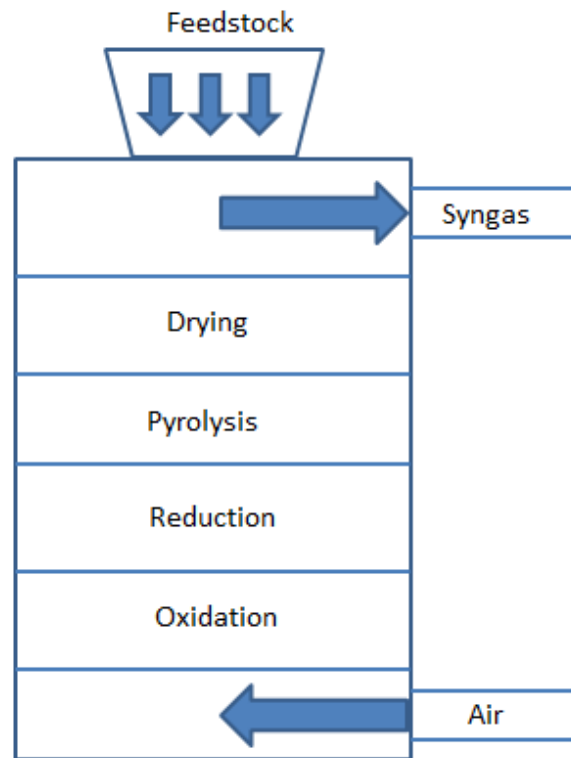


圖 3.2.1 上吸式固定床氣化爐

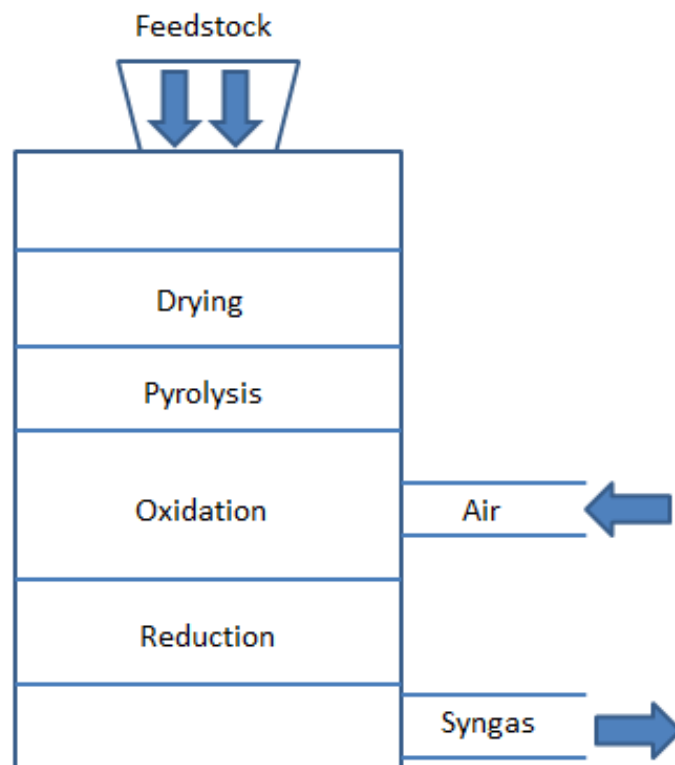


圖 3.2.2 下吸式固定床氣化爐

由於上吸式氣化爐產生的合成氣於較低的溫度排出，因此有較多的焦油被析出，相較之下，下吸式氣化爐產生的合成氣溫度較高，被析出的焦油量較少，更適合用於活塞式內燃機使用，上吸式固定床氣化爐與下吸式固定床氣化爐的優劣比較如表 3-2-1 所示。

表 3-2-1 上吸式固定床氣化爐與下吸式固定床氣化爐的優劣比較

種類	上吸式固定床	下吸式固定床
優點	較高的氣化效率 氣化燃料尺寸的彈性較大 合成氣中挾帶的灰分較少	較高的碳轉換率 較低的焦油產量 生質燃料停留在爐內的時間長
缺點	合成氣中所含的焦油量較高 氫氣與一氧化碳的產量較低 需要爐排以避免氣體在爐內運動 有固定的路徑	合成氣產出的熱值較低 選用氣化燃料需要相同尺寸 合成氣中所含的灰分較多

流體化床氣化爐爐床內壁由耐火材料構成，再將細沙等惰性介質放置於氣體分布板上，氣體由爐床底部向上注入，惰性介質會隨著注入的氣體懸浮於氣體中，此現象稱為流體化，生質燃料經破碎處理後在此高熱傳與均勻混和的流體化介質中進行氣化反應。流體化床氣化爐常見分為三種，氣泡式流體化床(bubbling fluidized beds, CFB)、循環式流體化床(circulating fluidized beds, BFB)與挾帶床(entrained bed)，一般規模下採用氣泡式流體化床氣化爐(如圖 3.2.3a 所示)，若規模較大時，則使用循環式流體化床氣化爐(如圖 3.2.3b 所示)。循環式流體化床與氣泡式流體化床的差別在於循環式流體化床氣化爐爐內的流速較快且介質粒徑較小，惰性介質會因為較高的流速被帶出流體化床內，因此需要第二個爐床讓飛出的介質流回氣化爐床內。與固定床氣化爐相比，流體化床氣化爐有更多的優點，爐床內溫度分布均勻，生質燃料的選擇更為廣泛，氣固混和均勻且爐內熱傳高等。

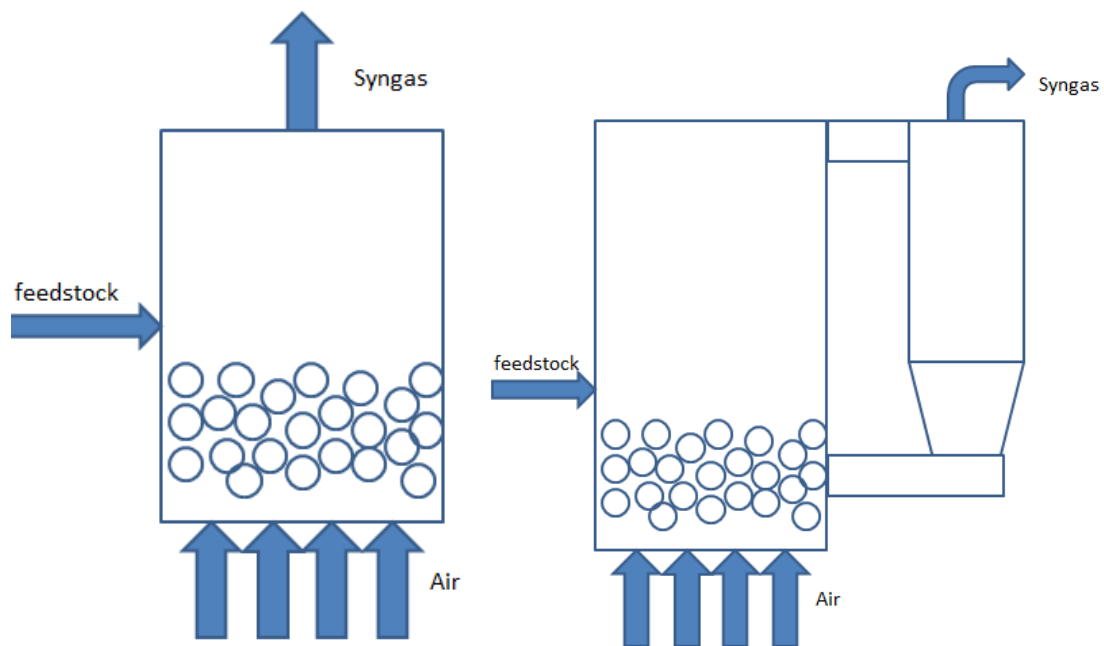


圖 3.2.3a 氣泡式流體化床氣化爐

圖 3.2.4b 循環式流體化床氣化爐

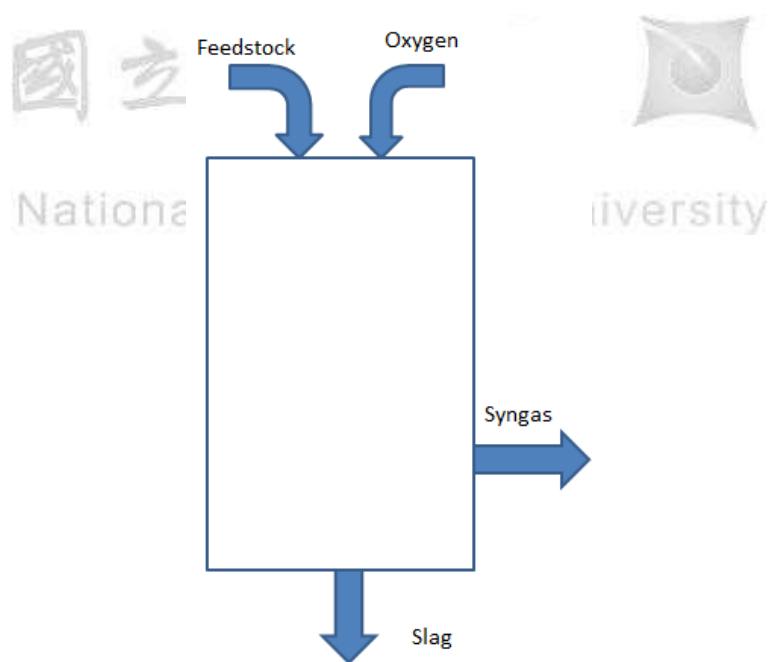


圖 3.2.5 挾帶床

挾帶床(如圖 4.2.4 所示)與上述兩者流體化床最大的不同點在於，挾帶床內並沒有惰性介質，因此生質燃料的粒徑需要更為細小，一般挾帶床的爐內溫度較其他的氣化爐高(約 1200°C 以上)，氣化介質的選擇上也多數選擇純氧，優點是氣化效率接近 100%，且合成氣中焦油含量較少，但也因為溫度較高造成灰渣熔融，

且使用的氣化介質為純氧，建置與營運成本也會增加。

3.3 實驗架構

本研究採用的是上吸式氣化爐整體的實驗架構系統圖如圖 3.3.1 所示，選用的生質燃料由料斗進入氣化爐中，鼓風機將大氣中的空氣吹入氣化爐內部，蒸汽鍋爐則是負責產生蒸汽並將蒸汽注入氣化爐內部，氣化爐內部有上中下三個熱電偶偵測氣化爐內部的溫度，底部有攪拌棒方便爐內能執行攪拌掏灰等動作，氣化爐底部有一底盤內有多個空隙作為爐柵，氣化完後殘留下來的爐渣、灰分與未燃炭經過掏灰後會經過爐柵，最後再由運輸螺桿排出。

氣化爐產生的合成氣由上端的排氣管排出，排氣管中段分別安裝皮托管與合成氣的採樣管，在排氣管中間也加入採樣管位方便進行合成氣的收集，使用定量幫浦在採樣管的最尾端進行合成氣收集的吸取，進入集氣袋前的合成氣需先經過裝滿小石頭等玻璃洗滌瓶與冷卻系統來降低合成氣體的溫度，並藉此過濾水氣與焦油，在經過濾水器去除水分，最後經過濾紙過濾碳粒與懸浮微粒在吹進採氣袋中。

因本次實驗所使用的氣化爐並沒有安裝燃燒機作為一開始明火或溫度的來源，因此需要將已點燃的易燃物由氣化爐的爐口放入氣化爐內，點燃內部的生質燃料，待溫度上升至氣化溫度後再開始量測。

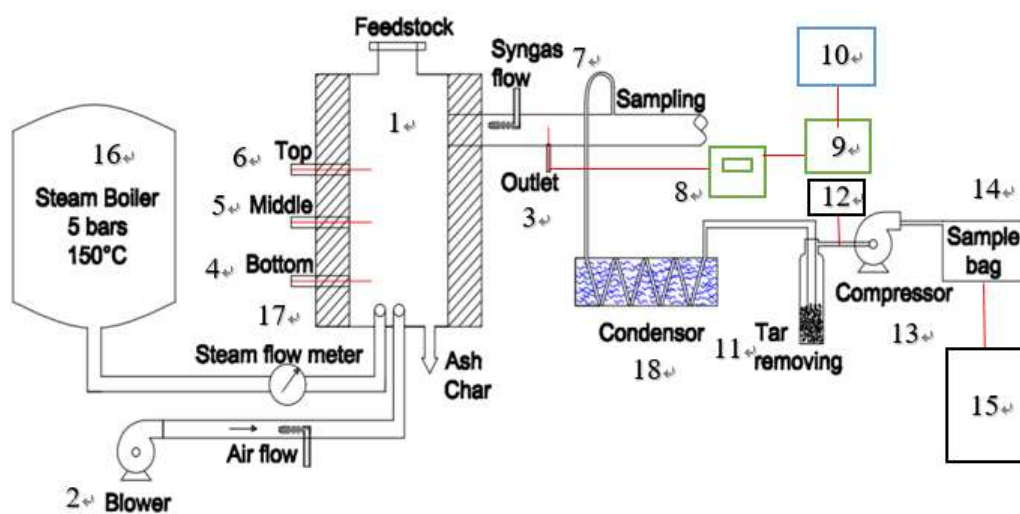


圖 3.3.1 氣化實驗系統圖

表 3-3-1 氣化實驗設備一覽

1	上吸式固定床氣化爐	11	洗滌瓶與濾水器
2	鼓風機	12	除塵濾心
3	皮托管	13	定量抽氣幫浦
4	K-type 熱電偶	14	採氣帶
5	K-type 熱電偶	15	氣相層析儀
6	K-type 熱電偶	16	蒸氣鍋爐
7	合成氣採樣管	17	蒸氣流量計
8	壓差計	18	冷卻系統
9	USB-4718 資料擷取卡		
10	電腦		

3.4 實驗設備

本研究使用上吸式固定床氣化爐量測不同生質燃料於不同操作條件下的合成氣濃度與產出的合成氣體成分且大量蒐集數據，以供 AI 模型的訓練及預測，所使用的實驗設備有上吸式固定床氣化爐，合成氣量測與採樣系統等，各項實驗設備的規格與量測原理如下所示。

3.4.1 上吸式固定床氣化爐

圖 3.4.1 為本次研究所使用之上吸式固定床氣化爐，是先前得一位學長自行設計之上吸式氣化爐，並與正久鍋爐公司協力完成的氣化爐，整個爐子是由一白鐵圓筒為主，爐膛高約 70 公分，直徑約 46 公分，在爐膛的內壁上有約 5 公分的耐火泥，隔絕內部燃燒的熱量加熱外層的金屬造成爐體的支撐強度下降，在爐子的上方與下方對側各有一個兩英寸大的鐵管與法蘭，若將進風管接在下方的入口處，則上方出口則為排氣管，此氣化爐則為上吸式固定床氣化爐，若將進風管接在上方入口處，則下方的出口則為排氣管，此氣化爐就變成了下吸式固定床氣化爐，爐膛的中央下方處讓攪動棒安置於爐底，孔內有一自潤軸承，下方也有兩個軸承與軸承座，用於減少攪動棒旋轉時所造成的摩擦與定位攪動棒的位置，爐膛內由上至下相距 15 公分處的位置共開 3 個六分的開孔，用於插入溫度計量測氣化爐內部的溫度，另一側的下方也開一個 4 分的開孔，方

便額外加入水蒸氣等複數氣化介質。

不同於一般工業燃燒爐，一般工業用的燃燒爐內通常都為負壓，燃燒完後的尾氣在由一個鼓風機將廢氣抽走，且爐內皆為正壓，一來固定床所產生的焦油量較多，若沒有完整的後處理設備，合成氣中的焦油容易在冷凝後阻塞鼓風機，二來爐內負壓，可能從爐中一些微小的縫隙中吸入多於的空氣造成氣化反應內的氧氣增加。



圖 3.4.1 上吸式固定氣化爐

內部的擾動棒設計為十字的形狀，設計圖如圖 3.4.2 所示，擾動棒上則有若干個圓柱增加擾動內部固體生質燃料的效果，擾動棒上橫軸與縱軸的圓柱排列則為錯位排列，避免出現爐內有部分體積沒有被擾動，擾動棒正下方的齒盤則用指腹螺絲與鍵槽固定，齒盤與馬達則是用鏈條連接，藉由馬達主軸上齒盤的

旋轉帶動擾動棒如圖 3.4.3。

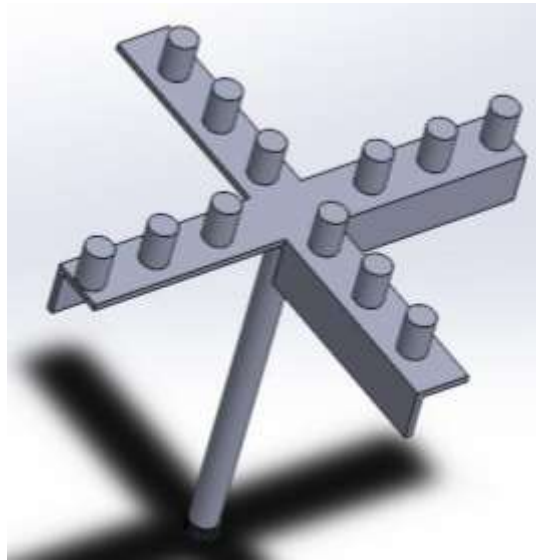


圖 3.4.2 氣化爐內的擾動棒設計圖



圖 3.4.3 固定於攪動棒底部的齒盤與鍊條

3.4.2 固定床氣化爐選用的鼓風機

圖 3.4.4 為本次研究之固定床氣化爐所使用的送風機，鼓風機的規格如表 3-4-1 所示，鼓風機的風量則自行外接一個無段式可變電阻開關做風量的調節如圖 3.4.5。



圖 3.4.4 固定床氣化爐選用的鼓風機

表 3-4-1 固定床氣化爐選用的鼓風機規格

型號		KL-075	
電壓	110V	相電種類	單相電
電壓頻率	60Hz	電流	0.7 安培
最大功率	75W	最大轉速	3300rpm
最大進氣流量		6m ³ /min	



圖 3.4.5 調節鼓風機風量的無段式可變電阻開關

3.4.3 蒸汽鍋爐與蒸氣流量計

圖 3.4.6 為本次實驗所使用之有利牌 YPB-50G 蒸汽鍋爐其規格如下表 3-4 所示，並加裝管線與氣化爐連接，在管線上安裝一個 NEW-FLOW BR250S 可調節流量之蒸汽流量計如圖 3.4.7 所示其流量為 0~30 kg/hr，蒸氣溫度最高可達 160 °C。



圖 3.4.6 有利牌 YPB-50G 蒸汽鍋爐

表 3-4-2 有利牌 YPB-50G 蒸汽鍋爐之規格

型號	電壓	使用壓力	蒸氣量	煤氣消耗	煤氣消耗量	尺寸	淨重
YPB-50G	220V	0.7MPa	45kg/hr	L.P.G L.N.G	4.8kg/hr 4.1M ³ /hr	31x26x50 (cm)	180kg



圖 3.4.7 NEW-FLOW BR250S 可調節流量之蒸氣流量計

3.4.4 流量量測

本研究使用皮托管量測合成氣的流量，於皮托管的正面與背面的孔洞處用軟管連接壓差計，藉由壓力差去計算排氣流量，流量的計算公式如下。

$$\dot{Q}_e = c_d A_e \sqrt{\frac{2\Delta P}{\rho_e}}$$

其中 c_d 為流量計的流量係數， $A_e(\text{m}^2)$ 為皮托管量測的截面積， $\Delta P(\text{Pa})$ 為皮托管正面與背面的壓力差，即為壓差計所量測的壓力差， $\rho_e(\text{kg/m}^3)$ 為排氣密度， $\dot{Q}_e(\text{m}^3/\text{sec})$ 則為排氣流量。壓差計可針對不同的流量選擇不同的壓力量測範圍，壓差計與其規格表示於圖 3.4.8 與表 3-4-3。使用的皮托管如圖 3.4.9 所示。



圖 3.4.8 produal pel 壓差計



圖 3.4.9 皮托管

表 3-4-3 壓差計規格

測量範圍	0~100 ± 50 Pa
	0~200 ± 100 Pa
	0~500 ± 250 Pa
	0~1000 ± 500 Pa
精確值	0.5 Pa $\pm 1\%$
輸出信號	0~10 V
	4~20 mA
壓力接口	5mm
防水防塵等級	IP54
尺寸	105x102x46 mm

3.4.5 合成氣過濾系統

由於上吸式固定床氣化爐在氣化過程中會產生大量的焦油、灰分與水氣等等會阻塞氣相層析儀的生成物，因此在使用採氣帶的前端需要將這些生成物過濾，一來保護氣相層析儀阻塞，二來也保護定量幫浦不受汙染，第一段先利用洗滌瓶如圖 3.4.10，讓產生的合成氣通過許多的小石子，合成氣中的焦油經過冷卻後會附著在小石子的表面，第二階段再利用濾水器如圖 3.4.11，將合成氣中的水分給去除，最後再用廢氣分析儀使用的濾紙濾心如圖 3.4.12，將合成氣中一些細微的碳顆粒與殘存的水分去除。收集完的集氣袋在送去氣相層析儀量測氣體成分時，會先將集氣袋冰入冷凍庫中，確保無殘存的焦油與水分阻塞氣相層析儀。



圖 3.4.10 過濾焦油使用的洗滌瓶



圖 3.4.11 過濾水分使用的濾水器



圖 3.4.12 廢氣分析儀使用的濾紙濾心

3.4.6 溫度量測系統

本研究使用 K-type 的熱電偶如圖 3.4.13 量測氣化爐內部與排氣溫度，熱電偶偵測到溫度變化產生的電位差會送到研華 USB-4718 信號擷取卡如圖 3.4.15，再經由擷取卡紀錄溫度的變化量。擷取卡也用來記錄壓差計傳送出來的電壓差，也用來記錄皮托管量測到的壓力差，因此次使用的擷取卡紀錄的最大電壓範圍只到 0~2.5V，然而壓差計的輸出電壓範圍為 0~10V，因此也自製一簡單的降壓板，將壓差計的輸出電壓降壓範圍至 0~2.48V。



圖 3.4.13 K-type Thermocouple 熱電偶



圖 3.4.14 研華 USB-4718 信號擷取卡

表 3-4-4 研華 USB-4718 信號擷取卡之詳細規格

Analog Input	Channels	8 Differential
	Sampling Rates	10 S/s
	Resolution	16 bits
	Input Range	0 ~ 15 mV, 0 ~ 50 mV, 0 ~ 100 mV, 0 ~ 500 mV, 0 ~ 1 V, 0 ~ 2.5 V, 0 ~ 20 mA, 4 ~ 20 mA
Analog Output	Resolution	16 bits
General	I/O Connectors	Onboard screw terminal
	Dimensions	132x80x32 mm
	Bus	USB 2.0
	Power Consumption	100 mA @ 5 V

3.4.7 氣相層析儀

本研究使用安傑倫公司的 6850 氣相層析儀如圖 3.4.15，來檢測合成氣的氣體成分。產生的合成氣經過濾水與冷凍後所含的水氣成分極少，氣相層析儀所量測的氣體種類為氫氣、氮氣、一氧化碳、甲烷與二氧化碳，氧氣的含量則從上述五種氣體加總後，用 100% 去扣除得知。

氣相層析儀的基本組成元件為進樣口、層析管柱、偵測器，當檢測氣體進入樣口隨著載氣進入氣相層析儀，經過層析管柱將氣體內的成分分離之後，再經過偵測器檢測出檢測氣體中的成分。



圖 3.4.15 安傑倫 6850 氣相層析儀

氣相層析儀都會定時校正上述五種氣體的量測值，以確保氣相層析儀所量測的氣體濃度皆在可接受的誤差內，打入氣相層析儀的氣體則使用流量控制的氣體分割器做為校正氣體。

圖 3.4.16 為氮氣氣相分析儀所做的檢量線，打入的氮氣濃度分別為 0%、24%、

49%與 65%，基底氣體則使用氧氣補充，y 軸為氣相層析儀所量測到的區域值，x 軸則為打入氣相層析儀的校正氣體中氮氣所含的濃度，做出來的檢量線回歸係數(R^2)則有到 0.9947。

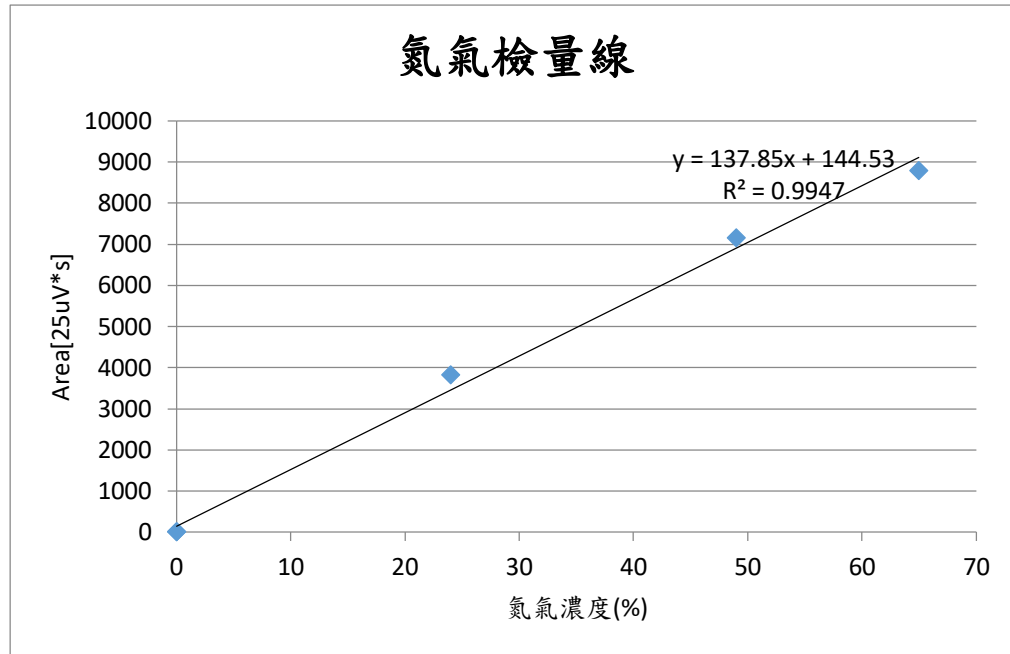


圖 3.4.16 氮氣檢量線

圖 3.4.17 為一氧化碳在氣相分析儀所做的檢量線，打入的一氧化碳濃度分別為 0%、28%、51%與 75%，基底氣體則使用氮氣補充，y 軸為氣相層析儀所量測到的區域值，x 軸則為打入氣相層析儀的校正氣體中一氧化碳所含的濃度，做出來檢量線的回歸係數(R^2)則有到 0.9944。

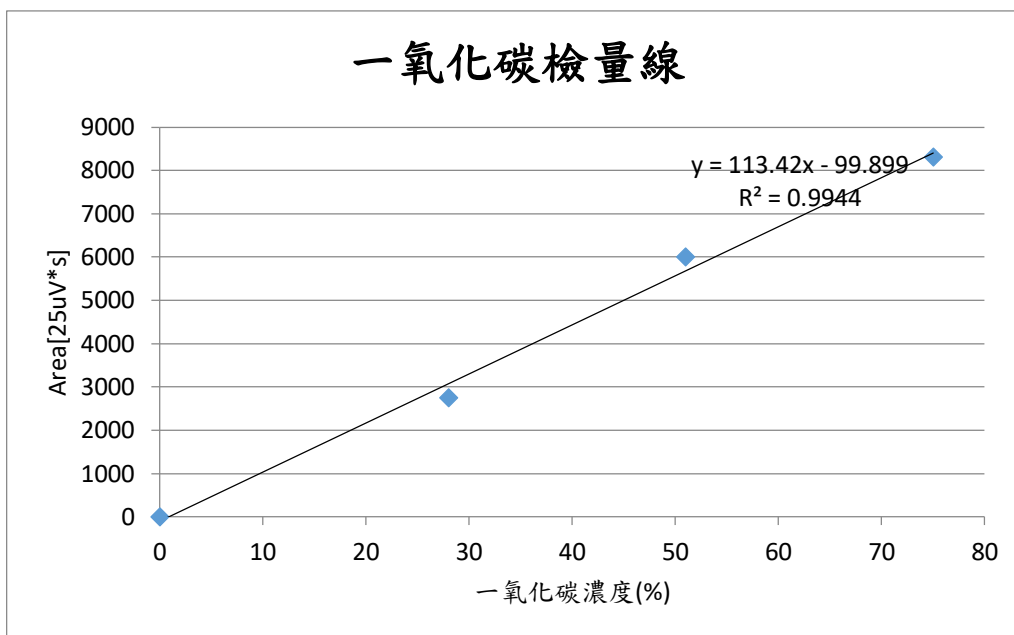


圖 3.4.17 一氧化碳檢量線

圖 3.4.18 為二氧化碳在氣相分析儀所做的檢量線，打入的二氧化碳濃度分別為 0%、30%、50%與 76%，基底氣體則使用氮氣補充，y 軸為氣相層析儀所量測到的區域值，x 軸則為打入氣相層析儀的校正氣體中二氧化碳所含的濃度，做出來檢量線的回歸係數(R^2)則有到 0.9999。

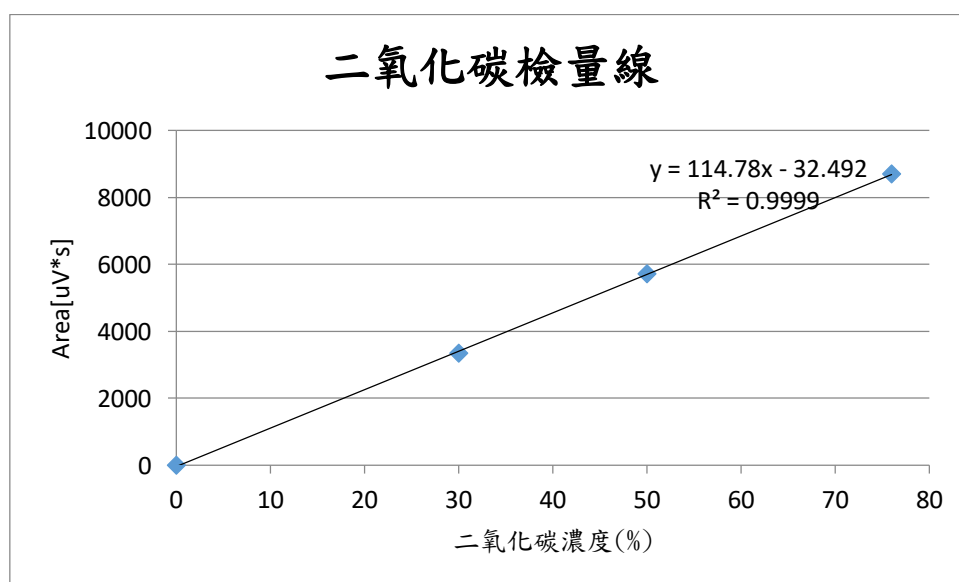


圖 3.4.18 二氧化碳檢量線

圖 3.4.19 為氫氣在氣相分析儀所做的檢量線，打入的氫氣濃度分別為 0%、

30%、50%與 75%，基底氣體則使用氮氣補充，y 軸為氣相層析儀所量測到的區域值，x 軸則為打入氣相層析儀的校正氣體中氫氣所含的濃度，做出來檢量線的回歸係數(R^2)則有到 0.9993。

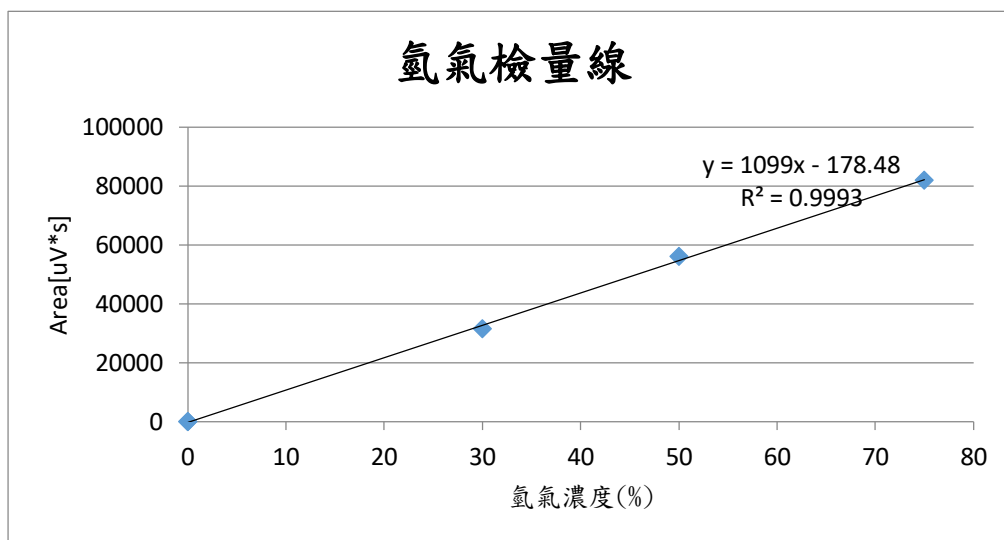


圖 3.4.19 氫氣檢量線

圖 3.4.20 為甲烷在氣相分析儀所做的檢量線，打入的一氧化碳濃度分別為 0%、35%、51%與 75%，基底氣體則使用氮氣補充，y 軸為氣相層析儀所量測到的區域值，x 軸則為打入氣相層析儀的校正氣體中一氧化碳所含的濃度，做出來檢量線的回歸係數(R^2)為 0.9884。

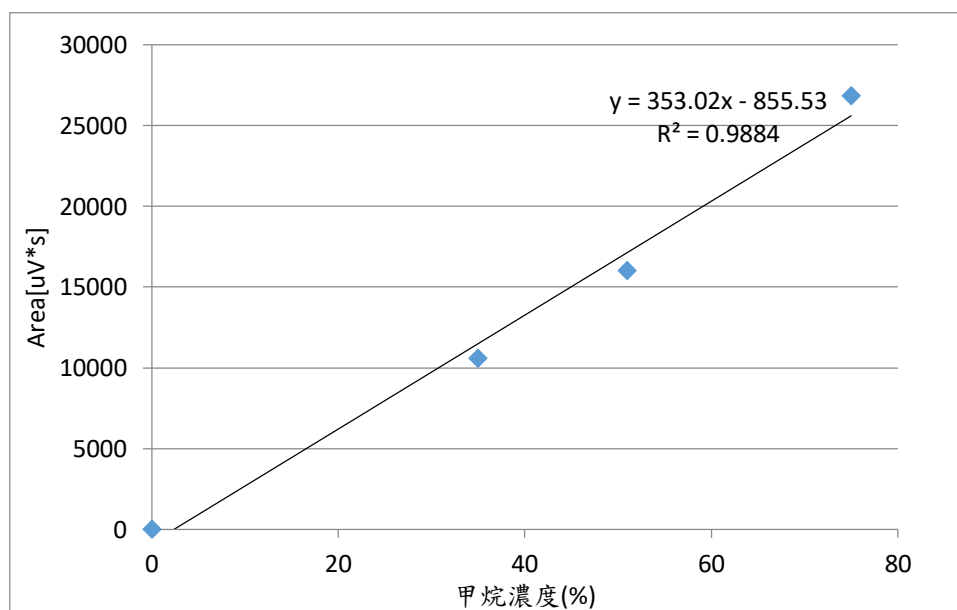


圖 3.4.20 甲烷檢量線

3.5 生質燃料成分分析

圖 3.5.1 與圖 3.5.2 為所使用之稻殼與木質顆粒本研究將對稻殼與木質顆粒利用熱重分析儀與元素分析儀進行生質燃料的組成分析，圖 3.5.3 為本次使用之熱重分析儀，熱重分析儀是一種利用熱重法檢測物質溫度對質量變化關係的儀器。熱重法是在程序控溫下，測量物質的質量隨溫度或時間的變化關係，當被測物質在加熱過程中有昇華、汽化、分解出氣體或失去結晶水時，被測的物質質量就會發生變化，透過熱重分析儀我們可以從中得到生質燃料的各種成分數據，像是生質燃料之揮發性物質、水分與灰份等等。水分的分析方法是在標準條件將生物質以 150°C 的溫度下乾燥 10 分鐘來確定水分的含量。揮發性物質是在有蓋之坩堝中以 800°C 之溫度下將生質燃料加熱，透過全部所損失之質量減去水分的質量，便能得知生質燃料經加熱後揮發性物質被釋出之含量。灰分是生物質燃燒後殘留的無機殘留物，它主要由二氧化矽，氧化鋁，石灰和少量鹼，硫化化合物和氧化鎂組成，然而只要將全部質量減去水分、揮發性物質與灰分後便能得知其生質燃料的固定炭含量，圖 3.5.5 與圖 3.5.6 分別為稻殼與木質顆粒的 TGA 圖。



圖 3.5.1 稻殼



圖 3.5.2 木質顆粒



圖 3.5.3 熱重分析儀

本研究利用 CHNSO 元素分析儀如圖 3.5.4 來分析生質燃料之組成成分，CHNSO 元素分析儀也稱為有機元素分析或元素微量分析可確定樣品中碳，氫，氮，硫和氧的含量。這是一種可靠且具有成本效益的技術，用於評估化合物的純度和化學組成，可用於各種不同的樣品類型，包括固體，液體，揮發性和粘性物質。CHNSO 元素分析的最常用技術是基於樣品的燃燒，燃燒時，樣品生成元素

C, H, N 和 S 的均勻混合氣體。使用氣相色譜法測量這些燃燒產物（例如 CO₂, H₂O, NO₂ 等），從而測量原始樣品中元素的比例。C, H, N 和 S 都可以同時確定，而 O 則需要在第二步中通過熱解法進行分析。

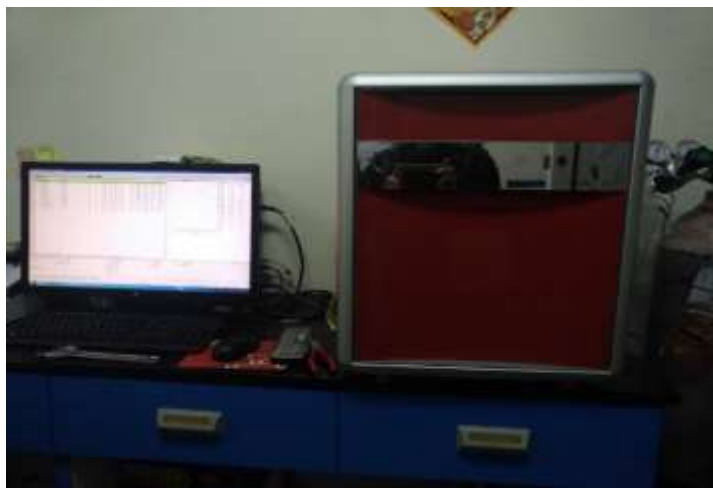


圖 3.5.4 CHNSO 元素分析儀

本研究選用的生質燃料為稻米殼與木質顆粒，因使用的氣化爐進料為定容量進料，本研究控制固定的進料量，並改變空氣流量與蒸氣流量來進行合成氣體的產量比較與氣體收集，稻米殼的進料時間間格為一分鐘，每次稻米殼每次的進料量為 140 公克，因為木質顆粒本身密度較大燃燒時間較久，因此木質顆粒每次進料時間間格為兩分鐘，進料量為 1 公斤。下表 3-4-5 為本研究之稻米殼與木質顆粒之 Proximate & Ultimate Analysis。表 3-4-6 為 Kuen Song Lin 等人分析之結果，其數值都差不多相近。

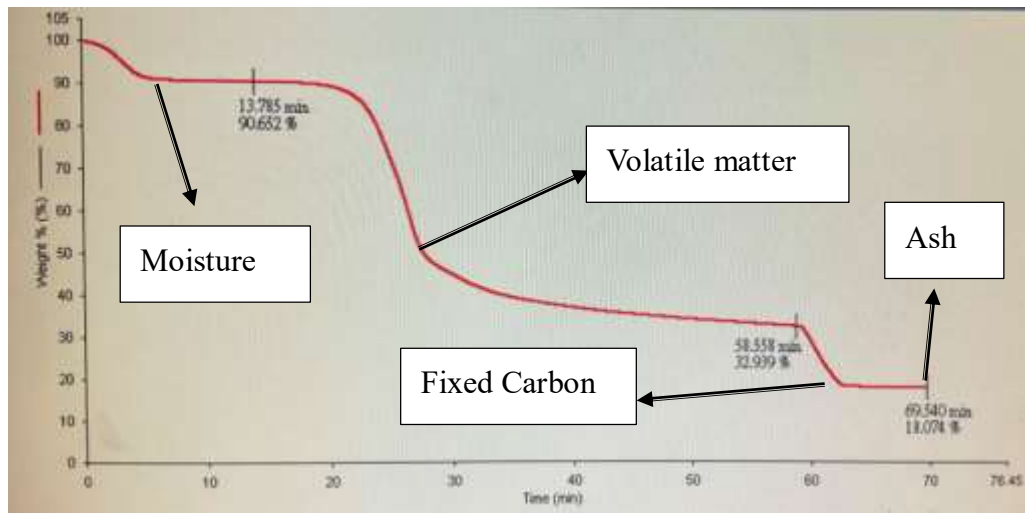


圖 3.5 5 稻殼之 TGA 圖

圖 3.5.5 為稻殼之 TGA 圖，一開始水分的分析方法是標準條件將生物質以 150°C 的溫度下乾燥 10 分鐘來確定水分的含量，因此從圖中可看出重量 100% 下降到 90.65% 此時消失的重量為 Moisture，揮發性物質是在 800°C 之溫度下將生質燃料加熱，透過全部所損失之質量減去水分的質量，便能得知生質燃料經加熱後揮發性物質被釋出之含量大約為 61%，灰分是生物質燃燒後殘留的無機殘留物大約為 18%，然而只要將全部質量減去水分、揮發性物質與灰分後便能得知其生質燃料的固定炭含量大約為 11.6%。

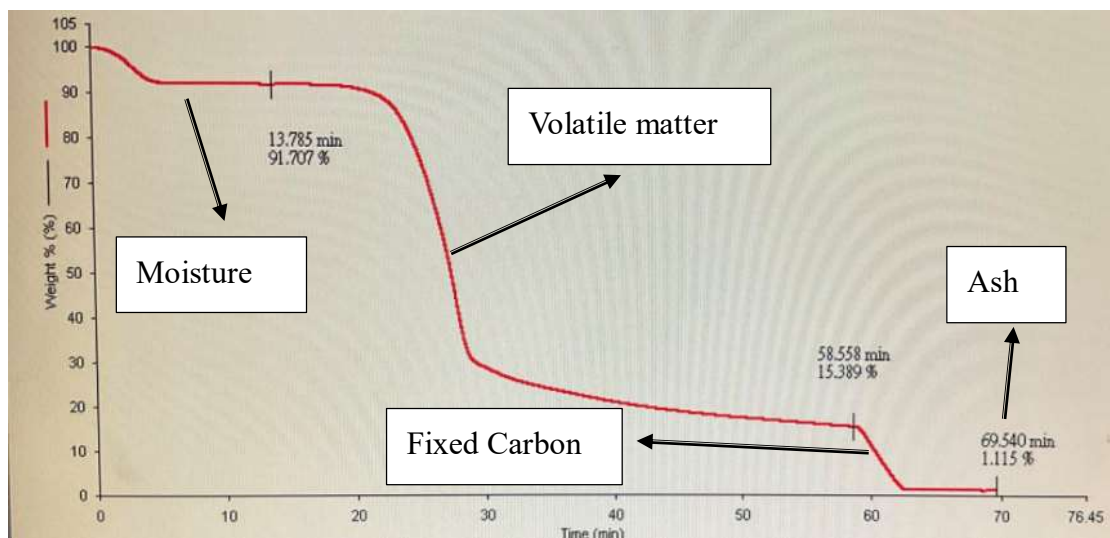


圖 3.5 6 木質顆粒之 TGA 圖

圖 3.5.6 為木質顆粒之 TGA 圖，一開始水分的分析方法是在標準條件將生物以 150°C 的溫度下乾燥 10 分鐘來確定水分的含量大約為 8.7%，因此從圖中可看出重量 100% 下降到 91.7% 此時消失的重量為 Moisture，揮發性物質是在 800°C 之溫度下將生質燃料加熱，透過全部所損失之質量減去水分的質量，便能得知生質燃料經加熱後揮發性物質被釋出之含量大約為 74.4%，灰分是生物質燃燒後殘留的無機殘留物大約為 1.1%，然而只要將全部質量減去水分、揮發性物質與灰分後便能得知其生質燃料的固定炭含量大約為 16.44%。

表 3-4-5 各生質燃料成分分析

生質燃料種類	稻殼	木質顆粒
Proximate Analysis		
Moisture (wt%)	8.81	8.24
Ash (wt%)	17.85	1.39
Volatile matter (wt%)	60.03	76.10
Fixed Carbon (wt%)	13.31	14.27
Ultimate Analysis		
Carbon (wt%)	39.37	48.94
Hydrogen (wt%)	6.42	7.55
Nitrogen (wt%)	1.37	0.43
Oxygen (wt%)	33.19	41.57
Sulfur (wt%)	0.08	0
Low heating value (MJ/kg)	15.89	19.93
化學簡式	CH _{1.95} O _{0.63}	CH _{1.85} O _{0.64}

