



Spinneret Remaining Useful Life(RUL) and Visualization Management 紡嘴壽命預測與可視化管理

學系：工業工程與管理學系

學生：劉邦瑜、李昱承、李仁赫

指導教授：陳家正

摘要

本研究針對紡嘴片使用缺乏透明管理與壽命預測之問題，建立資料整合、Power BI 視覺化與多任務學習模型之紡嘴可視化管理系統。透過資料清理、特徵工程與多維度圖表，協助管理者掌握紡嘴使用情況與異常行為。同時以 MTL 模型預測紡嘴使用壽命與更換原因，並與 XGBoost、隨機森林比較。結果顯示隨機森林在精準度上最佳，而 MTL 具備單模型多輸出與部署效率優勢。本系統有效提升紡嘴管理之資訊透明度與智慧化程度。

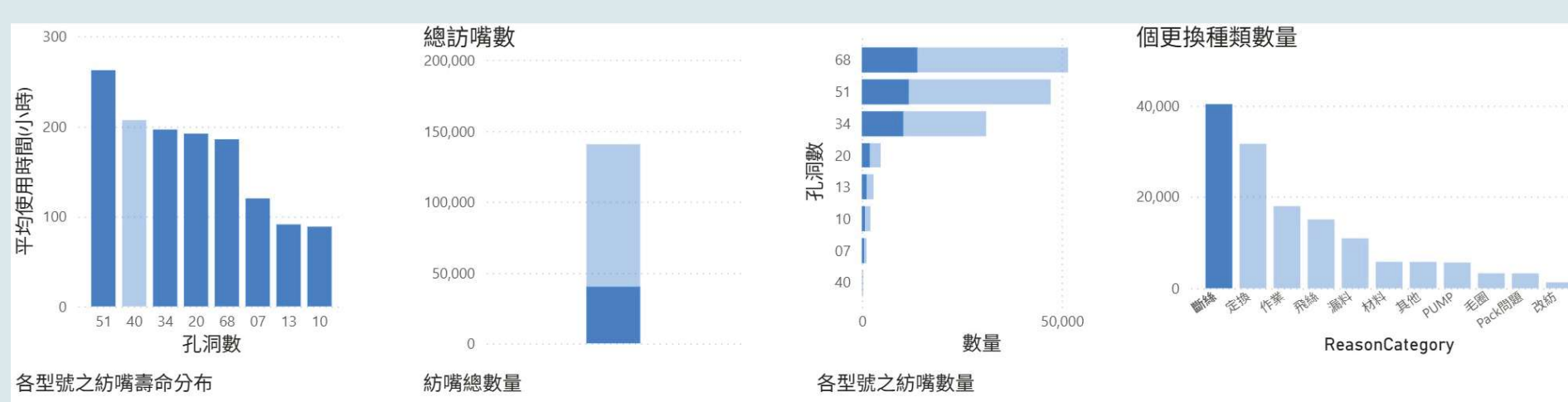
研究方法

- 整合 PackNo、孔洞數、使用時間與更換原因資料
- 使用 IQR 清除離群值並進行特徵工程 (One-Hot、Label Encoding、正規化)
- 建立 SQL Server + Power BI 視覺化系統
- 設計多任務學習模型同時預測壽命 (AvgTime) 與更換原因
- 與 XGBoost、Random Forest 進行預測效能比較

