

論文口試

結合社會經濟指標和環境因素 預測空氣品質指標

Combining Social-economic Indicators and Environmental Factors to
Forecast Air Quality Index

研究生	:	張家榕	
指導教授	:	王志軒	教授
口試委員	:	蕭宇翔	教授
		游家牧	教授
		賴學儀	教授

目錄

- ▶ 01 問題回覆
- ▶ 02 論文概要
- ▶ 03 研究結果
- ▶ 04 結論

01

問題回覆

► 問題回覆

賴學儀與游家牧教授建議及提問：

- 相關文獻比較的表格需加上研究變數
- 研究貢獻需多加以解釋
- 預期結果的比較，多用文字說明較清楚

目前已針對論文對應部分進行校對，並進行修改



➤ 特徵萃取使用PCA與特徵選取能做出什麼不一樣的事情？

- 這兩種方法都能達到降維的目的
- PCA難以解釋哪個變數較為重要
- 特徵選取較容易解釋哪個變數較為重要

➤ 為什麼要用兩種特徵工程去做一樣的問題？

- 過去大部分研究在特徵選取的部分顯少使用MARS, RF, XGB計算變數重要性
- 比較這兩種特徵工程對預測績效的影響為本研究目的之一



02

論文概要

研究背景
研究目的
研究架構
模型摘要

論文概要

- 空氣品質指標(Air Quality index, AQI)是一個綜合指標,能反應國家或地區的空气品質
- 依主要空氣汙染物,以其對人體健康的危害程度,分別換算分別換算出副指標值，再以當日(時)各副指標之最大值為AQI

AQI指標	O ₃ (ppm) 8小時平均值	O ₃ (ppm) 小時平均值 ⁽¹⁾	PM _{2.5} (μg/m ³) 24小時平均值	PM ₁₀ (μg/m ³) 24小時平均值	CO (ppm) 8小時平均值	SO ₂ (ppb) 小時平均值	NO ₂ (ppb) 小時平均值
0-50 良好	0.000 – 0.054	-	0.0 - 15.4	0 - 54	0 - 4.4	0 - 35	0 - 53
51-100 普通	0.055 – 0.070	-	15.5 - 35.4	55-125	4.5 - 9.4	36 - 75	54 – 100
101-150 對敏感族群不健康	0.071 – 0.085	0.125 - 0.164	35.5 - 54.4	126 - 254	9.5 - 12.4	76 - 185	101 – 360
151-200 對所有族群不健康	0.086 – 0.105	0.165 - 0.204	54.5 - 150.4	255 - 354	12.5 - 15.4	186 - 304 ⁽³⁾	361 – 649
201-300 非常不健康	0.106 – 0.200	0.205 - 0.404	150.5 - 250.4	355 - 424	15.5 - 30.4	305 - 604 ⁽³⁾	650 – 1249
301-400 危害	⁽²⁾	0.405 - 0.504	250.5 - 350.4	425 - 504	30.5 - 40.4	605 - 804 ⁽³⁾	1250 – 1649
401-500 危害	⁽²⁾	0.505 - 0.604	350.5 - 500.4	505 - 604	40.5 - 50.4	805 -1004 ⁽³⁾	1650 – 2049

► 特徵工程

- 特徵選取使用MARS, RF, XGB分析哪些指標對於預測更重要;特徵萃取使用PCA萃取主成分做比較和分析。

► 社會經濟發展與AQI之間的關聯

- 哪些指標（社會經濟、能源供應、交通、工業發展、汙染物和大氣環境相關）在預測不同粒度的AQI時更具代表性？

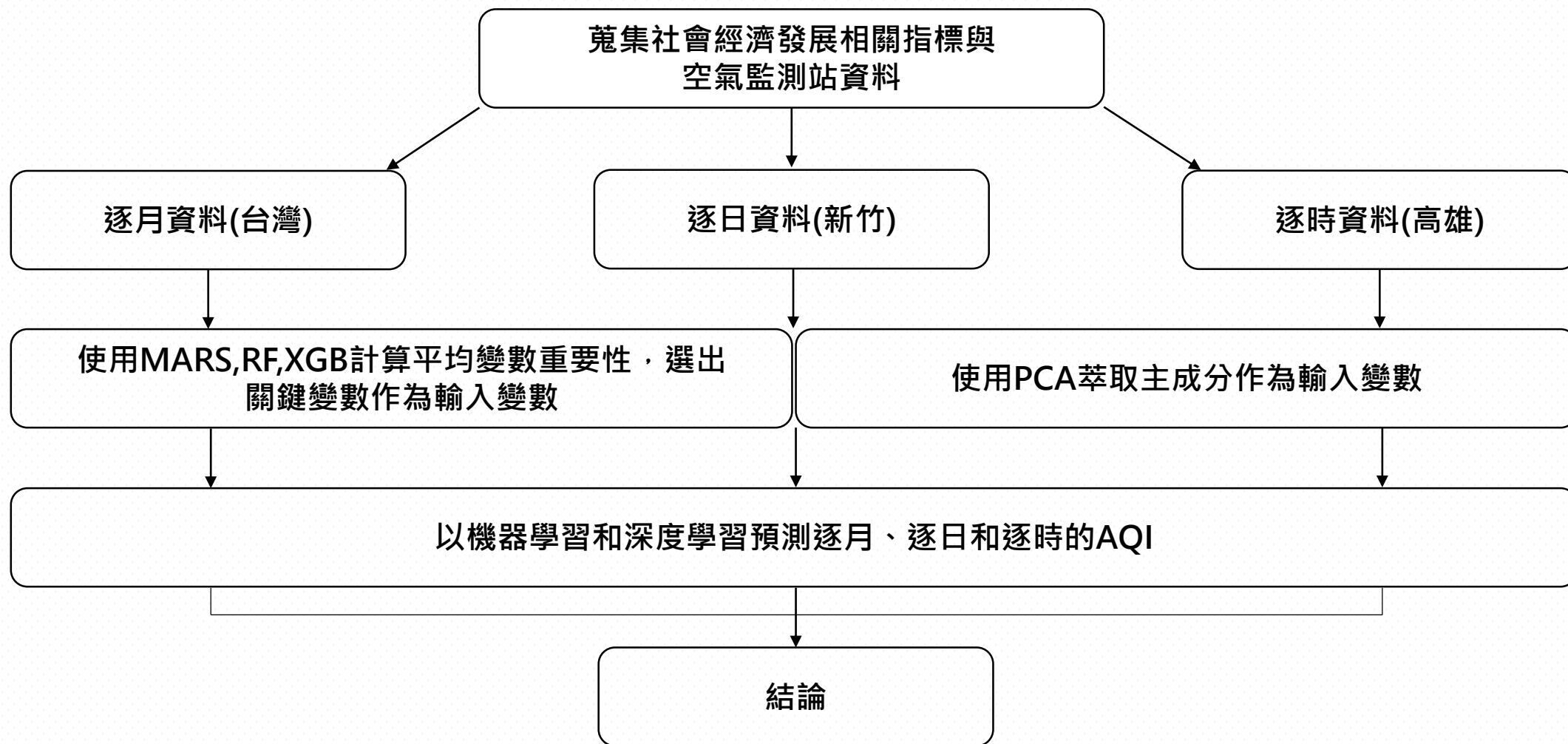
► 預測AQI

- 使用特徵選取找出的關鍵變數和特徵萃取找出的主成分，分別預測AQI，比較這兩種方法的預測績效。
- 比較機器學習和深度學習的預測績效

03

研究架構

研究架構
模型概要



➤ 特徵萃取

主成分分析 (Principal Component Analysis, **PCA**)