表 3-4-6 各生質燃料成分分析

生質燃料種類	稻米殼	木質顆粒
Proximate Analysis (氣乾基)		
Moisture (wt%)	10.00	8.70
Ash (wt%)	17.13	1.1
Volatile matter (wt%)	61.25	74.4
Fixed Carbon (wt%)	11.62	16.44
Ultimate Analysis (乾燥基)		
Carbon (wt%)	38.92	45.79
Hydrogen (wt%)	5.55	6.1
Nitrogen (wt%)	0.35	0.09
Oxygen (wt%)	37.94	39.43
Sulfur (wt%)	0.09	0.01
Low heating value (MJ/kg)	14.71	18.61
化學簡式	$\text{CH}_{1.71}\text{O}_{0.73}$	$\text{CH}_{1.59}\text{O}_{0.65}$

3.6 操作方法

首先在實驗前須先將皮托管、壓差計、熱電偶等感測器先接上擷取卡並確認有無在電腦中紀錄，此外確認連結採樣管的抽氣幫浦是否正常抽氣，採樣管的路線是否有被焦油堵塞，整個採樣管是否有漏氣等以防抽到的氣體式空氣等。

因為氣化反應有其需要的氣化反應溫度，因此先將部分的底料加入氣化爐中，並將柴油與布料等易燃火種點燃並置入氣化爐中，並打開鼓風機使裡面的生質燃料燃燒，並從外部觀測爐內是否有明火產生，有明火產生後待其內部燃料燃燒並觀測其內部溫度，且不時的用攪動棒翻覆內部的燃料使內部沒有因為被掩蓋而沒燃燒到的燃料，讓氣化爐內的溫度必須超過約 600°C ，當爐內溫度

開始慢慢下降時，代表內部的大部分燃料已被氧化，此時關閉風機並加入少量的燃料使其在內部悶燒，關閉風機的目的在於此時內部的溫度較高，若將氧氣送入爐內時容易使生質燃料燃燒並有明火的出現，待氣化爐內開始產生黃色的合成氣後再慢慢地開啟風機與蒸氣閥，並針對所預定的參數開始實驗。

待選用的參數穩定後則開始合成氣的採樣，採樣的時間點則選在攪拌棒攪拌內部的生質燃料後，因為本研究之氣化爐為間歇性進料，因此在每次進料完後攪動棒開始運轉，每次運轉約為四分之一圈。

3.7 實驗參數

本研究使用上吸式固定床氣化爐行使氣化反應生產合成氣，用來生產合成氣所使用的燃料皆為生質燃料，所能控制的為不同的生質燃料、鼓風機吹入氣化爐內的空氣流量(0.63~0.97kg/min)與蒸氣流量(0~10 kg/hr)。大量蒐集在不同的氣化條件、不同的生質燃料，氣化爐的燃燒溫度及產生合成氣的氣體成分、合成氣熱值、產出的合成氣產量以便 AI 模型之訓練與預測。下表 3-4-7 為此實驗數據

National Chung Hsing University

表 3-4-7 木質顆粒實驗數據

T(°C)	Steam (kg/hr)	ER	%H ₂	%N ₂	%CO	%CH ₄	%CO ₂
492	0	0.19	5.54	56.11	13.82	3.32	21.07
366	0	0.21	8.02	47.67	18.15	4.33	21.51
367	0	0.22	6.06	54.40	15.21	3.63	22.67
367	0	0.22	7.42	49.41	19.16	3.97	20.36
368	0	0.23	5.70	66.72	10.21	2.48	15.31
369	0	0.24	6.63	53.81	15.50	3.43	20.49
413	0	0.26	5.81	56.26	14.27	3.73	23.49
413	0	0.26	6.62	54.14	13.99	3.36	21.87
413	0	0.26	7.92	57.89	15.11	2.83	16.50
412	0	0.27	6.90	54.40	15.00	4.24	19.50
412	0	0.27	6.62	54.14	13.99	3.36	21.87
531	5	0.29	5.70	57.72	13.13	3.00	20.46
529	5	0.36	5.71	65.77	10.17	2.49	15.06
528	5	0.23	6.67	49.98	16.09	4.46	24.18
410	5	0.24	9.38	51.97	16.26	3.89	19.25
370	8	0.25	9.03	51.98	16.04	3.91	19.21
370	5	0.26	8.60	48.98	16.65	4.05	21.45
370	9	0.16	12.73	36.74	20.23	6.23	24.08
380	9	0.21	12.10	42.35	18.20	6.85	20.50
380	5	0.20	10.52	47.13	16.22	4.84	21.87

表 3-4-8 稻殼實驗數據

T (°C)	ER	steam	H ₂ %	N ₂ %	CO%	CH ₄ %	CO ₂ %
268	0.55	0	3.46	77.85	5.15	1.63	11.03
268	0.55	0	3.24	74.81	4.69	1.54	10.61
268	0.55	0	3.59	75.85	5.18	1.67	11.27
258	0.45	0	5.75	66.70	9.48	2.20	15.40
259	0.45	0	4.13	65.97	8.44	2.02	15.69
259	0.45	0	5.65	67.89	9.14	2.15	15.18
260	0.45	0	4.15	70.40	8.84	2.08	14.41
400	0.53	0	8.48	54.55	14.34	2.69	18.54
400	0.53	0	7.08	57.96	12.39	2.35	19.99
400	0.53	0	6.77	58.09	12.28	2.63	19.74
399	0.53	0	7.88	56.18	13.65	2.72	19.55
548	0.58	0	4.76	61.26	9.94	2.30	21.92
547	0.58	0	4.56	61.30	9.73	2.28	21.55
546	0.58	0	4.76	61.17	10.14	2.19	21.55
493	0.55	0	6.42	61.63	11.15	2.63	18.82
493	0.55	0	7.33	57.32	12.48	3.01	19.67
493	0.55	0	5.29	67.82	9.73	2.23	16.48
492	0.55	0	5.21	66.20	9.49	2.20	16.20
492	0.55	0	7.28	60.17	12.38	2.92	21.35
492	0.55	0	6.97	56.65	11.68	2.78	20.37
366	0.45	0	4.01	73.89	6.53	1.72	14.58
367	0.45	0	3.77	71.42	6.29	1.67	14.09
367	0.45	0	4.03	67.98	7.47	1.89	17.78
368	0.45	0	3.82	67.71	7.35	1.87	17.43
369	0.45	0	3.91	71.97	6.55	1.81	15.87
413	0.5	0	5.28	73.06	8.26	2.97	17.94
413	0.5	0	5.02	67.49	7.63	2.80	16.04
413	0.5	0	4.89	65.75	7.32	2.68	14.49
412	0.5	0	4.81	70.84	7.12	2.08	13.42
412	0.5	0	5.48	69.98	7.84	2.30	15.37
531	0.56	0	5.09	67.81	7.54	2.25	15.16
530	0.56	0	5.42	70.32	7.15	2.34	14.68
530	0.56	0	5.56	72.00	7.23	2.02	13.89
529	0.56	0	5.12	67.28	6.71	1.91	12.61
528	0.56	0	5.94	69.21	7.63	2.12	13.65

410	0.54	0	4.18	70.35	8.25	1.93	15.44
370	0.53	0	4.06	70.14	8.18	1.92	15.35
370	0.53	0	4.35	74.84	6.39	1.62	12.35
370	0.53	0	4.16	75.38	6.22	1.59	11.98
380	0.53	0	6.77	60.94	11.83	2.41	16.73
380	0.51	0	5.81	69.84	10.40	2.64	20.04
398	0.51	0	5.46	63.54	9.46	2.46	17.60
398	0.52	0	7.46	67.45	14.02	2.60	15.88
398	0.52	0	6.93	62.18	12.88	2.44	14.41
402	0.51	0	6.48	66.25	12.23	2.60	19.41
402	0.51	0	6.09	60.68	11.22	2.43	18.10
410	0.52	0	4.70	78.63	7.99	1.78	11.56
410	0.52	0	4.53	74.33	7.55	1.71	10.59
370	0.52	0	5.02	73.20	9.35	2.01	14.51
494	0.57	0	4.79	73.33	7.64	2.19	11.52
496	0.57	0	4.58	75.19	7.08	1.76	10.48
497	0.57	0	4.16	70.12	7.03	1.48	15.02
498	0.54	0	4.10	70.15	7.00	1.48	14.93
499	0.54	0	5.45	67.14	10.66	1.81	14.43
257	0.52	0	5.72	64.86	10.03	2.30	17.63
257	0.52	0	6.49	60.50	11.60	2.54	18.11
500	0.59	0	4.91	72.38	8.99	2.08	11.37
500	0.47	0	3.79	79.74	5.24	1.60	9.43
500	0.45	0	5.10	69.62	8.33	2.29	13.88
382	0.55	5	5.34	65.76	10.41	1.78	14.17
382	0.55	5	6.30	62.17	10.94	2.51	17.24
382	0.55	5	6.19	61.66	10.83	2.50	17.10
375	0.55	5	5.14	55.12	11.82	4.17	23.03
457	0.43	8	4.05	52.03	11.13	3.44	27.23
457	0.43	8	3.55	58.86	9.60	3.09	23.90
456	0.43	8	3.81	60.32	8.96	2.68	22.65
385	0.45	5	6.58	53.96	10.97	2.65	18.61
267	0.45	5	13.77	44.55	16.09	4.77	26.23
267	0.45	5	13.03	41.74	15.11	4.51	24.87
270	0.5	9	10.74	58.73	10.01	4.08	15.63
268	0.46	9	10.23	56.92	11.50	3.83	16.56
423	0.46	5	10.12	52.98	13.46	4.23	17.98

第四章 生質能氣化模式

4.1 氣化反應

生質能的氣化反應較為複雜，是多種反應結合在一起的結果，根據各類型反應的溫度、先後順序、物理變化與化學變化，我們主要可以分為氣化反應分為四個階段，分別為乾燥反應(Drying)、氧化反應(Oxidation)、裂解反應(Pyrolysis)與還原反應(Reduction)。

第一階段為乾燥反應，此階段主要將生質燃料所含的水分，吸收熱量後蒸發成水蒸氣，產生水蒸氣的數量取決於使用的生質燃料本身含水率的多寡，反應溫度約在 100~150℃。

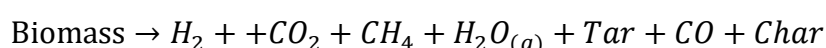
第二階段為氧化反應，氧化反應是氣化反應中唯一一個放熱反應，負責提供剩餘反應所需要的熱量，氣化過程中絕大部分提供的氧氣也在此階段中被消耗完畢，因為氣化反應是在缺氧狀態時所產生的反應，因此此階段供給的氧氣少於提供燃料完全燃燒所需的氧氣量，主要將燃料中的碳原子與氫原子氧化，其反應式如下：



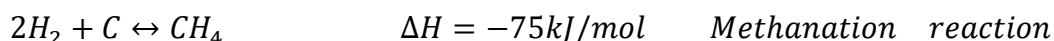
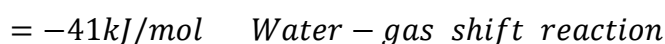
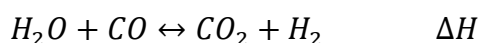
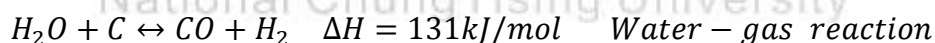
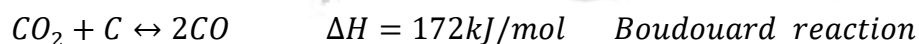
此階段反應的主要生成物為碳原子與氫分子完全燃燒所產生的二氧化碳(CO₂)與水蒸氣(H₂O_(g))，跟碳原子部分氧化產生的一氧化碳(CO)。

第三階段為裂解反應，熱解是在沒有空氣的情況下對原始生物質進行加熱，從而將其分解為木炭以及各種焦油氣體和液體。反應物進行熱裂解，將反應物中分子間的鍵結破壞，形成分子量較小的化合物，裂解出來的產物分別有固態、液態與氣態產物，固態產物統稱為焦炭(char)，依據不同型態的氣化爐類型有不同的產出量，一般而言流體化床氣化爐產出的焦炭量約 5~10%，固定床氣化爐的焦炭量約 20~25%，所產生的焦炭中所含的碳分子比例較高，也具有較高的熱值。

液態產物稱之為焦油(tar)，如上述所說，除了不同型態的氣化爐有不同的焦油產量外，出口溫度也對焦油析出量有影響，一般流體化床氣化爐產生出的焦油量約1~5wt%，下吸式固定床氣化爐因出口位置離氧化反應區較近，出口氣體溫度較高，析出的焦油量普遍低於1%wt以下，而上吸式固定床氣化爐因燃燒區在最底層，出口溫度較低，析出的焦油量約10~20wt%，而經裂解產生的氣態產物，普遍為 H_2 、 CO 、 CO_2 、 CH_4 、 $H_2O_{(g)}$ 等分子量較小的氣體分子，裂解溫度約為250~700℃，此反應式如下



第四階段為還原反應，此階段的反應為在缺氧環境下的高溫化學反應，反應溫度約800~1100℃，反應所需要熱則從第二階段的氧化反應提供，還原反應主要由四種反應組成，分別為布多阿爾反應(Boudouard reaction)、水煤氣反應(Water-gas reaction)、水煤氣轉化反應(Water-gas shift reaction)與甲烷化反應(Methanation reaction)，反應式表示如下。



4.2 生質能之數據

工業化進程的加快，再加上生活水平的提高和人口的增長，導致了能源需求的不斷增加。在這種情況下，生物質資源可作為持續生產相當有發展前景的替代能源之一。燃燒後的生物質能釋放出熱值產生能量做為工業上輔助能源或是在近一步將生質能轉換成電能提供人們做使用，因此生物質燃燒後所產生的總熱質(生物燃料完全燃燒釋放的熱量)便成為許多學者研究之研究目標，如果生物質燃料燃燒後所含的總熱值越高，表示我們能獲得更多的能源。

對於大數據分析來說，龐大的資料庫有利於人工智慧模型的建立與學習，對於不同的料源、不同組成成分分析與不同之操作條件，我們必須將其一一建模，並做其數值之預測，本章節主要以不同種類之生物質之組成成分與氣化操作條件去預測這些生物質所能產生之總熱質與合成氣體之產氣量。因此，透過文章的大量閱讀、資料收集與整理，本研究將彙整許多不同之生質能之數據，並予以建立人工智慧模型，此生質能數據包括不同之生質能物種，像是草本植物與木本植物之數據，不同之組成成分分析，像是 C,H,O,N,S,揮發分、溼氣等等，不同之操作條件，像是氣化溫度、空氣與水蒸氣混對合成氣體之影響、不同之 ER 值，不同之氣化爐，像是上吸式氣化爐、下吸式氣化爐、流體化床氣化爐與氣泡式流體化床，最後也會介紹我們自己實驗之生質能氣化數據，以下將逐一介紹本研究所建立人工智慧模型進行大數據分析數值預測所使用生質能之數據。

4.2.1 多種生質物氣化之 GHV 數據(260 筆數據)

Ugur Ozveren 等人便針對不同種類之生物質包括草本與木本植物、農業廢棄物等等進行分析以獲得淨熱值（通過絕熱量熱計）以及水分、揮發分、固定碳和灰分的含量(氣乾基)[25]。這些測量是根據美國材料協會 ASTM 標準進行的，分別有 ASTM D4442：木材和木質材料直接水分含量測量的標準測試方法，ASTM E872 分析顆粒木燃料中揮發性物質的標準試驗方法，還有 ASTM-E 1755 生物質中的灰分標準試驗方法，他們以以上三種量測方式得知其近似分析的結果。以下為 Ugur Ozveren 等人之研究數據共 260 筆。下表 4-2-1 為其部分數據

表 4-2-1 為 Ozveren 等人之部分研究數據

	FC(%)	VM(%)	ASH(%)	GHV (MJ/kg)
杏仁殼	21.54	76.83	1.63	20.01
椰子殼	18.73	77.22	4.05	17.96
花生殼	18.4	80.5	1.1	19.92

生物質總類：

水果殼與堅果殼：杏仁殼、椰子殼、花生殼、核桃殼、開心果殼、澳洲堅果殼

草本植物：木麻黃葉、薄荷、辣木葉子、卡靈頓高大的小麥草、菸葉

木本植物：道格拉斯冷杉木、松樹、桉木、卡蘇里納木、杉木

農業廢棄物：甘蔗渣、玉米秸稈、棉稈、稻草、小麥秸稈

主要成分分析：

固定炭(%): 1.90~68.10

揮發物質(%): 12.70~91.98

灰份(%): 0.10~70

GHV(MJ / kg): 5.63~23.46 MJ / kg

4.2.2 多種生物質物氣化之產氣量數據(316 筆數據)

Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 等人做了很多以上吸式氣化爐之生物質能氣化之實驗[26]，他們分別已以不同的料源及 ER(ER 為燃燒計量比，實際空氣量與理論空氣量之比值)值做氣化實驗，便針對不同種類的生物質做其元素的組成成分與合成氣體產氣量分析，並建立了大量的生物質能氣化數據，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基，以下為 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 等人之研究數據共 316 筆。下表 4-2-2 與 4-2-3 為部分數據。

表 4-2-2 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 部分數據成分分析

C(%)	H(%)	N(%)	S(%)	O(%)	MC(%)
46.8	5.74	0.66	0.11	41.4	15
Ash (%)	Tg (°C)	VM (%)	LHV (MJ/kg)	ER	Material
5.1	750	72.1	15	0.25	Straw

表 4-2-3 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 部分數據實驗結果

CO(%)	H ₂ (%)	CH ₄ (%)	CO ₂ (%)
38.3	36	0.4	23.5
LHV	Gas yield(%)	CGE(%)	CCE(%)
4	1.5	81.4	52.11

料源：稻梗、稻殼、木頭、尤加利樹、松柏樹、玉米鬚、花生殼等七種料源

ER 值範圍: 0.25~0.75

料源之主要分析成分: H、N、S、O、MC、Ash、Tg、VM、LHV

合成氣體組成成分結果分析: CO, H₂, CO₂, CH₄, 與 Gas yield 的產量及 CGE(冷氣體效率 (cold gas efficiency, CGE)): 單位質量生質物氣化所得到的產氣所擁有的熱量與氣化使用或進料的生質物熱值之比, 是衡量氣化結果的主要指標。), LHV(燃料的燃燒熱可以以其 HHV (高熱值) 或 LHV (低熱值) 表示, 高熱值的燃燒熱是在燃燒後, 生成物的水蒸氣已凝結成液態時的燃燒熱, 因此加上水凝結時的潛熱。低熱值的燃燒熱則是在燃燒後, 生成物的水蒸氣仍維持氣態時的燃燒熱, 不考慮水凝結時的潛熱。CCE 碳轉化率 (carbon conversion): 其係指生質物 (固相) 中元素碳轉化成產氣 (氣相) 及焦油 (液相) 的比例) 的數值。

4.2.3 多種生質物加入蒸氣氣化之產氣量數據(110 筆數據)

先前之內容有提及過, 生質能氣化實驗中影響合成氣體之產氣量與能量多寡主要取決於四大面向, 分別為生物質之種類、生物質之組成成分、生質能氣化時之操作條件與不同形式氣化爐之選用, 前兩筆資料主要是針對不同種類生物質總熱值之能量與不同組成成分之生物質氣化後合成氣體的產氣量做分析, 然而生物質氣化時之操作條件對於合成氣體之產氣量與實驗之成敗也是相當重要且關鍵的因素。M. Dellavedova 等人便針對不同之操作條件做氣化實驗與合成氣體產量之分析, 包括不同氣化爐之選用、不同生物質之顆粒大小、不同氣化溫度、不同之 ER(實際之空燃比與理論完全燃燒之空燃比的比值) 值與灰分、熱值、溼度等等

參數，並建立了資料庫供其他研究學者參考與使用，以下為收集之研究數據共 110 筆[27]，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基。下表 4-2-4 與 4-2-5 為部分之數據。

表 4-2-4 為 M. Dellavedova 蒐集部分數據之成分與操作條件

	C(%)	H(%)	O (%)	N(%)	S(%)	ash(%)
鐵杉	40.80	5.50	38.00	0.30	0.00	13.60
松木屑	42.50	6.30	38.30	0.20	0.00	1.20
果殼	43.70	6.10	49.80	0.40	0.00	14.10
	H₂O (%)	Size(mm)	T(°C)	ER	SB(%)	Reactor
鐵杉	7.99	3.44	650	0	0.80	6
松木屑	8.50	0.5	650	0	0.80	7
果殼	7.80	5	750	0	0.80	6

表 4-2-5 為 M. Dellavedova 部分數據之實驗結果

	CO(%)	CO₂(%)	CH₄(%)	H₂(%)
鐵杉	34.43	47.66	7.96	4.14
松木屑	30.50	48.89	8.14	6.61
果殼	30.80	50.20	6.40	6.47

料源:鐵杉、霍姆橡木、混合松樹皮雲杉、果殼、橄欖皮、松木屑、松木片、小麥秸稈

灰份(%): 0.5~14

H₂O(%): 0~12

SIZE(mm):0.4~10

氣化溫度(K): 600~900

ER: 0~0.5

SB(使用的蒸氣量與生物質之間的重量比): 0~2

氣化爐：上吸式氣化爐、下吸式氣化爐、流體化床氣化爐與氣泡式流體化床

合成氣體組成成分結果分析：CO, H₂, CO₂, CH₄

4.2.4 本研究生物質氣化實驗數據(100 筆數據)

本次研究之實驗主要使用了兩種不同之生物質作為氣化之料源，分別為稻殼與木質顆粒，都是台灣常見的農作廢棄物，稻米為台灣人之主食，因此每年的稻殼產量也相當龐大，木質顆粒主要是廢棄之家具或是木頭製成時之廢料壓縮製成，藉此剛好利用這些廢棄物作為再生能源的使用，以提供而外之乾淨能源與保護地球環境。

本研究使用上吸式固定床氣化爐行使氣化反應生產合成氣，用來生產合成氣所使用的燃料皆為生質燃料分別為稻殼與木質顆粒，所能控制的為不同的生質燃料、鼓風機吹入氣化爐內的空氣流量(0.63~0.97kg/min)與蒸氣流量(0~10 kg/hr)。大量蒐集在不同的氣化條件、不同的生質燃料，氣化爐的燃燒溫度及產生合成氣的氣體成分、合成氣熱值、產出的合成氣產量以便 AI 模型之訓練與預測。下表 5-2-6 為本實驗之部分數據

空氣流量(kg/min)0.63~0.97

蒸氣流量(kg/hr)0~10

氣化溫度(°C):200~600

合成氣體組成成分結果分析：CO, H₂, CO₂, CH₄, N₂

表 5-2-6 為本實驗之部分數據

C (%)	H (%)	O (%)	T (°C)	ER	Steam (kg/hr)	H ₂ (%)	N ₂ (%)	CO (%)	CH ₄ (%)	CO ₂ (%)
38.84	6.39	34.89	267	0.55	0	5.54	56.11	13.82	3.32	21.07
38.84	6.39	34.89	267	0.55	0	8.02	47.67	18.15	4.33	21.51
38.84	6.39	34.89	268	0.55	0	6.06	54.40	15.21	3.63	22.67
38.84	6.39	34.89	257	0.45	0	7.42	49.41	19.16	3.97	20.36

4.3 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果

本研究將會把每一筆數據以策樹回歸、SVR、ANN 等三種方式建模，進行數值預測，並將測結果與實驗數據做比較，計算其誤差值 RMSE(均方根誤差是一種常用的測量數值之間差異的量度，其數值常為模型預測的量或是被觀察到的估計量。方均根偏移代表預測的值和觀察到的值之差的樣本標準差，當這些差值是以資料樣本來估計時，他們通常被稱為殘差；當這些差值不以樣本來計算時，通常被稱為預測誤差)與 NRMSE(標準化方均跟誤差)，其中 RSME(1)與 NRSME(2)之公式如下。此外也計算此三種模型之判定係數 R^2 (判定係數是在統計學中用於度量應變數的變異中可由自變數解釋部分所占的比例，以此來判斷迴歸模型的可靠度)。

4.3.1 多種生質物氣化之 GHV 預測結果

根據前述之資料來源，此篇資料作以組成成分與近似分析成分者做了相關係數之分析，結果顯示以固定炭、灰分及揮發分為影響總熱值之重要因素，因此本研究之三種模型以此三項變量當作我們輸入值，輸出值則為總熱值，以此模式進行數值預測，圖 4.3.1.1~圖 4.3.1.6 為各個模型預測值與實際比較與 R^2 圖，藍色的線為實驗值，橘色的線為預測值，從預測結果來看，三種 AI 模型其大部分的趨勢及走向都有預測到，對於 SVR 而言在數據點 14 跟點 38 的位置上有較大的預測誤差，因此導致其誤差結果來的比其他兩個模型大， R^2 與 NRMSE 分別為 0.79 與 0.09，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，對於此數據而言決策樹模型則為第二好的預測模型其 R^2 與 NRMSE 分別為 0.82 與 0.08，ANN 模型則為最佳的預測模型，其 R^2 與 NRMSE 分別為 0.87 與 0.04。

圖 4.3.1.1 為使用決策樹模型做生物質總熱值數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，但有些預測值有高估與低估的現象發生，預測值與實際值還是有較大的落差，像

是預測點 32 與預測點 38，經過誤差計算後得知 NRMSE 為 0.08。

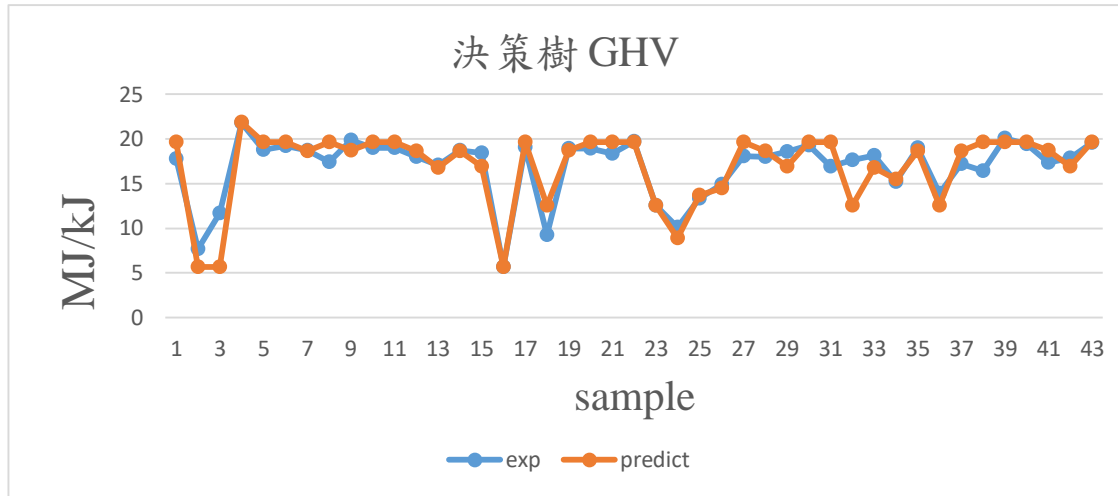


圖 4.3.1.1 GHV 預測值與實際比較 (決策樹模型)

圖 4.3.1.2 為使用決策樹模型做生物質總熱值預測值與實際比較之 R^2 圖， R^2 為判定係數是用來判斷迴歸模型的可靠度，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，從圖中可看出大部分的藍點都有點偏離紅線，預測結果沒有到很離想， R^2 值也偏低為 0.82。

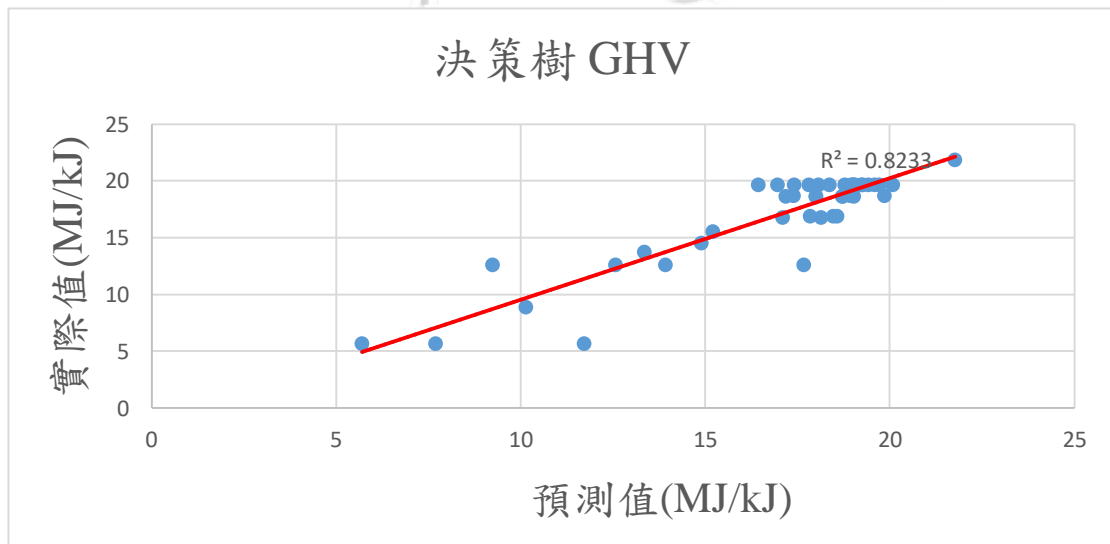


圖 4.3.1.2 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹模型)

圖 4.3.1.3 為使用 SVR 模型做生物質總熱值數值預測出來的結果與實際值得比較，對於 SVR 而言在數據點 14 跟點 38 的位置上有較大的預測誤差，對於低點的數值預測上期準確性不是很好，因此導致其誤差結果來的比其他兩個模型大，

NRMSE 為 0.09。

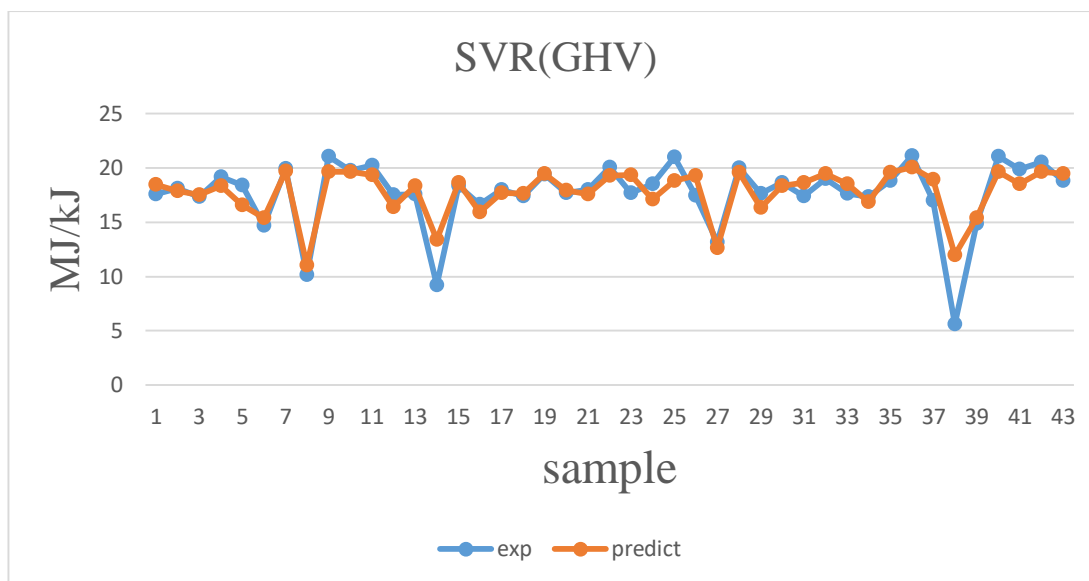


圖 4.3.1.3 GHV 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.1.4 為使用 SVR 模型做生物質總熱值預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點都有點偏離紅線，預測結果偏差， R^2 值也低於 0.8。為三種數值預測模型中最差的模型。

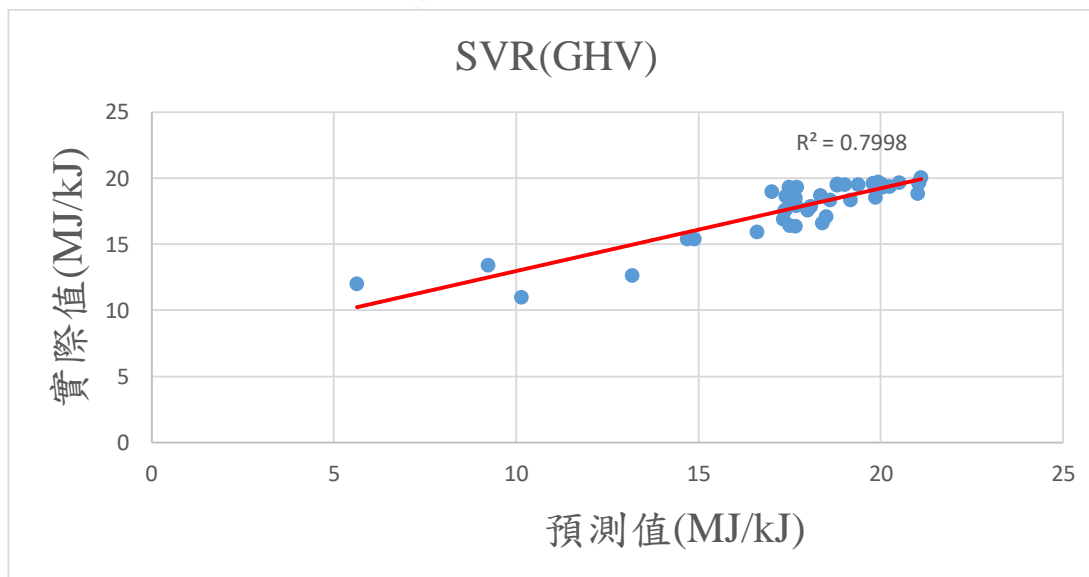


圖 4.3.1.4 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.1.5 為使用 ANN 模型做生物質總熱值數值預測出來的結果與實際值得比較，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.04，為本研究預測最好之模型。

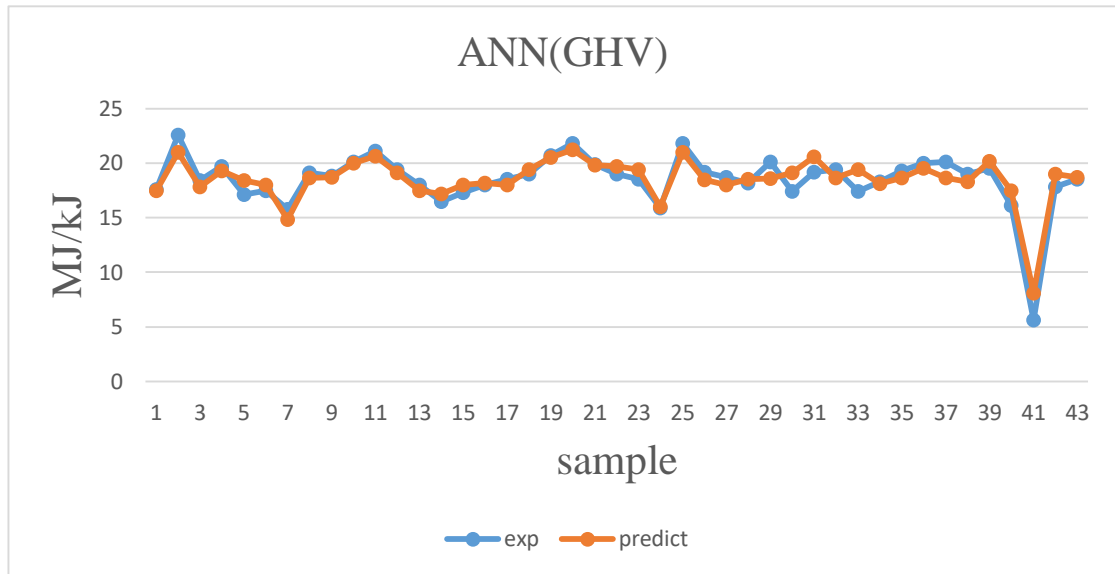


圖 4.3.1.5 GHV 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.1.6 為使用 ANN 模型做生物值總熱質預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.88，其值也還不錯，比其他兩種預測模型都高，可知預測結果很好。

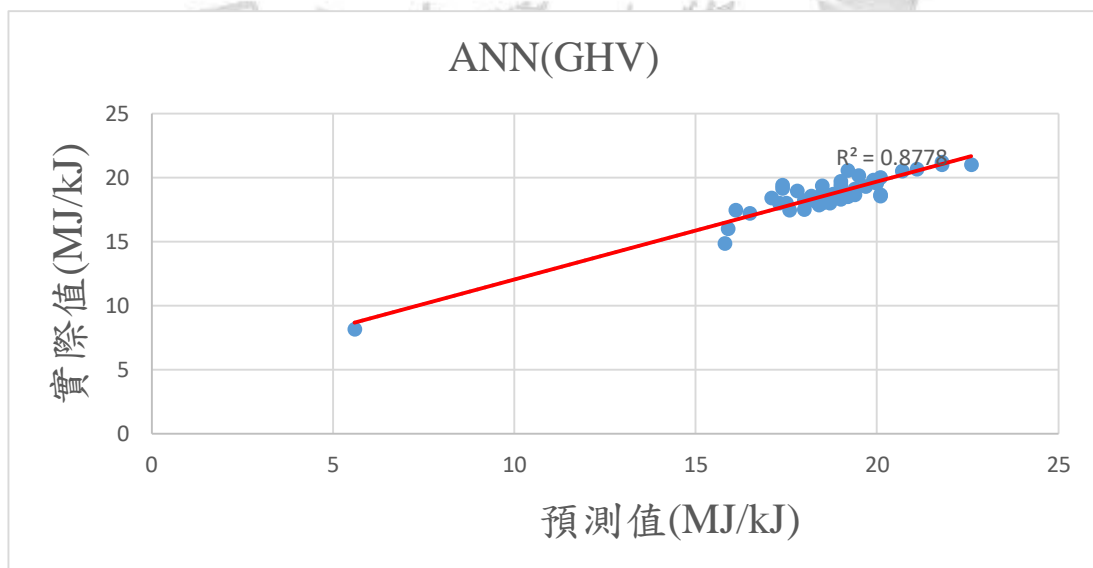


圖 4.3.1.6 GHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

此外本研究也蒐集另外一筆文獻數據來驗證我們模型，我們將此數據放入已訓練好之模型進行數值預測，並計算其誤差值，下表4-3-1-1為 Jishuo Li, Kaili Xu 等人對於總熱值之部分研究數據，其中proximate analysis 之基準為氣乾基 [28]，此新數據總共有30筆。

表 4-3-1-1 為 Jishuo Li , Kaili Xu 等人對於總熱值之部分研究數據

		FC(%)	VM(%)	ASH(%)	GHV (MJ/kg)
代表值	稻殼	14.42	65.67	19.91	17.9
代表值	椰子殼	23.4	76.1	4.1	18.5
	範圍	10~30	60~80	3~20	12~25

經過計算之後其NRMSE與 R^2 值與原本之訓練數據結果並無太大的變化，其值也都還不錯，表示本研究模型可運用在其他數據上，下表5-3-1-2為新數據誤差計算之結果。

表4-3-1-2 NRMSE與 R^2 計算之結果

Model	NRMSE
SVR	0.11
決策樹回歸	0.09
ANN	0.05
Model	R^2
SVR	0.78
決策樹回歸	0.81
ANN	0.85

4.3.2 多種生質物氣化之產氣量數據預測結果

本研究選擇了七個重要的變數做本研究 AI 模型的輸入值，分別是 C, H, O, ash, VM, ER, T，本研究選擇了這七種輸入值的原因是根據觀察 Yang, Pei, Villetta, Rodrigues, and Subramanian 等人的實驗數據中 C, H, O, ash, VM, ER, T 的數值差異與變化量最大，也將會是影響輸出結果之重要因素，因此選擇此七種變數去預測合成氣體 CO, H₂, CO₂, CH₄, LHV, CCE 與 Gas yield 的產量及 CGE。

根據 AI 模型的預測結果來看，大致上各輸出值的趨勢與發展都有正確的

預測到，其結果顯示誤差值也很小。本研究利用三種不同之 AI 模型(決策樹回歸、SVR、ANN)做預測並進行誤差比較。圖 5.3.2.1~圖 5.3.2.48 為三種不同 AI 模型所預測之結果，由圖可看 ANN 模型不管是在數值預測之趨勢或是數值上都比決策樹回歸與 SVR 更為準確，不會有大幅度的數值跳動與誤差，為本數據最好的預測模型，另外我們也計算出了 R^2 值，從 R^2 圖可看出，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，因此從 R^2 圖也可看出預測最好之模型依舊為 ANN 再來則是決策樹模型最後則是 SVR 模型。表 4-3-2-1 與表 4-3-2-1 分別為 NRMSE 與 R^2 之計算結果。

此數據其大部分預測結果都非常良好，至於一小部分預測結果並不如預期所來的優秀，其誤差值也偏大，其原因來自於數據本身的干擾及不確定因素導致同樣的操作條件下所得到的結果不同，這些不確定因素像是實驗人員的操作變異，或是其他環境因素等等，導致其數據有相當大變異，輸出值也不穩定，因此在套用在 AI 模型中會造成其預測結果不如想像中的精確，除此之外，用 AI 模型去分析與預測數值可以得到非常好的結果，其中又以 ANN 模型最為優秀。

表 4-3-2-1 NRMSE 計算結果

Model	CO	H ₂	CO ₂	CH ₄
SVR	0.17	0.2	0.22	0.45
決策樹回歸	0.15	0.16	0.18	0.33
ANN	0.11	0.15	0.16	0.30
Model	Gas yield	LHV	CGE	CCE
SVR	0.28	0.22	0.15	0.14
決策樹回歸	0.24	0.21	0.13	0.09
ANN	0.22	0.19	0.12	0.08

表 4-3-2-2 R^2 計算結果

Model	CO	H ₂	CO ₂	CH ₄
SVR	0.80	0.86	0.83	0.82
決策樹回歸	0.83	0.95	0.87	0.87
ANN	0.86	0.95	0.9	0.89
Model	Gas yield	LHV	CGE	CCE
SVR	0.79	0.83	0.81	0.84
決策樹回歸	0.82	0.84	0.86	0.87
ANN	0.83	0.86	0.88	0.88

圖 4.3.2.1 為決策樹模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果也相當好，誤差值也很小，NRMSE 也只有 0.33。

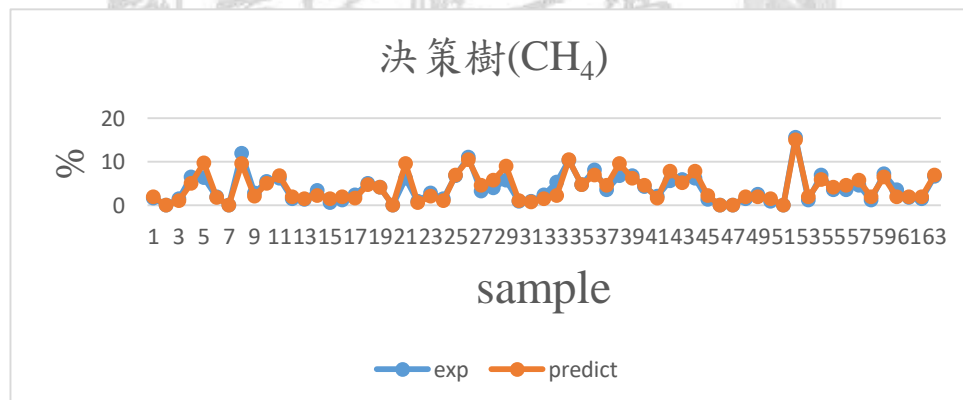


圖 4.3.2.1 CH₄ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.2 為決策樹模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖， R^2 為判定係數是用來判斷迴歸模型的可靠度，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近， R^2 值為 0.87，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

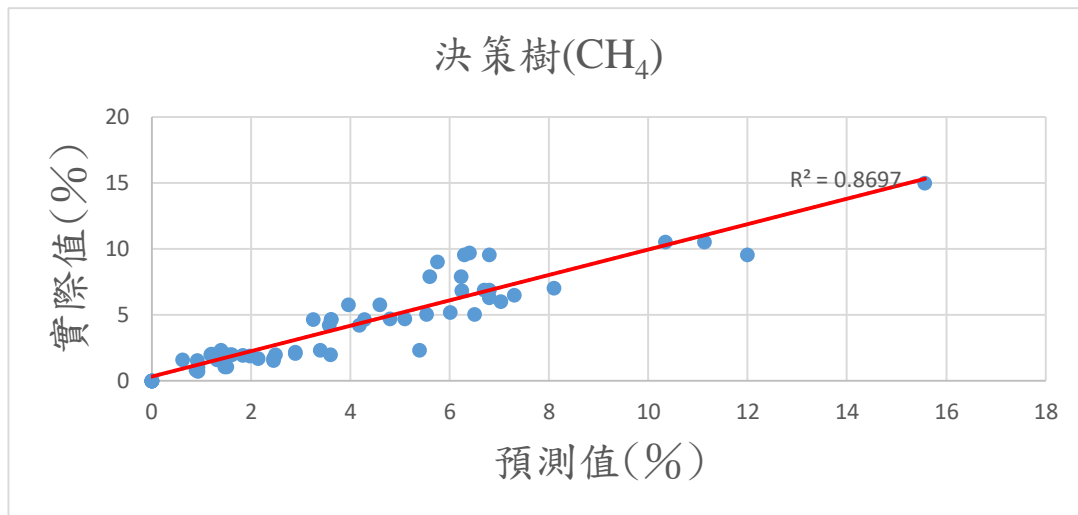


圖 4.3.2.2 CH₄ 預測值與實際比較之 R² 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.3 為 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.45。