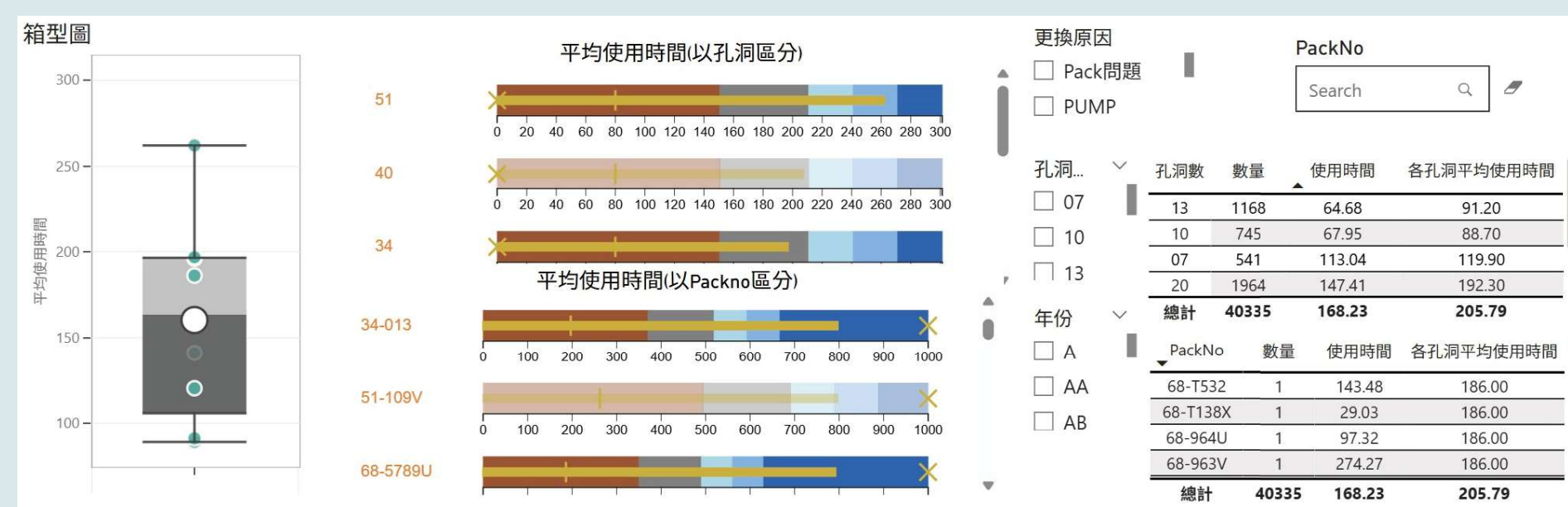
模型成果

評估指標	RUL壽命預測			更換原因分類		
	RMSE	MAPE	R ²	Precision	Recall	F1-Score
模型種類						
MTL 多任務	44.62	18.94%	0.72	0.52	0.56	0.53
XGBoost	38.72	14.35%	0.79	0.54	0.60	0.55
隨機森林	35.48	12.23%	0.82	0.57	0.58	0.57