➤ 機器學習

特徵選取

多變量適應性迴歸模型 (Multivariate Adaptive Regression Splines, **MARS**)

隨機森林 (Random Forest, **RF**)

極限梯度提升法 (eXtreme Gradient Boosting, **XGB**)

支持向量迴歸 (Support Vector Regression, **SVR**)

➤ 深度學習

深度神經網路 (Deep Neural Network, **DNN**)

循環神經網路 (Recurrent Neural Network, **RNN**)

長短期記憶神經網路 (Long Short-term Memory, **LSTM**)

門循環神經網路 (Gated Recurrent Unit, **GRU**)

03

研究結果

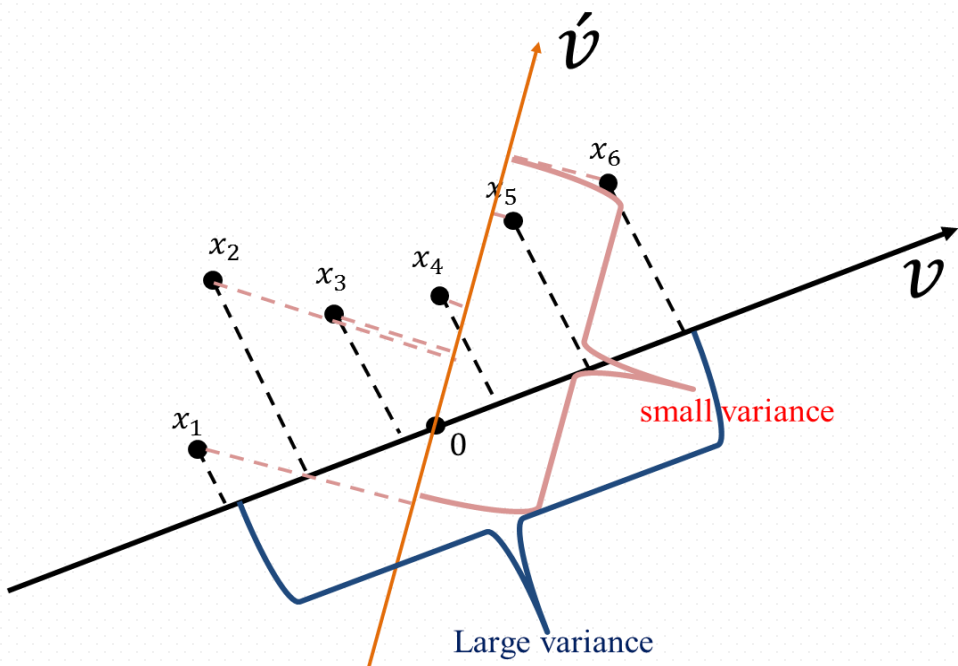
模型概述

預測台灣逐月AQI

預測新竹逐日AQI

預測高雄逐時AQI

主成分分析(Principal component analysis, PCA)



1. 將 n 維 m 筆的原始資料按列組成 n 列 m 行的矩陣 X ,對 X 的每一行進行中心化, 求出共變異數矩陣 C

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,m} \end{bmatrix}$$

$$C = \frac{1}{n} X^T X$$

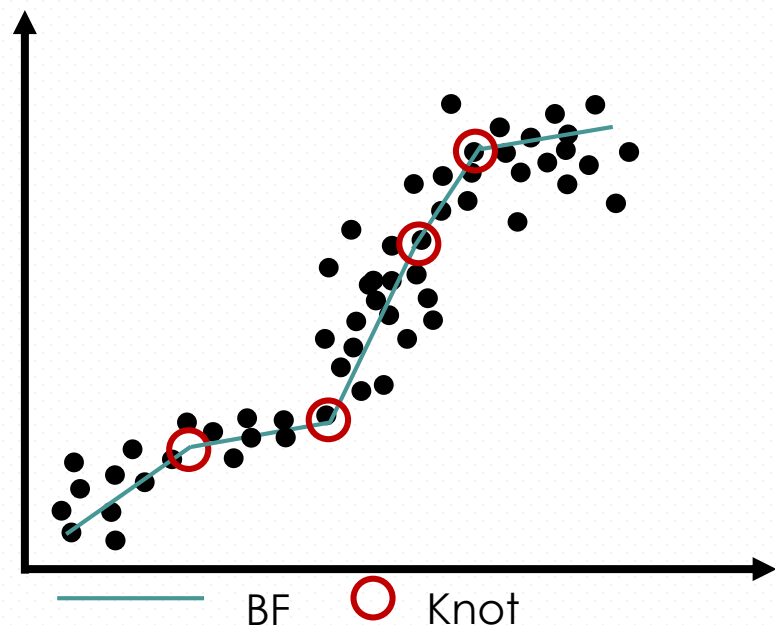
2. 對共變異數矩陣 C 進行特徵分解求出特徵向量矩陣 V 與特徵值矩陣 E , 將原始資料矩陣乘上特徵向量矩陣, 得到主成分 P

$$C = V E V^T$$

$$P = X V$$

	主成分1	主成分2	...
變異量(特徵值)	3	2	...
變異量百分比	50%	33.33%	...
累積變異量百分比	50%	83.33%	...

多變量適應性迴歸模型 (Multivariate adaptive regression splines, MARS)