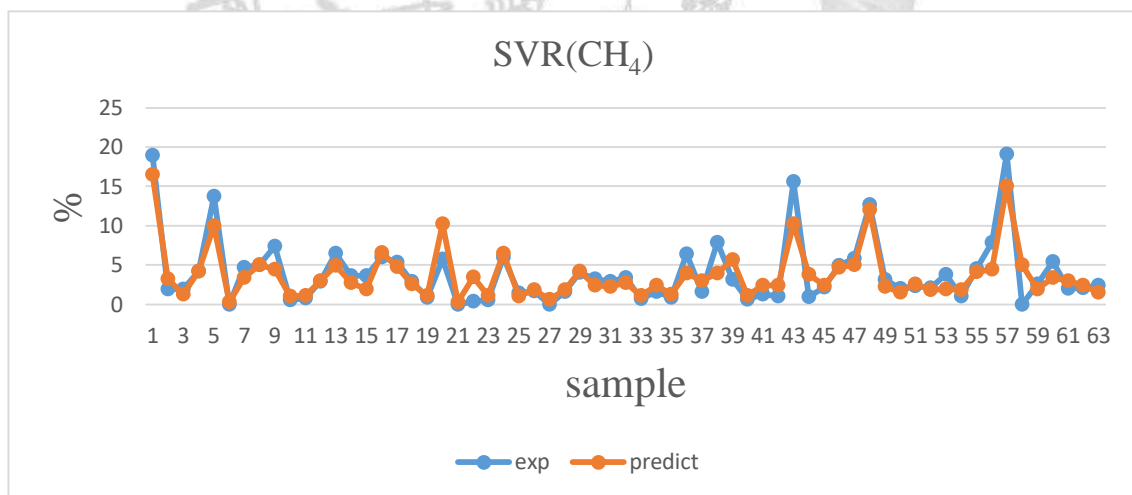


圖 4.3.2.3 CH₄ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.4 為 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.83，為三種模型中預測最差的模型。

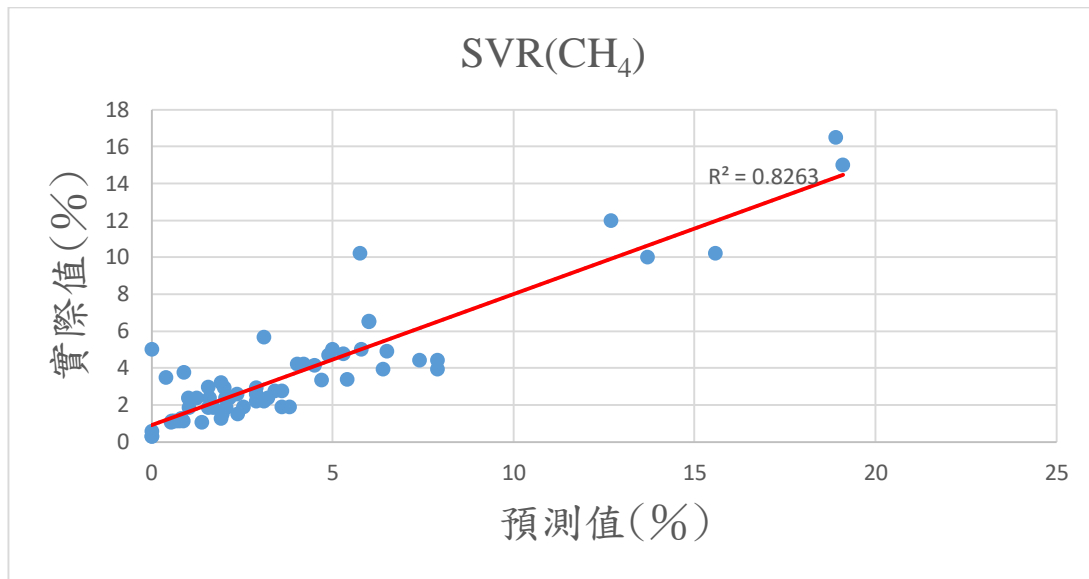


圖 4.3.2.4 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.5 為 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.3，為本研究預測最好之模型。

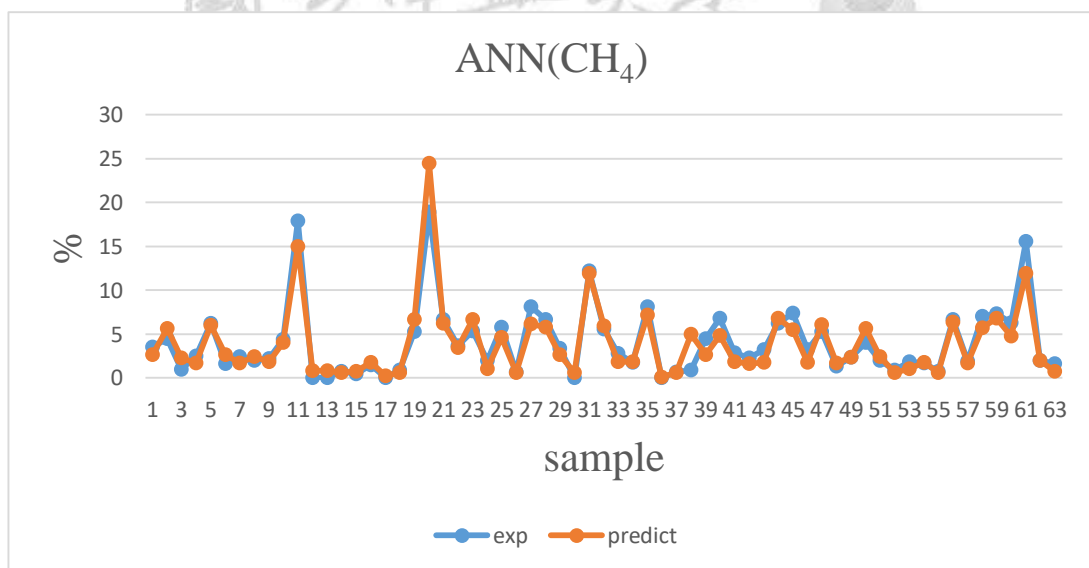


圖 4.3.2.5 CH₄ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.6 為 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.89，可知預測結果還不錯。

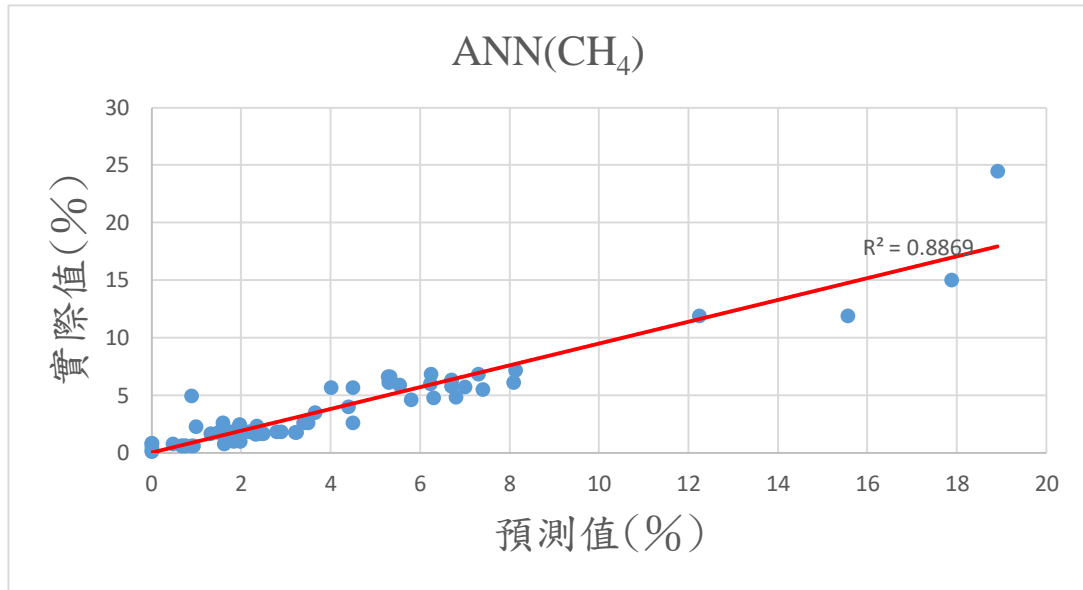


圖 4.3.2.6 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.7 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，但有些預測數值有低估的現象，誤差值不大，NRMSE 為 0.15。

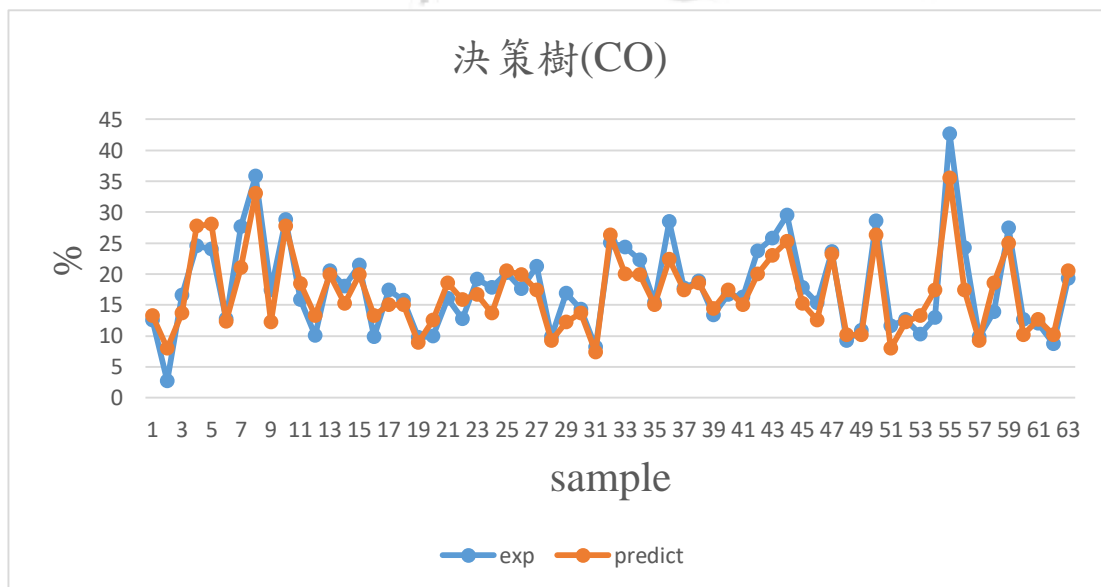


圖 4.3.2.7 CO 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.8 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近， R^2 值為 0.84，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

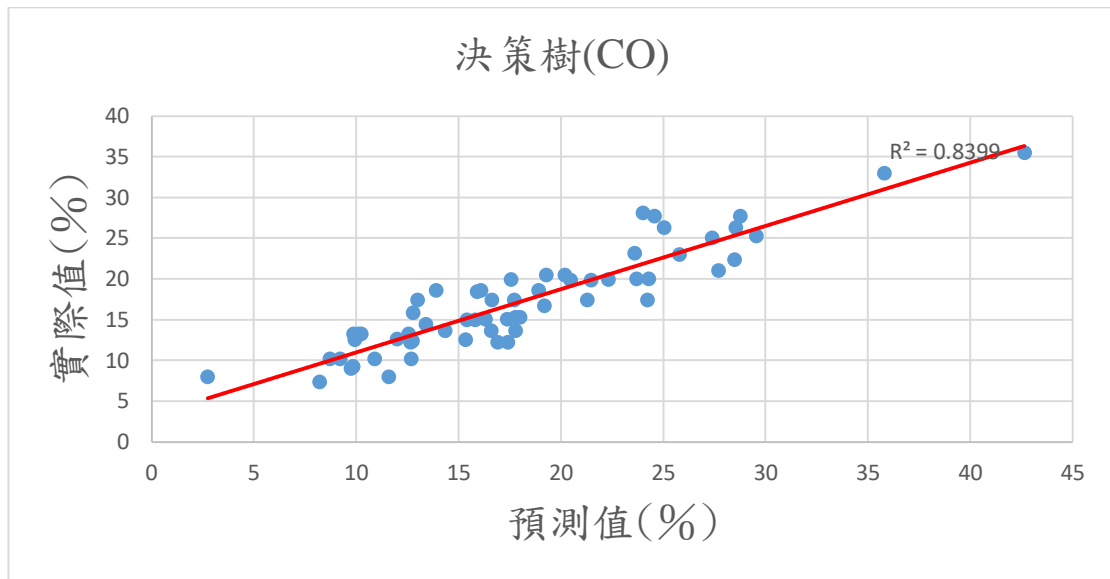


圖 4.3.2.8 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.9 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.17。

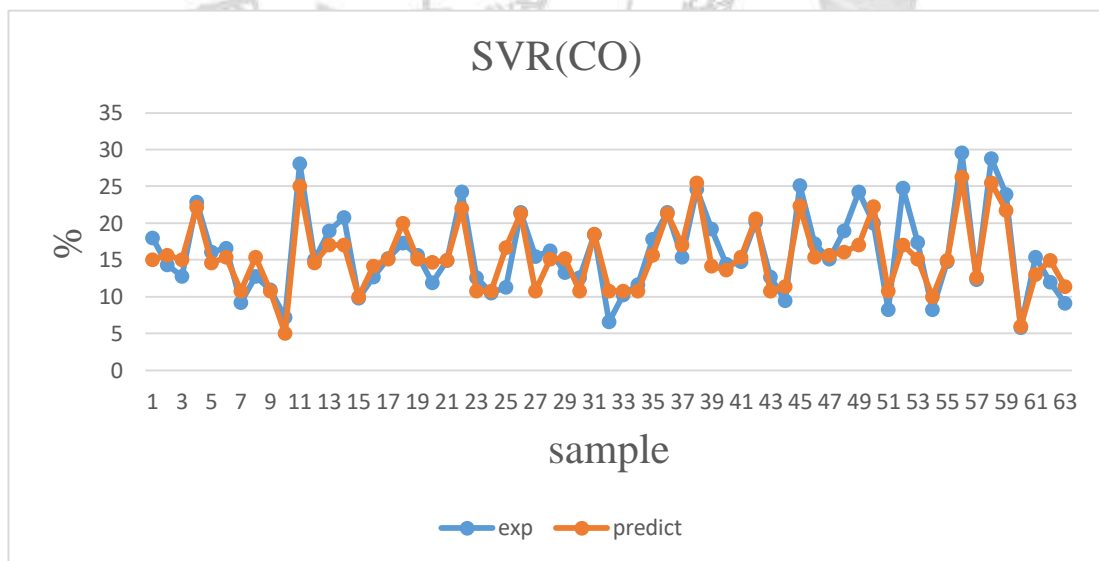


圖 4.3.2.9 CO 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.10 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.8，為三種模型中預測最差的模型。

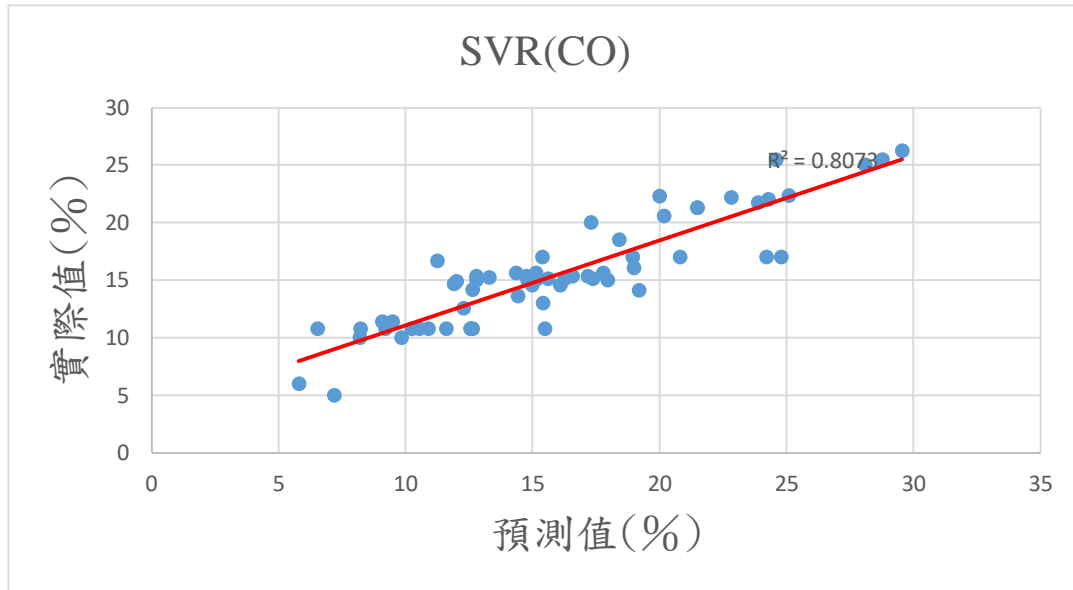


圖 4.3.2.10 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.11 為 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.11，為本研究預測最好之模型。

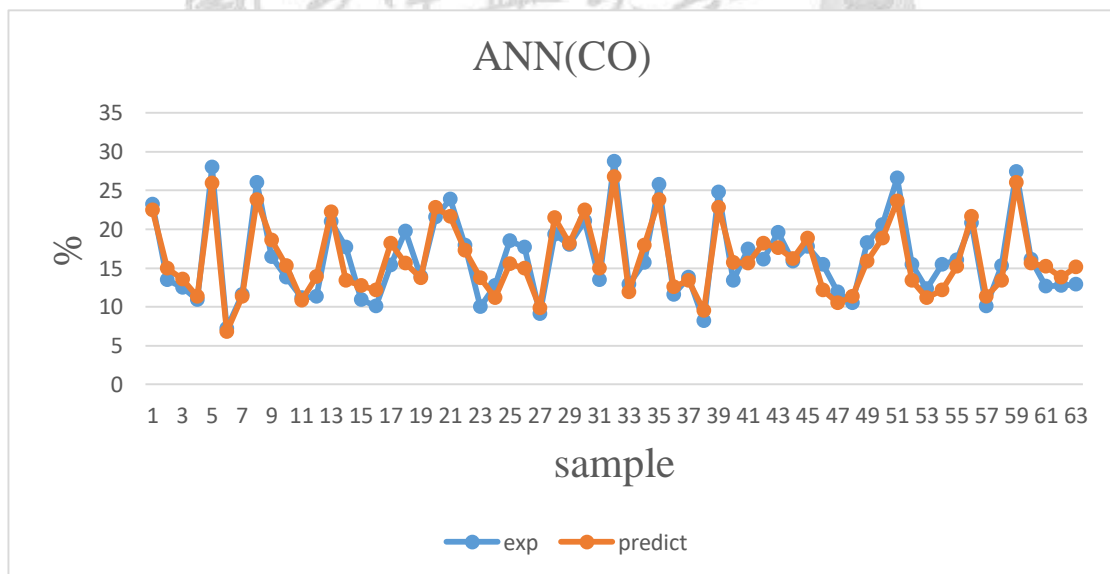


圖 4.3.2.11 CO 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.12 為 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.87，可知預測結果還不錯。

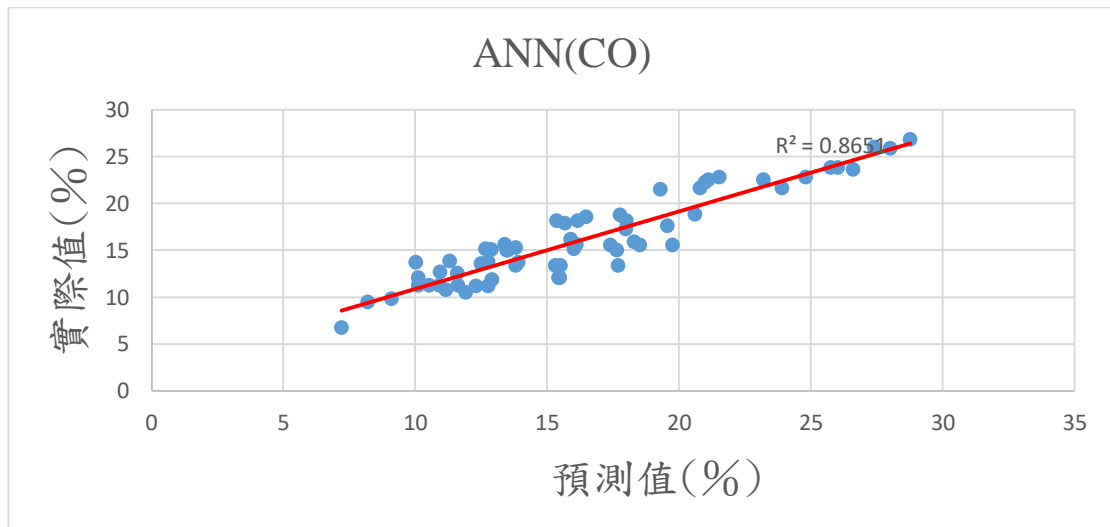


圖 4.3.2.12 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.13 為決策樹模型 CO_2 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，誤差值不大，NRMSE 為 0.18。

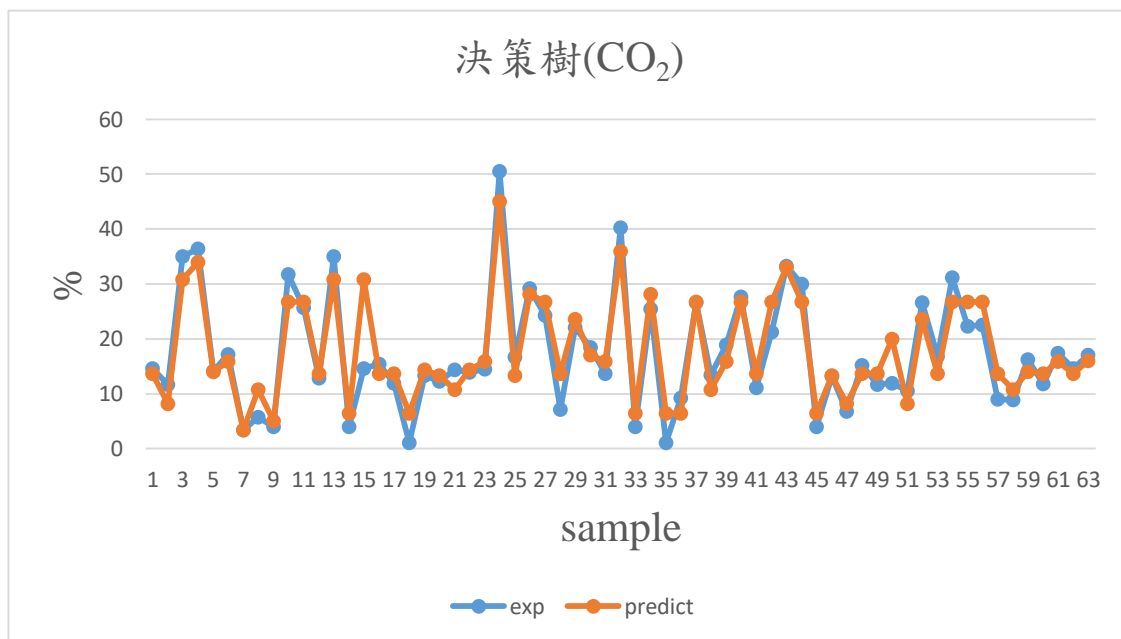


圖 4.3.2.13 CO_2 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.14 為決策樹模型 CO_2 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近， R^2 值為 0.87，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

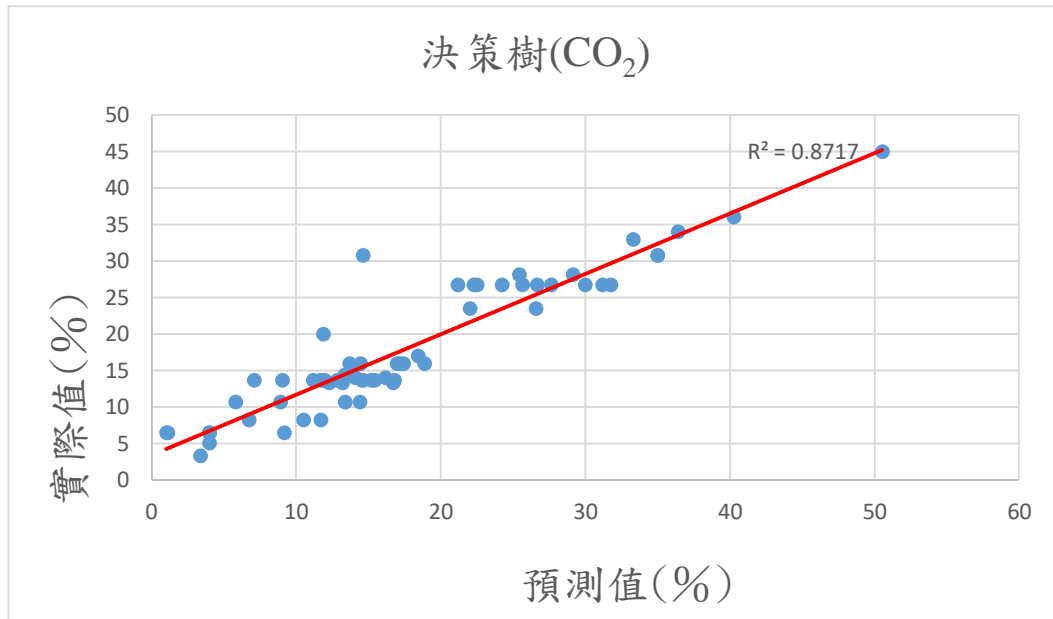


圖 4.3.2.14 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.15 為 SVR 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢有預測到，但預測數值與實際值有明顯的落差，導致較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大很多，NRMSE 為 0.22。

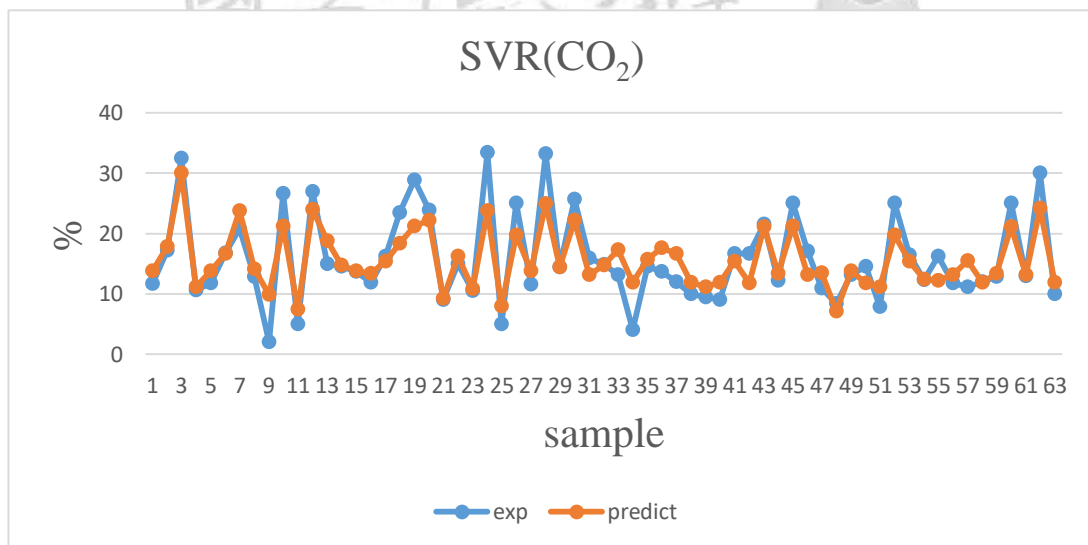


圖 4.3.2.15 CO₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.16 為 SVR 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.82，為三種模型中預測最差的模型。

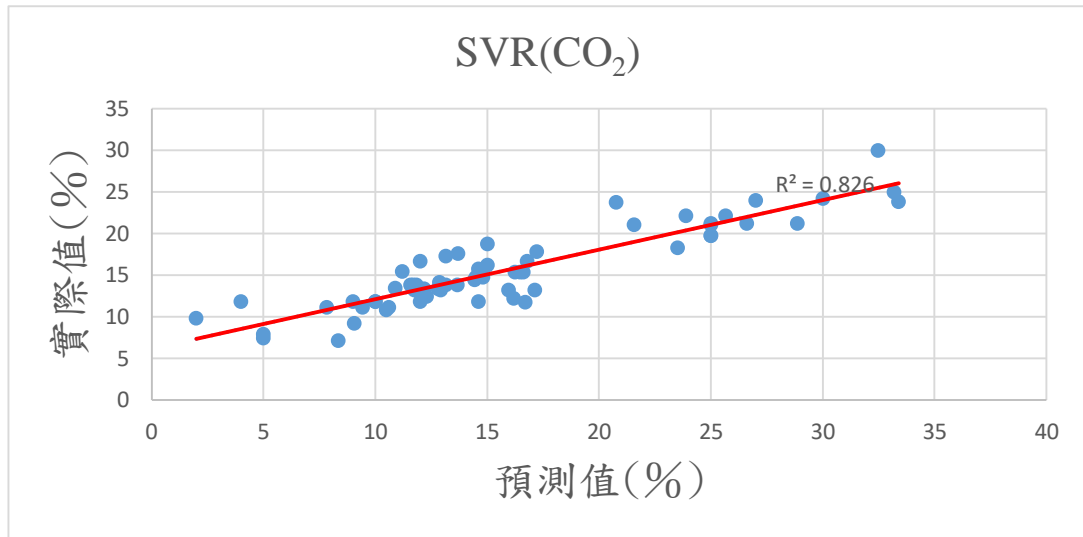


圖 4.3.2.16 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (SVR)

圖 4.3.2.17 為 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值也是三種預測模型最小的，NRMSE 為 0.16，為本研究預測最好之模型。

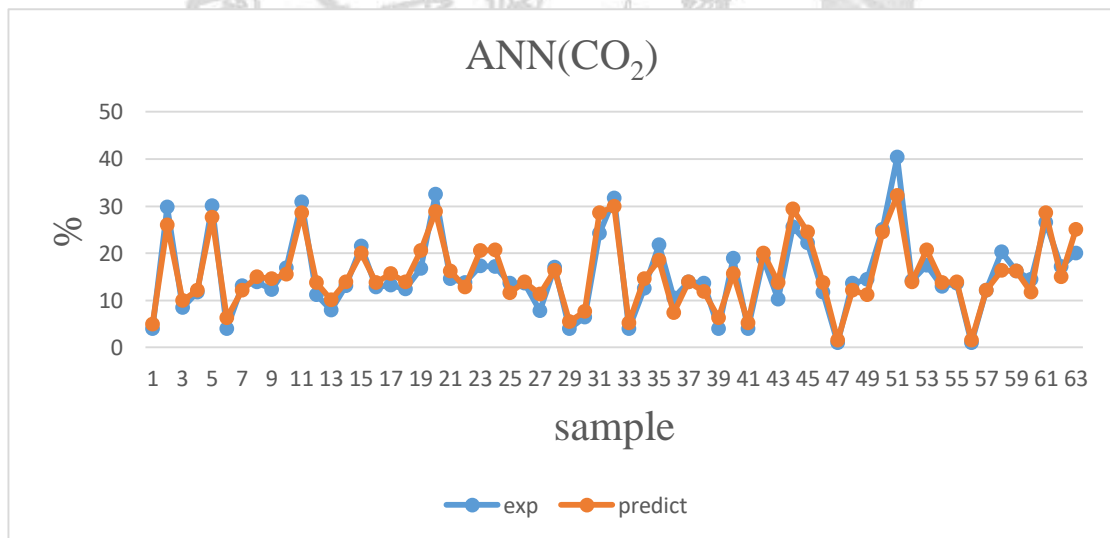


圖 4.3.2.17 CO₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.18 為 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差，R² 值為 0.9，可知預測結果還不錯，為三種預測模型最好的模型。

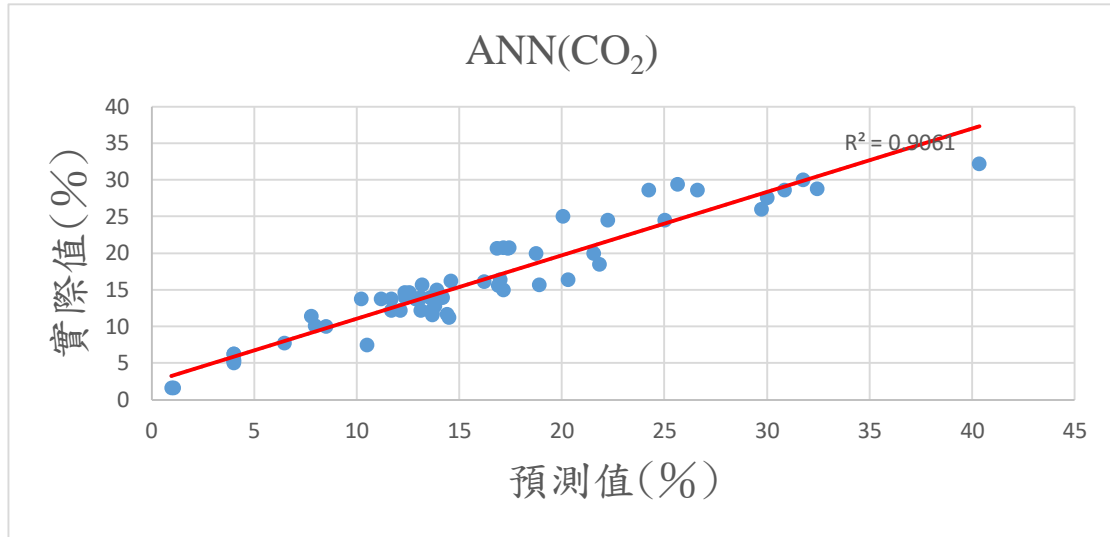


圖 4.3.2.18 CO₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.19 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.16。

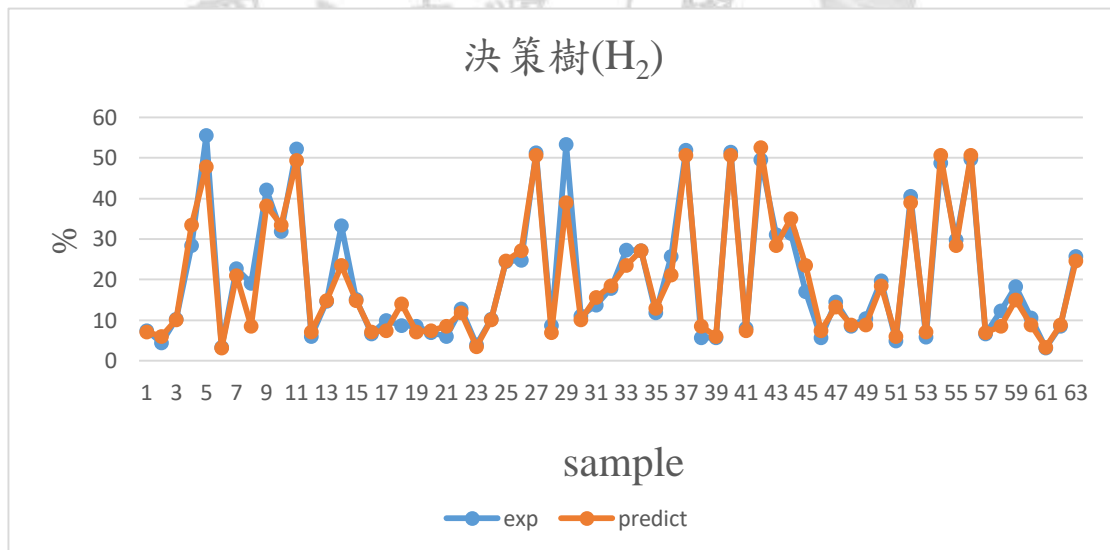


圖 4.3.2.19 H₂ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.20 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.95，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

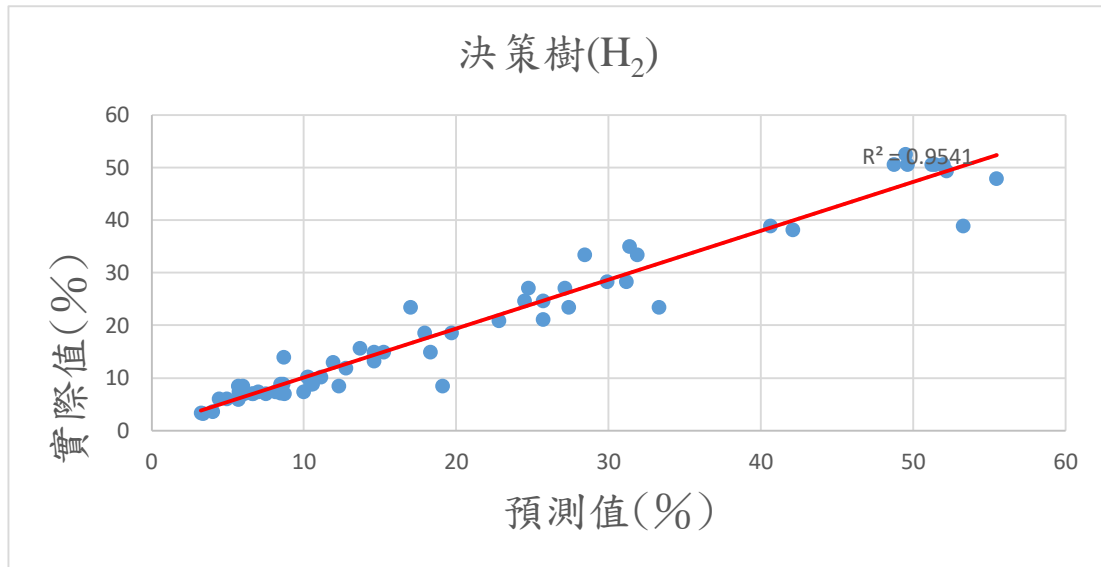


圖 4.3.2.20 H₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.21 為 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢有預測到，但預測數值與實際質有明顯的落差，預測點 9~點 19 與實際質有明顯的不同，導致較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大很多，NRMSE 為 0.2。

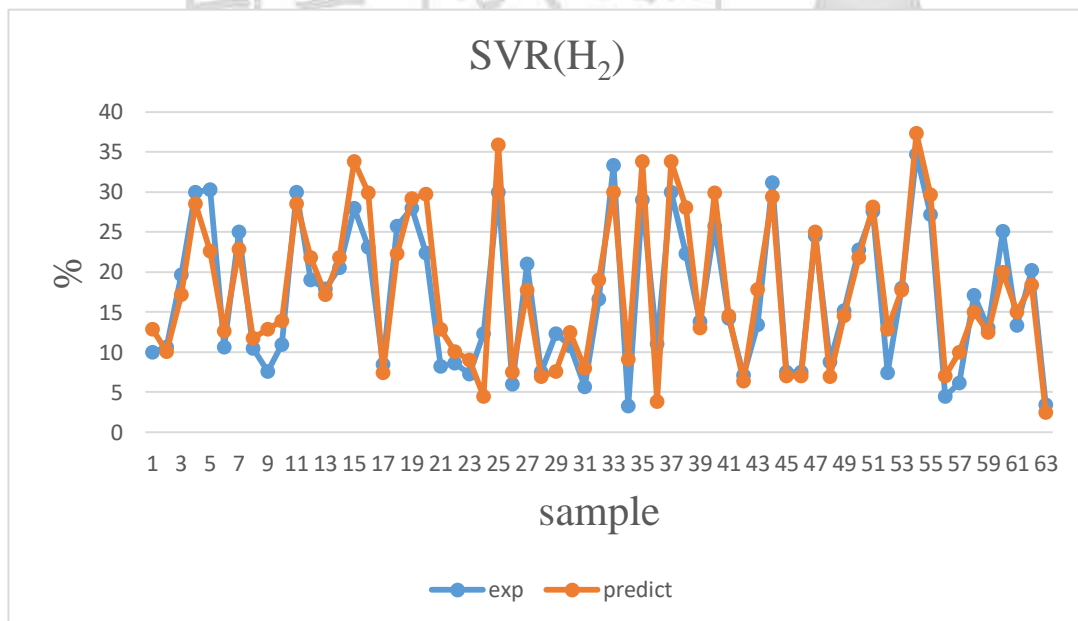


圖 4.3.2.21 H₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.22 為 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低很多，其值為 0.86，為三種模型中預測最差的模型。

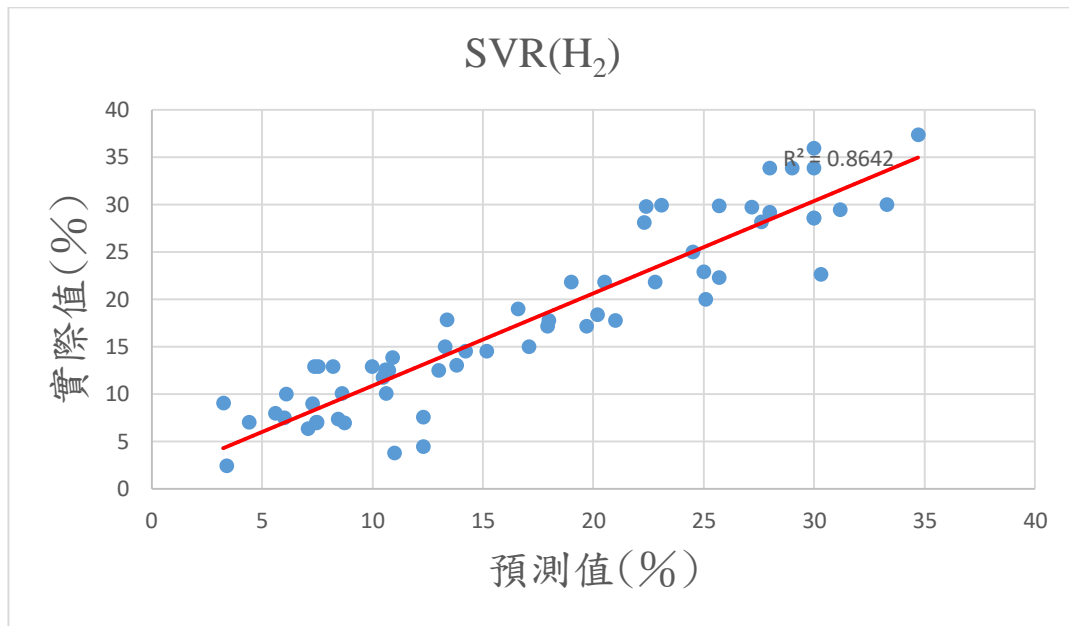


圖 4.3.2.22 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.23 為 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上不管是趨勢與數值都有精準的預測到，整體誤差值與決策樹模型差不多，NRMSE 為 0.15。

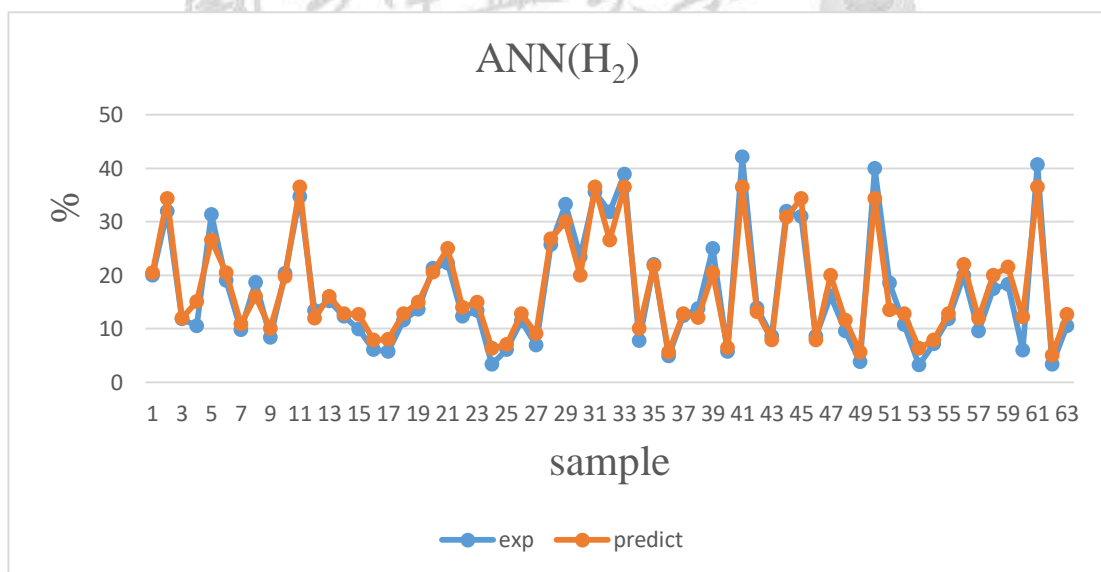


圖 4.3.2.23 H₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.24 為 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.95，可知預測結果還蠻好的。

