

產品物性異常智能警示

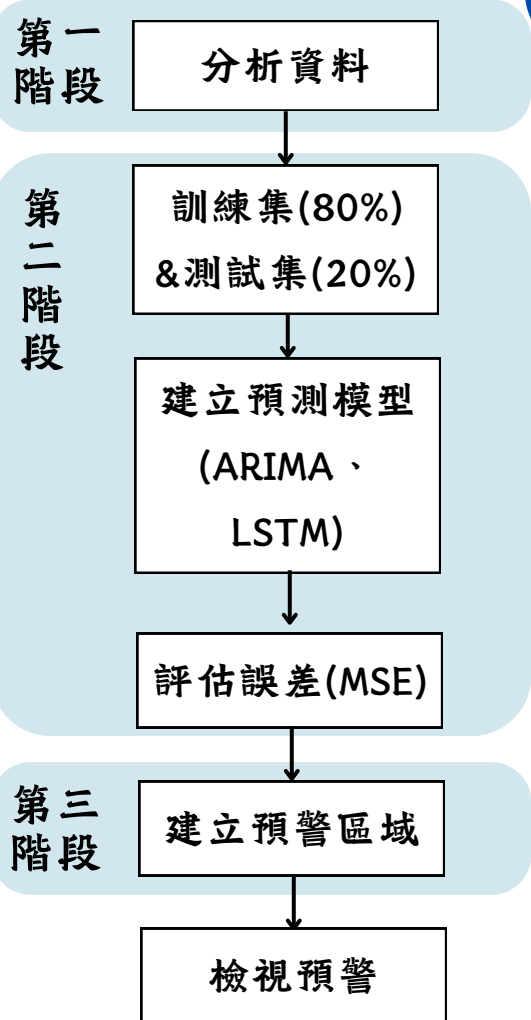
指導教授：林真如 教授

學生：鄭安芸、張杼嫻

研究動機與目的

本研究旨在解決異常數據發生後才通知技術人員進行調整，導致無法及時處理並增加成本的問題。為此，本系統透過提前預測檢測結果的趨勢，在原始數據上下管制界限的基礎上，新增預警系統的上下界限。此設計可以及早發現數據偏移，並即時通知技術人員進行處理，有效降低異常數據所帶來的成本增加，提升生產效率與品質穩定性。

研究方法



第一階段

將F公司所提供之資料庫，將數據以紡位及錠位分別計算平均值，以便觀察各紡、錠位表現情形，最後計算各紡、錠位之Cpk，以比較其製程能力。

第二階段

固定批號、線別、紡位及錠位，將數據以80:20比例分割為訓練集及測試集，建立ARIMA與LSTM兩種時間序列模型，套用至測試集得出預測結果，再將其與實際值計算出誤差。計算預測值與實際值均方誤差(MSE)，最後建議MSE最小者為最佳模型。

第三階段

使用機率密度函數和統計方法設定合理警戒值範圍，以避免預警標準過於嚴格或寬鬆。首先移除訓練集中超限的數值並計算標準差，再以目標值正負1.5或2個標準差作為預警界限。

研究結果

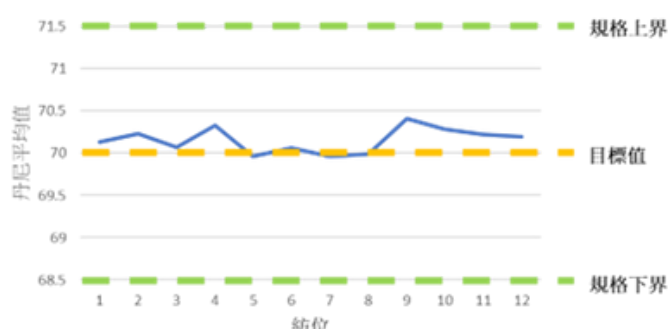
數據說明

- 數據期間：2022年10月～2023年6月
- 固定批號：6_378
- 固定線別：2
- 紡位：1~12
- 錠位：1~8

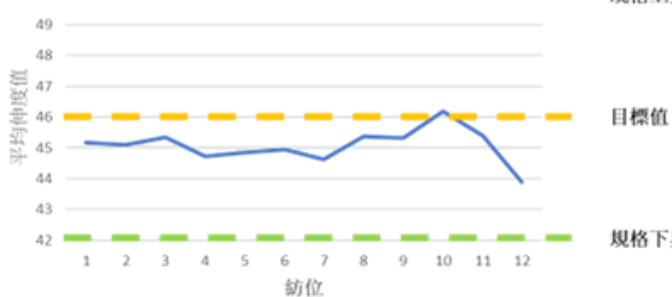
	丹尼檢測	伸度檢測
量測性質	粗細	伸長性
規格界線	70 ± 1.5	46 ± 4
訓練集樣本數	40	25
測試集樣本數	≈ 20	3~15