- 運用分段基底函數 $B_m(x)$ ，組合成具有彈性的迴歸模型 $\hat{f}(x)$

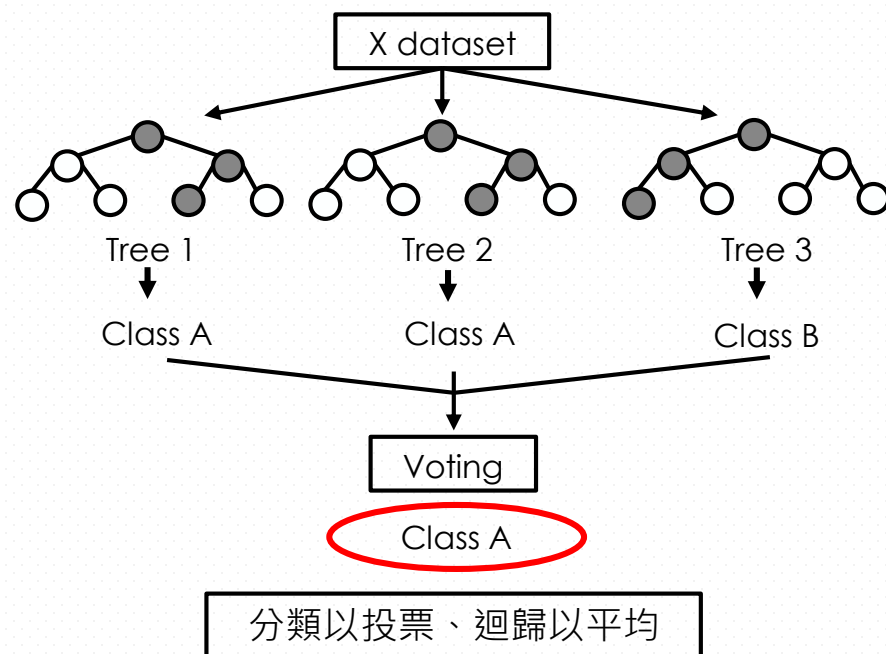
$$B_m(x) = \prod_{k=1}^{K_m} \left[s_{km} \cdot (x_{v(k, m)} - t_{km}) \right]_+ \quad \hat{f}(x) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m B_m(x)$$

- 前推式過程: 建構最大複雜度的模型
- 後推式過程: 藉由廣義交叉驗證(GCV)評估變數重要性

$$GCV(M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{[y_i - \hat{f}_m(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{C(m)}{N}\right]^2}$$

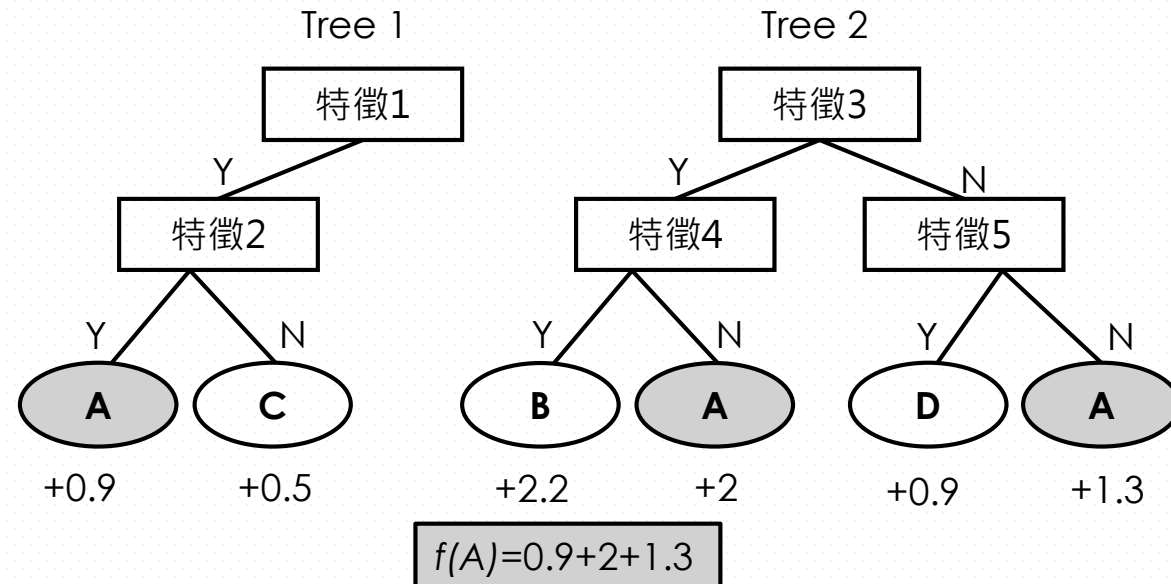
隨機森林(Random Forest, RF)

1. 使用Bagging演算法，對資料進行隨機且重複的抽樣，形成多個訓練集。
 2. 對每個訓練集，生成決策樹，重複1步驟1和2。
 3. 彙整所有決策樹的結果。
- 訓練速度快
 - 較不容易過度學習
 - 訓練過程中，能夠檢測變數之間的影響，得知變數重要性



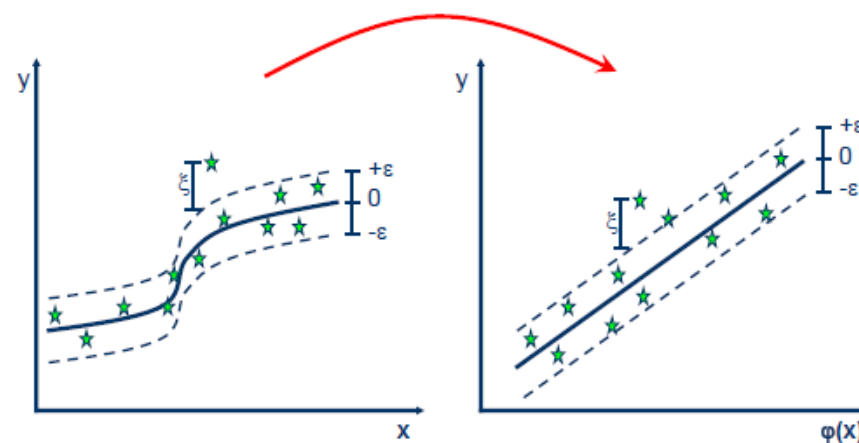
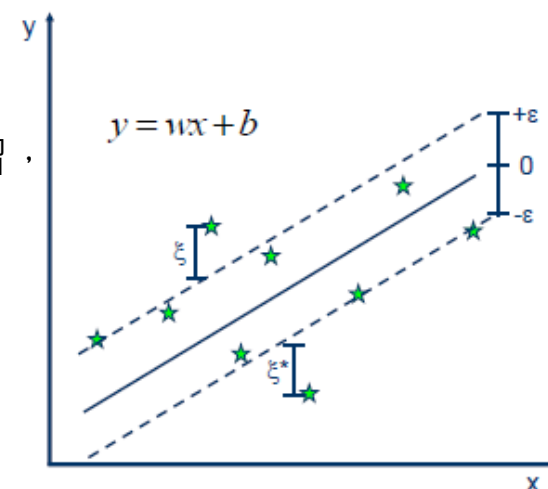
極限梯度提升法 (eXtreme Gradient Boosting, XGB)

- 基於梯度決策樹(GBDT)改良與延伸
- 在目標函數中加入正則項以控制模型複雜度
- 借鑑了隨機森林(RF)的做法，支援特徵抽樣
- 優化樹節點分裂的算法，以多工的方式減少計算量