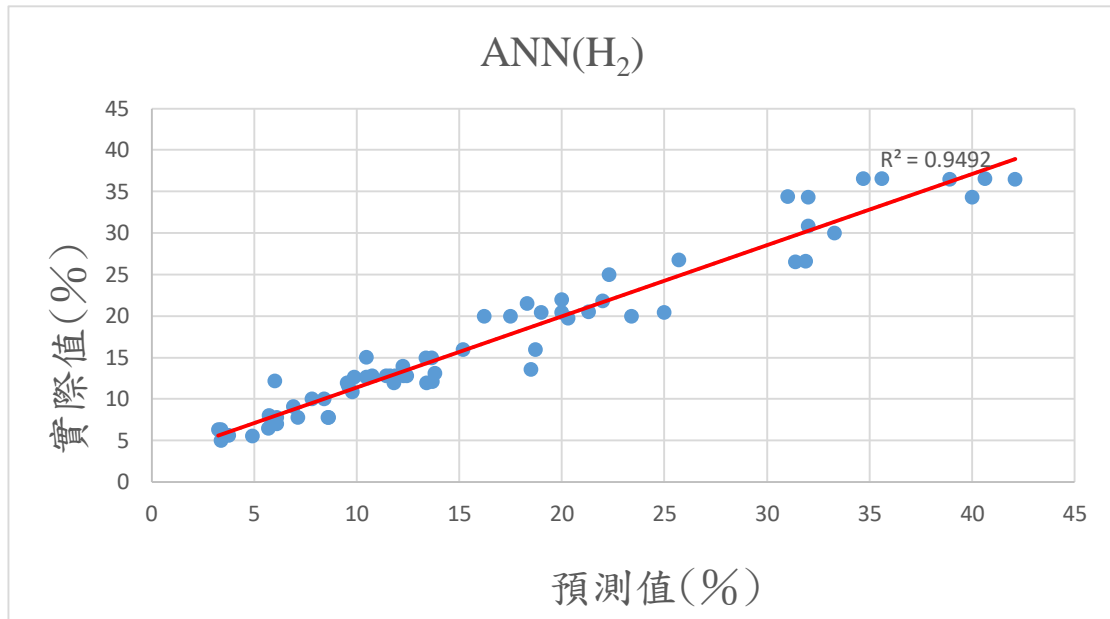


圖 4.3.2.24 H₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (ANN)

圖 4.3.2.25 為決策樹模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，但能有部分預測質預測結果不理想，預測結果誤差值 NRMSE 為 0.21。

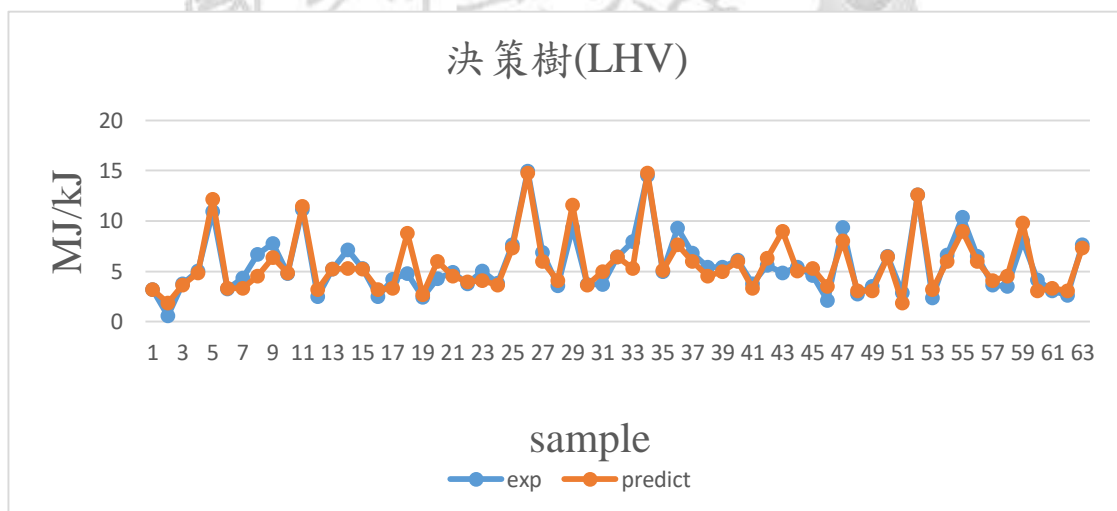


圖 4.3.2.25 LHV 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.26 為決策樹模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點對於紅線都有明顯的落差，沒有集中在紅線上，表示預測結果沒有很理想，R² 值為 0.84。

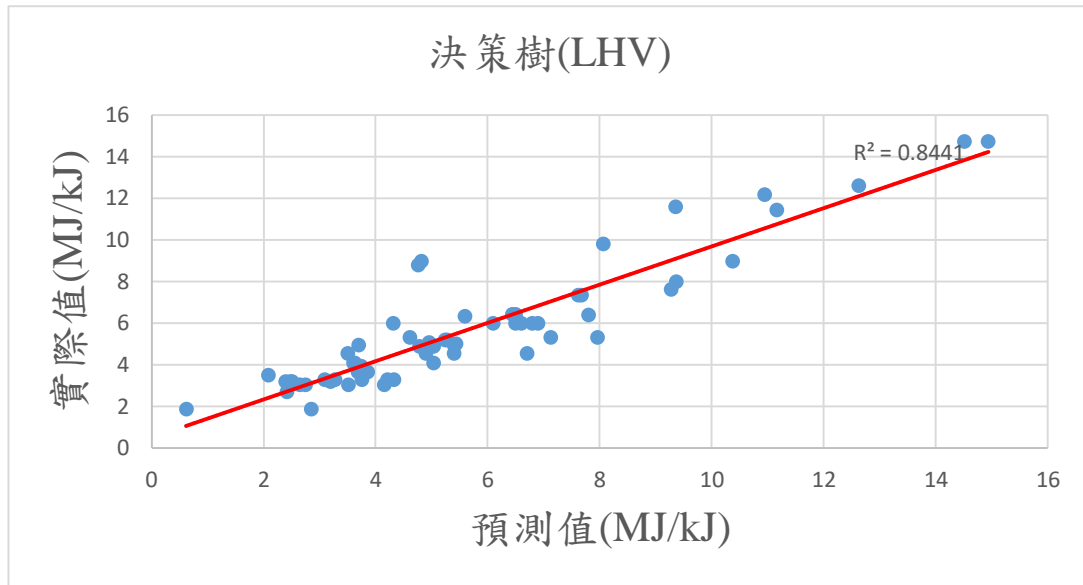


圖 4.3.2.26 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.27 為 SVR 模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看預測結果不是很理想，許多預測值都沒有預測到，與實際質有較大的落差，NRMSE 為 0.22。

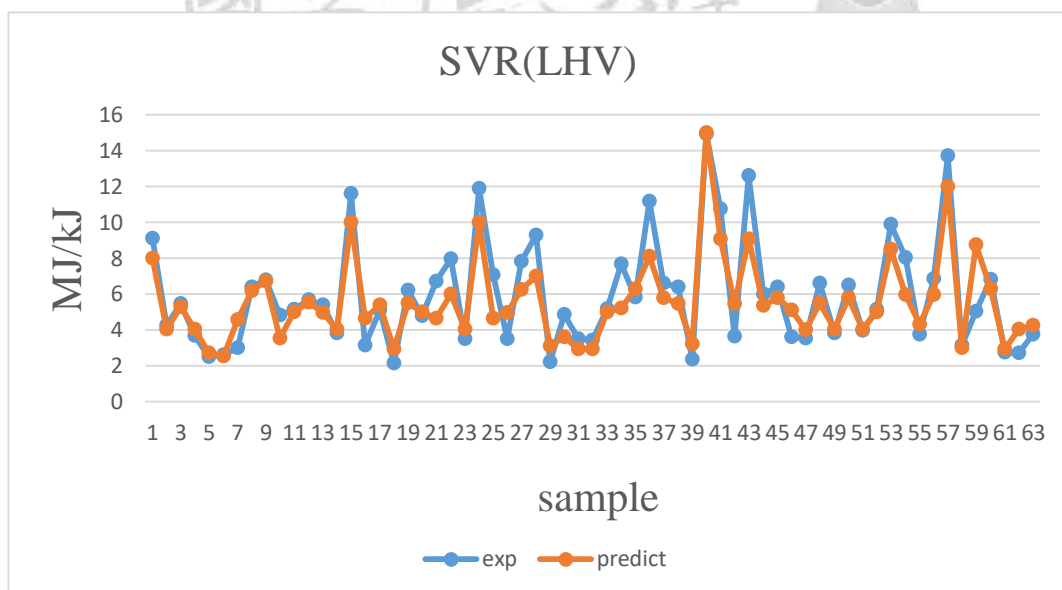


圖 4.3.2.27 LHV 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.28 為 SVR 模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值為 0.83。

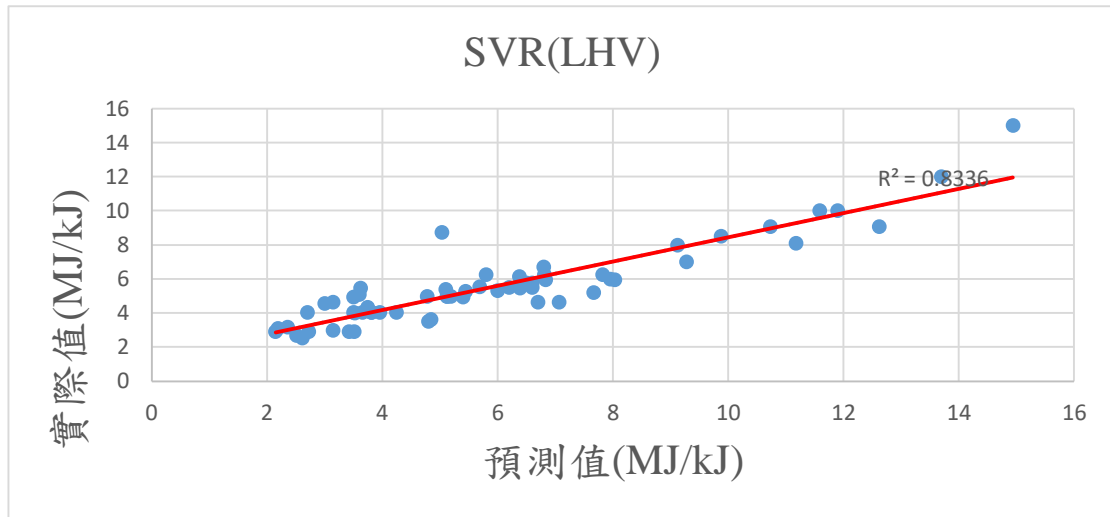


圖 4.3.2.28 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.29 為 ANN 模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上的趨勢有預測到，但有些數值能有些誤差，NRMSE 為 0.20，對於 LHV 數值預測而言，三種預測模型都沒有到很理想。

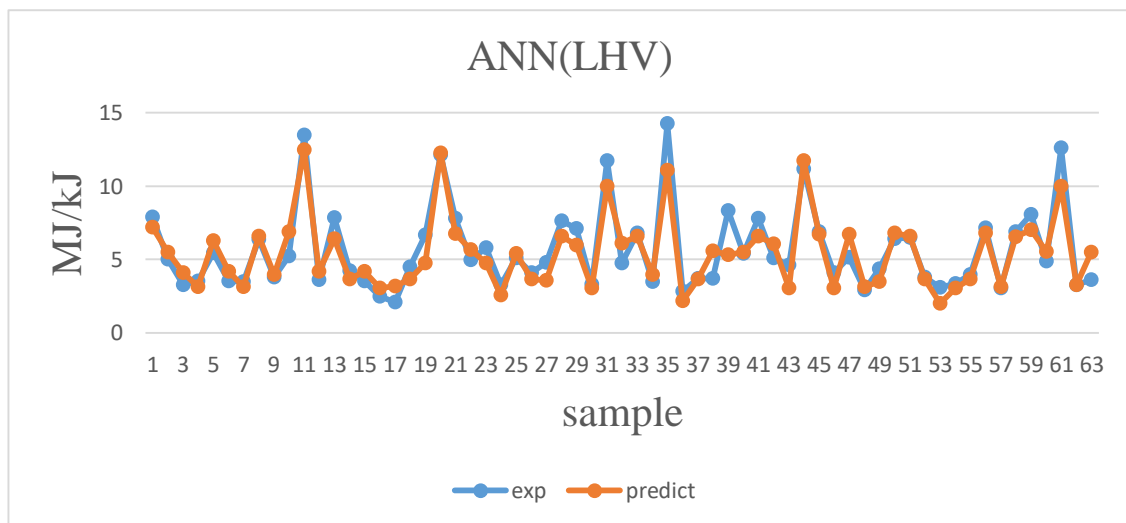


圖 4.3.2.29 LHV 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.30 為 ANN 模型 LHV 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近，可知實際值與預測值能有些落差， R^2 值為 0.85。

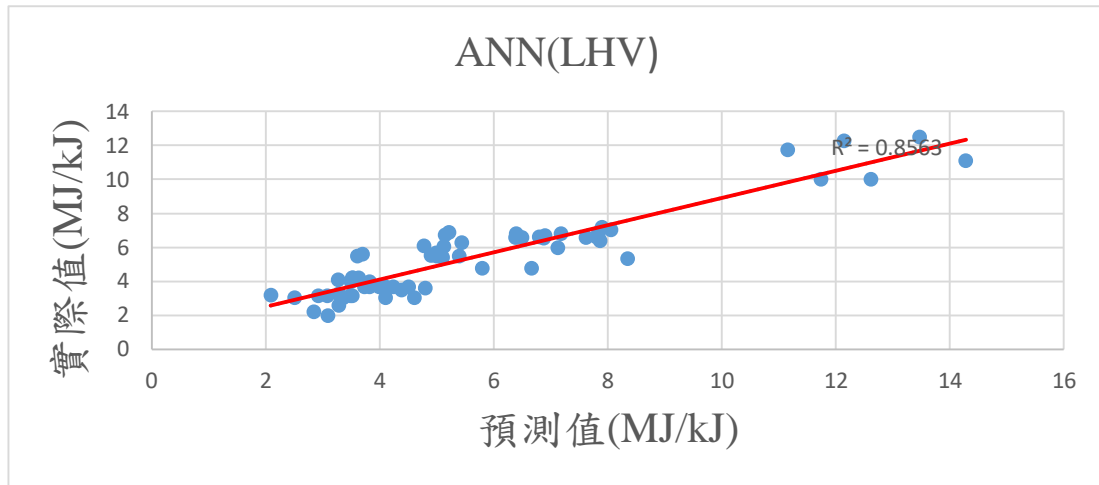


圖 4.3.2.30 LHV 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.31 為決策樹模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖可看出對於決策樹回歸而言，當數據輸入值或輸出值差異性太小且訓練樣本不夠完整實，預測出來的數值則會呈現水平線，導致誤差的產生預測結果誤差值 NRMSE 為 0.24。

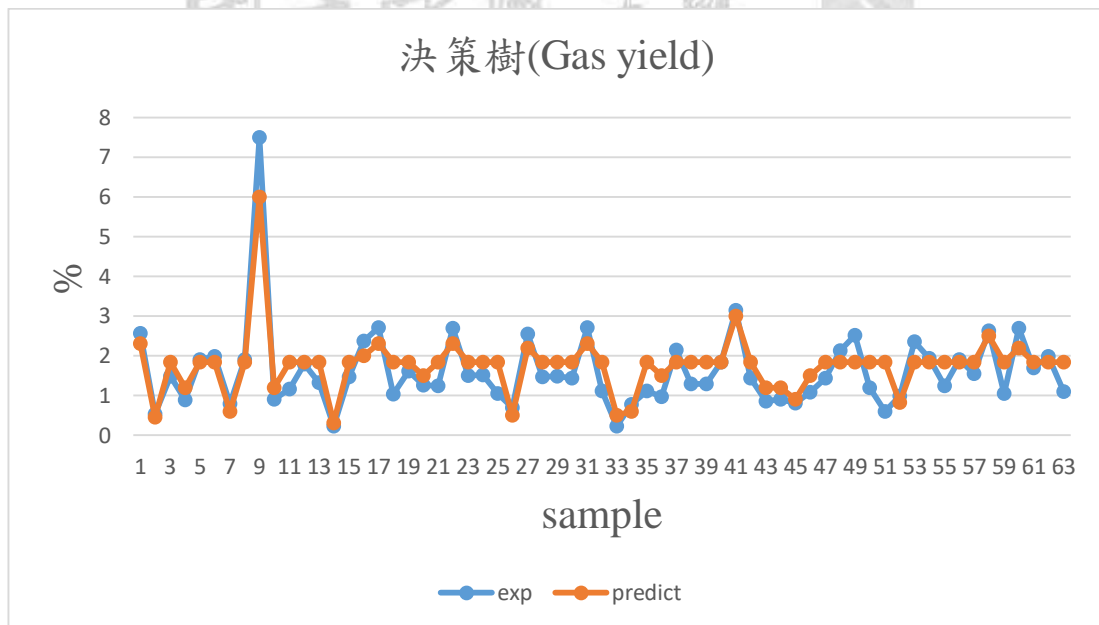


圖 4.3.2.31 Gas yield 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.32 為決策樹模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也有平行的現象，對於紅線都有明顯的落差，沒有集中在紅線上，表示預測結果沒有很理想， R^2 值為 0.82。

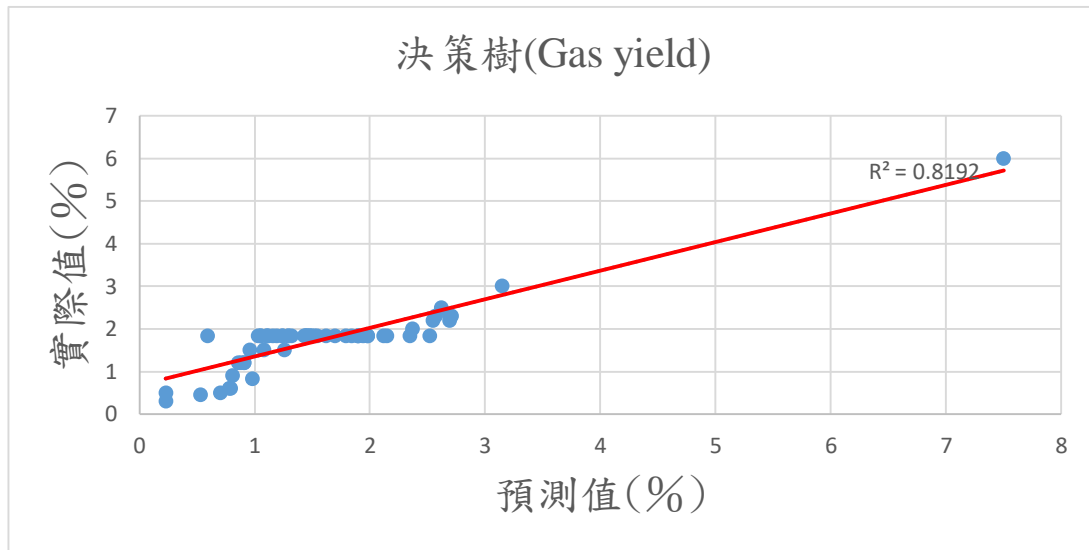


圖 4.3.2.32 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.33 為 SVR 模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看預測結果不是很理想，許多預測值都沒有預測到，與實際質有較大的落差，NRMSE 為 0.28。

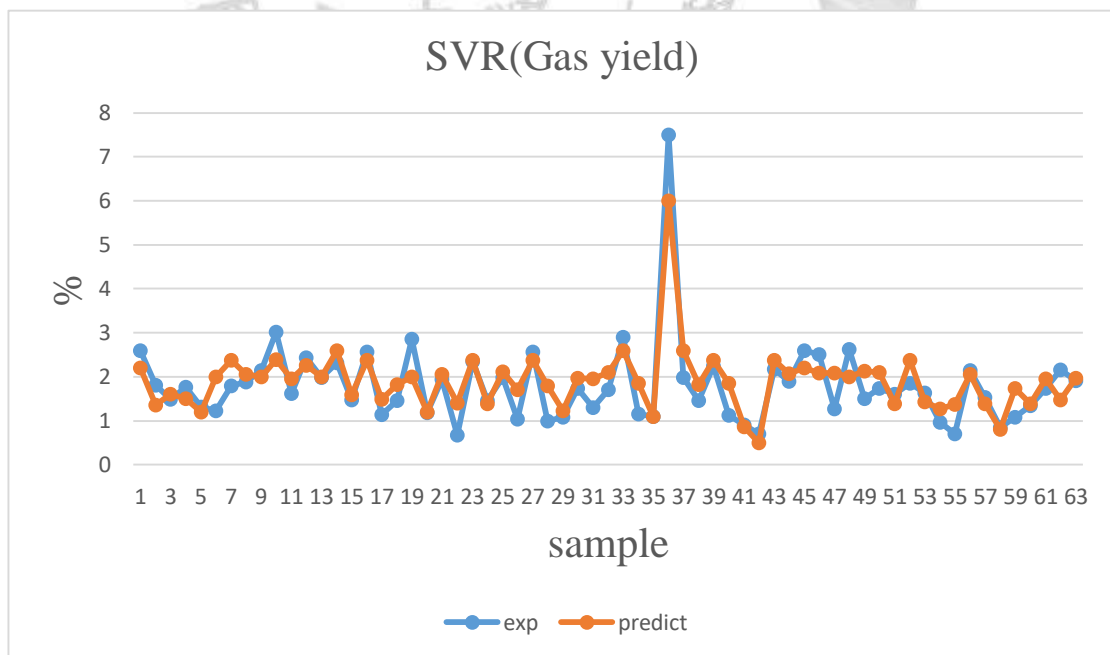


圖 4.3.2.33 Gas yield 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.34 為 SVR 模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值更是只有 0.78，顯示其預測結果不太好。

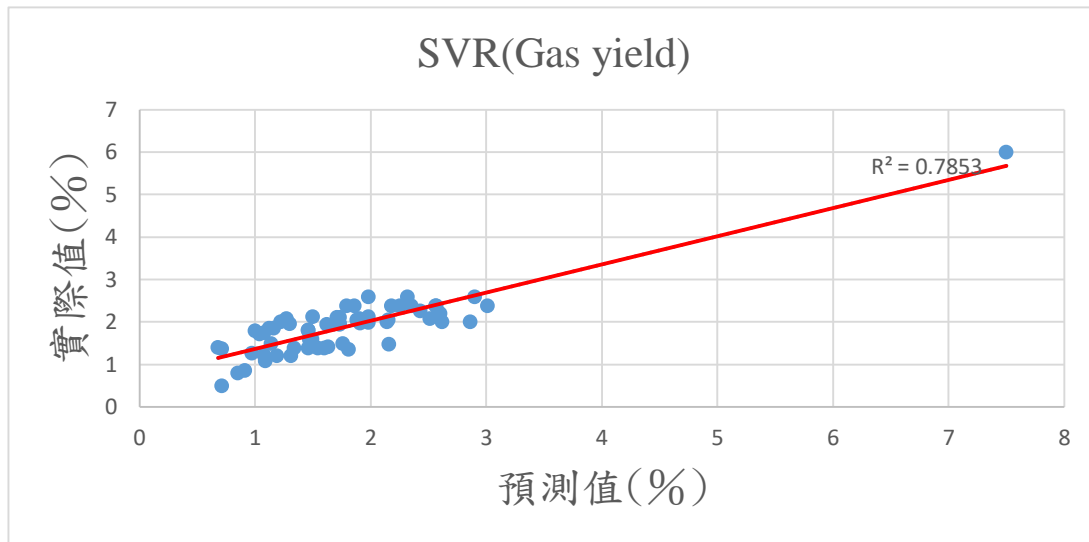


圖 4.3.2.34 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.35 為 ANN 模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上的趨勢有預測到，但有些數值能有些誤差，NRMSE 為 0.22，對於 Gas yield 數值預測而言，三種預測模型都沒有到很理想。

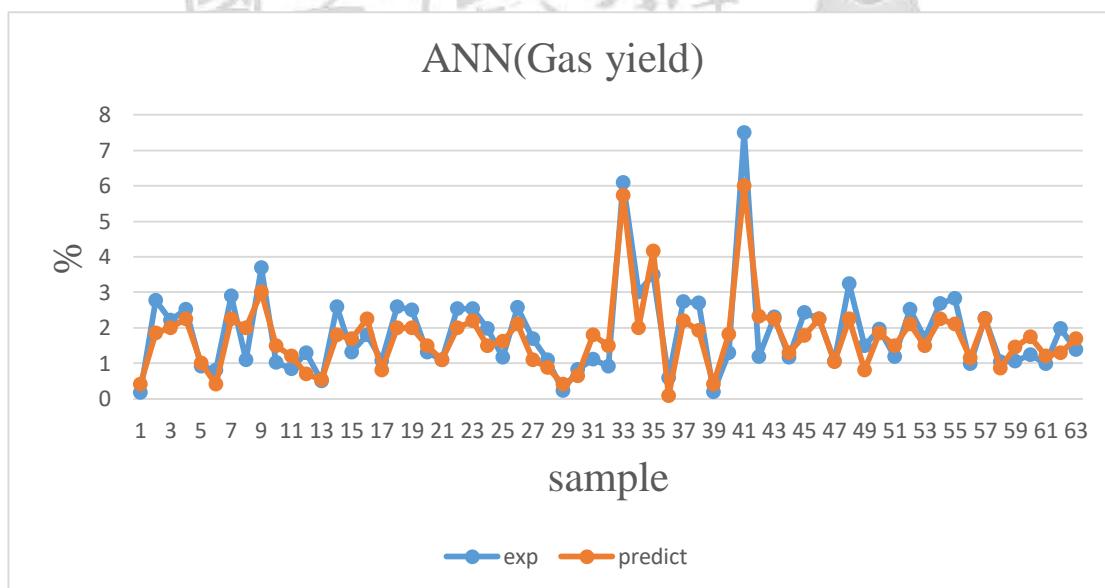


圖 4.3.2.35 Gas yield 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.36 為 ANN 模型 Gas yield 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線附近，可知實際值與預測值能有些落差， R^2 值為 0.83。

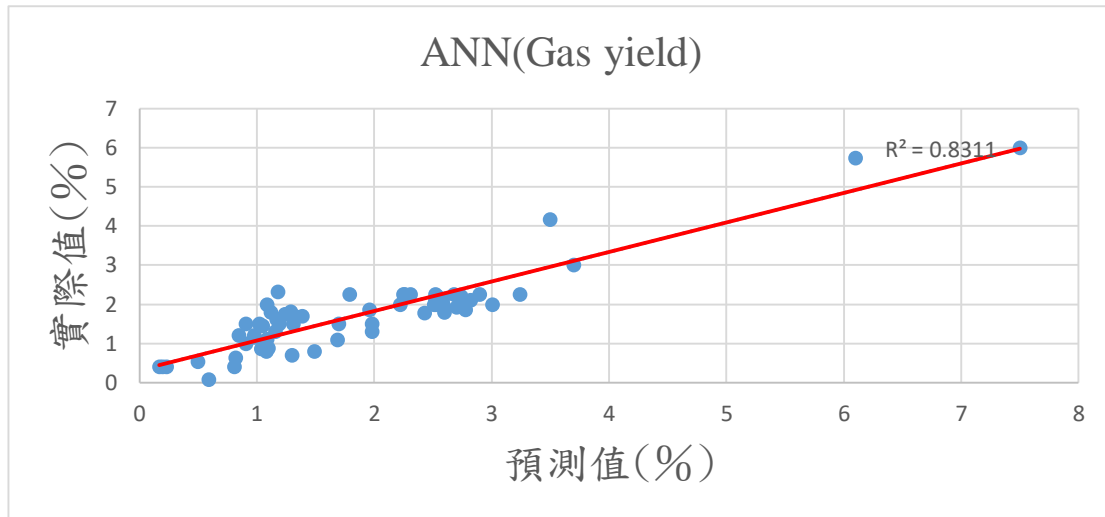


圖 4.3.2.36 Gas yield 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.37 為決策樹模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.09。

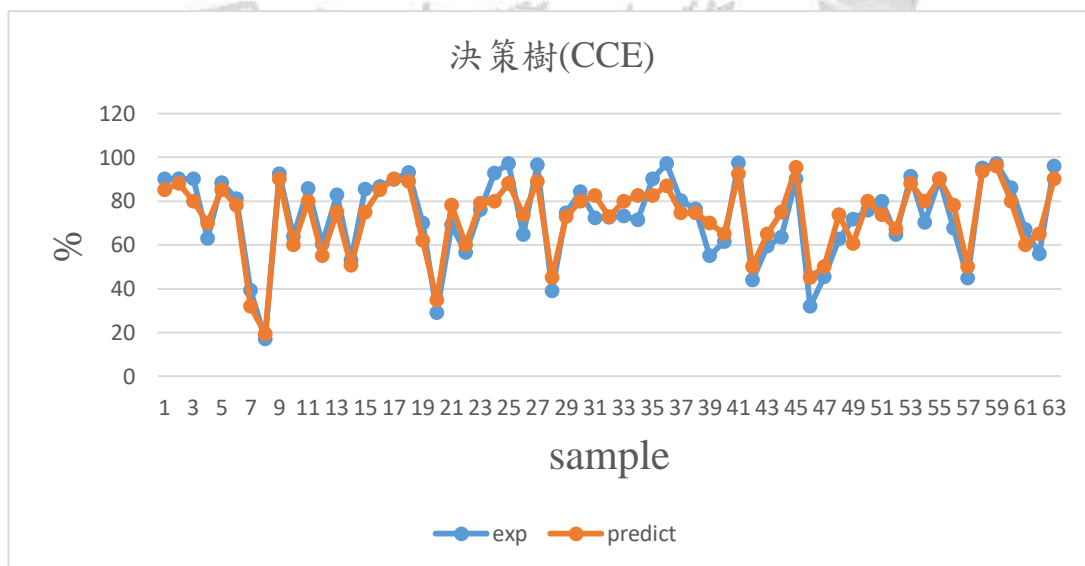


圖 4.3.2.37 CCE 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.38 為決策樹模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，偏離不算大， R^2 值為 0.87，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

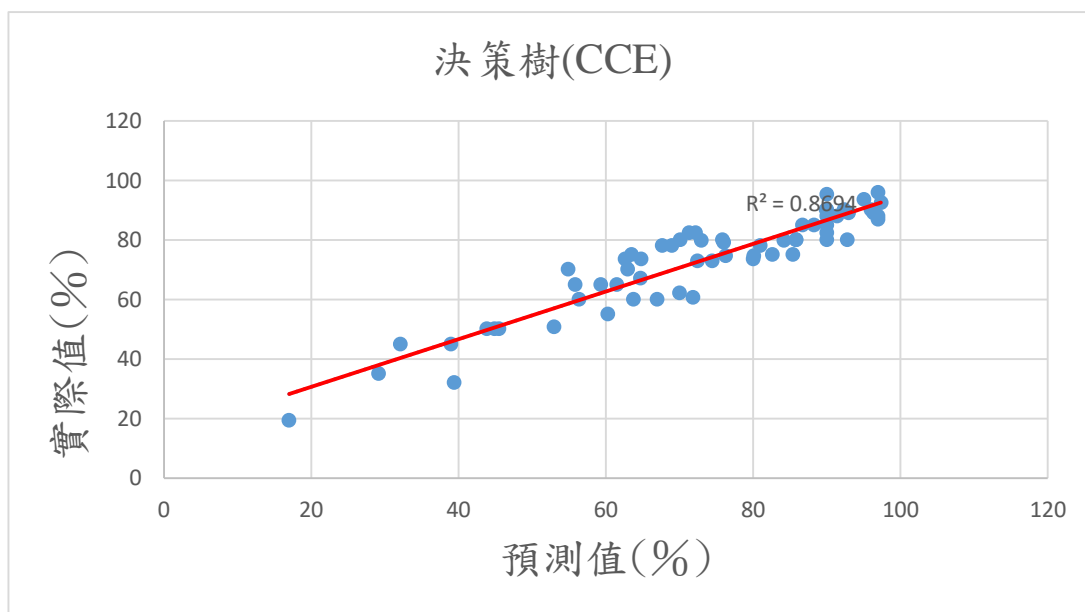


圖 4.3.2.38 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.39 為 SVR 模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢有預測到，但預測數值與實際值有明顯的落差，導致較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.14。

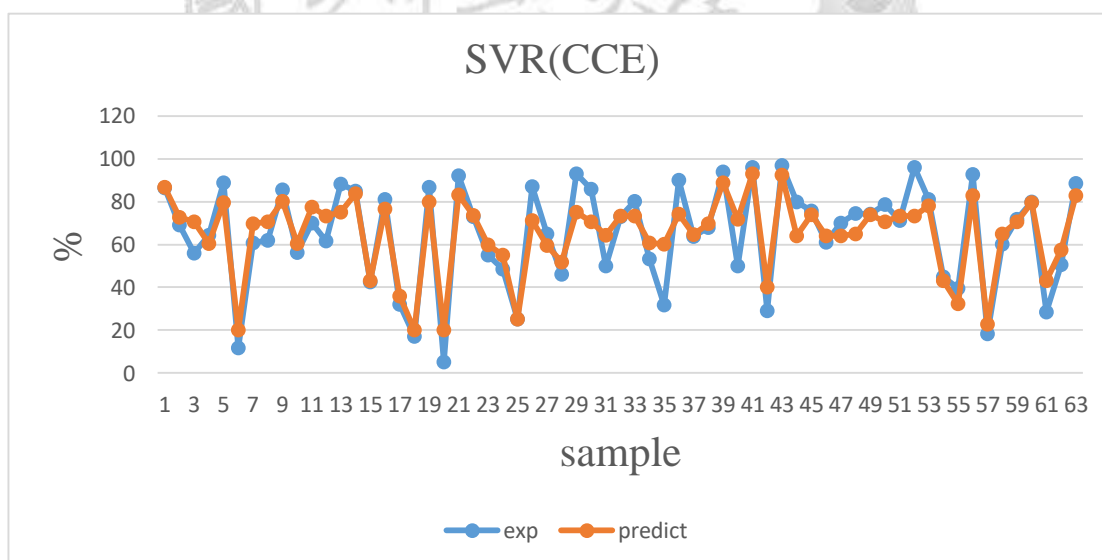


圖 4.3.2.39 CCE 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.40 為 SVR 模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.84，為三種模型中預測最差的模型。

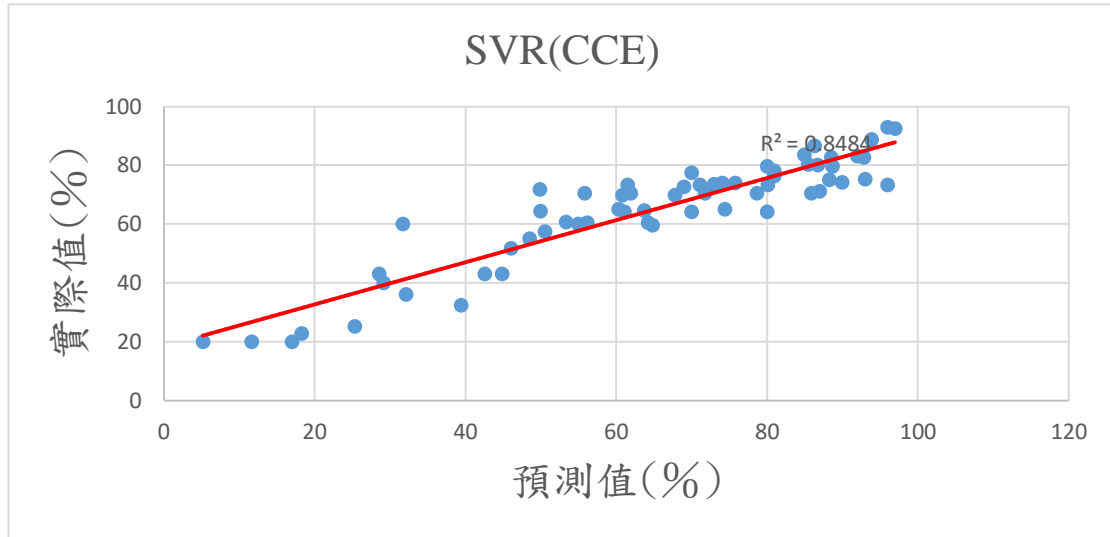


圖 4.3.2.40 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.41 為決策樹模型 H_2 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.08。

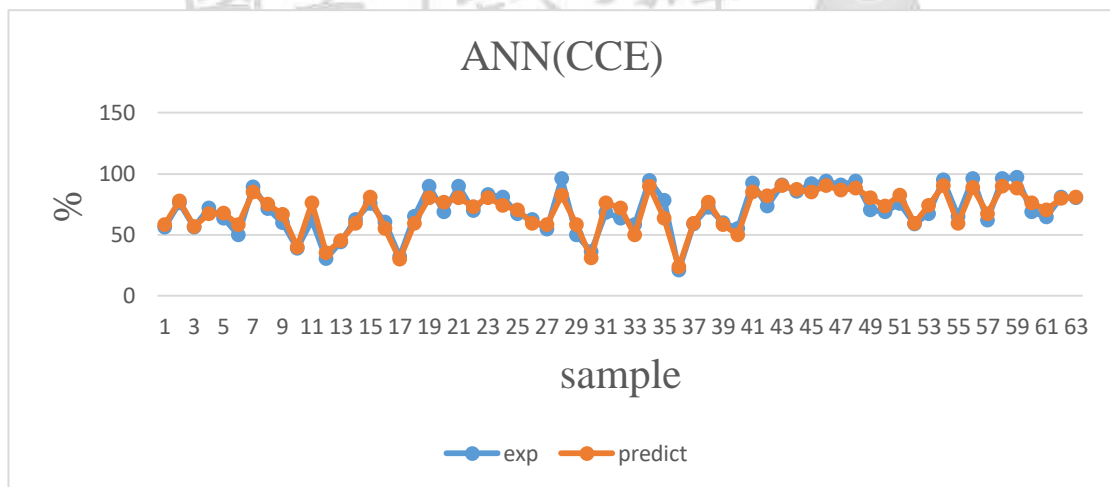


圖 4.3.2.41 CCE 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.42 為 ANN 模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.88，可知預測結果還不錯。

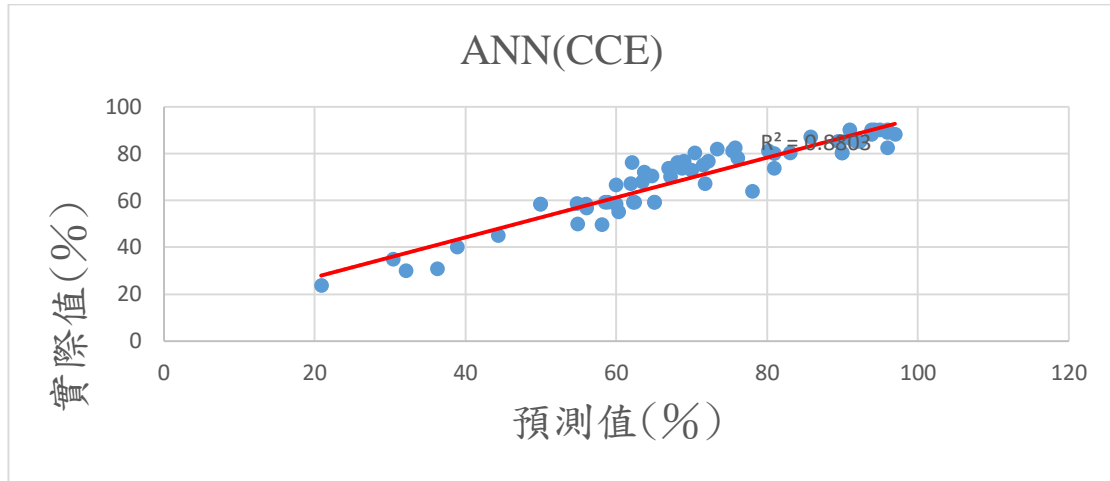


圖 4.3.2.42 CCE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.2.43 為決策樹模型 CGE 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.13。

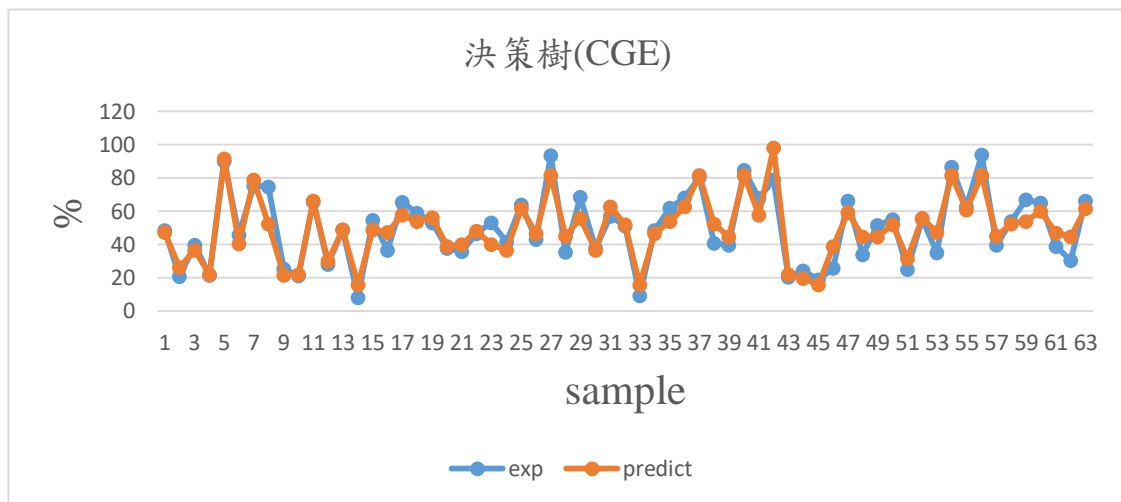


圖 4.3.2.43 CGE 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.2.44 為決策樹模型 CGE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，偏離不算大， R^2 值為 0.87，可知預測結果還不錯，為三種模型中預測第二好的模型。

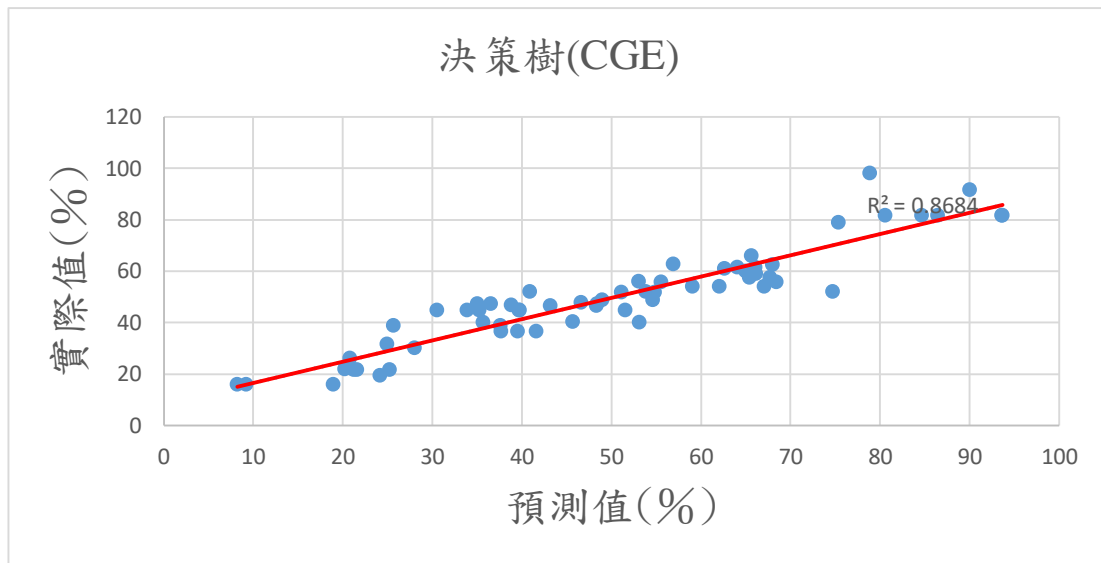


圖 4.3.2.44 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.45 為 SVR 模型 CGE 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢有預測到，但預測數值與實際值有明顯的落差，導致較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.15。