第一階段

12紡位之平均丹尼值折線圖



12紡位之平均伸度值折線圖



12紡、8錠丹尼檢測之Cpk值

紡錠	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1.75	2.21	2.15	1.86	1.73	2.11	2.04	1.95	1.78	2.38	2.72	3.61
2	1.43	2.04	2.45	1.61	1.42	2.12	1.82	1.64	2.25	2.85	3.51	3.11
3	1.39	2.17	2.63	1.85	1.39	2.77	2.55	2.62	1.47	1.93	3.32	2.37
4	1.81	2.03	1.58	1.85	1.81	2.90	1.83	1.58	1.66	3.08	1.87	2.11
5	2.31	2.01	3.58	2.12	2.41	3.04	1.90	1.97	2.77	1.69	2.50	3.00
6	2.23	2.06	1.57	1.40	2.14	2.23	2.05	2.26	2.31	3.35	1.97	3.68
7	1.98	2.42	2.29	1.87	1.98	2.26	1.05	1.33	1.56	1.98	3.13	3.13
8	2.08	2.05	2.18	1.96	2.08	2.11	2.03	1.53	2.05	2.33	1.26	1.61

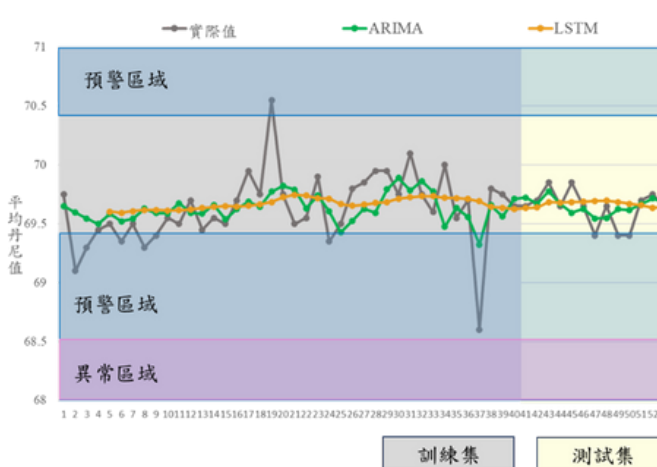
12紡、8錠伸度檢測之Cpk值

紡錠	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.36	0.32	0.73	0.55	0.36	0.52	0.46	0.49	0.64	0.55	1.12	0.92
2	0.63	0.76	0.76	0.68	0.68	0.58	0.39	0.58	0.60	0.54	0.63	0.25
3	0.72	0.53	0.70	0.48	0.77	0.56	0.70	0.88	1.01	0.74	0.63	0.24
4	0.55	0.68	0.48	0.42	0.61	0.70	0.72	0.55	0.77	0.87	0.67	0.91
5	0.55	0.73	0.79	0.61	0.61	0.37	0.37	0.66	0.72	0.50	1.05	0.44
6	0.62	0.51	0.68	0.45	0.68	0.52	0.41	0.91	0.59	0.89	0.45	0.21
7	0.53	0.53	0.60	0.42	0.51	0.78	0.52	0.55	0.28	0.62	1.19	1.53
8	0.35	0.41	0.37	0.37	0.36	0.26	0.33	0.65	0.36	0.52	0.36	0.15

級距	等級
Cpk<0.67	差
0.67≤Cpk<1	不佳
1≤Cpk<1.33	普通
1.33≤Cpk<1.67	優良
1.67≤Cpk	極優

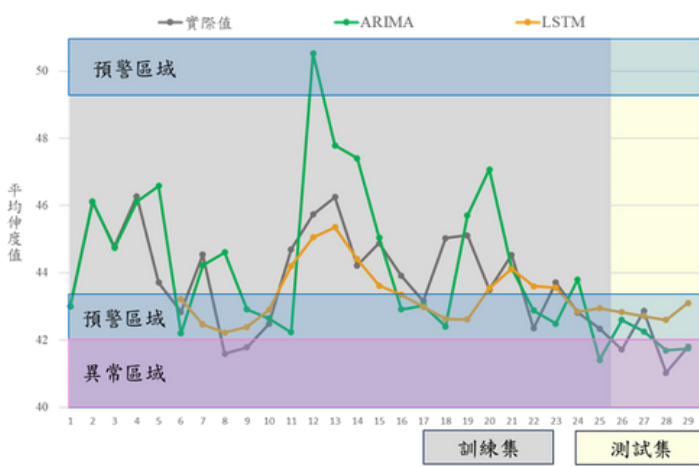
第二、三階段

- 丹尼檢測
- 批號6_378
- 線別2、紡位5、錠位3
- 伸度檢測
- 批號6_378
- 線別2、紡位3、錠位8



丹尼檢測建議模型

紡錠	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
2	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
3	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
4	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
5	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
6	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
7	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
8	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●



伸度檢測建議模型

紡錠	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
2	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
3	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
4	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
5	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
6	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
7	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●
8	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●

結論

- 本研究透過Cpk的計算，清楚說明在不同物性檢測時，各錠位的製程能力表現。
- 使用MSE計算各預測法與實際值之誤差，並建議MSE最小者為此檢測之最佳模型，以判斷各檢測法中最適合的預測法，以此更精準的預測出數據趨勢。
- 丹尼檢測更適合使用ARIMA模型；伸度檢測更適合使用LSTM模型進行預測，因此不建議用單一模型作為預測和早期預警的基礎。
- 能提前預測檢測結果的走向，並新增預警系統的上下界限，能在發生異常前，及時通知技術人員前往處理，減少異常所造成的成本。