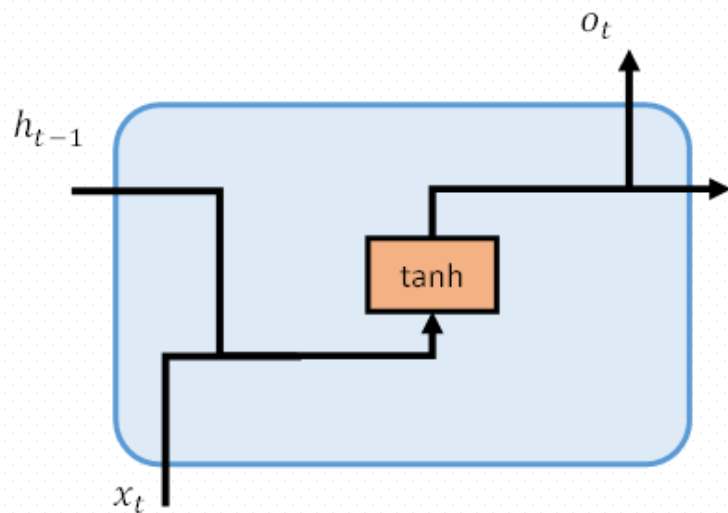
支持向量迴歸(Support Vector Regression, SVR)

- SVR的目標為尋找一個超平面(hyperplane)，並給定容忍值防止過度學習，形成圓柱管盡可能包住所有資料。
- 同時，最大化離邊界最近的資料點之距離，形成二次規劃問題。
- 可透過核函數(Kernel Function)將資料轉換到高維度的空間。
- 優點: (1) 適合多維特徵的迴歸問題
(2) 有多種核函數以解決各種非線性的迴歸問題

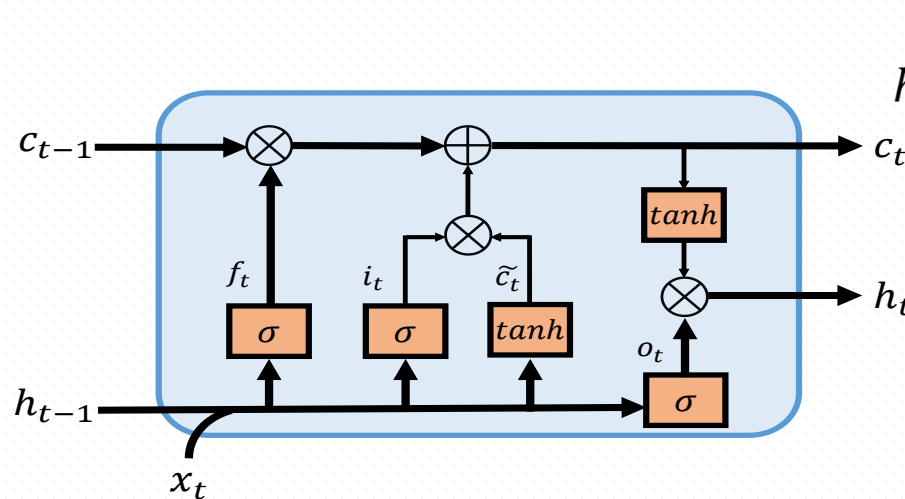


研究結果

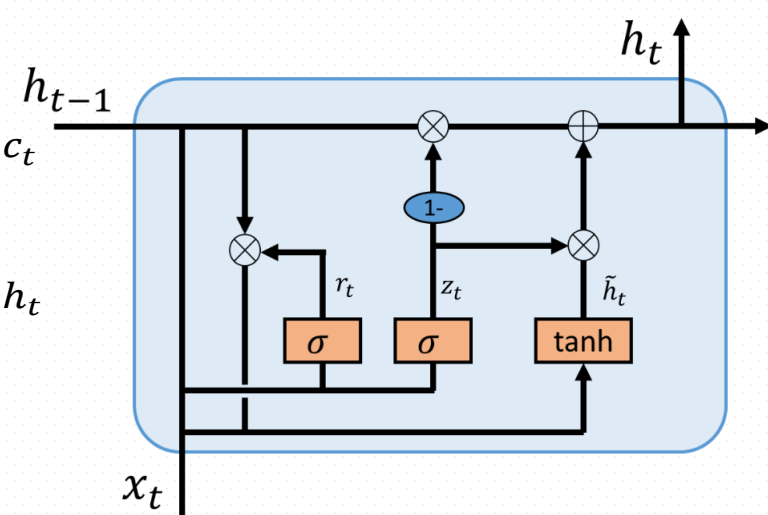
- **深度神經網路(Deep Neural Network, DNN):** 能夠學習複雜的問題，但其神經元不具有記憶性。
- **循環神經網路(Recurrent Neural Network, RNN):** 具有記憶性，適合學習時間序列資料。
- **長短期記憶神經網路(Long short-term memory, LSTM):** 改善RNN，避免梯度消失，適合處理較長的時間序列。
- **門循環單元神經網路(Gated recurrent unit, GRU):** 簡化LSTM，加快學習速度，適合訓練較大的資料集。