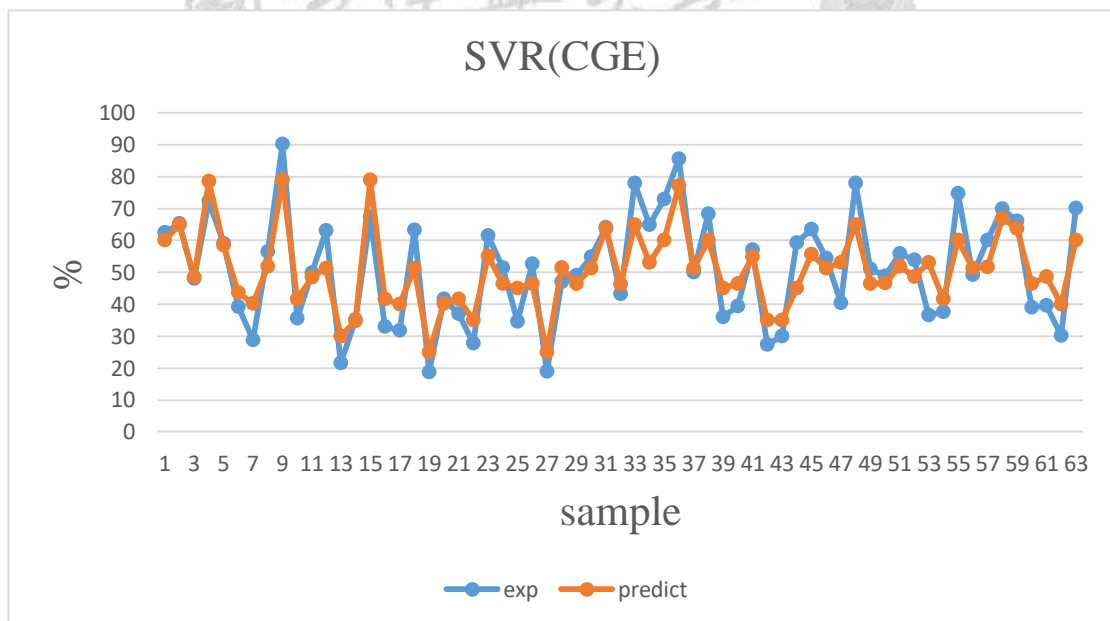


圖 4.3.2.45 CGE 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.2.46 為 SVR 模型 CGE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.81，為三種模型中預測最差的模型。

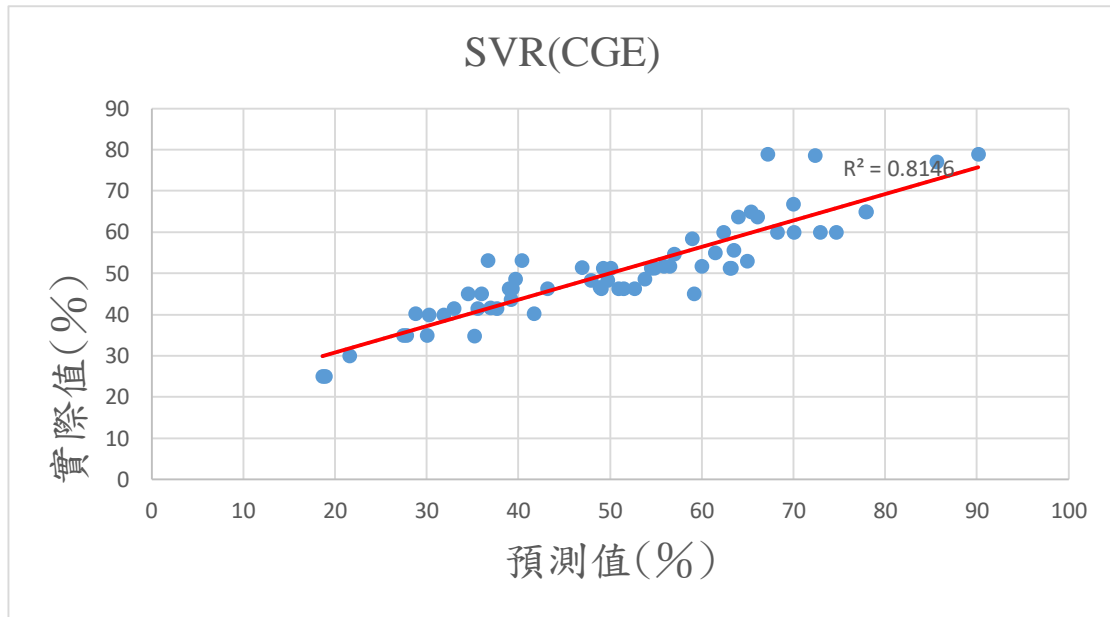


圖 4.3.2.46 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.2.47 為 ANN 模型 CGE 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.12。

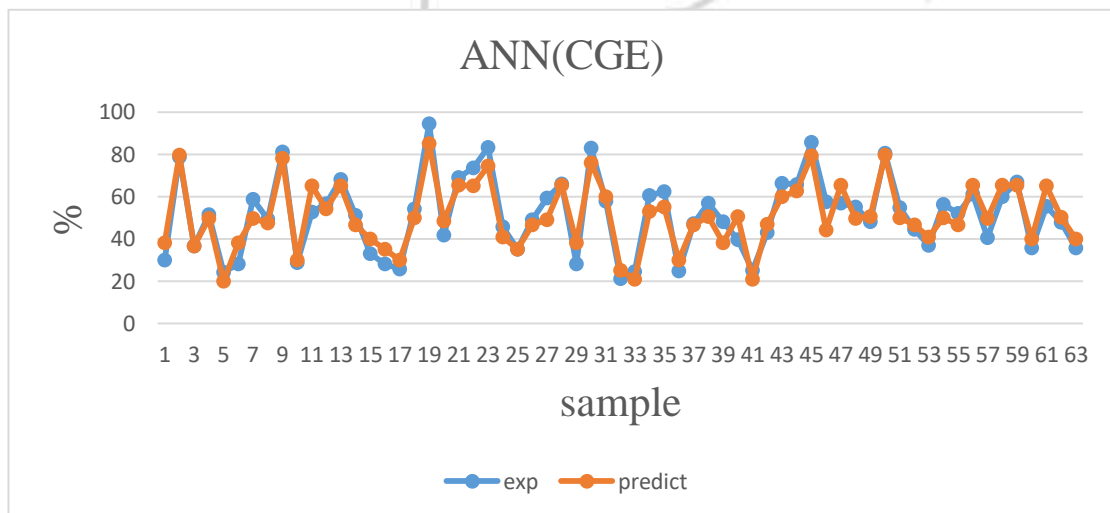


圖 4.3.2.47 CGE 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.2.48 為 ANN 模型 CCE 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.88，可知預測結果還不錯。

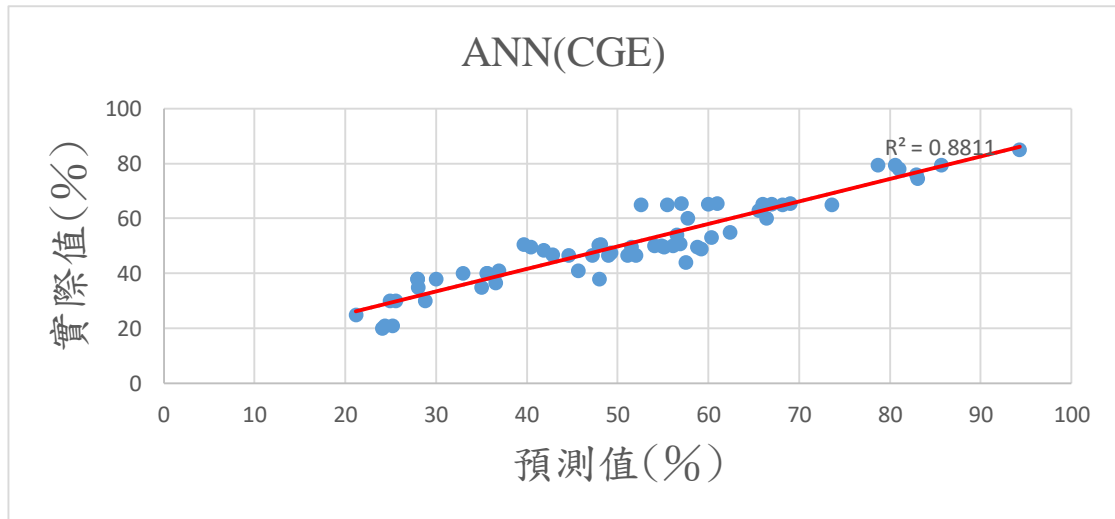


圖 4.3.2.48 CGE 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

為了驗證此模型的可行性，本研究透過蒐集文獻另外找了另一筆生質能氣化之數據約 50 筆來放入已訓練好隻模型進行數值預測，下表 4-3-2-3 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人以下吸式氣化爐做木本生物質氣化之部分實驗數據 [29]，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基，表 4-3-2-4 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人實驗結果。

表 4-3-2-3 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人之部分實驗數據

特徵	C(%)	H(%)	N(%)	S(%)	O(%)	MC (%)
代表值	43.9	4.63	1.29	0.04	50.15	6.5
範圍	40~50	3~6	0~3	0~2	35~55	4~10
特徵	MC (%)	Ash (%)	Tg (°C)	VM (%)	LHV (MJ/kg)	ER
代表值	6.5	5	800	50.70	14.29	0.25
範圍	4~10	0~8	700~ 900	40~65	10~16	0.2~0.6

表 4-3-2-4 為 Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz 等人實驗結果

	CO(%)	H ₂ (%)	CH ₄ (%)	CO ₂ (%)
代表值	38.3	6.3	4.5	23.5
範圍	35~45	4~8	4~6	20~30

我們將此新數據選擇一樣之參數放入三種 AI 模型中進行數值預測的測試，並計算 NRMSE 與 R^2 值，表 4-3-2-5 為計算結果，其結果顯示其準確度略為下降，誤差值略微上升，原因為進行數值預測時，其新數據輸入之範圍必須包含在原本訓練數據內，這就是數值預測的輸入限制，否則使用新數據進行預測時，會有較明顯的誤差出現。

表 4-3-2-5 為此筆新數據計算之 R^2 與 NRMSE 值

NRMSE				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.22	0.25	0.23	0.48
決策樹	0.2	0.21	0.20	0.36
ANN	0.17	0.19	0.18	0.32
R^2				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.76	0.79	0.84	0.79
決策樹	0.80	0.84	0.92	0.84
ANN	0.83	0.87	0.93	0.86

在多種生質能氣化產氣量模式中，我們分別以三種不同的 AI 數值預測模型來建模，此數據其大部分預測結果都非常良好，至於一小部分預測結果並不如預期所來的優秀，其誤差值也偏大，其原因來自於數據本身的干擾及不確定因素導致同樣的操作條件下所得到的結果不同，這些不確定因素像是實驗人員的操作變異，或是其他環境因素等等，導致其數據有相當大變異，輸出值也不穩定，因此在套用在 AI 模型中會造成其預測結果不如想像中的精確，除此之外，

用 AI 模型去分析與預測數值可以得到非常好的結果，其中又以 ANN 模型最為優秀，次之則是決策樹回歸模型，最後是 SVR 模型。

4.3.3 多種生質物加入蒸氣氣化之產氣量預測

此數據同為生質物氣化之合成氣體產氣量數據，不同於前篇的地方在於此數據除了包含 C,H,O,ER,T 之外還多了生質物之顆粒大小與應用不同型是之氣化爐並加入蒸氣做氣化實驗，因此多了三種輸入參數可提供模型做訓練，輸入之參數包括 C,H,O,ash,ER,T,size,SB 與氣化爐種類，輸出則為 CO,CO₂,H₂,CH₄，雖然此數據集僅有 100 比數據，但三種模型對於 CO,CO₂,H₂,CH₄ 之樹值預測準確度相當高，基本上所有模型之 R² 都高於 0.9，ANN 模型對於 CO 的數值預測更是高達 0.98，決策樹模型的 R² 則落在 0.95 左右，SVR 則是 0.90~0.93 之範圍，整體的預測結果都不錯，經過標準均方根誤差之計算，也以 ANN 模型來的最小，次之為決策樹模型，誤差最高的則是 SVR 模型。

前一筆生質物數據雖然數據量較多，但是觀察數據時發現，有許多筆資料在相同的操作條件與組成成分下，其結果有相當大的差異，對比於此篇生物質氣化之數據，雖然此篇數據只有大約 100 比左右，但是此數據額外多了 3 種不同的變量提供模型訓練，數據變異性也不大，從預測結果之 R² 值可看出，其數值都高於前一篇之預測結果，因此增加與生質物氣化實驗相關之輸入條件，並選擇合理的數據進行模型的訓練與預測將可以大大的提升模型數值預測的準確性。下表 4-3-3-1 為此筆數據計算之 R² 與 NRMSE 值。

表 4-3-3-1 為此筆數據計算之 R^2 與 NRMSE 值

NRMSE				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.11	0.12	0.26	0.17
決策樹	0.09	0.09	0.17	0.12
ANN	0.07	0.08	0.17	0.10
R^2				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.91	0.92	0.93	0.93
決策樹	0.93	0.93	0.95	0.95
ANN	0.98	0.93	0.95	0.96

圖 4.3.3.1 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.09。

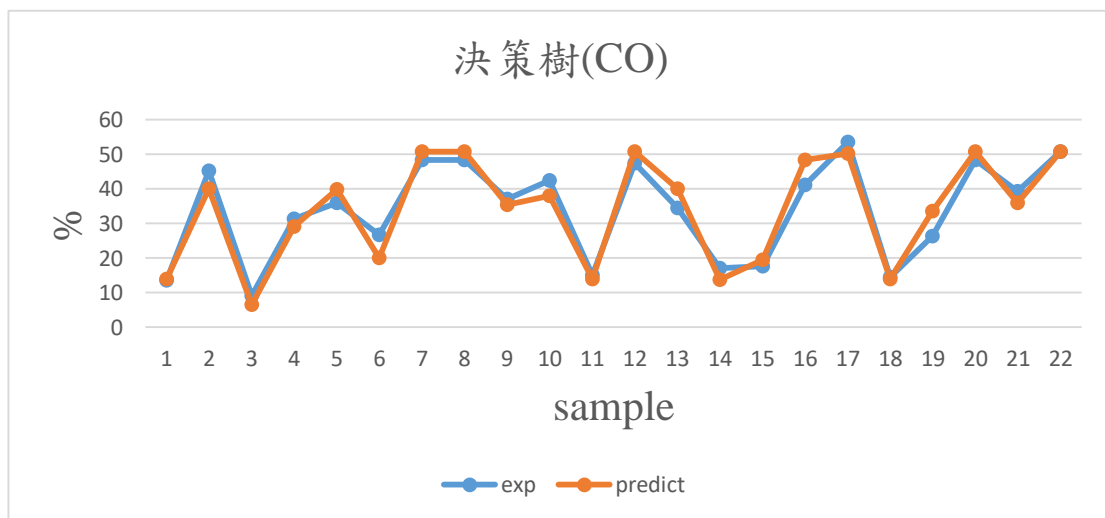


圖 4.3.3.1 CO 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.3.2 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.93，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

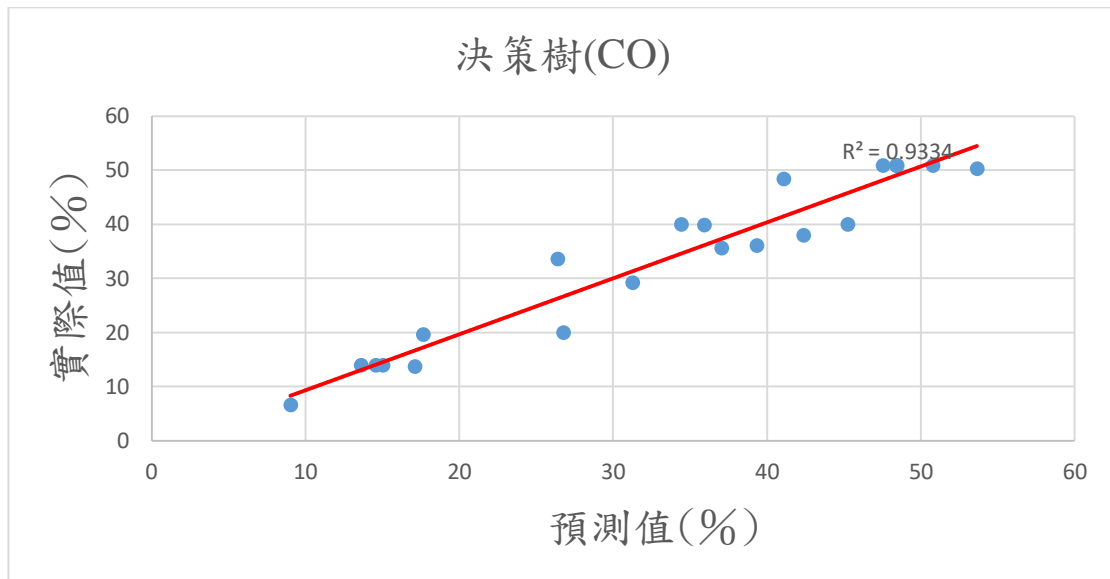


圖 4.3.3.2 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.3.3 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，只有一些高點未預測到，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.11。

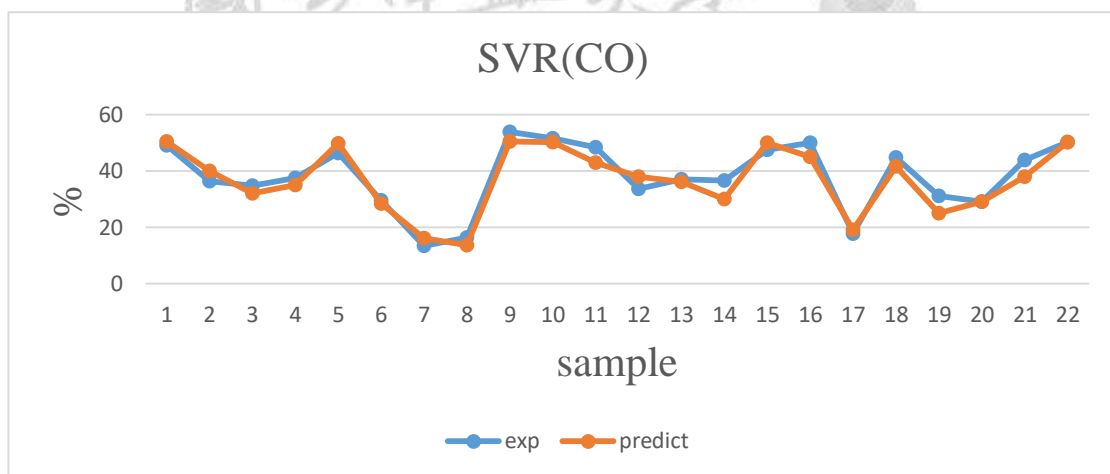


圖 4.3.3.3 CO 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.3.4 為使用 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.92，其值還不錯，可知預測結果很好。

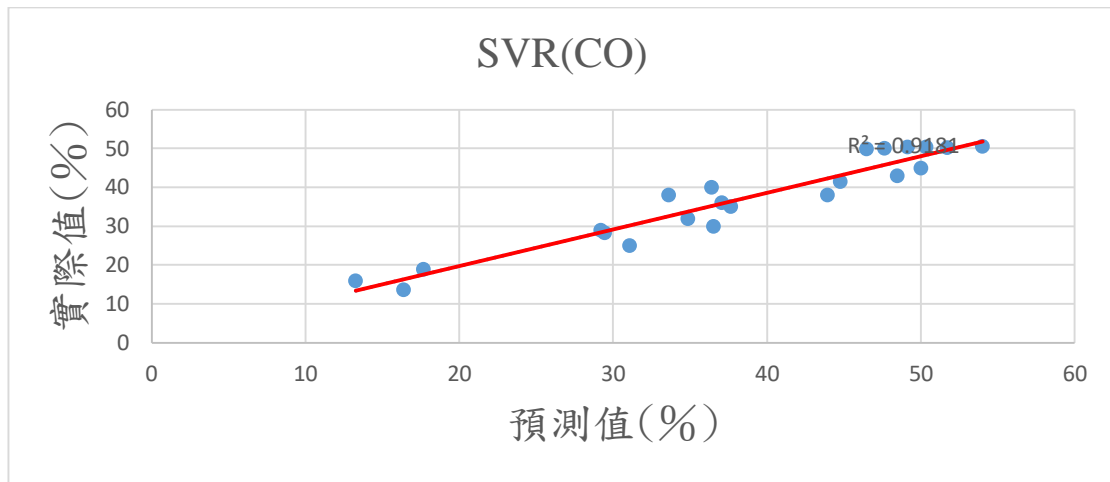


圖 4.3.3.4 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.3.5 為 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.07。

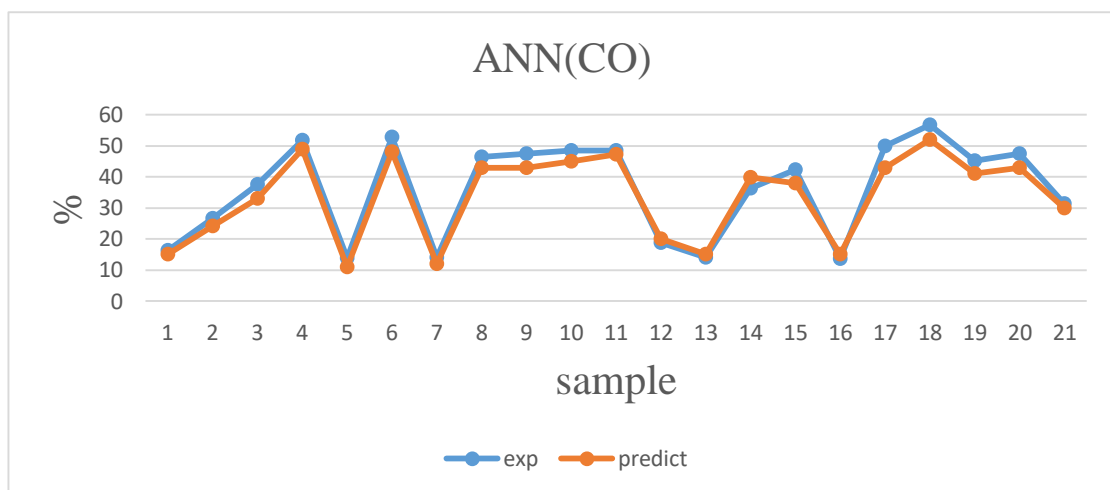


圖 4.3.3.5 CO 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.3.6 為使用 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.98，其值還不錯，可知預測結果很好。

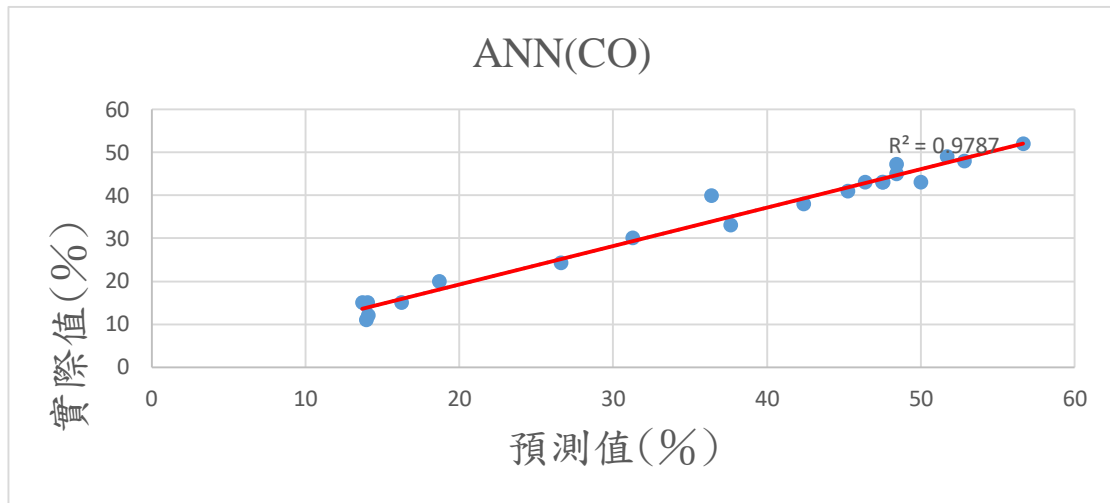


圖 4.3.3.6 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.3.7 為決策樹模型 CO_2 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.09。

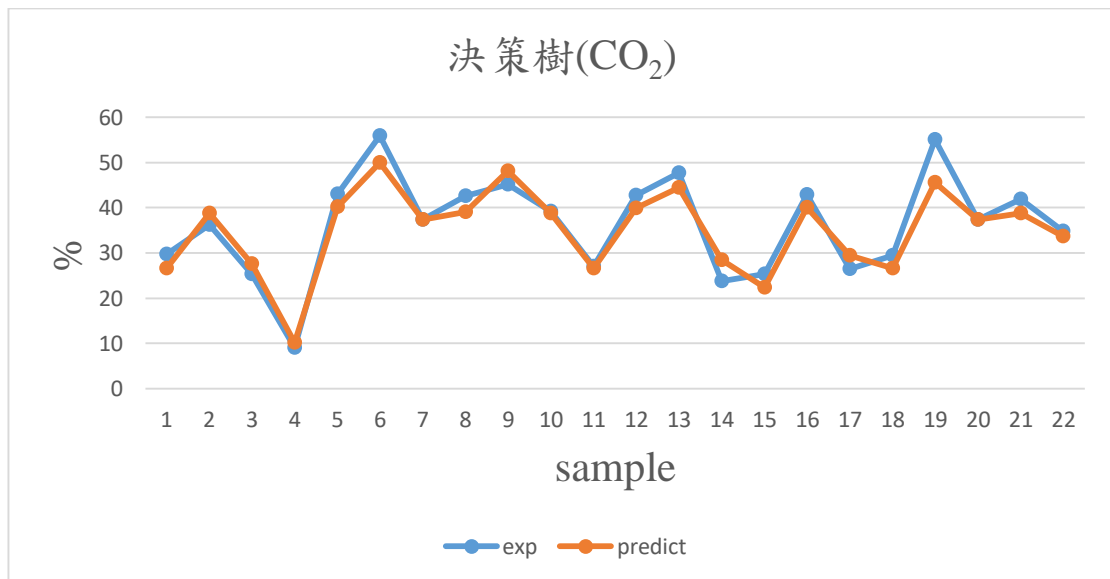


圖 4.3.3.7 CO_2 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.3.8 為決策樹模型 CO_2 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.93，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

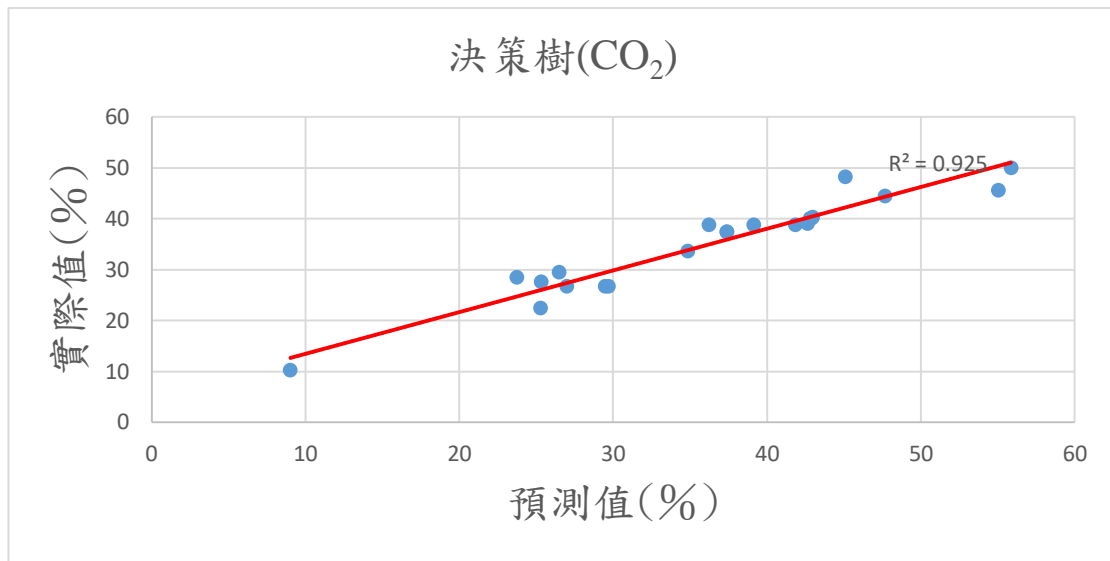


圖 4.3.3.8 CO₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.3.9 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，只有一些高點未預測到，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.12。

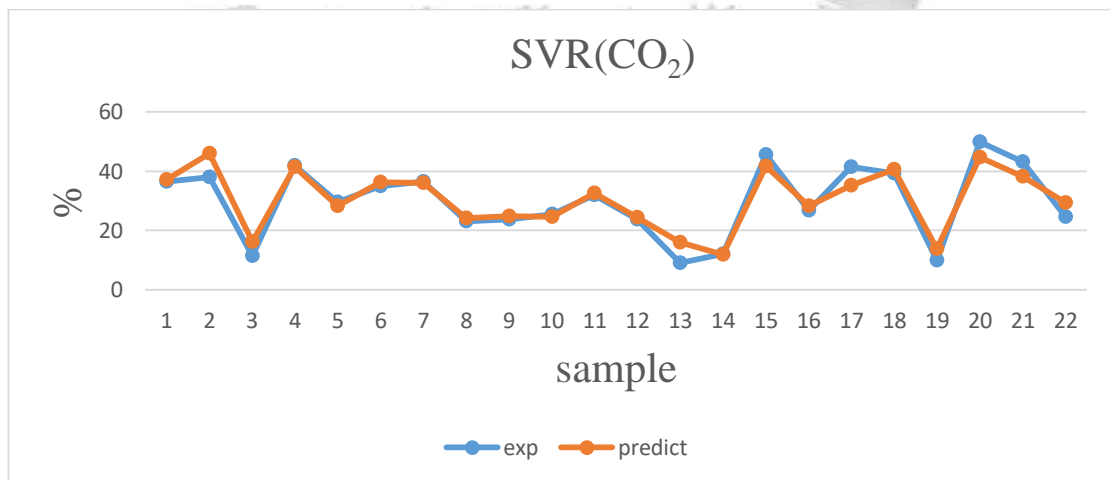


圖 4.3.3.9 CO₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.3.10 為使用 SVR 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.92，其值還不錯，可知預測結果很好。

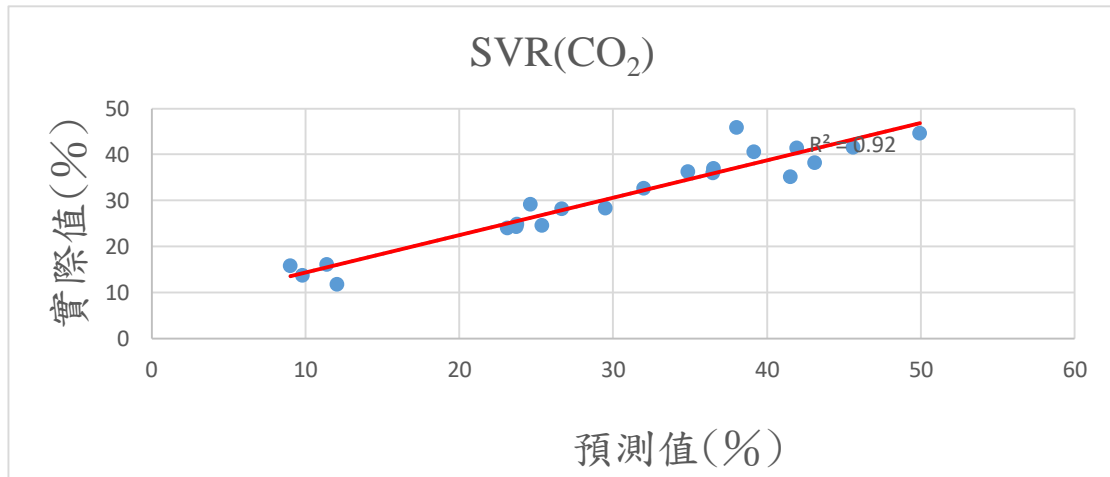


圖 4.3.3.10 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (SVR)

圖 4.3.3.11 為 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 為 0.08。

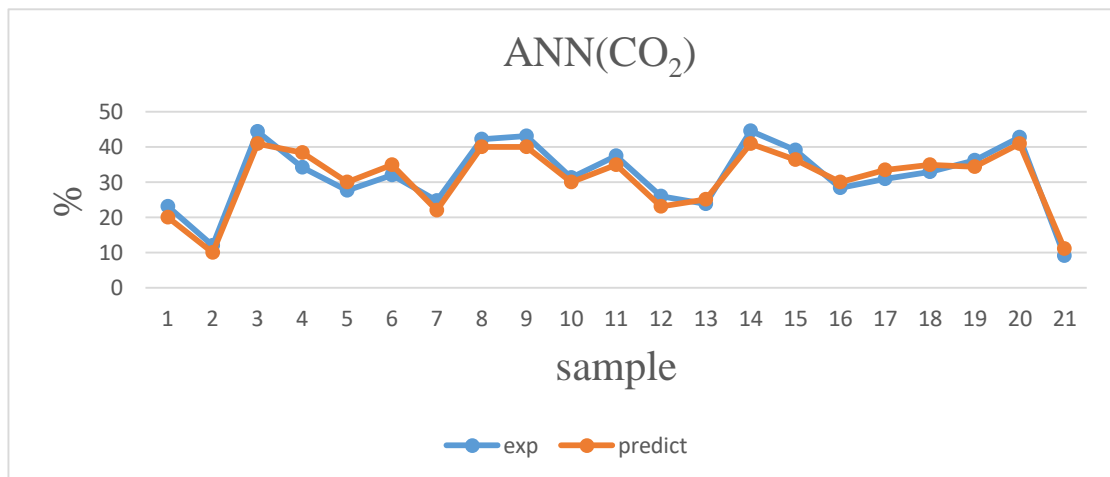


圖 4.3.3.11 CO₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.3.12 為使用 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上，R² 值為 0.93，其值還不錯，可知預測結果很好。

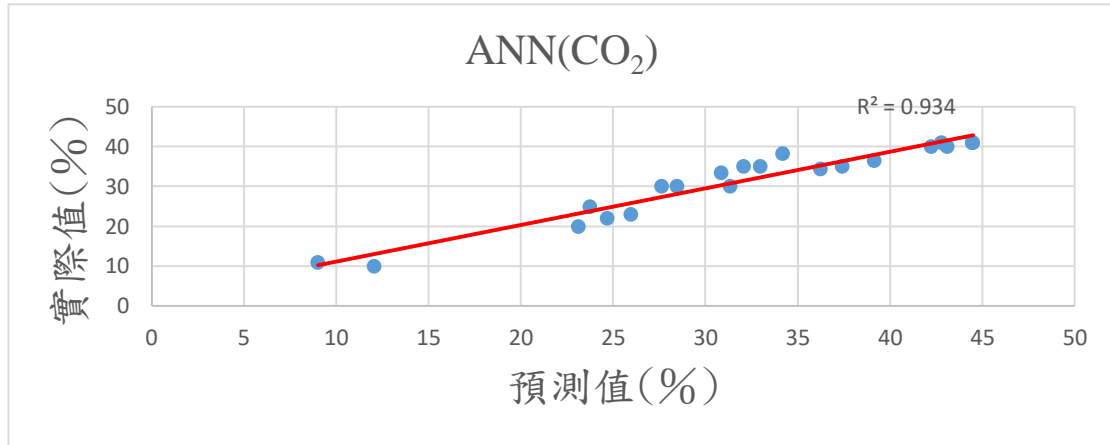


圖 4.3.3.12 CO₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.3.13 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果也相當好，誤差值也很小，NRMSE 也只有 0.17。

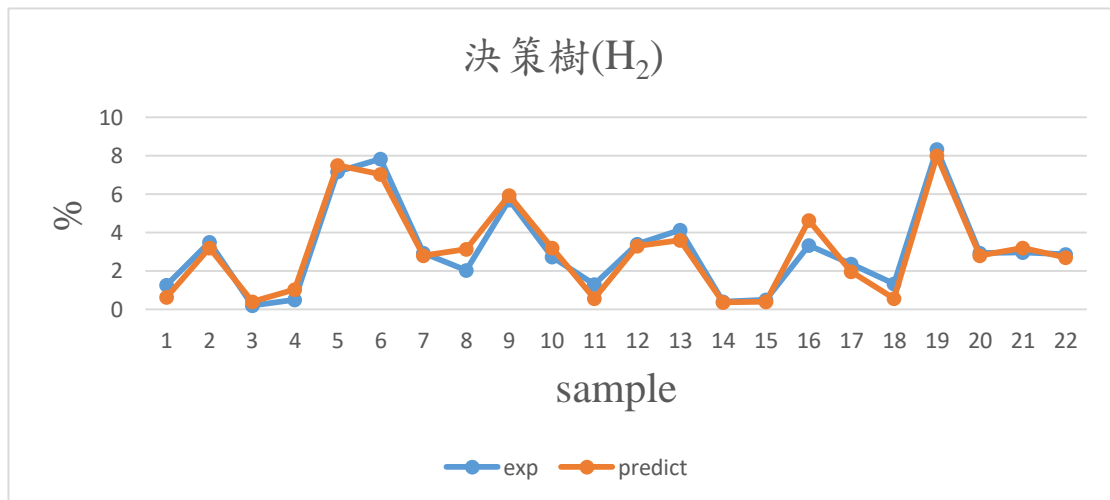


圖 4.3.3.13 H₂ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.3.14 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.95，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

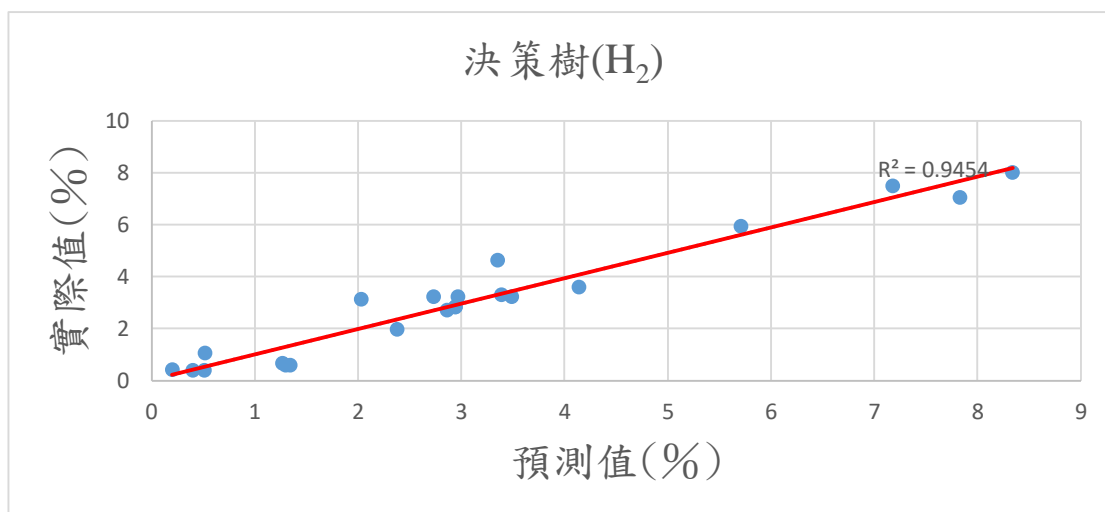


圖 4.3.3.14 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.2.15 為 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.26。

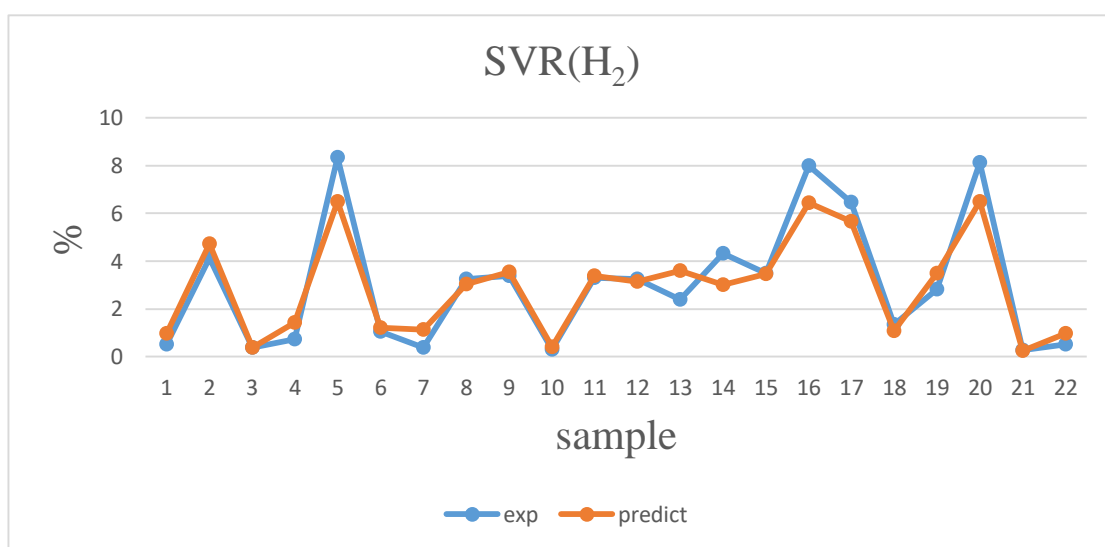


圖 4.3.3.15 H₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.3.16 為使用 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.94，其值還不錯，可知預測結果很好。

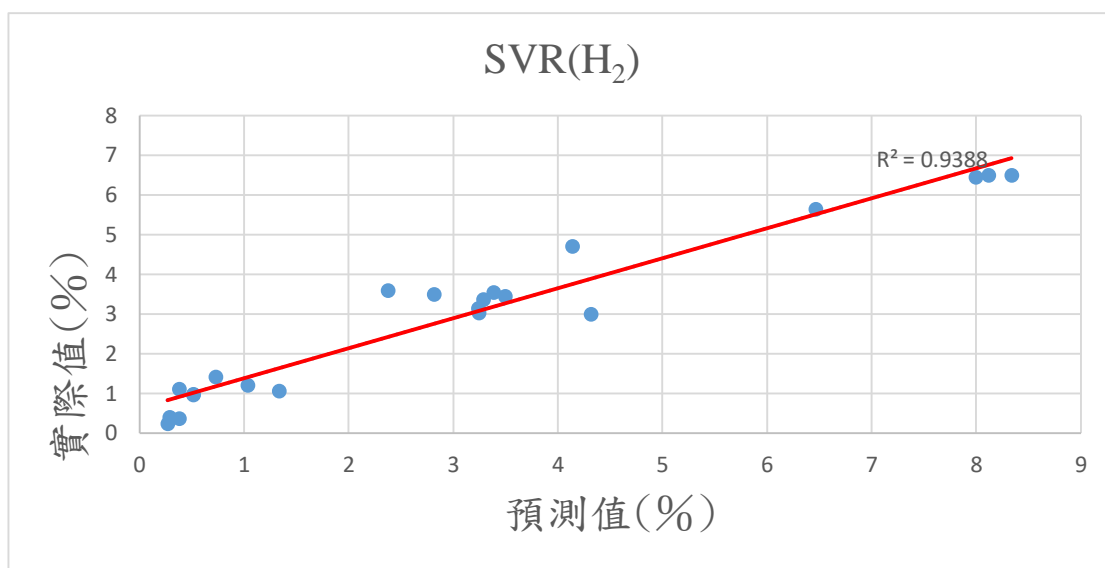


圖 4.3.3.16 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.3.17 為使用 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.17。

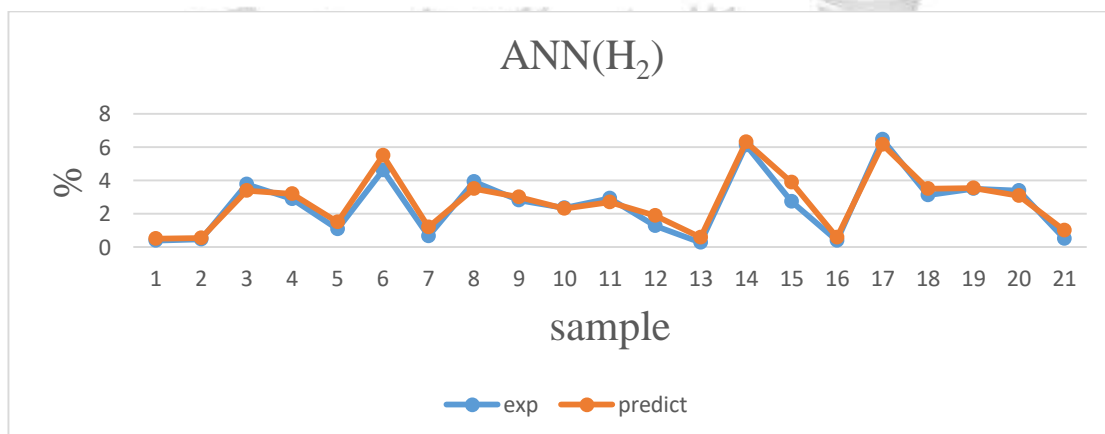


圖 4.3.3.17 H₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.3.18 為使用 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.95，其值還不錯，可知預測結果很好。