RNN

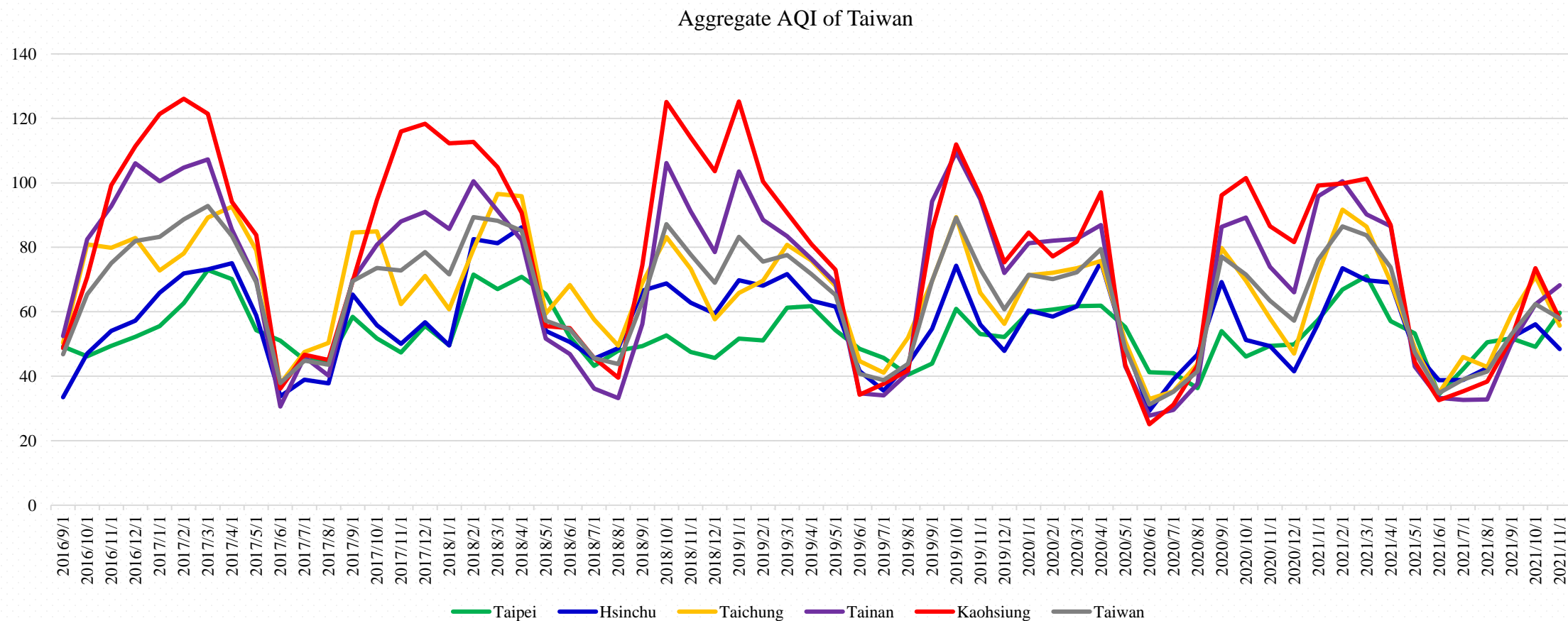


LSTM



GRU

以大同,新竹,西屯,善化,楠梓的月平均AQI代表全台逐月AQI



均方根誤差
(Root Mean Square Error, RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

平均絕對誤差
(Mean Absolute Error, MAE)

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n}$$

平均絕對百分比誤差
(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n} \times 100\%$$

研究結果

預測台灣逐月AQI-變數重要性

Predictor variable	MARS(%)	RF(%)	XGB(%)	Average importance(%)
Seasonal factor (SF)	27.80%	26.87%	54.38%	36.35%
Carbon power generation (CPG)	15.61%	23.27%	21.10%	20.00%
Steel and metals production (SMP)	13.32%	5.62%	2.71%	7.22%
Manufacturing employment population (MEP)	12.54%	4.18%	2.52%	6.41%
Retail employment population (REP)	10.05%	3.78%	4.31%	6.04%
Highway cargo load (HCL) in thousand ton-kilometer	8.48%	4.78%	1.60%	4.95%
Number of registered cars (NRC)	9.04%	2.97%	1.10%	4.37%
Manufacturing purchasing manager index (PMI)	3.16%	3.14%	1.69%	2.66%
Industrial production index (IPI)		5.05%	2.74%	2.60%
Highway passenger load (HPL) in thousand person-kilometer		4.47%	2.39%	2.29%
Chemicals and plastics production (CPP)		3.38%	2.30%	1.89%
Number of registered motorcycles (NRM)		3.83%	0.56%	1.46%
Non-manufacturing purchasing manager index (NMI)		2.87%	1.07%	1.31%
Waste incineration volume (WIV)		2.89%	0.96%	1.28%
Construction employment population (CEP)		2.90%	0.57%	1.16%

研究結果

預測台灣逐月AQI-PCA

● PCA主成分變異量

主成分 (PC)	變異量 (特徵值)	變異量 百分比	累積變異 量百分比
PC1	5.82	38.81%	38.81%
PC2	3.27	21.82%	60.62%
PC3	2.36	15.75%	76.37%
PC4	1.05	6.99%	83.37%
PC5	0.87	5.77%	89.14%
PC6	0.45	3.00%	92.14%

● 主成分與預測變數的關係

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
MEP	0.19	0.30	-0.39	-0.13	0.05	-0.14
CEP	0.36	-0.20	0.09	0.10	0.13	-0.16
REP	0.35	0.13	-0.27	-0.09	0.06	-0.09
IPI	0.25	0.14	0.33	0.48	-0.07	0.13
PMI	-0.28	0.01	0.26	0.19	0.29	-0.75
NMI	-0.01	0.29	0.34	-0.18	0.62	0.05
HPL	-0.16	0.44	-0.04	0.09	0.33	0.37
HCL	0.31	0.25	0.14	0.28	0.04	0.10
NRC	0.39	-0.12	-0.03	0.05	0.10	-0.08
NRM	0.38	-0.19	0.03	0.11	0.11	-0.02
WIV	0.33	0.14	-0.19	-0.16	0.13	-0.24
CPG	0.17	0.19	0.47	-0.13	-0.32	0.13
CPP	-0.01	0.48	-0.15	-0.17	-0.16	-0.13
SMP	-0.09	0.37	-0.10	0.45	-0.38	-0.28
SF	-0.13	-0.13	-0.41	0.53	0.28	0.21

研究結果

預測台灣逐月AQI-預測績效

以關鍵變數預測AQI

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN
RMSE	7.90	6.06	6.08	8.70	8.77
MAE	6.42	4.76	4.67	7.06	6.52
MAPE	10.32%	7.37%	7.12%	11.21%	10.20%

Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN
RMSE	10.48	8.18	6.97	7.43	7.85
MAE	7.86	6.79	5.49	6.06	6.45
MAPE	12.09%	11.63%	9.79%	10.54%	11.13%

以主成分(PCA)預測AQI

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN
RMSE	9.76	5.75	4.97	8.94	8.41
MAE	8.12	4.83	3.67	7.59	6.34
MAPE	13.06%	8.13%	5.52%	12.33%	9.92%

Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN
RMSE	10.00	12.52	11.98	10.74	7.86
MAE	7.24	10.36	9.35	7.84	5.84
MAPE	12.90%	18.53%	15.43%	13.82%	10.07%

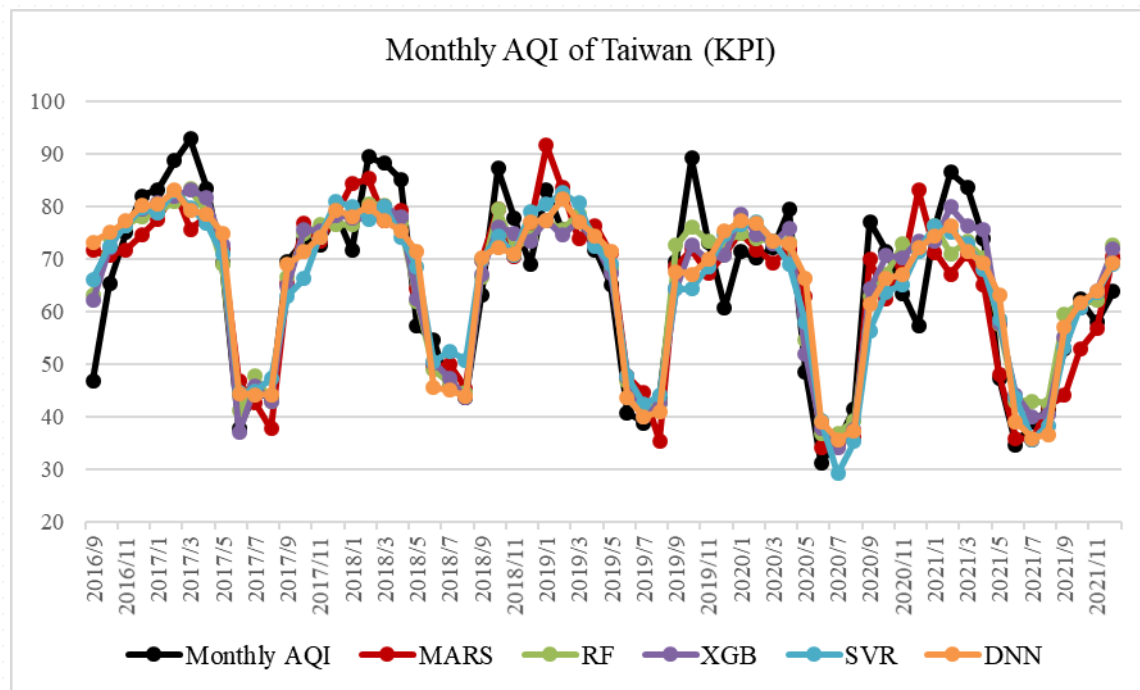
Training : 2016/09~2020/12

Testing : 2021/01~2021/12

研究結果

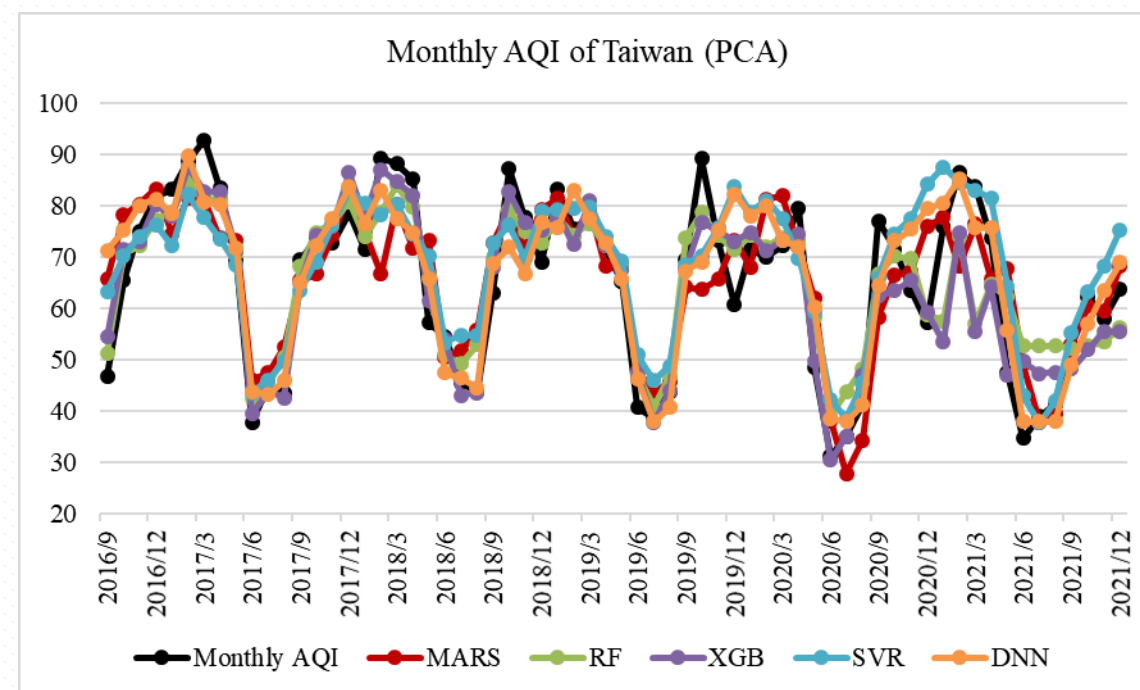
預測台灣逐月AQI-預測績效

以關鍵變數預測AQI



Training : 2016/09~2020/12
Testing : 2021/01~2021/12

以主成分(PCA)預測AQI



研究結果

預測新竹逐日AQI-變數重要性

Predictor variable	MARS(%)	RF(%)	XGB(%)	Average importance(%)
PM2.5	33.69%	17.96%	64.30%	38.65%
O3	20.26%	9.91%	19.92%	16.70%
Wind speed per hour average (WSH)	20.26%	4.26%	5.73%	10.09%
Ambient temperature	9.55%	9.45%	4.14%	7.71%
PM10		14.81%	0.72%	5.18%
CO		11.62%	0.29%	3.97%
NO	6.85%	2.69%	1.13%	3.56%
NOx	5.88%	3.94%	0.72%	3.51%
NO2		9.67%	0.33%	3.33%
SO2	3.50%	1.50%	0.33%	1.78%
THCM (total hydrogen-carbon mix)		4.20%	0.65%	1.62%
NHCM (non-hydrogen-carbon mix)		3.71%	0.21%	1.31%
Humidity		2.94%	0.96%	1.30%
CH4		2.18%	0.41%	0.87%
Rainfall		0.73%	0.12%	0.28%
Weekday		0.42%	0.04%	0.15%

研究結果

預測新竹逐日AQI-PCA

● PCA主成分變異量

主成分 (PC)	變異量 (特徵值)	變異量 百分比	累積變異 量百分比
PC1	6.77	42.28%	42.28%
PC2	2.14	13.38%	55.66%
PC3	1.65	10.30%	65.96%
PC4	1.12	7.01%	72.97%
PC5	0.99	6.21%	79.19%
PC6	0.87	5.46%	84.64%
PC7	0.70	4.39%	89.03%
PC8	0.59	3.68%	92.71%

● 主成分與預測變數的關係

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8
Ambient temperature	0.17	-0.29	-0.42	0.04	0.26	0.20	0.37	0.14
CH4	-0.27	0.20	0.14	-0.35	0.26	-0.19	0.40	0.02
CO	-0.35	0.03	0.03	0.12	-0.05	0.03	-0.15	-0.05
NMHC	-0.35	-0.14	0.01	0.01	-0.11	0.06	-0.03	-0.08
NO	-0.26	-0.33	-0.18	-0.17	0.03	-0.25	-0.10	-0.28
NO2	-0.36	-0.13	0.00	0.06	-0.07	0.03	0.00	-0.04
NOx	-0.36	-0.19	-0.05	-0.01	-0.04	-0.05	-0.03	-0.11
O3	0.00	0.58	0.11	0.00	-0.06	0.25	0.32	-0.04
PM10	-0.26	0.34	-0.20	0.28	-0.07	0.11	-0.12	0.01
PM2.5	-0.29	0.25	-0.16	0.33	-0.03	0.13	-0.17	0.09
Rainfall	0.02	-0.19	0.50	0.02	0.10	0.58	0.02	-0.54
RH	-0.09	-0.16	0.59	-0.02	0.04	-0.03	-0.21	0.64
SO2	-0.09	0.10	-0.26	-0.45	0.49	0.44	-0.45	0.16
THC	-0.33	0.12	0.11	-0.28	0.17	-0.13	0.31	-0.01
Weekday	-0.06	-0.10	-0.15	-0.46	-0.73	0.35	0.13	0.21
WSH	0.20	0.29	0.05	-0.38	-0.16	-0.29	-0.40	-0.31