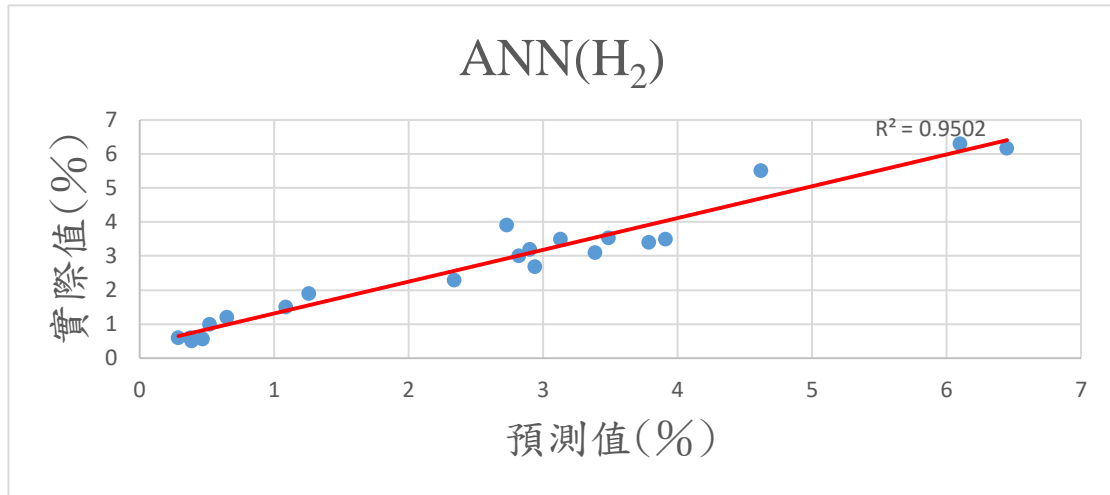


圖 4.3.3.18 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.3.19 為決策樹模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.12。

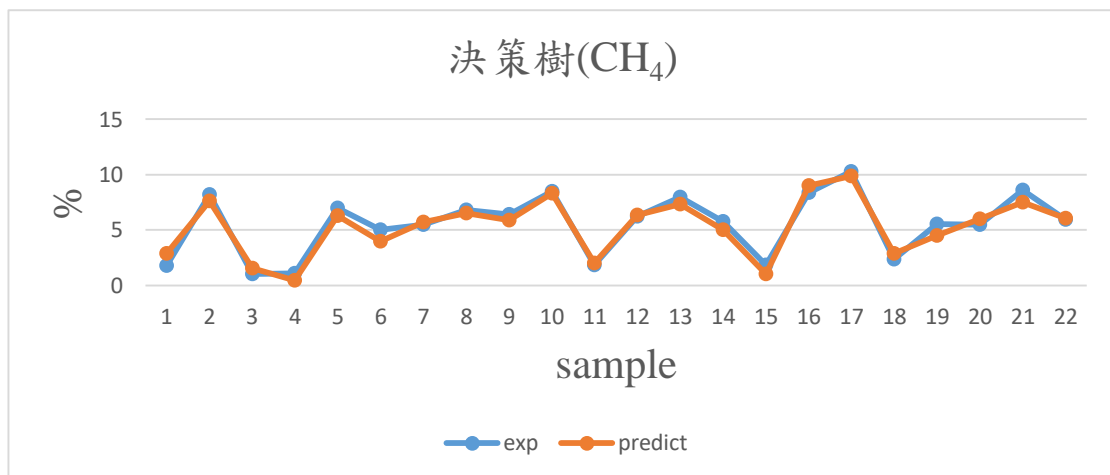


圖 4.3.3.19 CH₄ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.3.20 為決策樹模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.95，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

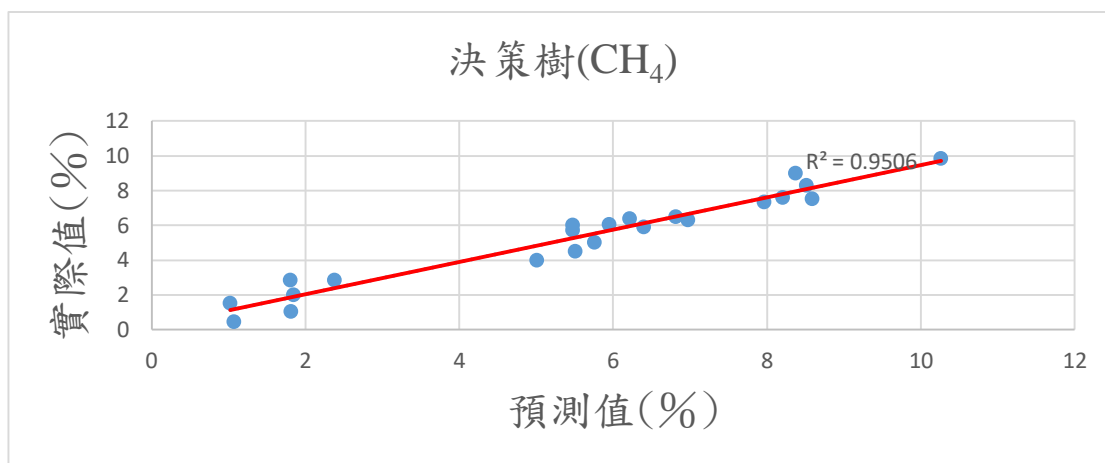


圖 4.3.3.20 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.3.21 為 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之結果，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，只有一些高點未預測到，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.17。

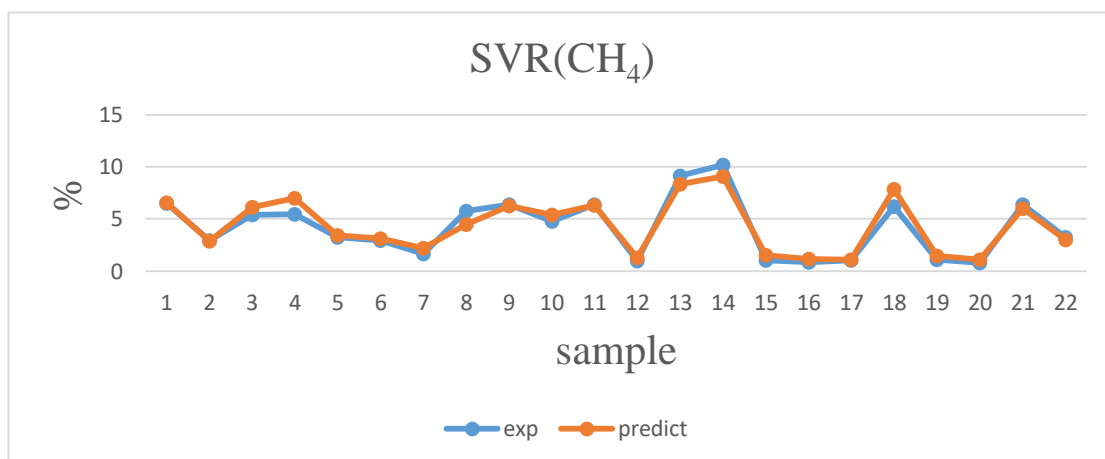


圖 4.3.3.21 CH₄ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.3.22 為使用 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.94，其值還不錯，可知預測結果很好。

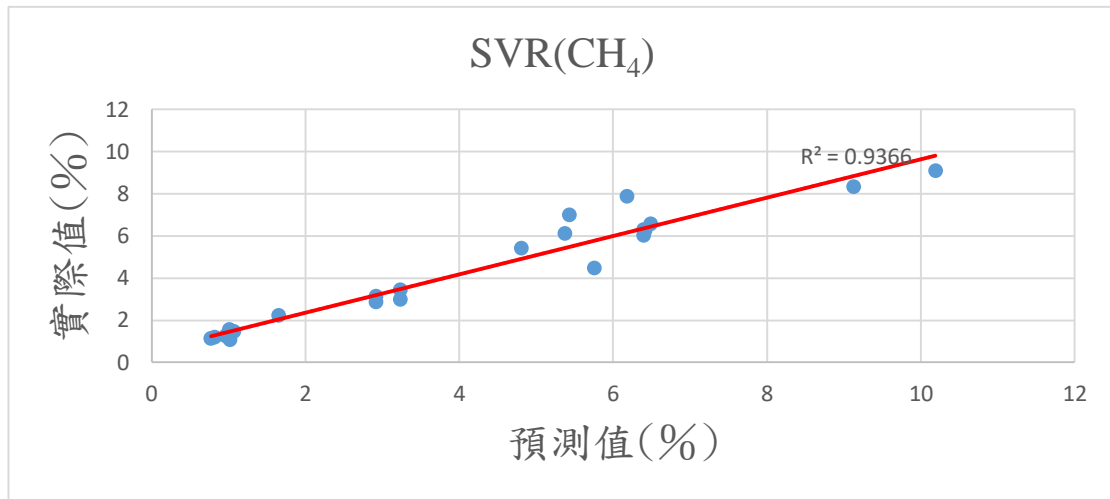


圖 4.3.3.22 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.3.23 為使用 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.17。

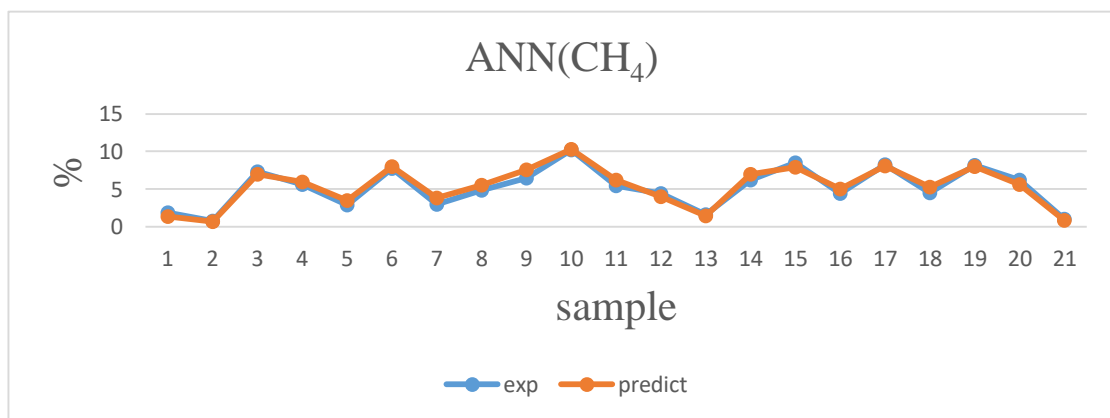


圖 4.3.3.23 CH₄ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.3.24 為使用 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.96，其值還不錯，可知預測結果很好。

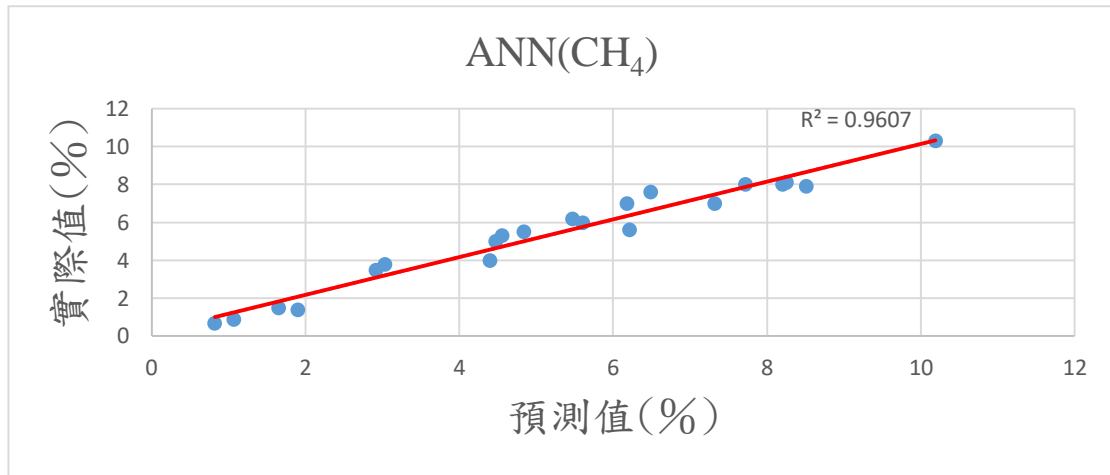


圖 4.3.3.24 CH₄ 預測值與實際比較之 R² 圖 (ANN)

為了驗證此模型是否可以應用在其他數據上，本研究透過蒐集文獻另外找了另一筆生質能蒸氣氣化之數據約 20 筆來放入已訓練好隻模型進行數值預測，下表 4-3-3-2 為 Wenyue Li, Shiyong Wu 等人以下吸式氣化爐做生質能蒸氣氣化之部分實驗數據[30]，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基，表 4-3-2-3 為 Wenyue Li, Shiyong Wu 等人實驗結果。

表 4-3-3-2 為 Wenyue Li, Shiyong Wu 等人之部分實驗數據

	C(%)	H(%)	N(%)	S(%)	O(%)	MC (%)
代表值	42.3	5.8	0.2	0.02	37.5	7.3
範圍	40~50	3~7	0~3	0~2	30~55	4~10
	Ash (%)	Tg (°C)	VM (%)	SB	ER	
代表值	10.8	690	50.88	1.2	0.25	
範圍	0~8	600~ 900	40~65	0~3	0.2~0.6	

表 4-3-3-3 為 Wenyue Li, Shiyong Wu 等人實驗結果

	CO(%)	H ₂ (%)	CH ₄ (%)	CO ₂ (%)
代表值	32.5	6.3	7.5	48
範圍	30~35	4~8	5~10	45~55

我們將此新數據選擇一樣的參數放入三種 AI 模型中進行數值預測的測試，並計算 NRMSE 與 R^2 值，表 4-3-3-4 為計算結果，其結果顯示其準確度與誤差值與原始數據差不多，預測能力也都蠻好的，表示此模型以建立完成能用來預測其他生物質蒸氣企劃之數據。

表 4-3-3-4 為此筆新數據計算之 R^2 與 NRMSE 值

NRMSE				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.13	0.11	0.26	0.20
決策樹	0.11	0.09	0.18	0.18
ANN	0.09	0.08	0.18	0.16
R^2				
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄
SVR	0.90	0.91	0.92	0.90
決策樹	0.92	0.92	0.94	0.92
ANN	0.96	0.93	0.94	0.94

4.3.4 本研究實驗數據預測結果

此數據為本研究實驗之數據約 100 筆資料，我們使用上吸式氣化爐做生物質物氣化實驗，使用之料原有稻殼跟木質顆粒，並加入蒸氣來增加合成氣體之產氣量，本數據輸入之參數有 C, H, O, Steam, ER, T, ash, VM, Moisture，輸出則為 CO, CO₂, H₂, N₂, CH₄，從預測之結果來看，整體的預測結果都還不錯，整體的趨勢與數值都有預測到，計算之誤差也相當小，其中又以 ANN 模型之 R^2 最高，NRMSE 最低，次之為決策樹回歸模型，最後則是 SVR。ANN 之 R^2 值坐落在 0.95 左右，

決策樹之 R^2 值則在 0.9 上下跳動，大部分 SVR 其 R^2 值都低於 0.9，下表 5.3.4.1 為 R^2 與 NRMSE 之計算結果。

從此四筆數據看出 SVR 在做數值預測時對於較低的數值都會有高估的現象，對於較高的數值都有低估的現象，雖說趨勢都有預測到，但數值不夠精確以導致較大的誤差，對於決策樹回歸而言較當數據輸入值或輸出值差異性太小，預測出來的數值則會呈現水平線，可從圖 4.3.2.31 Gas yield 預測值與實際比較看出明顯的水平現象，原因是因為決策樹模型為分類模型，因此在數值太接近時導至分類的誤判，至於 ANN 模型不管是趨勢還是數值都比其他兩種分法來的精確，誤差也較低。

表 4-3-4-1 為 R^2 與 NRMSE 之計算結果

NRMSE					
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄	N ₂
SVR	0.14	0.1	0.16	0.13	0.06
決策樹	0.11	0.07	0.08	0.12	0.05
ANN	0.09	0.06	0.06	0.1	0.04
R^2					
Model	CO	CO ₂	H ₂	CH ₄	N ₂
SVR	0.88	0.87	0.88	0.9	0.9
決策樹	0.91	0.93	0.93	0.92	0.92
ANN	0.94	0.95	0.96	0.93	0.93

圖 4.3.4.1 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.08。

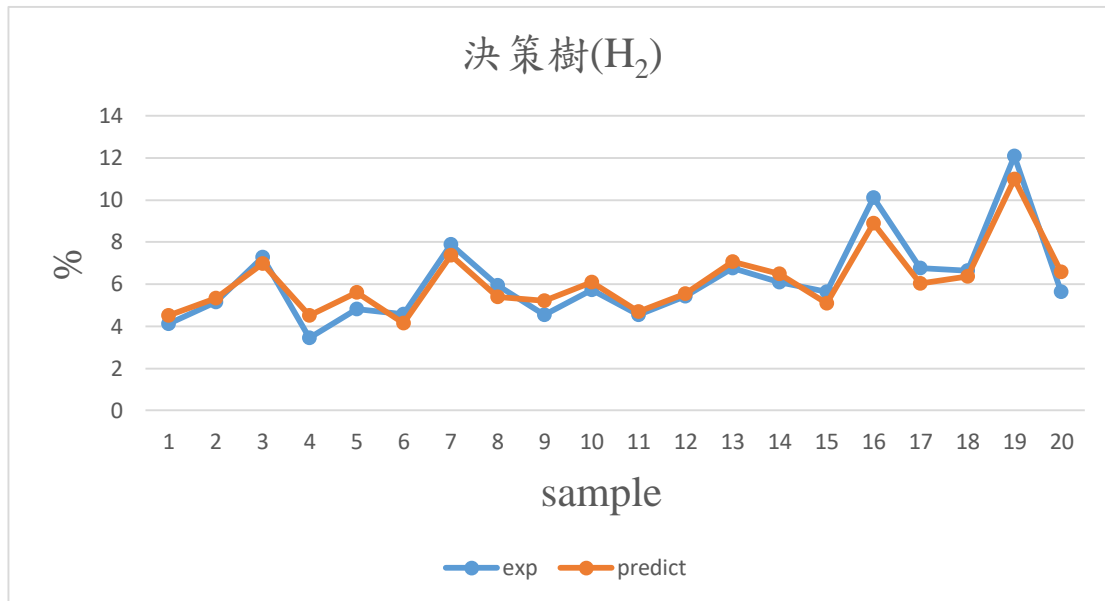


圖 4.3.4.1 H₂ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.4.2 為決策樹模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.93，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

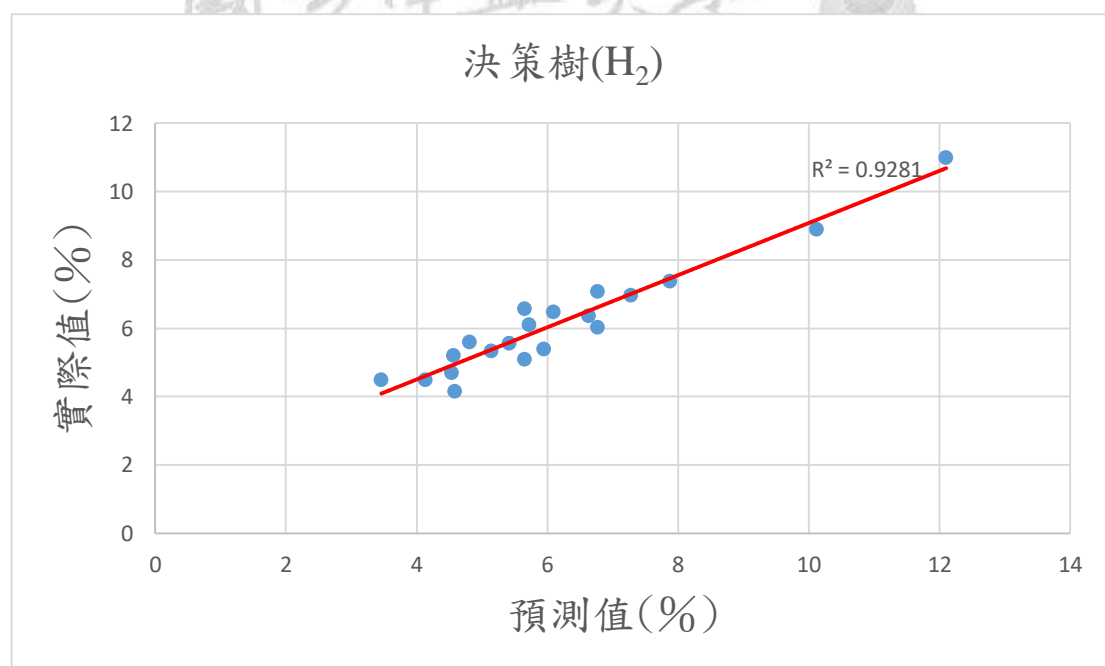


圖 4.3.4.2 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.4.3 為 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.16。

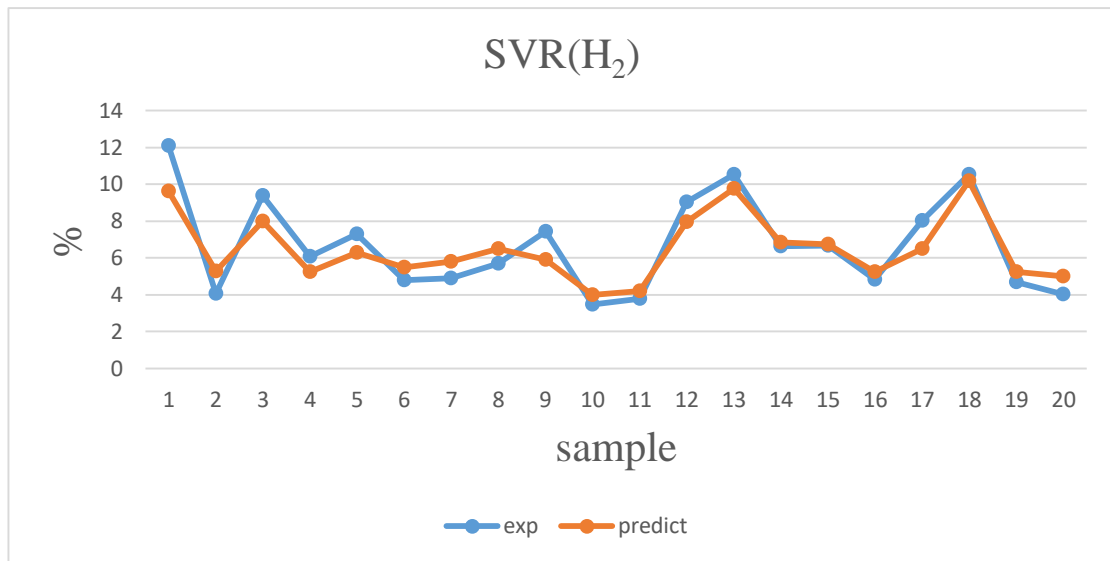


圖 4.3.4.3 H₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.4.4 為 SVR 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.89，為三種模型中預測最差的模型。

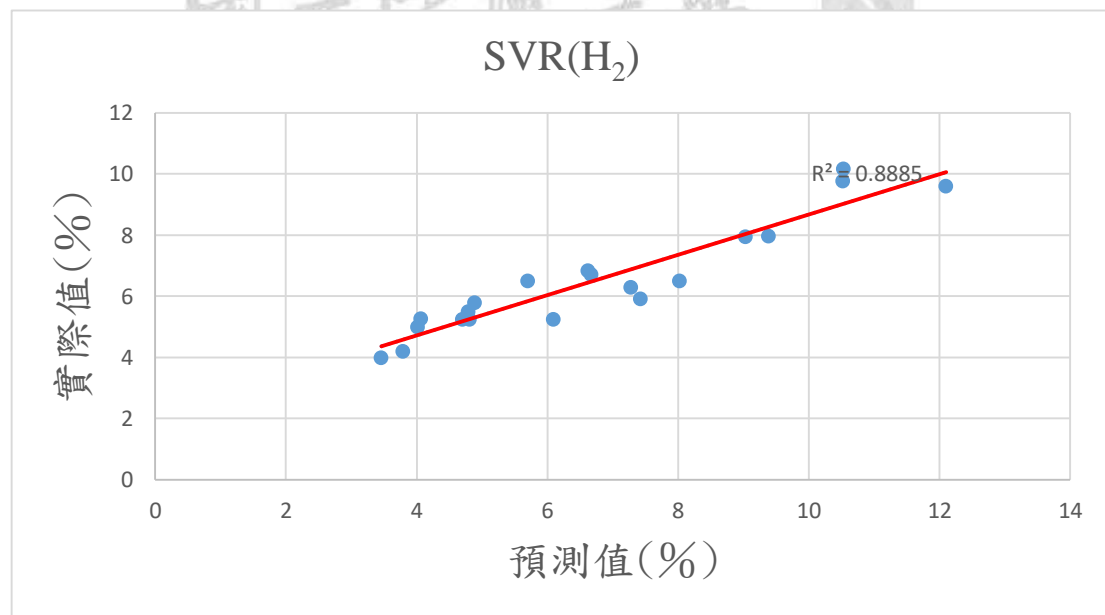


圖 4.3.4.4 H₂ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.4.5 為使用 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.06。

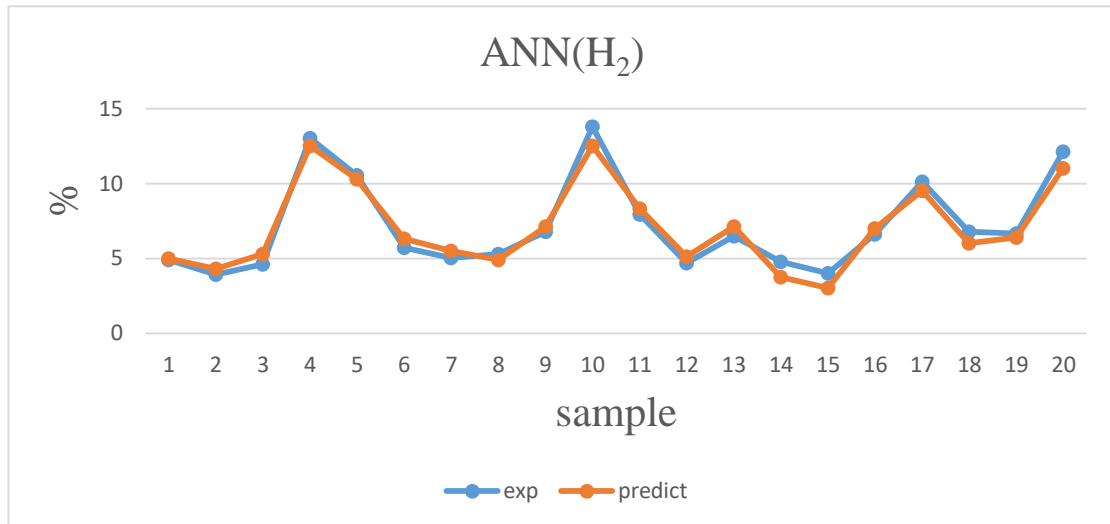


圖 4.3.4.5 H₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.4.6 為使用 ANN 模型 H₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上，R² 值為 0.96，其值還不錯，可知預測結果很好。

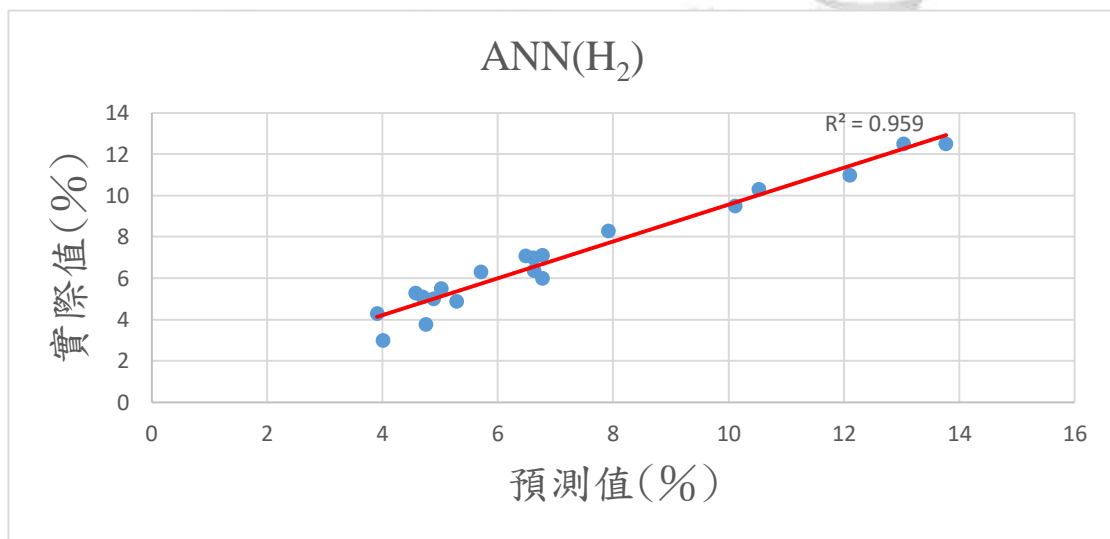


圖 4.3.4.6 H₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (ANN)

圖 4.3.4.7 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.11。

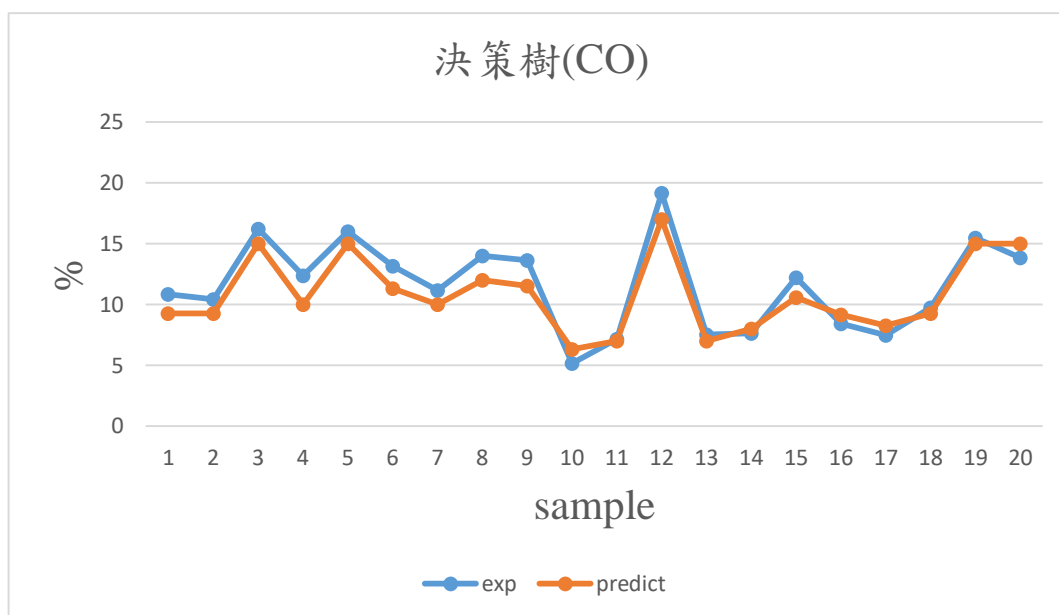


圖 4.3.4.7 CO 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.4.8 為決策樹模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.91，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

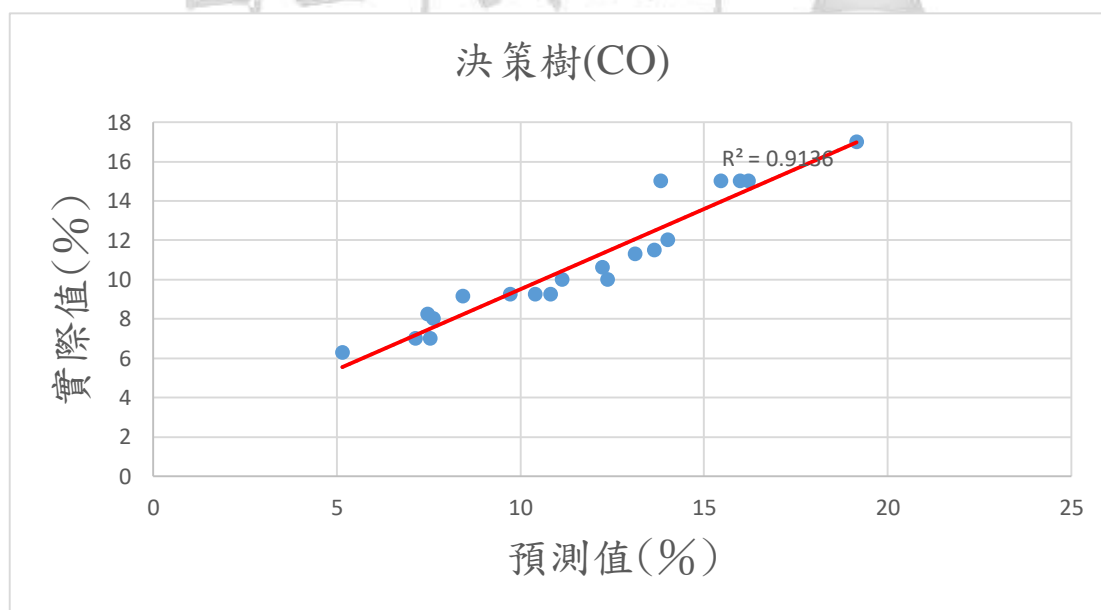


圖 4.3.4.8 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.4.9 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.14。

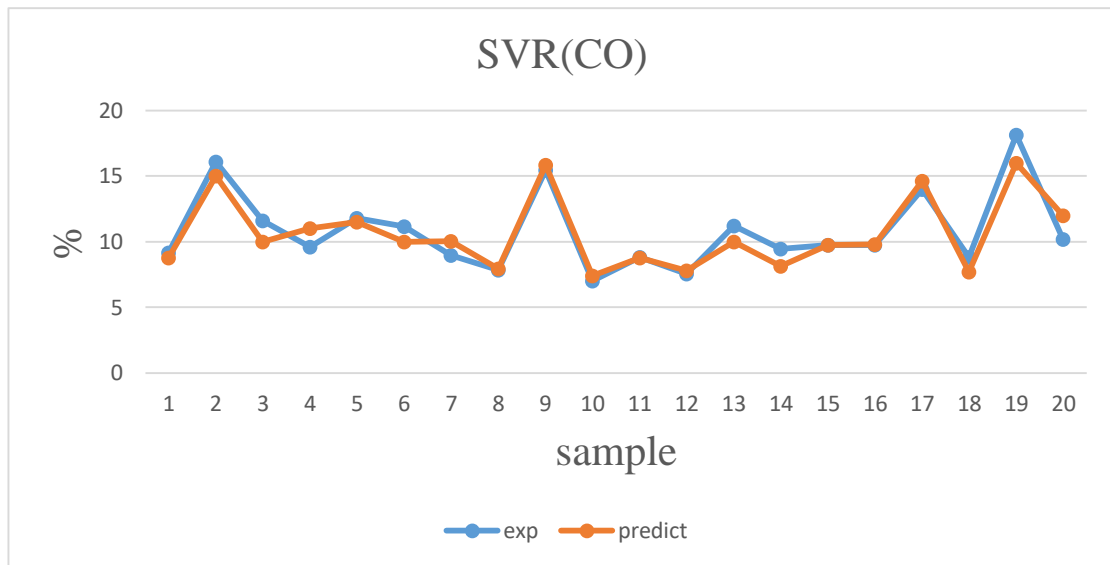


圖 4.3.4.9 CO 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.4.10 為 SVR 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差， R^2 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.87，為三種模型中預測最差的模型。

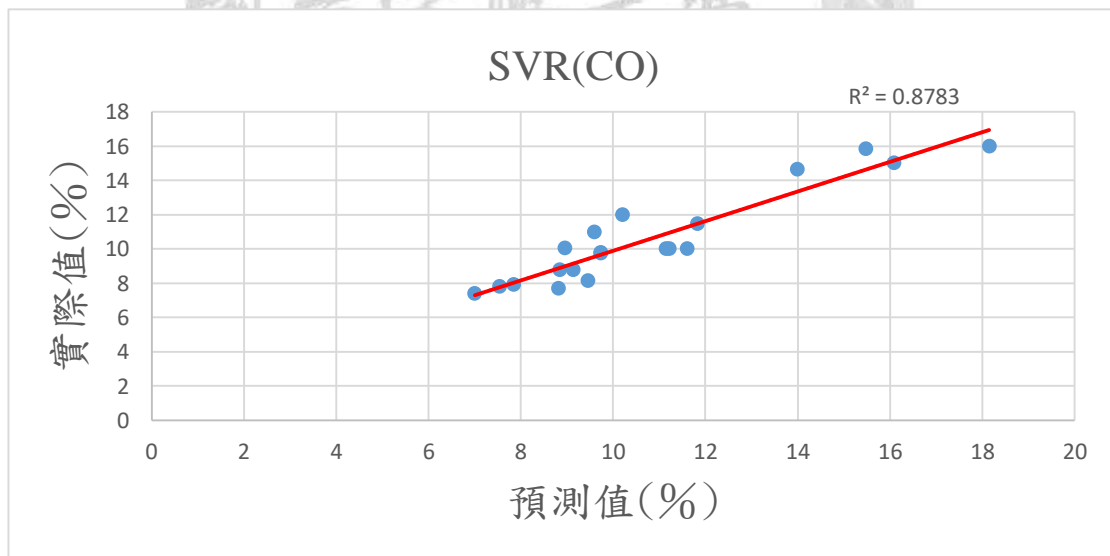


圖 4.3.4.10 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 4.3.4.11 為使用 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.09。

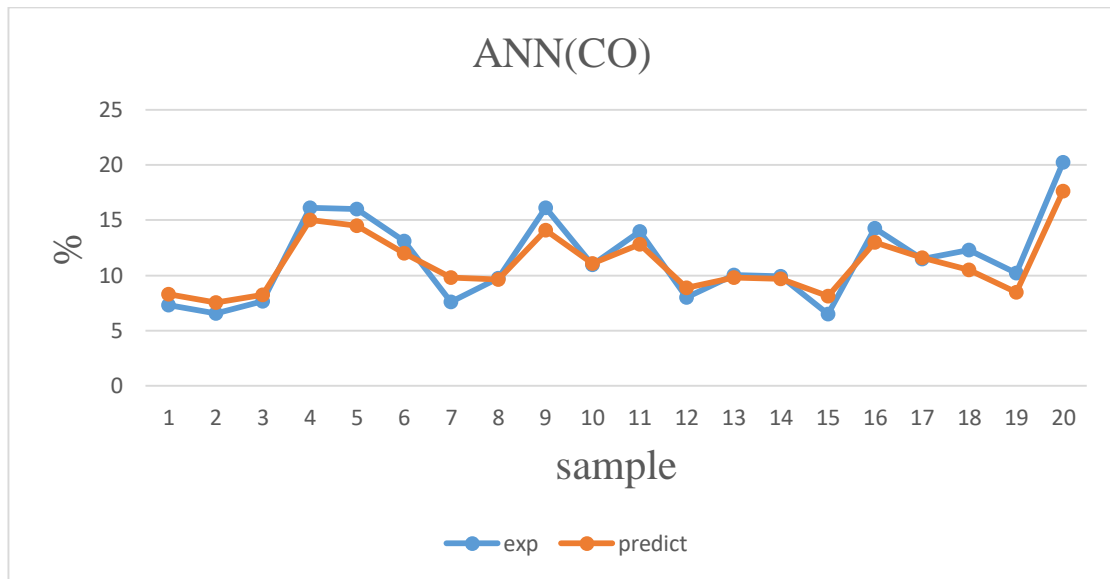


圖 4.3.4.11 CO 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.4.12 為使用 ANN 模型 CO 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.94，其值還不錯，可知預測結果很好。

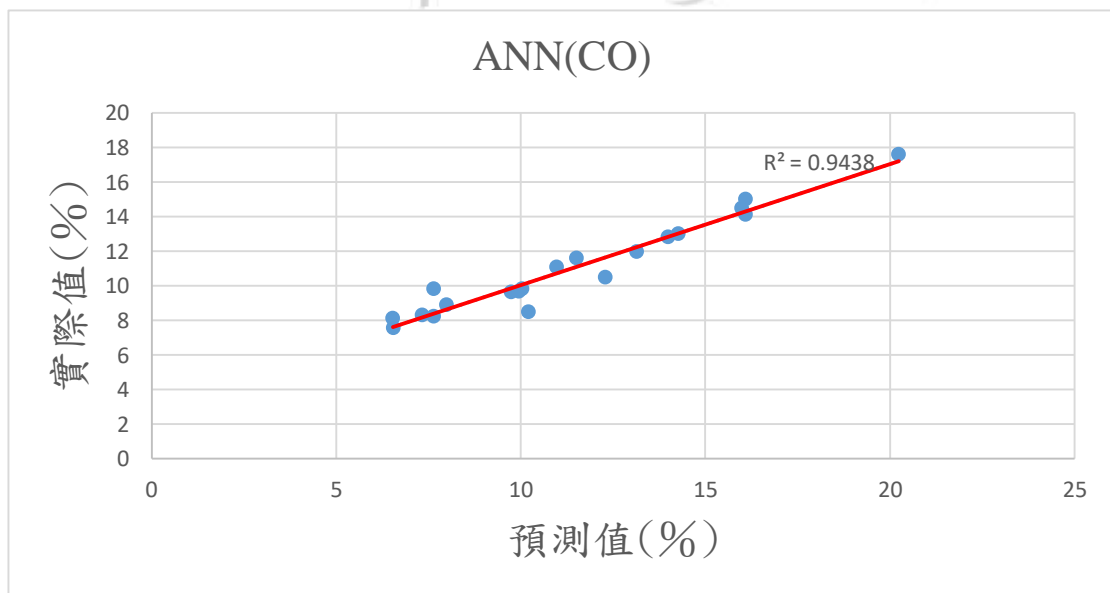


圖 4.3.4.12 CO 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.4.13 為決策樹模型 CH_4 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.12。

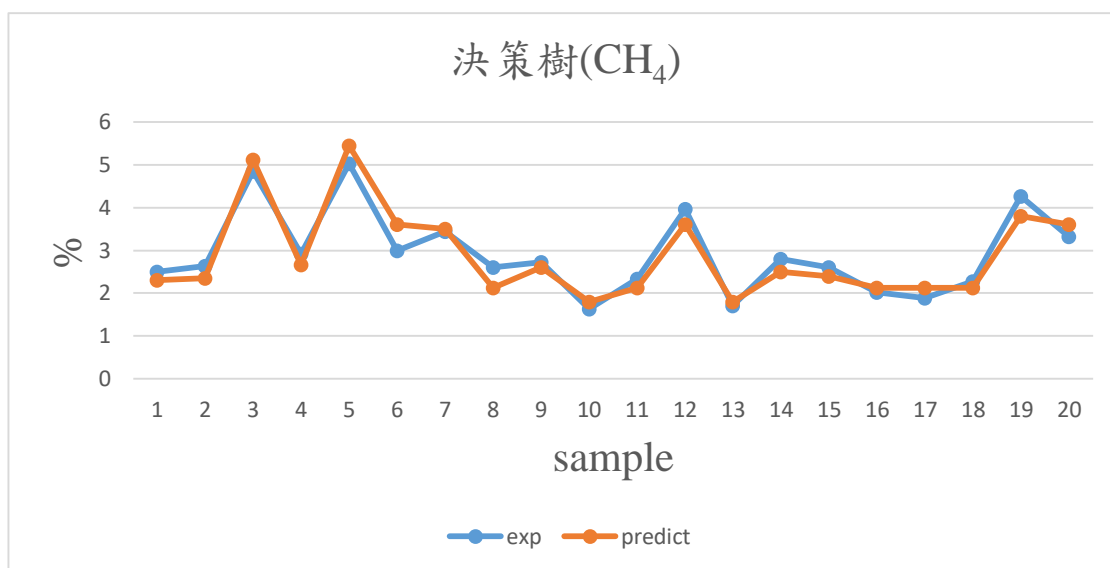


圖 4.3.4.13 CH₄ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.4.14 為決策樹模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值高達 0.92，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

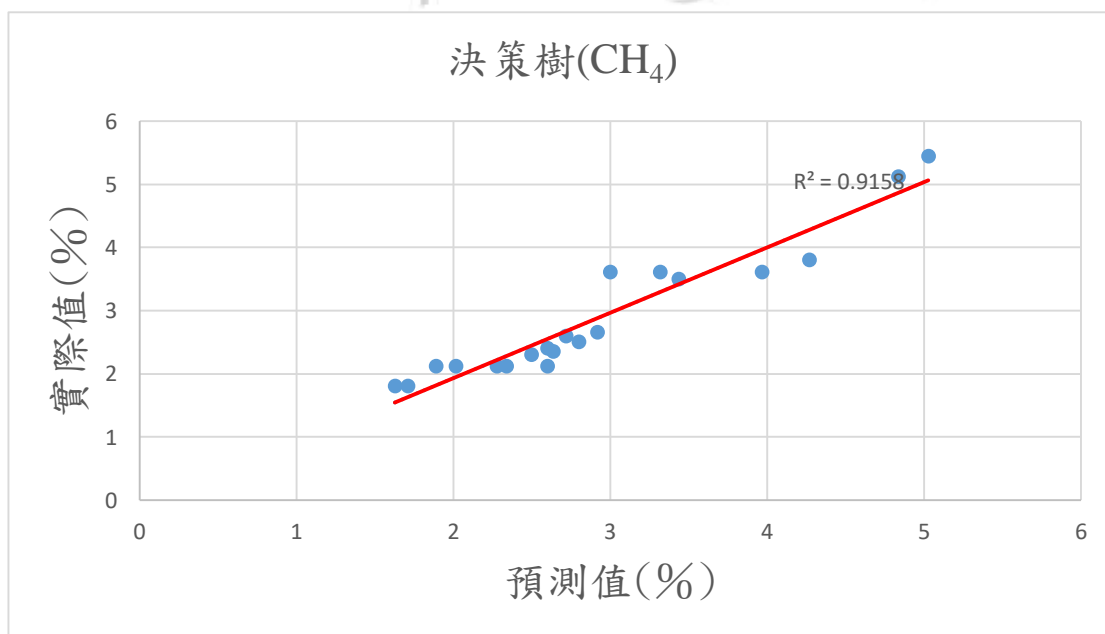


圖 4.3.4.14 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 4.3.4.15 為 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決