研究結果

預測新竹逐日AQI-預測績效

以關鍵變數預測AQI

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	7.23	5.03	4.35	12.65	10.11	9.77	8.72	8.11
MAE	4.80	2.45	2.68	6.83	6.23	6.29	5.04	4.72
MAPE	8.69%	4.11%	4.75%	10.90%	10.21%	10.83%	8.81%	8.30%
Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	7.09	8.96	7.66	9.76	9.26	8.17	7.68	7.64
MAE	5.09	5.59	5.34	5.79	5.94	5.23	4.78	4.86
MAPE	10.69%	11.08%	10.80%	10.57%	10.86%	9.79%	9.25%	9.46%

以主成分(PCA)預測AQI

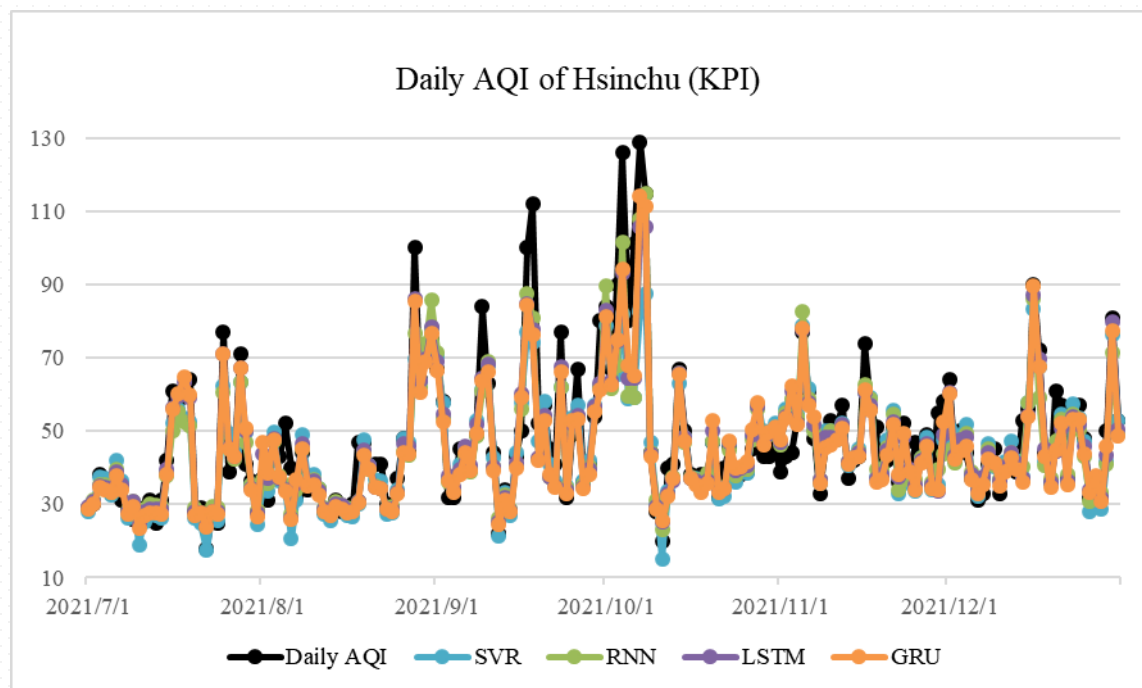
Training :
2020/01/01~
2021/06/30
(一年半)
Testing :
2021/07/01~
2021/12/31
(半年)

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	14.76	11.93	14.95	13.54	12.46	12.39	11.43	11.78
MAE	9.65	7.43	8.87	8.36	7.32	7.14	6.93	7.61
MAPE	17.43%	13.12%	14.57%	14.53%	11.64%	11.57%	11.45%	13.30%
Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	11.65	11.63	11.71	10.24	8.80	8.66	8.83	8.09
MAE	7.92	8.33	8.08	7.29	6.17	6.65	6.25	6.09
MAPE	15.65%	17.43%	15.97%	14.95%	12.38%	13.94%	12.60%	12.52%

研究結果

預測新竹逐日AQI-預測績效

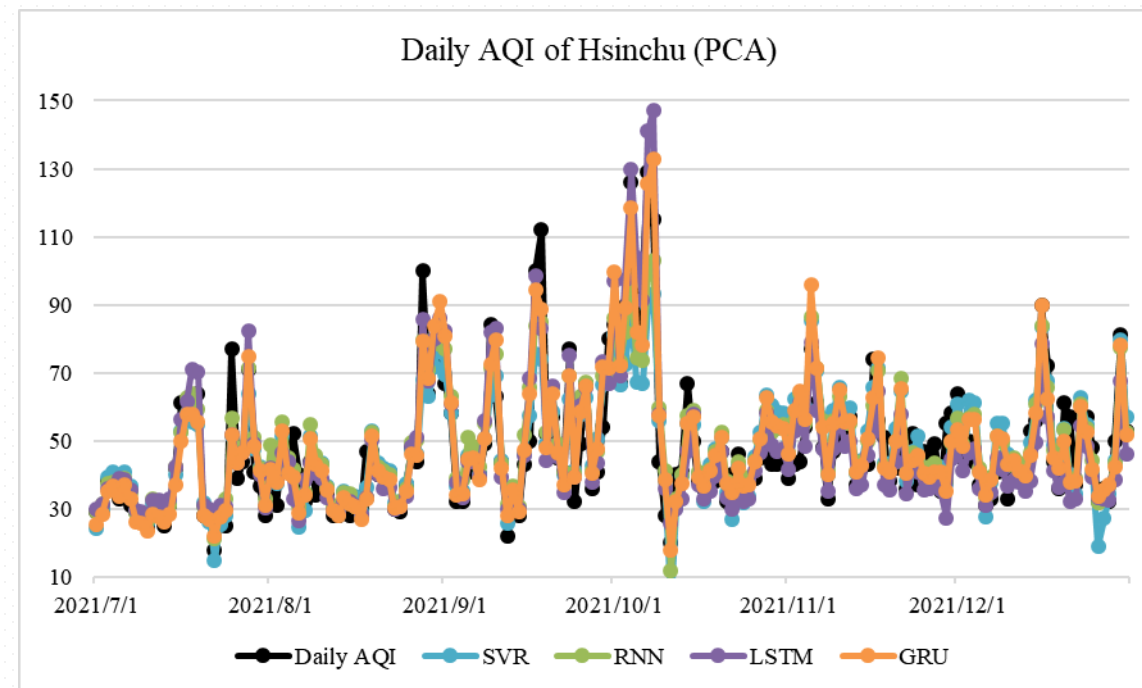
以關鍵變數預測AQI



Training :
2020/01/01~2021/06/30(一年半)

Testing :
2021/07/01~2021/12/31(半年)