策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.13。

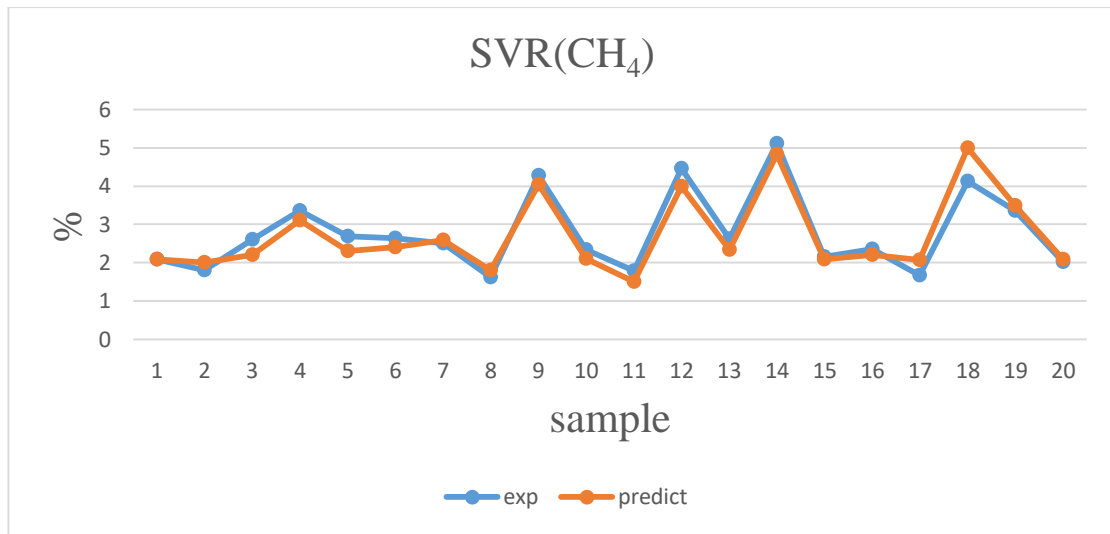


圖 4.3.4.15 CH₄ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.4.16 為 SVR 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.9，為三種模型中預測最差的模型。

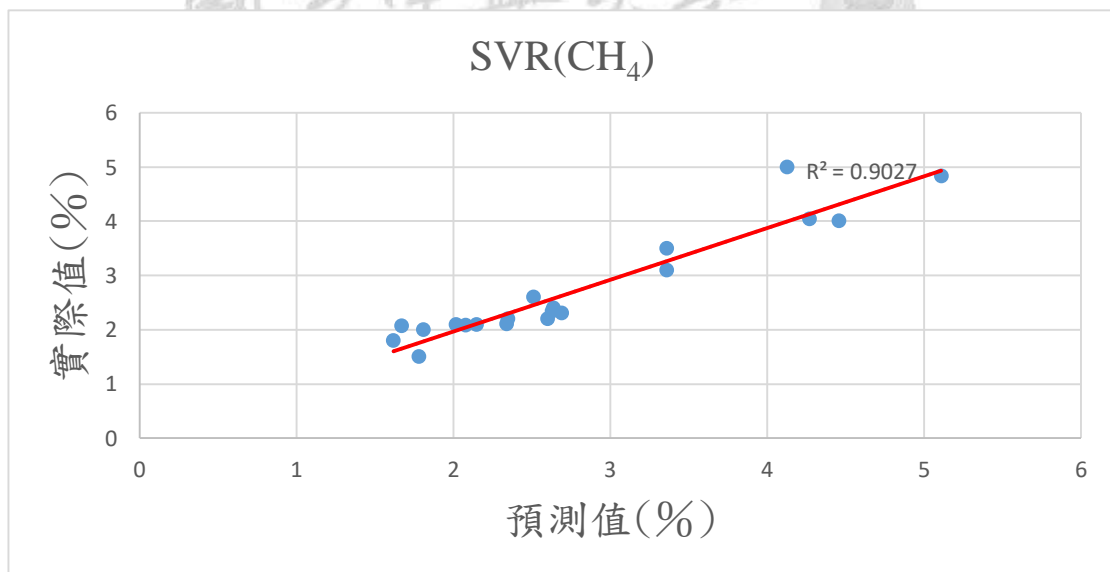


圖 4.3.4.16 CH₄ 預測值與實際比較之 R² 圖 (SVR)

圖 4.3.4.17 為使用 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管是預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.10。

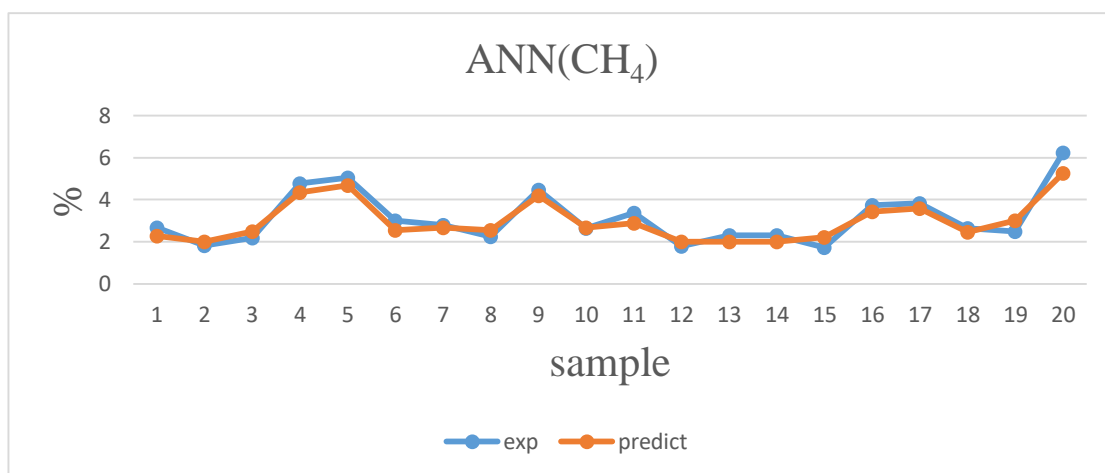


圖 4.3.4.17 CH₄ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.4.19 為使用 ANN 模型 CH₄ 預測之數值與實驗數值比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.93，其值還不錯，可知預測結果很好。

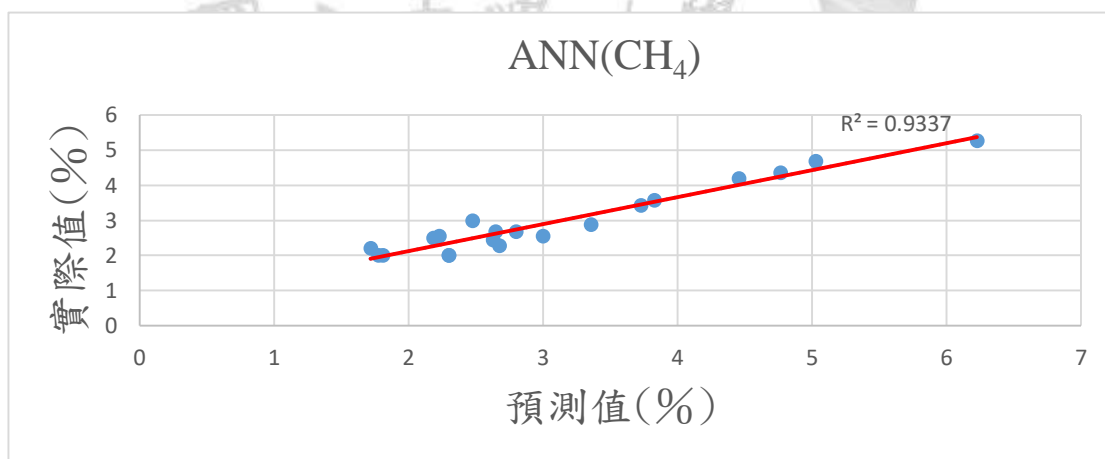


圖 4.3.4.18 CH₄ 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 4.3.4.19 為決策樹模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.07。

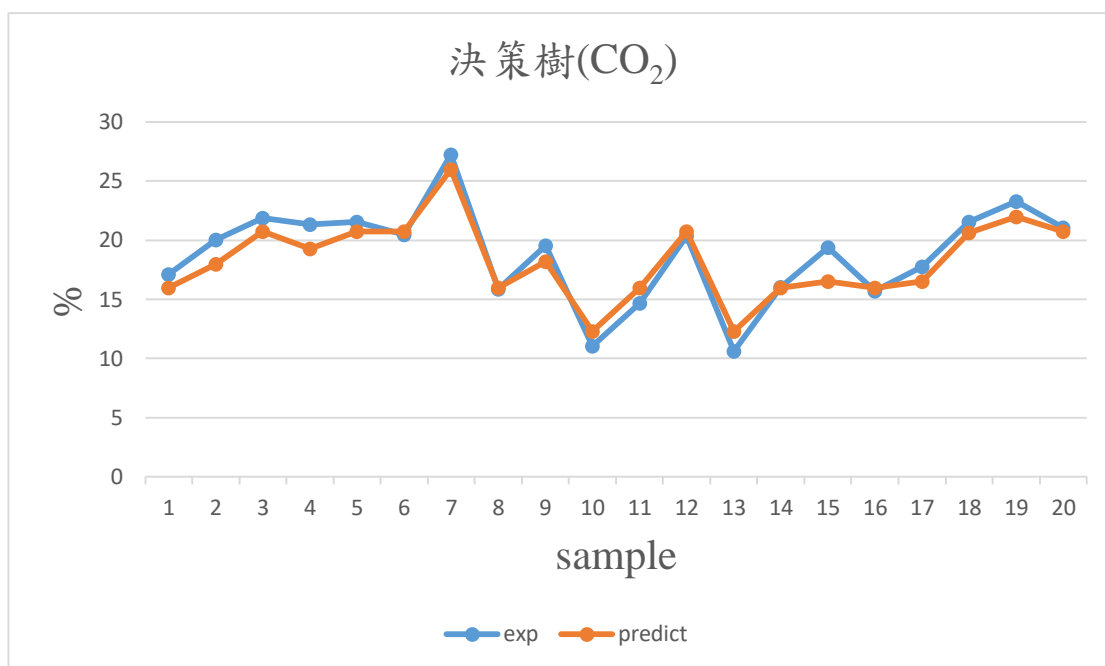


圖 4.3.4.19 CO₂ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.4.20 為決策樹模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，R² 值高達 0.93，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

圖 4.3.4.20 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (決策樹)

圖 4.3.4.21 為 SVR 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.10。

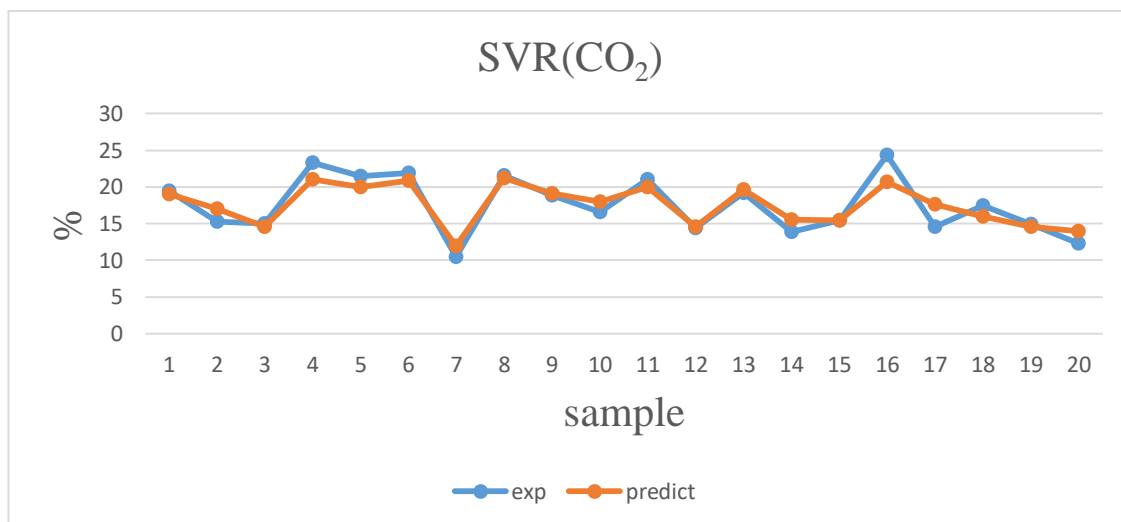


圖 4.3.4.21 CO₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.4.22 為 SVR 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有偏離紅線的現象，表示其預測值與實際值有較大的誤差，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.87，為三種模型中預測最差的模型。

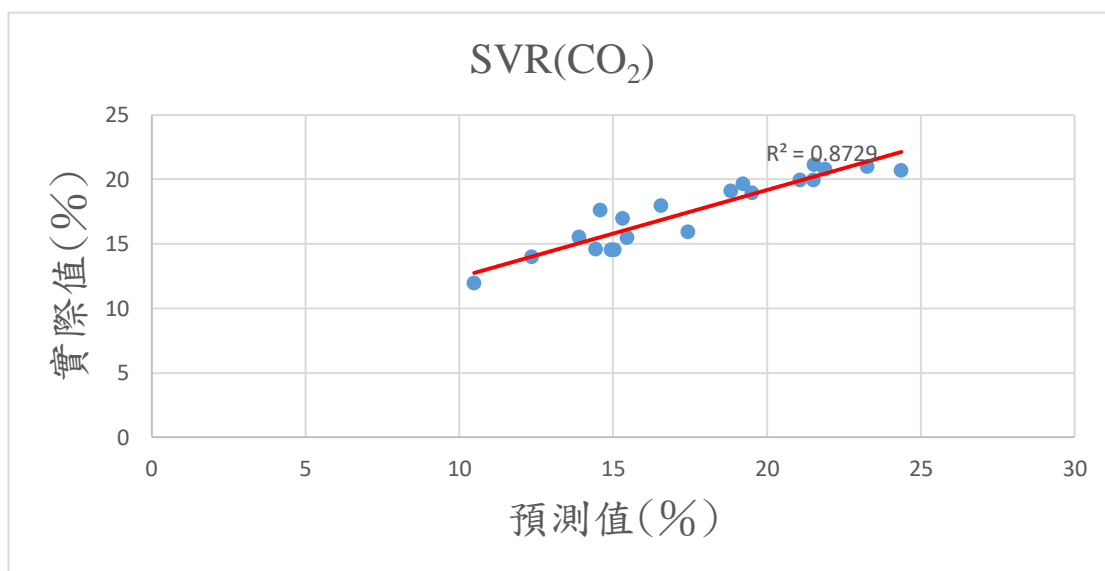


圖 4.3.4.22 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (SVR)

圖 4.3.4.23 為使用 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.06。

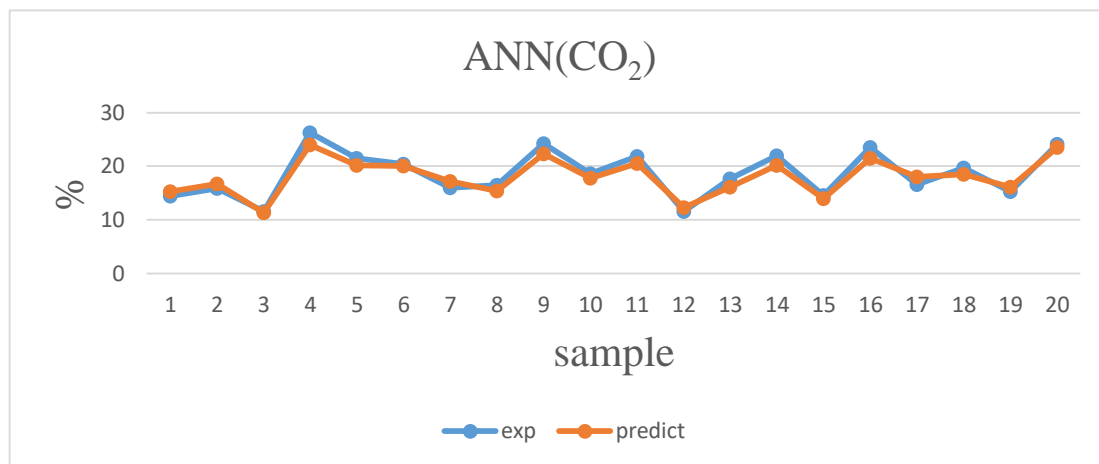


圖 4.3.4.23 CO₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.4.25 為使用 ANN 模型 CO₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上，R² 值為 0.95，其值還不錯，可知預測結果很好。

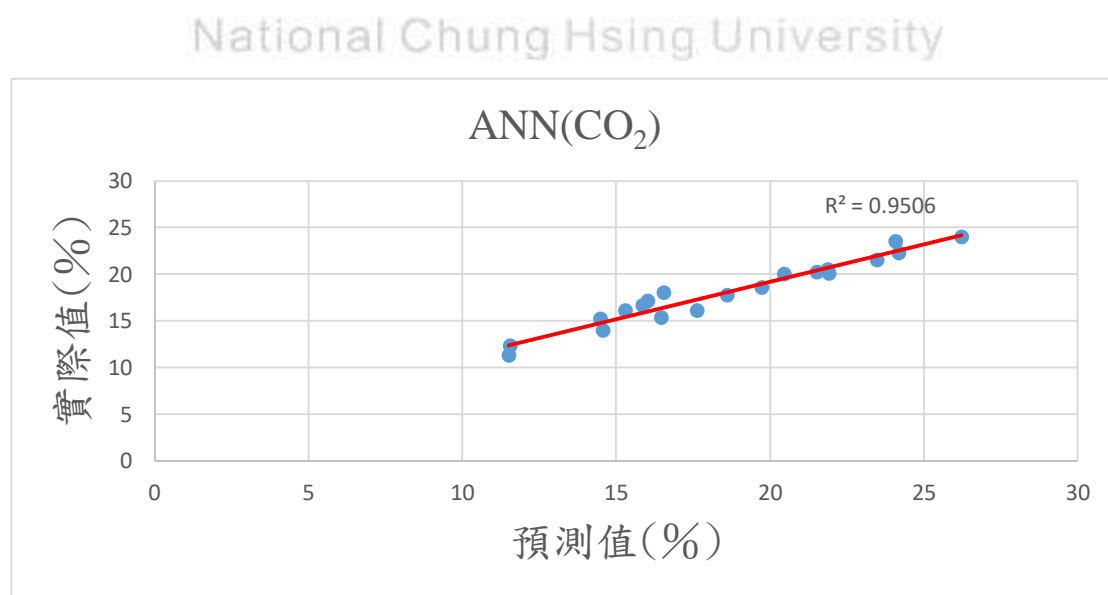


圖 4.3.4.24 CO₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (ANN)

圖 4.3.4.25 為決策樹模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較之結果，由圖中可看出大部分所預測的數值與趨勢都與實驗數據差不多，預測結果良好誤差值不大，NRMSE 也很小為 0.05。

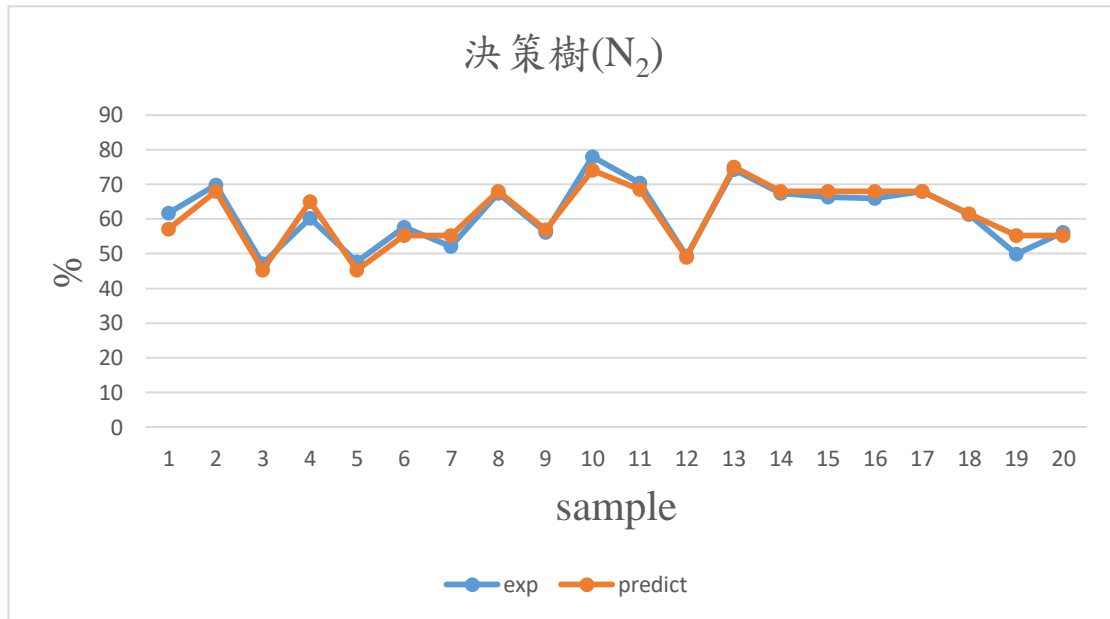


圖 4.3.4.25 N₂ 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 4.3.4.26 為決策樹模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，R² 值高達 0.92，可知預測結果很好，為三種模型中預測第二好的模型。

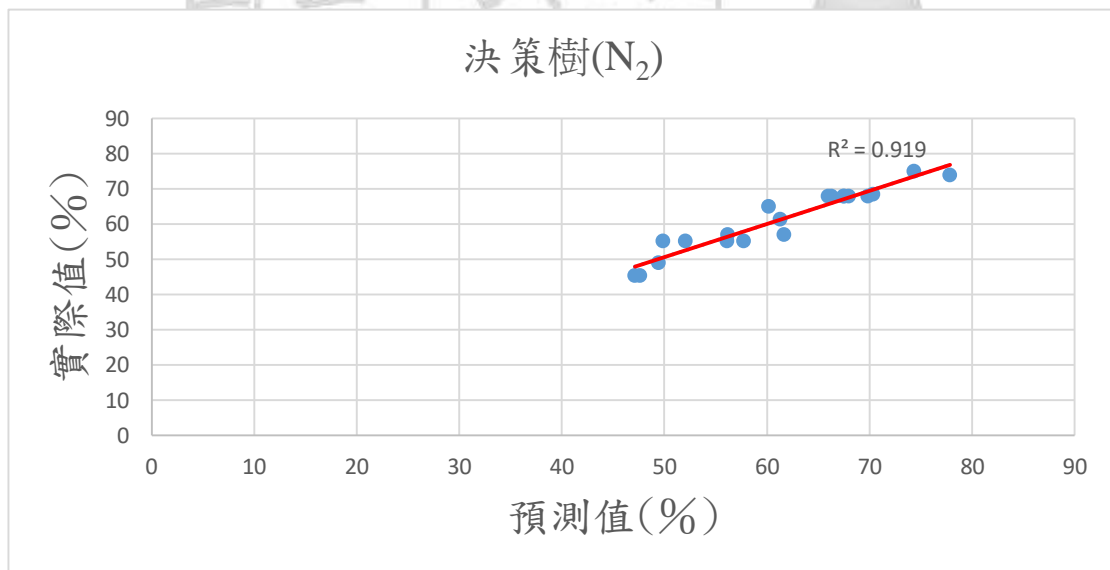


圖 4.3.4.26 N₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (決策樹)

圖 4.5.4.27 為 SVR 模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看大致上趨勢與數值也都有預測到，但有些預測值有較大的誤差發生，整體誤差值也比決策樹與 ANN 模型大，NRMSE 為 0.06。

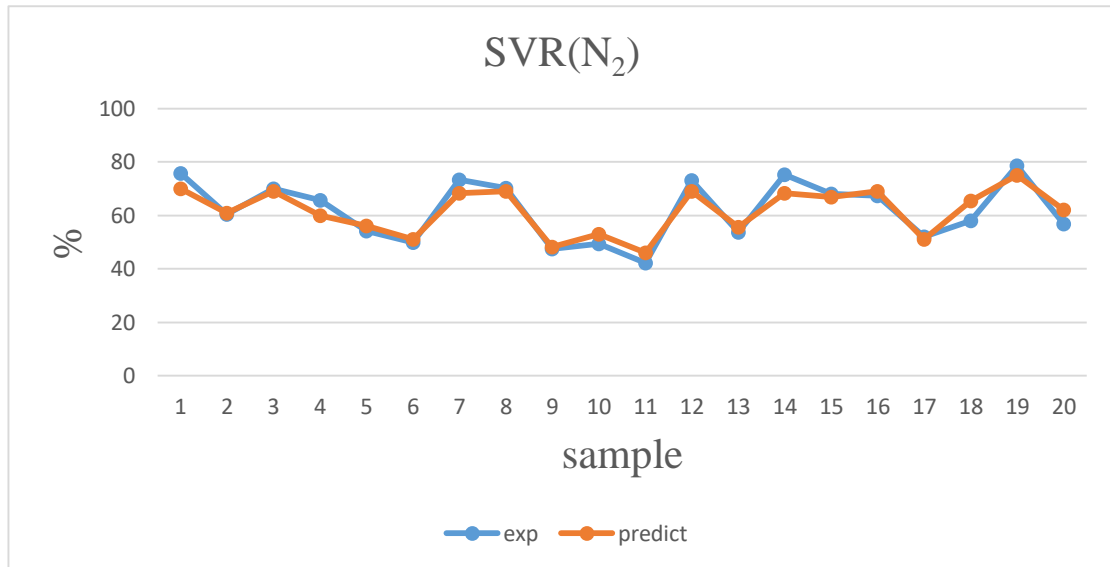


圖 4.3.4.27 N₂ 預測值與實際比較 (SVR)

圖 4.3.4.28 為 SVR 模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出有些藍點有些許偏離紅線的現象，R² 值也比決策樹與 ANN 模型低，其值為 0.9，為三種模型中預測最差的模型。

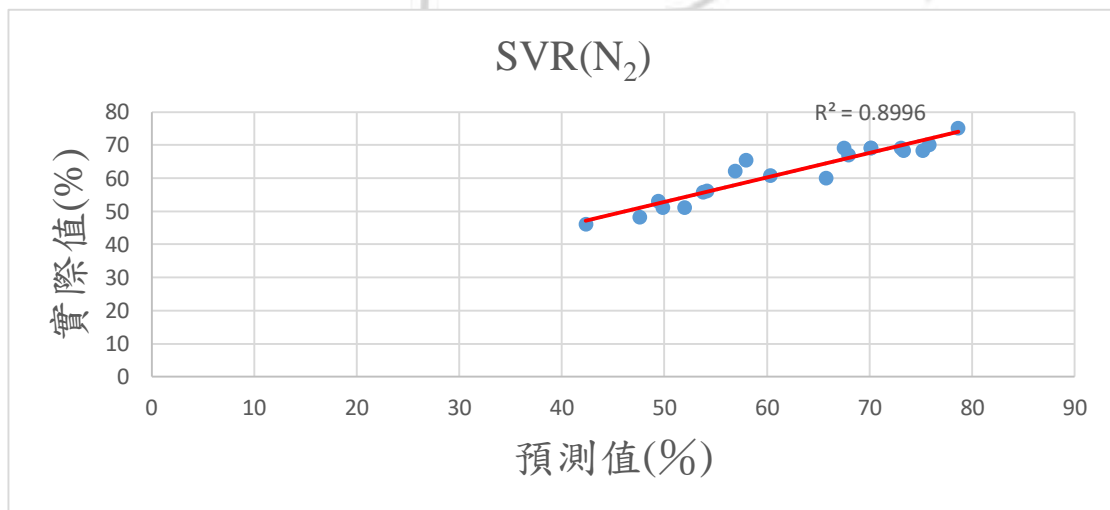


圖 4.3.4.28 N₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (SVR)

圖 4.3.4.29 為使用 ANN 模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤差值都很小，NRMSE 為 0.04。

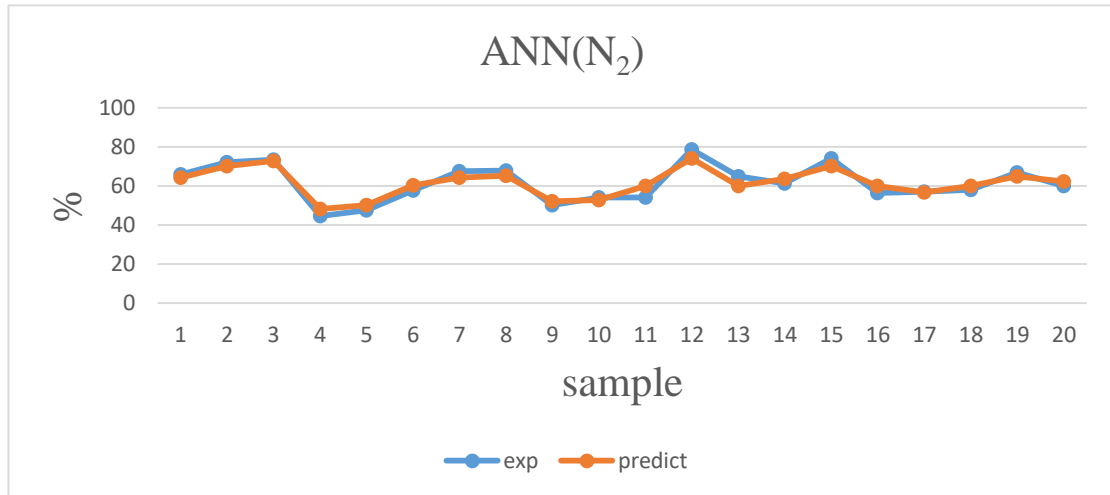


圖 4.3.4.29 N₂ 預測值與實際比較 (ANN)

圖 4.3.4.30 為使用 ANN 模型 N₂ 預測之數值與實驗數值比較之 R² 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上，R² 值為 0.93，其值還不錯，可知預測結果很好。

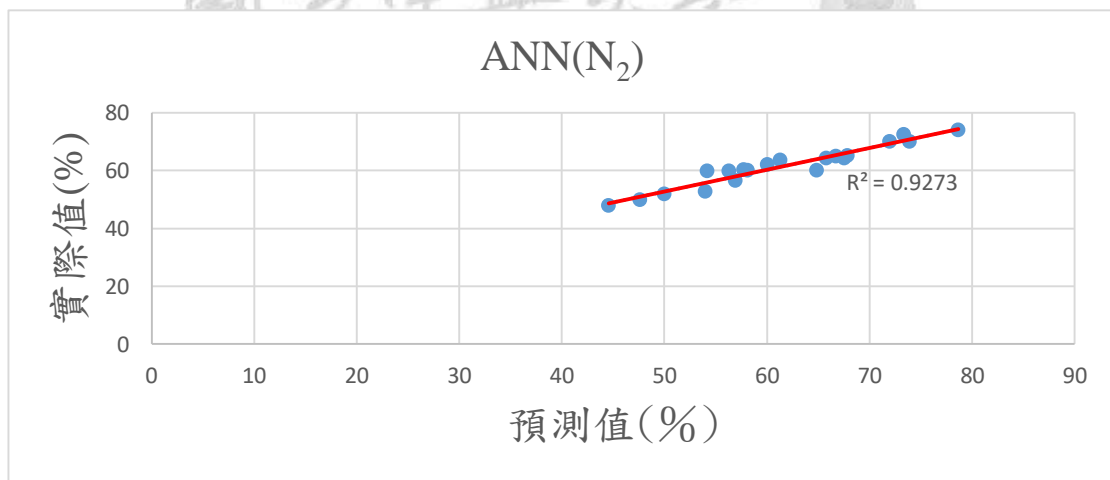


圖 4.3.4.30 N₂ 預測值與實際比較之 R² 圖 (ANN)

從預測之結果來看，整體的預測結果都還不錯，整體的趨勢與數值都有預測到，計算之誤差也相當小，其中又以 ANN 模型之 R² 最高，NRMSE 最低，次之為決策樹回歸模型，最後則是 SVR。ANN 之 R² 值坐落在 0.95 左右，決策樹之 R² 值則在 0.9 上下跳動，大部分 SVR 其 R² 值都低於 0.9

4.4 生質能氣化 AI 模型之應用

本研究建立了許多 AI 數值預測模型，也做了許多數值預測的工作，並比較了三種模型之間的優劣與其操作條件之限制，但對於本研究而言，重點是我們可以利用這些 AI 模型做什麼事，AI 可以幫助我們完成哪些工作，才是本研究重點所在，因此本研究想利用 AI 模型來找出稻殼與木質顆粒的最大產熱量，產熱量(kW)=產氣量(kg/sec)*熱值(kJ/kg)，本研究之實驗可以改變的操作參數為蒸汽量與 ER 值兩種，利用改變這兩種參數來找到最大的產氣量再與熱值相乘以找出最大的產熱量，對於本研究而言我們做了許多稻殼與木質顆粒之氣化實驗也蒐集了許多實驗數據，但本研究之蒸汽量與 ER 值操作範圍都太小，並無法放入 AI 模型進行預測，因次本研究結合 M. Dellavedova 等人的實驗數據來擴大蒸氣量與 ER 值範圍，以此找出稻殼與木質顆粒的最大產熱量，對於本研究而言，由於改變之參數不多只有兩種，因此可以利用窮舉法將變數做改變，一一配對來放入 AI 模型中進行產氣量的數值預測，再將產氣量與熱值相乘找出最大的產熱量。

本研究結合他人之數據以 C,H,O,T,M,ASH,SB,ER 來建立模型，並改變 ER 與蒸氣量來做合成氣體產量的數值預測，其 ER 值範圍從 0.1、0.2...，一直到 0.6，蒸氣量從 0、1、2...，到 30 (kg/hr)，共 186 種組合，目標輸出值則為 CO,CH₄,H₂ 與合成氣體流量。圖 4.4.1 與 4.4.2 分別為稻殼與木質顆粒在不同操作條件下之產熱量。

由圖 4.4.1 可看出稻殼最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 1.19 時的操作條件下，其產熱量為 10446(kJ/kg)。

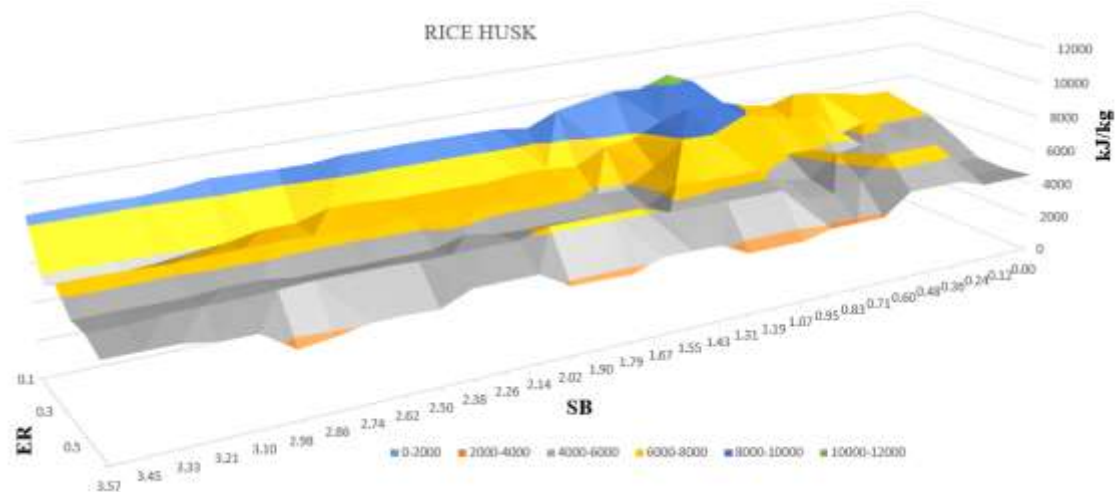


圖 4.4.1 稻殼之產熱量

由圖 4.4.1 可看出木質顆粒最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 0.7 時的
操作條件下，其產熱量為 19016(kJ/kg)。

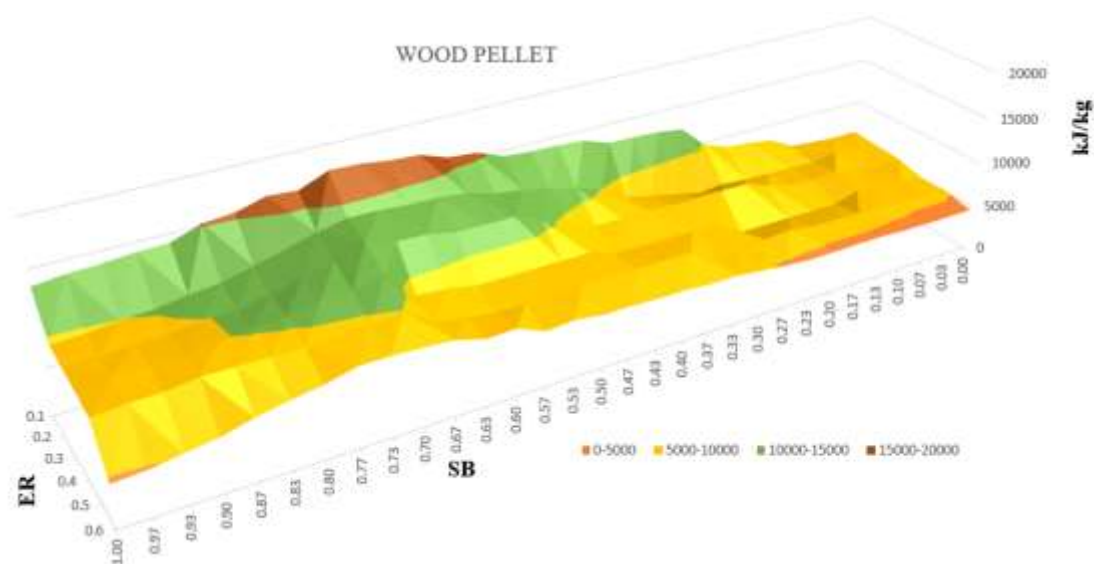


圖 4.4.2 木質顆粒之產熱量

由此研究結果顯示，我們可以利用本研究所建立之 AI 模型來找出稻殼與木質
顆粒之最大的產熱量，這也正是本研究建立 AI 模型的最大用意，利用 AI 這項
工具來幫助我們完成各項工作。

4.5 生質能氣化模式結論

從預測結果來看，不管是哪一種數據模型之預測，都是以 ANN 模型為最佳，其誤差值也最低，再來則是決策樹回歸模型，決策樹回歸模型為本研究數值預測第二好之模型，其 R^2 值略低於 ANN 模型一點，但整體表現也還不錯，最後則是 SVR 模型。

此外，從此四筆生質能數據看出 SVR 在做數值預測時對於較低的數值都會有高估的現象，對於較高的數值都有低估的現象，雖說趨勢都有預測到，但數值不夠精確以導致較大的誤差，對於決策樹回歸而言較當數據輸入值或輸出值差異性太小，預測出來的數值則會呈現水平線，可從圖 4.3.2.31 Gas yield 預測值與實際比較看出明顯的水平現象，原因是因為決策樹模型為分類模型，因此在數值太接近時導至分類的誤判，至於 ANN 模型不管是趨勢還是數值都比其他兩種分法來的精確，誤差也較低。

本研究建立了許多生質能數值預測模型，但對於 AI 模型之應用才是關鍵，可以運用這些模型完成哪些工作才是本研究重要的目的，因此本研究想利用 AI 模型來找出稻殼與木質顆粒的最大產熱量，透過改變 ER 值與蒸汽量，找出本研究實驗最佳的結果，也就是最大的產熱量。根據本研究結果顯示稻殼最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 1.19 時的操作條件下，其產熱量為 10446(kJ/kg)，木質顆粒最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 0.7 時的操作條件下，其產熱量為 19016(kJ/kg)。

第五章、生質能氣化發電

5.1 生質能氣化發電

生質能氣化發電是將生物質經由氣化後產生之合成氣體，再將合成氣體直接燃燒經由蒸氣渦輪機進行發電或是將其當作燃料引入燃氣渦輪機中進行發電，另外合成氣體也可以應用在內燃機上，在 CI 發動機中利用合成氣的方式是通過雙燃料注入，其中將柴油作為引燃燃料噴射以啟動點火，同時將合成氣噴射到進氣系統中。在柴油發動機中使用合成氣和其他氣體燃料的主要動機是作為柴油的替代品，因為這可以降低成本，最大限度地減少排放（氮氧化物和顆粒物），並提高發動機性能。氣化發電具有許多優點，如較低的 NO_x 和 SO_x 排放、較低的反應溫度和較少的氧氣需求。特別是在發電方面，比起將生物質直接燃燒，它具有更高的整體電效率。[31]

目前汽電共生(又稱為熱電聯產，CHP)和整體煤氣化聯合循環(IGCC)發電系統是兩種最流行的利用合成氣進行大規模發電的技術，在 IGCC 系統中，煤或其他生物質燃料在氣化爐中氣化後經過除塵、脫硫的程序，成為較乾淨的合成氣，再使用燃氣蒸汽聯合循環發電技術發電，如圖 6.1 所示。其中熱合成氣在燃氣輪機中燃燒發電，燃氣輪機所產生的熱廢氣在經由廢熱回收產生蒸汽以用於蒸汽發電。渦輪機與熱回收發電機相結合，由於其高熱效率 and 低 NO_x 和 SO_x ，此類發電系統比直接燃燒具有更多優勢。迄今為止，IGCC 的電力效率已達到 42% 以上[31]。

小型氣化爐的發展始於一個世紀前，並一直持續到現在。小規模氣化可用於為傳統的內燃機提供動力，在農業社區非常受歡迎。大多數工廠使用木材作為原料，但該過程可用於任何類型的生物質。用於發電的能源作物氣化僅限於使用大量廢物的小型工廠，尚未發展到大規模，這可能是由於無法獲得大量適合氣化的能源作物，因此，氣化更適合於中小型發電系統。大規模定義為包括能夠每天使用數噸生物質且熱輸出為 10 至 20 MWh 或更多的氣

化爐。這些氣化爐通常為商業發電提供燃料、滿足主要工業需求的熱源和電力來源，或用於生產燃料和化學品的氣體。[32]

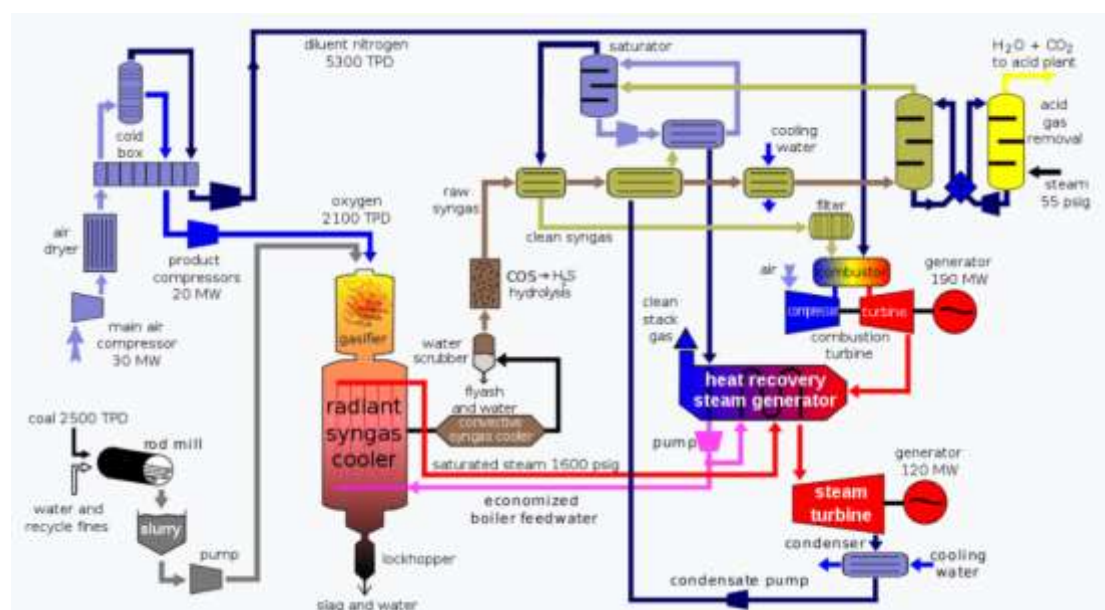


圖 5.1 整體煤氣化聯合循環 IGCC 示意圖

圖 5.1 煤氣化聯合循環為將煤炭或生物質做氣化後產生合成氣體，將合成氣體冷卻後經過除塵、脫硫的程序，成為較乾淨的合成氣，爐渣及水分則從氣化爐排出，乾淨的合成氣體經由燃氣渦輪機發電，燃氣輪機所產生的熱廢氣在經由廢熱回收產生蒸汽以用於蒸汽發電。

5.2 生質能氣化後經由燃氣渦輪機發電之數據(1000 筆數據)

本次所蒐集到的資料為 Sahar Safarian, Seyed Mohammad, Ebrahimi Saryazdi 等人所提供之下吸式氣化爐數值模擬分析數據[8]，表 5-1 為部分數據，該數據庫包括來自與發電裝置組成的生物質下吸式氣化爐運行 1032 次之模擬結果，來自由 86 種不同類型的生物質，例如木材和木質生物質、草本和農業生物質、動物生物質、混合生物質和受污染生物質和各種操作條件。該數據集涵蓋了各種生物質的元素分析，分析成分包含 C、O、H、N、S 和工業分析，工業分析包含水分、灰分、揮發性物質和固定碳，操作條件則有是氣化器溫度和 ER，並一一紀錄生物質氣化發電在每個操作條件下運行的淨輸出

功率，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基

表 5-1 Sahar Safarian, Seyed Mohammad, Ebrahimi Saryazdi 實驗之部分數據

特性	Moisture (%)	Ash(%)	Volatile matter(%)	Carbon (%)	Hydrogen (%)	Nitrogen (%)
代表值	8.4	4.2	76.6	50.97	5.84	0.48
範圍	0~20	0~25	40~80	40~55	5~8	0~1
特性	Sulfur (%)	Oxygen (%)	Temperature (°C)	ER	Wnet(kW)	
代表值	0.1	38.51	600	0.5	50.65	
範圍	0~1	15~45	600~1500	0.1~0.6	50~250	

此數據是利用 ASPEN Plus(ASPEN Plus 是流程模擬軟件)建立與發電系統結合之下吸式氣化爐建模及流程，其模擬輸入條件為 86 種不同類型的生物質與其元素分析和近似分析，還包含氣化之操作條件，以下將介紹此模型所設定之氣化條件。

乾燥是氣化的第一個過程，此設定是將生物質在 150 °C 下進行乾燥，通常生物質含有 5-60% 的水分含量，在進入氣化爐之前應將其降低至低於 5%。乾燥後，在熱解步驟中，生物質在氧氣有限的情況下被加熱到 500 °C，在這些條件下，生物質中的揮發性成分會被蒸發並釋放出來，然後使用 RGibbs (RGibbs 是化學反應軟體用來計算化學反應) 軟體模擬生物質氣化，包含合成氣體、氧化燃燒反應與化學平衡之計算，燃燒室後則是燃氣輪機進行發電，燃氣輪機其壓力比為 5，等熵效率為 90%，而在這些操作條件下所能產生之能量大約為 50~300 kW。圖 5.2 為流程圖

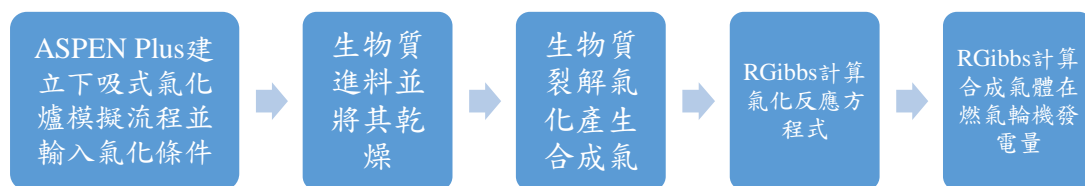


圖 5.2 為流程圖

5.3 以決策樹回歸、SVR、ANN 預測之結果

本研究將會把每一筆數據以策樹回歸、SVR、ANN 等三種方式建模，進行數值預測，本研究將此數據 80%(800 筆)分為訓練組 20%(200 筆)為測試組，並將測試結果與實驗數據做比較，計算其誤差值 RMSE 與 NRMSE。此外也計算此三種模型之判定係數 R。本研究除了比較三種模型的差異之外，也提供了三種目前最廣為使用的數值預測模型，生質能氣化發電之綠能在未來一定是能源發展中主要的趨勢，因此可利用 AI 模型進行數值預測而快速的得知其生物質氣化後的發電量，大大的節省時間。

5.4 生質能氣化後經由燃氣渦輪機發電預測結果

此數據為 1000 筆生質能經燃氣渦輪機發電之數據，根據資料之提供，本研究決定將 Moisture, VM, ER, T, C, H, O，當作我們的輸入值，並不考慮元素含量及變化相當低的氮跟硫，以免影響 AI 模型之判斷，圖 5.4.1~5.4.6 為本研究預測之結果，為三種不同模型生質能經燃氣渦輪機發電之數據預測值與實際值的比較，從預測結果來看，可以看出三種模型對於生質能發電量不管是趨勢或是數值預測結果都非常棒，其誤差也相當小， R^2 大約落在 0.95 以上，三種模型對於此數據量較大的數據都有極高的準確率，ANN 模型預測結果 R^2 值為 0.99，NRMSE 為 0.06，決策樹回歸模型其 R^2 為 0.99，NRMSE 為 0.06，再來則是 SVR 模型其 R^2 為 0.98，NRMSE 為 0.08，從此數據可以得知越多的資料量對於 AI 模型的預測

效果越好，且三種 AI 模型對於大量數據數值預測結果都相當好，並沒有太大的差異。

圖 5.4.7~5.4.12 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據，其中 proximate analysis 之基準為氣乾基，ultimate analysis 之基準為乾燥基，放入訓練模型做預測測試之結果，他們利用下吸式氣化爐分別做玉米梗、木質顆粒與農業廢棄物的氣化，並將所產生之合成氣體利用燃氣渦輪機發電，燃氣輪機其壓力比為 6，等熵效率為 90%，共 30 筆數據[33]，表 6-2 為部分數據。從預測結果來看雖然準確路有稍微下降，但三種模型整體之 R^2 都在 0.9 之上，表示預測結果還不錯，說明如果有足夠的訓練數據，對於新的數據預測也有一定的準確率，而且原本之數據之生物質也包含了玉米梗、木質顆粒與農業廢棄物，新數據 ANN 模型預測結果 R^2 值為 0.96，NRMSE 為 0.081，決策樹回歸模型其 R^2 為 0.94，NRMSE 為 0.083，再來則是 SVR 模型其 R^2 為 0.94，NRMSE 為 0.082，從此數據可以得知越多的資料量對於 AI 模型的預測效果越好，且三種 AI 模型對於大量數據數值預測結果都相當好，並沒有太大的差異。

表 5-2 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之物份數據

特性	Moisture (%)	Ash(%)	Volatile matter(%)	Carbon (%)	Hydrogen (%)	Nitrogen (%)
代表值	6.5	3.8	74.8	51.5	5.33	0.39
範圍	0~15	0~20	65~80	40~55	5~8	0~1
特性	Sulfur (%)	Oxygen (%)	Temperature (°C)	ER	Wnet(kW)	
代表值	0.15	37.65	650	0.41	100.5	
範圍	0~1	15~45	600~1200	0.1~0.6	50~250	

圖 5.4.1 為使用決策樹模型做生物質發電數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測到，預測

結果相當準確，整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.06。

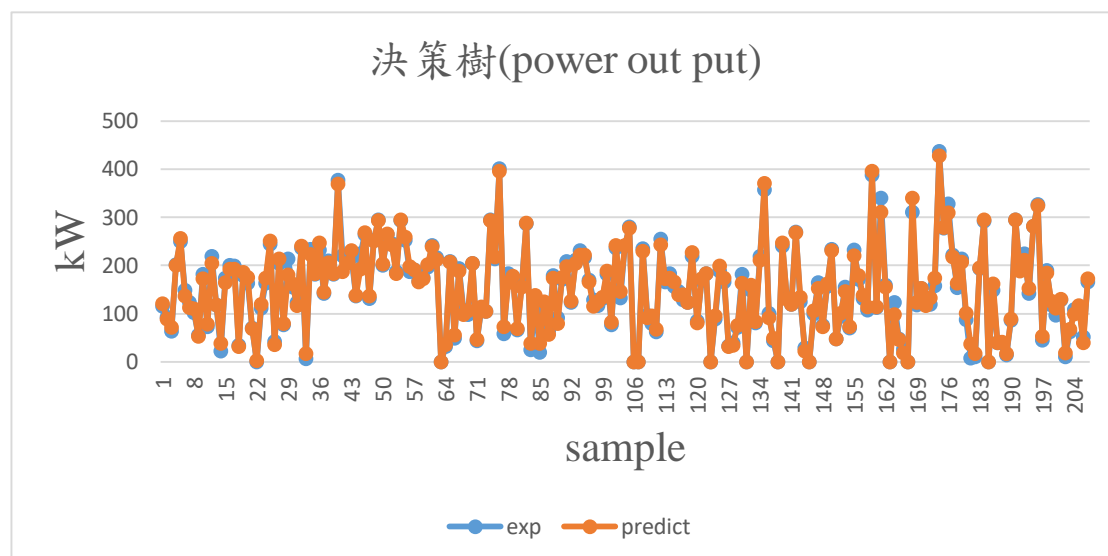


圖 5.4.1 power out put 預測值與實際比較 (決策樹模型)

圖 5.4.2 為使用決策樹模型做生物質發電預測值與實際比較之 R^2 圖， R^2 為判定係數是用來判斷迴歸模型的可靠度，預測能力越好的模型其預測值與實際值之分布越集中於紅線上， R^2 之值也越高，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上， R^2 值為 0.99，其值相當高，可知預測結果很好。

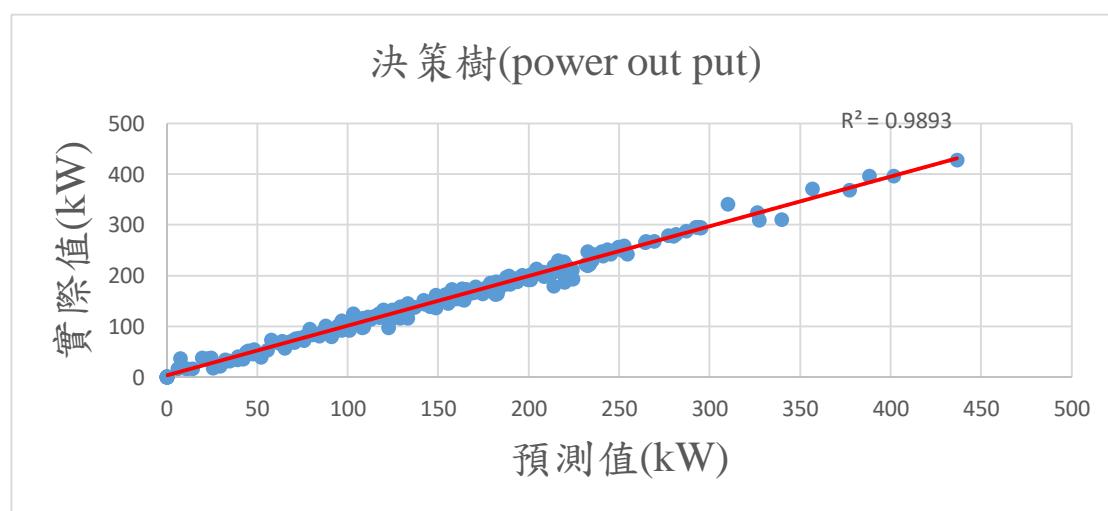


圖 5.4.2 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹模型)

圖 5.4.3 為使用 SVR 模型做生物質發電數值預測出來的結果與實際值得比較，藍色為實際值，橘色為預測值，從結果來看大致上趨勢與數值都有預測

到，預測結果相當準確，只有一些高點未預測到，不過整體而言誤差值都蠻小的，NRMSE 為 0.07。

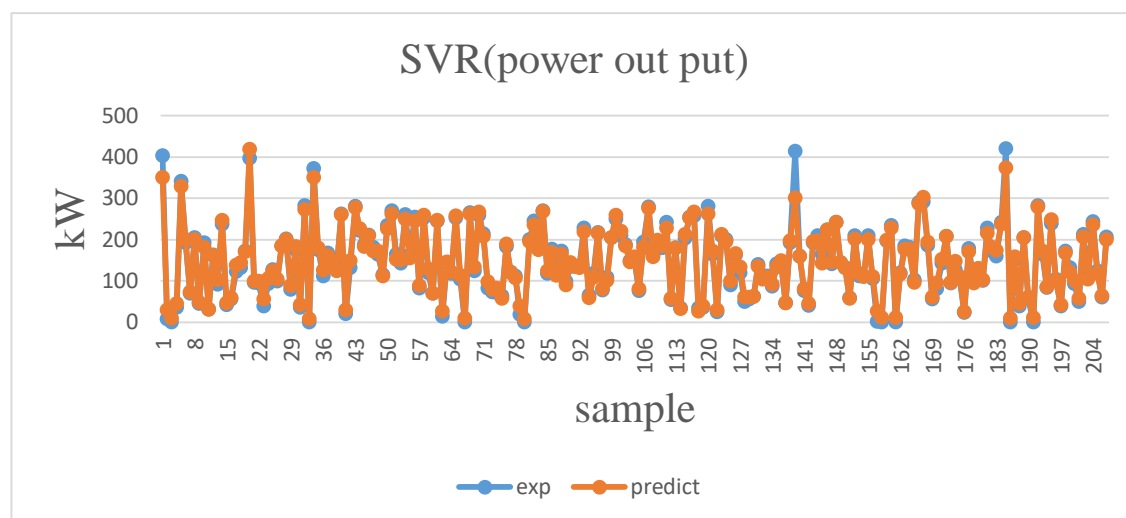


圖 5.4.3 power out put 預測值與實際比較 (SVR)

圖 5.4.4 為使用 SVR 模型做生物質發電預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點也坐落於紅線上， R^2 值為 0.98，其值相當高，可知預測結果很好。

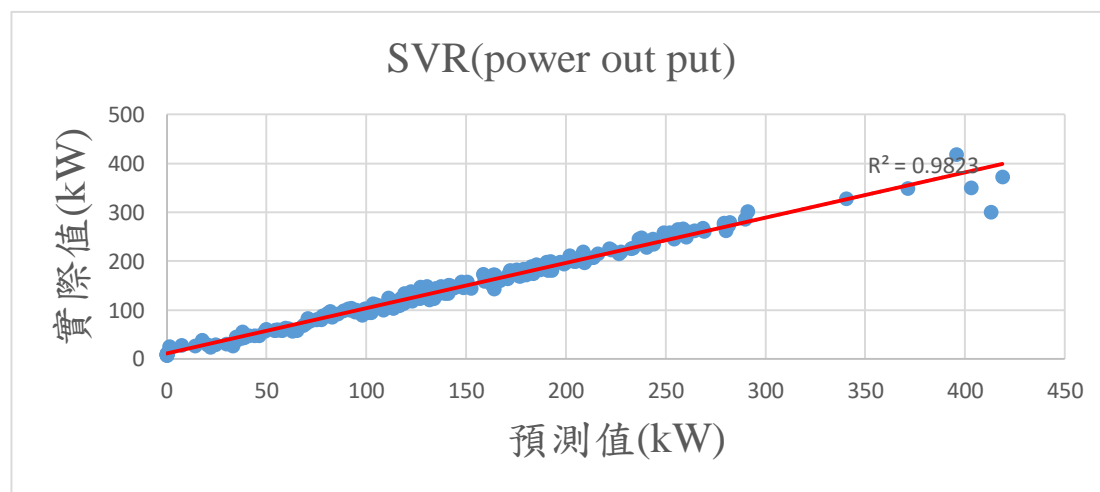


圖 5.4.4 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 5.4.5 為使用 ANN 模型做生物質發電數值預測出來的結果與實際值得比較，從結果來看不管事預測趨勢與數值都有預測到，預測結果相當準確，整體而言誤

差值都很小，NRMSE 為 0.06。

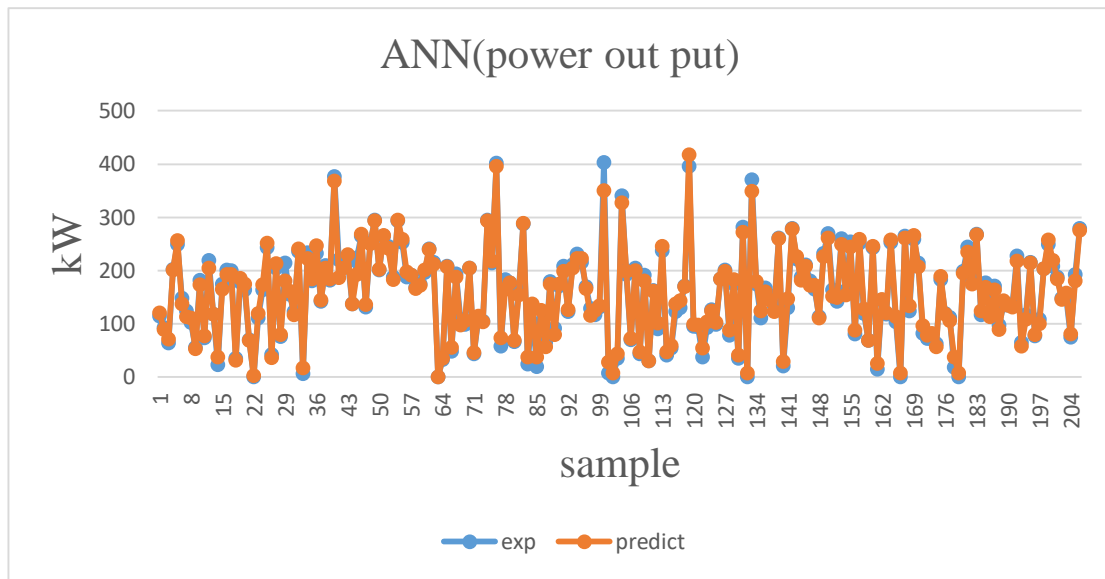


圖 5.4.5 power out put 預測值與實際比較 (ANN)

圖 5.4.6 為使用 ANN 模型做生物質發電預測值與實際比較之 R^2 圖，從圖中可看出大部分的藍點坐落於紅線上，實際值與預測值無太大的落差， R^2 值為 0.99，其值相當高，可知預測結果很好。

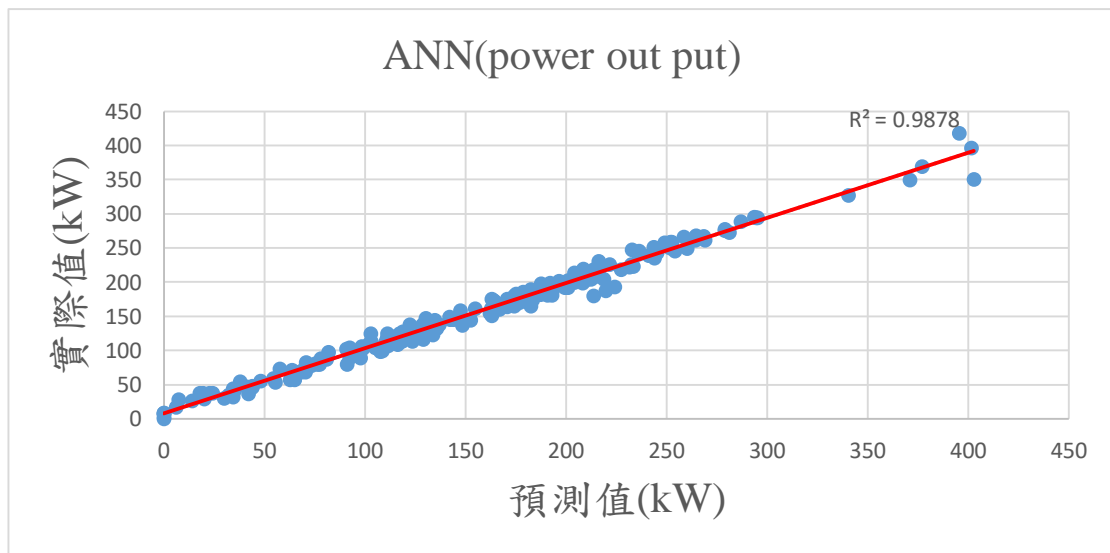


圖 5.4.6 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

圖 5.4.7 是利用決策樹模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，藍

色為實際值，橘色為預測值，從結果來看，未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差一點，雖然趨勢都有預測到，但預測之數值卻有些差距，不過整體而言預測結果還算不錯，其誤差值 NRMSE 為 0.083。

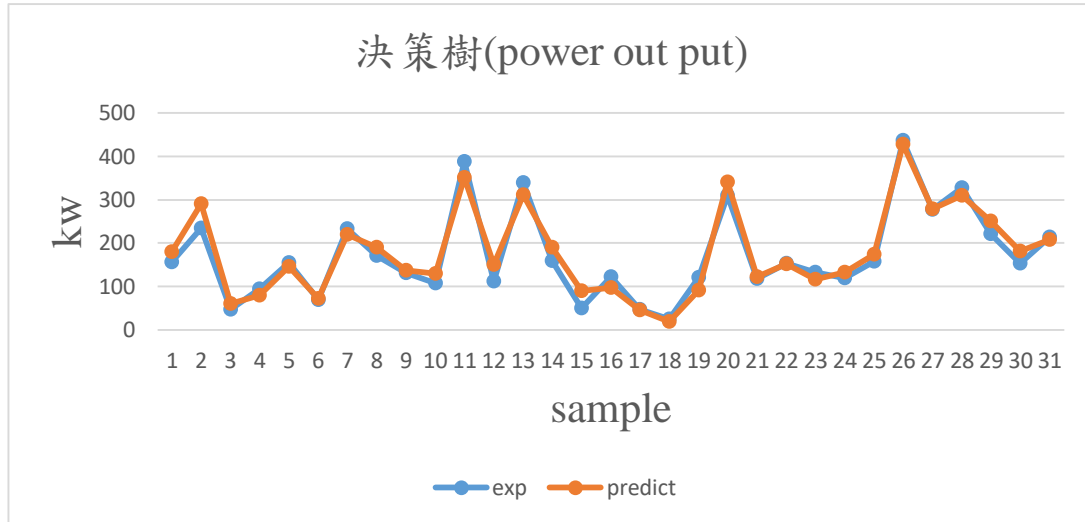


圖 5.4.7 power out put 預測值與實際比較 (決策樹)

圖 5.4.8 是利用決策樹模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，其藍點偏離程度也比原本有放入模型做訓練之數據的預測結果大，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差一點，預測之數值與實際值有些差距，其誤差值 R^2 值為 0.95。

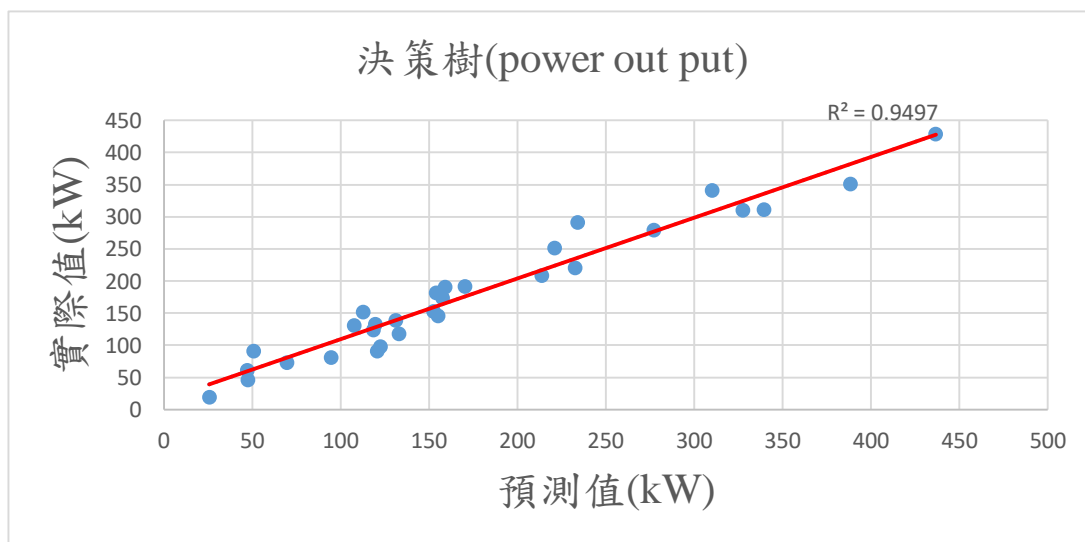


圖 5.4.8 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (決策樹)

圖 5.4.9 是利用 SVR 模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，從

結果來看，比未放入模型做訓練的新數據預測結果較差一點，不過整體而言預測結果還算不錯，其誤差值 NRMSE 為 0.082。

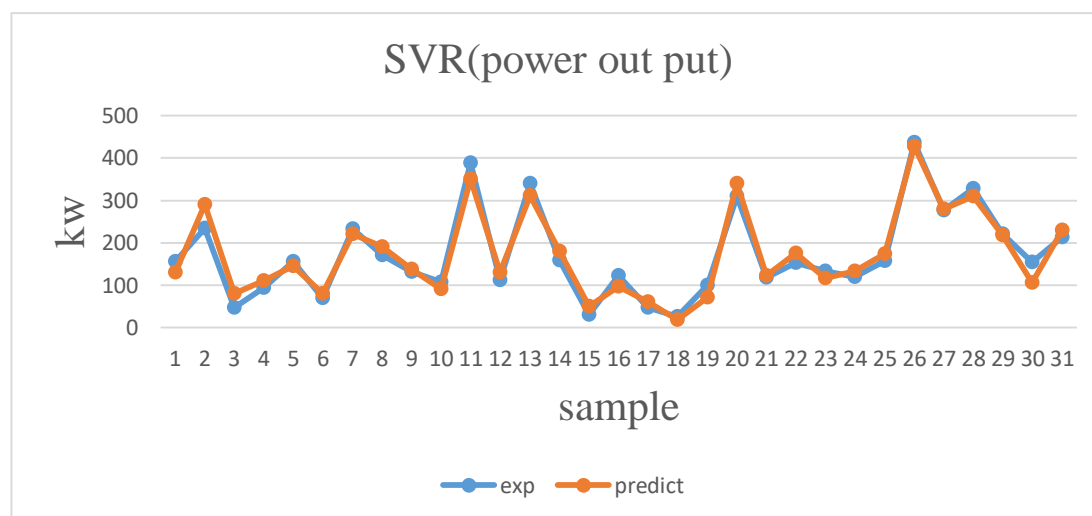


圖 5.4.9 power out put 預測值與實際比較 (SVR)

圖 5.4.10 是利用 SVR 模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差一點，預測之數值與實際值有些差距，不過預測結果也算好，其值 R^2 值為 0.95。

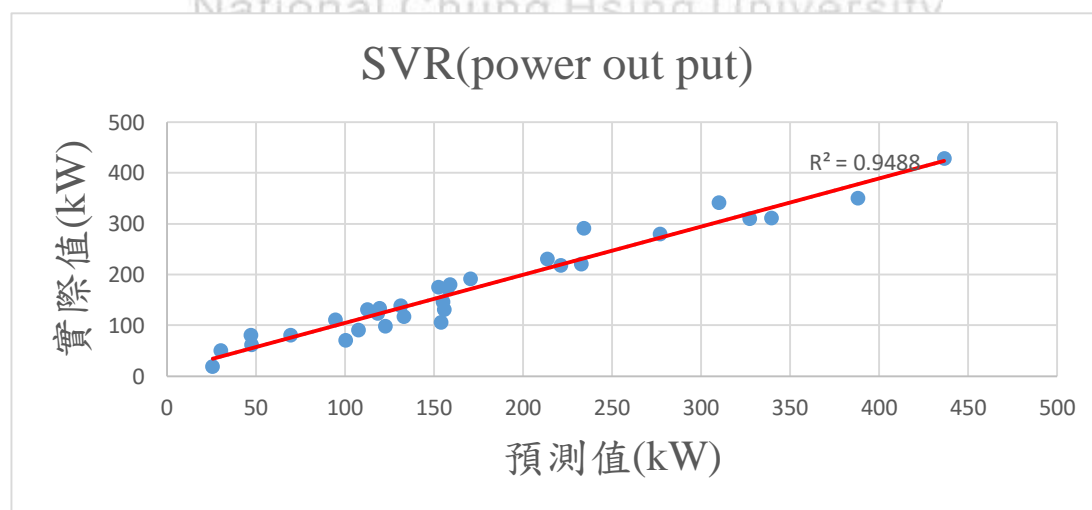


圖 5.4.10 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (SVR)

圖 5.4.11 是利用 ANN 模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測，我們將此新數據放入已建好之模型做模型預測的測試，從結果來看，與其他兩種預測模型結果差不多，比未放入模型做訓練的新數據預測

結果較差一點，不過整體而言預測結果還算不錯，其誤差值 NRMSE 為 0.081。

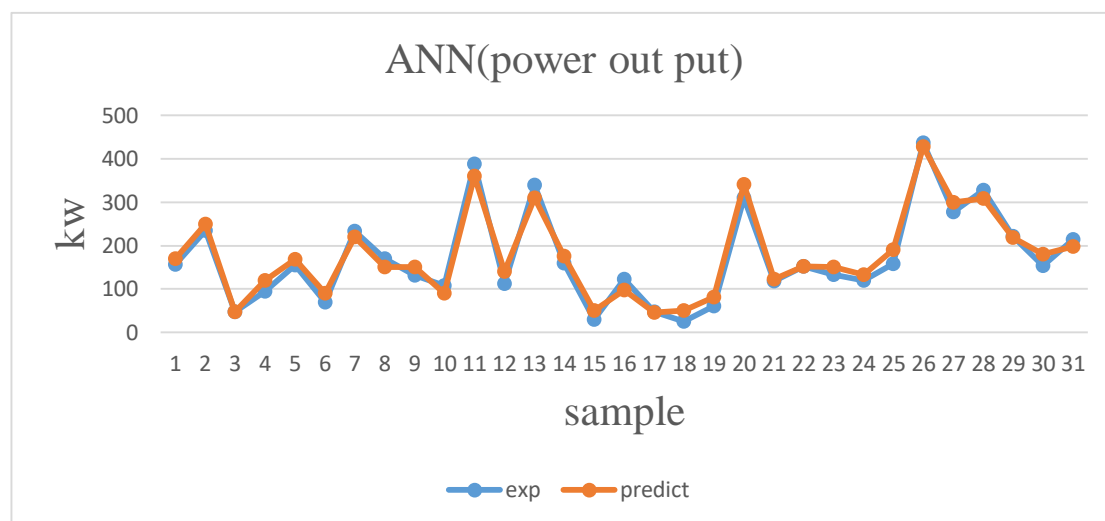


圖 5.4.11 power out put 預測值與實際比較 (ANN)

圖 5.4.12 是利用 ANN 模型對 Weijuan Lan,Guanyi Chen 等人做生物質氣化發電之數據進行數值預測之 R^2 圖，從結果來看，顯示未放入模型做訓練的新數據預測結果明顯較差一點，不過預測結果也算好，其值 R^2 值也高達 0.95。

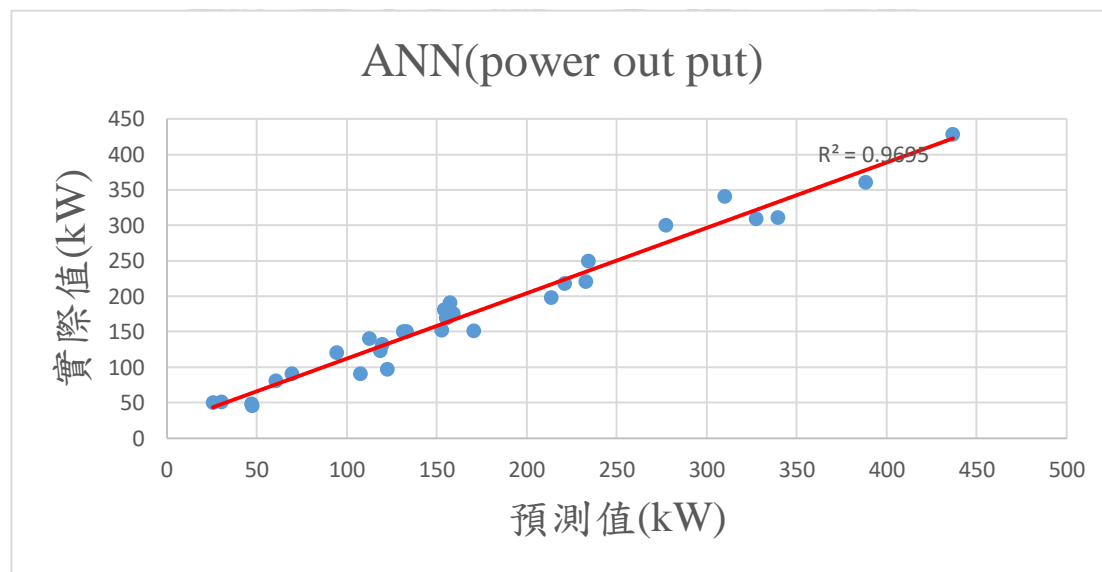


圖 5.4.12 power out put 預測值與實際比較之 R^2 圖 (ANN)

5.5 生質能氣化發電 AI 模型之應用

如前面所提，建立生質能氣化發電之 AI 模型其用途為何，本研究為何要建立這種發電模式，他的意義在哪裡才是使用 AI 模型的重點，而不是盲目的建立 AI 模型，卻不知道 AI 可以用來完成哪些工作，不管是對於生質能氣化發電或是燃煤發電而言，其最終目標都是追求穩定且安全的發電運作，穩定的發電量與電力的提供是維持全球人民生活正常運作的重要關鍵，如果有一天電廠突然斷電，或是發電不穩定，將導致大量工廠停工，施工人員的生命安全受危害，人民生活無法正常運作，更甚至會影響經濟，損失慘重，因此本研究建立此生質能氣化發電模式可以用來控制其發電輸出的穩定度，當進料性質改變，如何調整控制參數，使發電量維持穩定，是本研究建立此模型的應用。對於生質能氣化發電而言，由於所氣化發電的生物質種類有所不同，又或是受不同天氣與環境的影響，其燃料性質將會有相當程度的變化，像是濕氣、揮發份等等都會有所不同，進而導致產生的電力不穩定，一旦供電不穩定將會造成許多嚴重的影響，因此本研究可以將 AI 模型利用在生質能氣化發電上，由表 5-3 可以看出當生物質之進料性質改變時，其發電量將會產生相當大的變化，因此本研究可以透過改變 ER 之參數來讓發電量維持穩定。

本研究以 Moisture, VM, ER, T, C, H, O 來建模，輸出目標值為發電量，當進料性質改變時，藉由調整 ER 來使發電量維持穩定。下表 5-3 為實驗結果，紅色與藍色為原始之數據，當進料性質改變時，可以看出其發電量有相當大的差距，因此本研究藉由改變其 ER 值(綠色的數據)，使其接近紅色數據的發電量輸出以維持發電量的穩定，如此一來便能透過改變可控之參數來達到發電量之穩定，當燃燒不同的生質物或是當近料性質改變時便能通過此 AI 模型之應用，及時找出其穩定的操作條件。

表 5-3 調整 ER 之實驗結果

M	VM	FC	A	C	O	H	N	S	T	ER	Wnet
(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(°C)		(kW)
8.4	77.4	20.0	2.6	52.6	38.5	6.0	0.2	0.1	900	0.36	223.5
8.4	77.4	20.0	2.6	52.6	38.5	6.0	0.2	0.1	900	0.39	205.4
8.4	77.4	20.0	2.6	52.6	38.5	6.0	0.2	0.1	900	0.41	187.3
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.38	146.4
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.40	134.0
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.42	120.4
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.30	215.9
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.34	196.7
8.4	73.7	18.5	7.8	47.4	38.5	5.5	0.6	0.1	900	0.37	182.7

5.6 生質能氣化發電結論

對於生質能氣化發電而言，三種 AI 預測模型預測結果都相當好， R^2 值都在 0.98 左右，NRMSE 也相當低，原因為其使用之數據為模擬軟體產生之數據，模擬之數據相對於實驗之數據來說相當穩定，基本上輸入相同的計算條件，就會得到相同的計算結果，沒有像做實驗一樣出現太多的干擾因素，但對於實驗來說就不是這麼理想的狀態，當本研究在進行氣化實驗時，即使整體的實驗流程一樣，氣化之生物質也一樣，或是操作條件都維持一致，但有時候實驗結果就是會不相同，所以對於實驗數據的蒐集才如此的廢時與麻煩，因此對於沒有任何干擾因素的數值模擬數據來說，其預測結果才會這麼好。

此外本研究也有將生質能氣化發電之 AI 模型作延伸應用，對於生質能氣化發電或是燃煤發電而言，穩定的發電量與電力的提供是相當重要的，由表 5-3 可看出，當進料性質改變時，其發電量有相當大的差距，因此本研究對於此 AI 模型之應用為藉由改變其 ER 值以維持發電量的穩定，本研究也成功地藉由調整此參

數，使當近料性質改變時，也能維持穩定的發電輸出。



第六章、結論

本研究利用決策樹回歸、SVR 與 ANN 等 AI 模型建立了三種數值預測之模式，分別為煤炭性質之預測、生質能氣化之合成氣體產氣量預測與生質能氣化之發電模式，對於煤炭性質之預測模式，本研究花了許多時間廣泛的蒐集文獻上的資料，並做資料的整理與整合來建立三種 AI 之煤炭點燃溫度與煤灰之熔點溫度的模型，建立好此三種 AI 模型後，本研究再另外蒐集新的一筆資料來做此模型之驗證，以確保此模型可以應用在其他數據上，並比較三種模型的優劣，研究結果顯示，不管是煤炭點燃之溫度預測還是煤灰之熔點溫度的預測，都是以 ANN 模型為最佳，其誤差值也最低，再來則是決策樹回歸模型，表現最差的為 SVR 模型。

對於生質能氣化之合成氣體產氣量預測模式而言，本研究除了廣泛蒐集各種不同種類的數據來建模並以新數據進行數值預測之驗證外，更是從頭到尾建立了一套本研究完整的數值預測系統，完成的工作包含執行實驗、數據收集、建立模型到數值預測。本研究花了大量的時間與精力反覆地做實驗，利用稻殼與木質顆粒以上吸式氣化爐做氣化實驗，再將實驗得到的合成氣體進行氣相的分析以取得各個氣體的比例，來做資料的收集，由於訓練 AI 模型需要大量的數據，因此必須做非常多的實驗來取得數據，此外本研究之氣化實驗也加入了蒸汽作為變數條件之一，另外也進行了稻殼與木質顆粒的成分分析，並將這些資料放入 AI 模型中，讓 AI 模型有更多數據資料來進行學習。

從生質能氣化之合成氣體產氣量預測結果來看，不管是哪一種數據模型之預測，都是以 ANN 模型為最佳，其誤差值也最低，再來則是決策樹回歸模型，決策樹回歸模型為本研究數值預測第二好之模型，其 R^2 值略低於 ANN 模型一點，但整體表現也還不錯，最後則是 SVR 模型。

此外生質能氣化 AI 模型之應用也是本研究的重點之一，如何將 AI 模型做實際的應用才是關鍵，因此本研究利用 AI 模型應用在本研究的氣化實驗上，來找

出稻殼與木質顆粒的最大產熱量，透過改變 ER 值與蒸汽量，找出本研究實驗最佳的結果，也就是最大的產熱量。根據本研究結果顯示稻殼最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 1.19 時的操作條件下，其產熱量為 10446(kJ/kg)，木質顆粒最大的產熱量發生在 ER 為 0.1 與 SB 值為 0.7 時的操作條件下，其產熱量為 19016(kJ/kg)。

對於生質能氣化發電模式而言，本研究也廣泛的蒐集了文獻資料來建立模型與利用其他生質能氣化發電數據進行數值預測的驗證，其預測結果都相當高，預測結果相當好的原因為其使用之數據為模擬軟體產生之數據，沒有像做實驗一樣出現太多的干擾因素，因此預測結果相當好。

此外本研究也有將生質能氣化發電之 AI 模型作延伸應用，對於生質能氣化發電或是燃煤發電而言，穩定的發電量與電力的提供是相當重要的，對於氣化不同之生質物時，又或是當進料性質改變時，將會大大的影響其發電量，導致供電不穩定，因此本研究建立此生質能氣化發電模式可以用來控制其發電輸出的穩定度，當進料性質改變，藉由調整控制參數，使發電量維持穩定，是本研究建立此模型的應用。

參考文獻

- [1] 人工智慧史. <https://zh.wikipedia.org/wiki>
- [2] 人工智慧應用 <https://kknews.cc/zh-tw/tech/j438nee.html>
- [3] Harun Uzun , Zeynep Yıldız , Jillian L. Goldfarb , Selim Ceylan, 2017. Improved prediction of higher heating value of biomass using an artificial neural network model based on proximate analysis. *Bioresource Technology* 234, 122–130.
- [4] Ali Yener Mutlu , Ozgun Yucel, 2018. An artificial intelligence based approach to predicting syngas composition for downdraft biomass gasification. *Energy* 165, 895-901.
- [5] Bamiji Z. Adewole , Olatunde A. Abidakun , Abraham A. Asere, 2013. Artificial neural network prediction of exhaust emissions and flame temperature in LPG (liquefied petroleum gas) fueled low swirl burner. *Energy* 61 , 606-611.
- [6] Jiangkuan Xing, Haiou Wang, Kun Luo, Shuai Wang, Yun Bai, Jianren Fan, 2019. Predictive single-step kinetic model of biomass devolatilization for CFD applications: A comparison study of empirical correlations (EC), artificial neural networks (ANN) and random forest (RF). *Renewable Energy* 136, 104-114.
- [7] Wang Liang, Guangwei Wang, Xiaojun Ning, Jianliang Zhang, Yanjiang Li, Chunhe Jiang, Nan Zhang, 2020. Application of BP neural network to the prediction of coal ash melting characteristic temperature. *Fuel* 260, 116324.
- [8] SaharSafarian, Seyed Mohammad, EbrahimiSaryazdi, RunarUnnthorsson, 2020. Dataset of biomass characteristics and net output power from downdraft biomass gasifier integrated power production unit. *Data in brief* 33, 106390.
- [9] <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%9B%91%E7%9D%A3%E5%AD%A6%E4%B9%A0>
- [10] 決策樹模 <https://zh.wikipedia.org/wiki>
- [11] SVR 模型 <https://medium.com/r-語言自學系列>
- [12] ANN 模型 <https://zh.wikipedia.org/wiki/人工網路>
- [13] <https://pansci.asia/archives/149855>
- [14] <https://www.taipower.com.tw>
- [15] <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%85%A4>
- [16] https://en.wikipedia.org/wiki/Coal_combustion_products
- [17] https://www.shsnf.org/big5/coal_78140
- [18] <https://www.eolss.net/Sample-Chapters>

- [19] <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%81%AB%>
- [20] Hao Zhou, Kefa Cen, 2018. Combustion Optimization Based on Computational Intelligence.
- [21] <https://kknews.cc/zh-tw/news/o96xyoq.html>
- [22] Jun Cheng , Xin Wang, Tingting Si, Fan Zhou, Junhu Zhou, Kefa Cen, 2016. Ignition temperature and activation energy of power coal blends predicted with back-propagation neural network models. *Fuel* 173, 230–238.
- [23] Chao Tong , Xigang Yang , Guoqing Chen, 2021. Experimental investigation for the combustion characteristics of blends of three kinds of coal. *Fuel* 300, 120937.
- [24] Haiping Xiao, Yuhui Chen, Chaozong Dou, 2019. Prediction of ash-deformation temperature based on grey-wolf algorithm and support-vector machine. *Fuel* 241, 304–310.
- [25] Ugur Ozveren, 2017. An artificial intelligence approach to predict gross heating value of lignocellulosic fuels. *Journal of the Energy Institute* 90 (2017) 397–407
- [26] M. Ozonoh , B.O. Oboirien , A. Higginson , M.O. Daramola, 2020. Dataset from estimation of gasification system efficiency using artificial neural network technique. *Chemical Data Collections* 25 100321.
- [27] M. Dellavedova, M. Derudi, R. Biesuz, A. Lunghi, R. Rota, 2012. On the gasification of biomass: Data analysis and regressions. *Process Safety and Environmental Protection* 246–254.
- [28] Harun Uzun , Zeynep Yıldız , Jillian L. Goldfarb , Selim Ceylan, 2017. Improved prediction of higher heating value of biomass using an artificial neural network model based on proximate analysis. *Bioresource Technology* 234 122–130.
- [29] Minhaj Uddin Monir, Azrina Abd Aziz, Risky Ayu Kristanti, Abu Yousuf, 2018. Gasification of lignocellulosic biomass to produce syngas in a 50 kW downdraft reactor. *Biomass and Bioenergy* 119 335–345.
- [30] Wenyue Li, Shiyong Wu, Youqing Wu, Sheng Huang, Jinsheng Gao, 2019. Gasification characteristics of biomass at a high-temperature steam atmosphere. *Fuel Processing Technology* 194 106090.
- [31] <https://www.wbdg.org/resources/biomass-electricity-generation>
- [32] <https://zh.wikipedia.org/wiki/整體煤氣畫聯合循環>
- [33] Sahar Safarian, Seyed Mohammad Ebrahimi Saryazdi, 2020. Artificial neural network integrated with thermodynamic equilibrium modeling of downdraft biomass gasification-power production plant. *Energy* 213, 118800.