以主成分(PCA)預測AQI



研究結果

預測高雄逐時AQI-變數重要性

Predictor variable	MARS(%)	RF(%)	XGB(%)	Average importance(%)
PM2.5	44.71%	43.64%	65.01%	51.12%
PM10	7.17%	23.34%	21.87%	17.46%
O3	13.28%	3.57%	2.84%	6.56%
Ambient temperature	10.98%	4.30%	2.56%	5.95%
Humidity	10.26%	1.52%	1.31%	4.37%
NO	6.26%	1.09%	0.77%	2.71%
Wind direction per hour average (WDH)	4.93%	1.32%	0.75%	2.34%
CO		6.24%	0.63%	2.29%
NOx	2.40%	1.55%	0.36%	1.44%
NO2		2.93%	1.16%	1.36%
CH4		3.19%	0.52%	1.24%
THCM (total hydrogen-carbon mix)		2.03%	0.24%	0.76%
Wind speed per hour average (WSH)		1.11%	0.44%	0.52%
Wind direction in the last ten minutes		0.88%	0.46%	0.45%
SO2		0.86%	0.46%	0.44%
Wind speed in the last ten minutes		0.97%	0.28%	0.42%
NHCM (non hydrogen-carbon mix)		0.83%	0.27%	0.37%
Rainfall		0.61%	0.05%	0.22%

研究結果

預測高雄逐時AQI-PCA

● PCA主成分變異量

主成分 (PC)	變異量 (特徵值)	變異量 百分比	累積變異量 百分比
PC1	6.26	34.78%	34.78%
PC2	3.92	21.80%	56.58%
PC3	1.49	8.28%	64.86%
PC4	1.23	6.82%	71.69%
PC5	0.95	5.28%	76.96%
PC6	0.89	4.92%	81.88%
PC7	0.75	4.16%	86.05%
PC8	0.66	3.68%	89.72%
PC9	0.45	2.49%	92.21%

● 主成分與預測變數的關係

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9
Ambient temperature	0.26	-0.01	0.38	-0.21	-0.23	-0.06	0.12	0.13	0.28
CH4	-0.33	0.04	-0.28	-0.11	-0.06	-0.05	-0.04	-0.03	-0.34
CO	-0.35	-0.16	0.03	-0.05	0.03	0.17	-0.01	0.02	0.02
NMHC	-0.22	-0.06	0.28	0.21	-0.42	-0.54	-0.03	0.26	0.15
NO	-0.22	0.02	0.46	0.27	0.34	0.24	0.17	0.20	0.22
NO2	-0.36	-0.03	0.11	-0.02	0.02	0.08	-0.04	0.00	-0.33
NOx	-0.35	-0.01	0.30	0.12	0.18	0.17	0.06	0.10	-0.11
O3	0.13	-0.35	0.00	-0.29	-0.27	0.21	0.05	0.34	-0.05
PM10	-0.26	-0.28	-0.20	-0.18	-0.03	0.13	-0.09	0.03	0.40
PM2.5	-0.28	-0.25	-0.26	-0.13	-0.03	0.12	-0.10	-0.01	0.47
Rainfall	0.05	0.08	-0.05	0.49	-0.61	0.58	-0.06	-0.04	-0.07
RH	-0.11	0.35	-0.20	0.35	0.01	-0.14	-0.08	-0.26	0.43
SO2	-0.08	-0.19	0.45	-0.21	-0.18	0.00	-0.17	-0.77	-0.01
THC	-0.35	0.00	-0.06	0.03	-0.27	-0.32	-0.04	0.12	-0.17
WDH	0.03	-0.38	-0.13	0.25	-0.01	-0.13	0.46	-0.18	-0.02
Wind direction	0.04	-0.38	-0.10	0.23	0.04	-0.10	0.51	-0.16	-0.06
Wind speed	0.16	-0.37	0.05	0.27	0.14	-0.05	-0.41	0.07	-0.07
WSH	0.15	-0.35	-0.01	0.29	0.18	-0.11	-0.49	0.04	-0.07

研究結果

預測高雄逐時AQI-預測績效

以關鍵變數預測AQI

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	13.32	10.71	11.50	14.05	12.75	10.83	6.57	9.53
MAE	9.24	7.56	8.01	9.22	8.57	6.42	3.66	5.88
MAPE	18.05%	14.34%	14.29%	17.15%	15.87%	12.14%	7.87%	12.30%
Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	14.59	14.01	13.58	15.04	14.09	12.80	11.53	12.44
MAE	9.96	9.65	9.32	10.14	9.51	7.82	7.05	7.98
MAPE	18.16%	17.25%	16.43%	17.91%	16.84%	13.97%	13.19%	14.38%

以主成分(PCA)預測AQI

Training :
2021/01/01~
2021/12/31
每日前16小時
Testing :
2021/01/01~
2021/12/31
每日後8小時

Training	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	13.72	11.81	10.75	14.27	13.07	10.26	9.80	9.61
MAE	9.84	8.62	7.85	10.09	8.96	7.07	6.01	5.97
MAPE	19.18%	17.03%	15.50%	19.69%	16.36%	13.35%	11.26%	11.36%
Testing	MARS	RF	XGB	SVR	DNN	RNN	LSTM	GRU
RMSE	15.13	14.64	14.89	15.38	15.06	12.88	13.43	13.49
MAE	10.62	10.58	10.51	10.76	10.26	8.82	8.84	8.93
MAPE	19.54%	19.99%	18.95%	19.45%	17.95%	15.52%	15.42%	15.74%

04

結論

- 研究結論
- 研究限制與未來研究

- 不同特徵工程的預測績效差異(特徵工程方面)
 - PCA能有效的減少變數，但難以解釋哪些預測變數較為重要。
 - 使用特徵選取(MARS, RF, XGB)挑選出來的關鍵變數預測AQI，能解釋變數重要性，其績效整體比使用主成分預測AQI來得好。
- 機器學習和深度學習(預測績效方面)
 - 隨著資料量的增加，深度學習的預測績效比機器學習好，其差距也會越大。
 - 本研究使用了多種模型做比較，為預測AQI方面提供了完整的比較。
- 社會經濟發展與AQI之間的關聯(實務應用方面)
 - 使用特徵選取表明社會經濟發展相關指標對於預測AQI的重要性，可以作為監測空氣品質和環境保護的決策依據。

- 本研究由於數據的可獲得性，社會經濟指標和氣象因素分別作為台灣逐月AQI和當地城市逐日或逐時的預測變數，這些指標或因素或許可以結合起來進行更準確的預測。
- 為了給政策制定者提供更多的決策依據，可以在未來的工作中應用多目標規劃來平衡污染和經濟發展之間的權衡。
- 近年來越來越多研究使用混和深度學習模型預測空氣污染物，其預測績效又更進一步提升，且使用的資料量和預測變數更大且更多，未來研究也能在逐日或逐時的部分，增加資料量，納入混和深度學習進行預測。

感 謝 聆 聽

Thank you