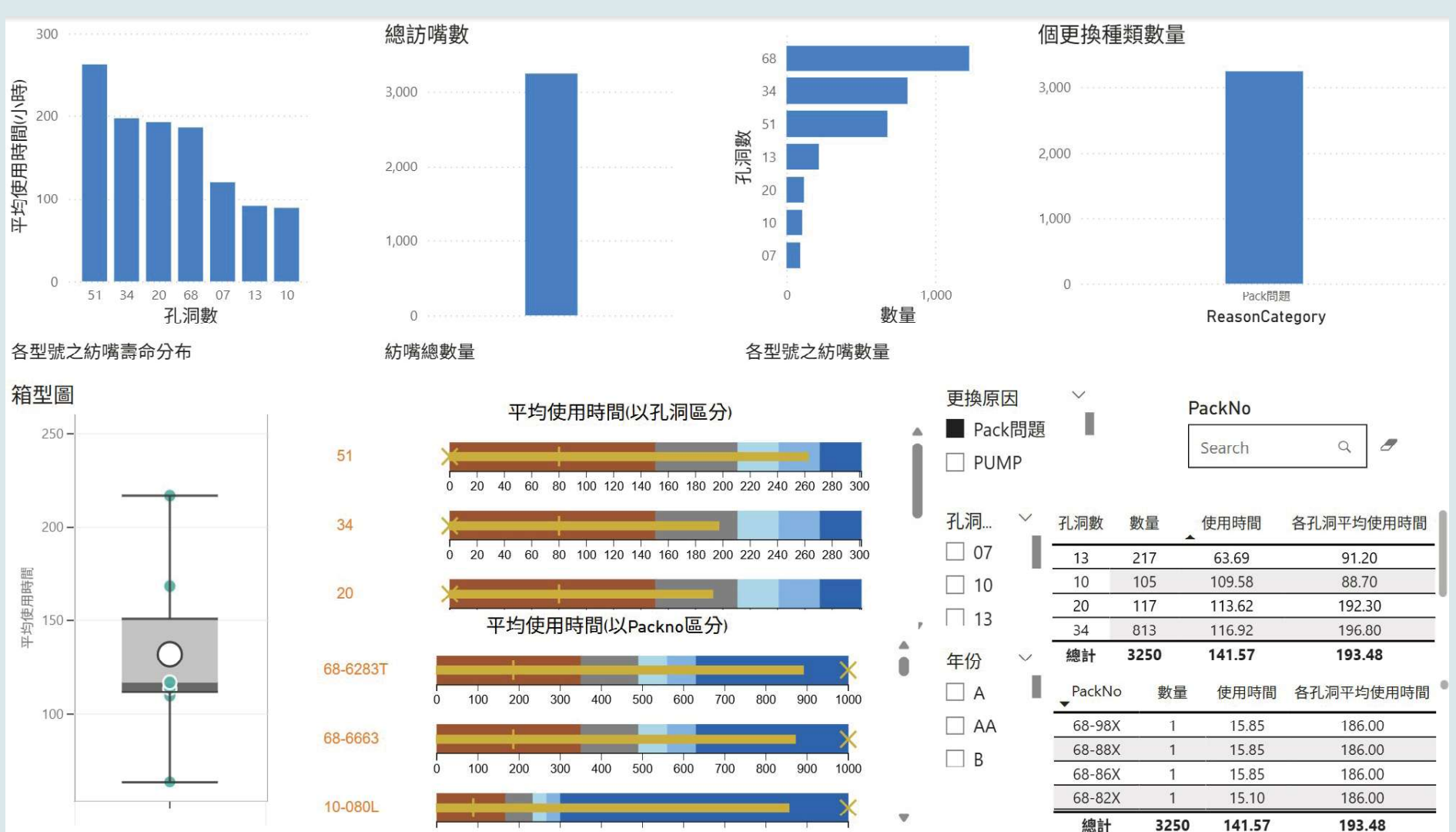
Power BI 成果



由左至右的圖表依序呈現紡嘴使用狀況：首先顯示不同孔洞數的平均使用時間，用於比較各型號的耐用度；其次為紡嘴總數量，反映整體耗材規模；接著的型號分布圖呈現不同孔洞規格的使用比例；最右側則為更換原因分類，顯示常見異常來源並作為製程改善的參考。

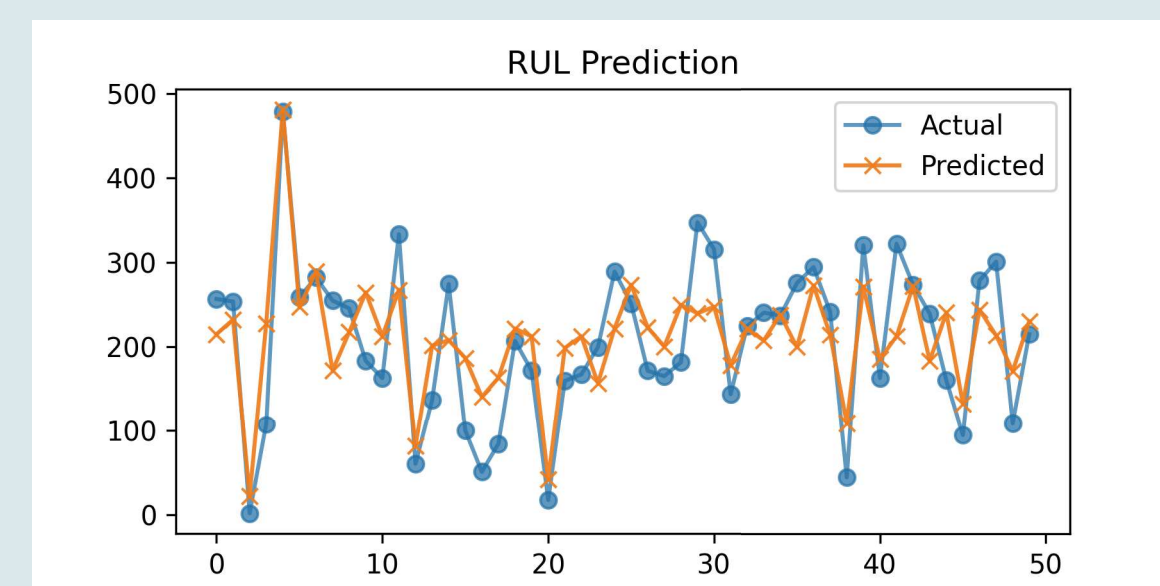


上圖由左至右依序呈現更細部的紡嘴使用分析：首先，盒鬚圖顯示各型號紡嘴的使用時間分布，能快速辨識異常壽命情形；接著以孔洞數與 PackNo 區分的平均使用時間長條圖，用於比較不同規格與特定紡嘴片的耗損差異；右側的篩選介面則提供依原因、孔洞數與年份進行即時查詢的功能，並在下方同步更新對應的明細資料，協助管理者針對特定紡嘴片進行深入判讀。

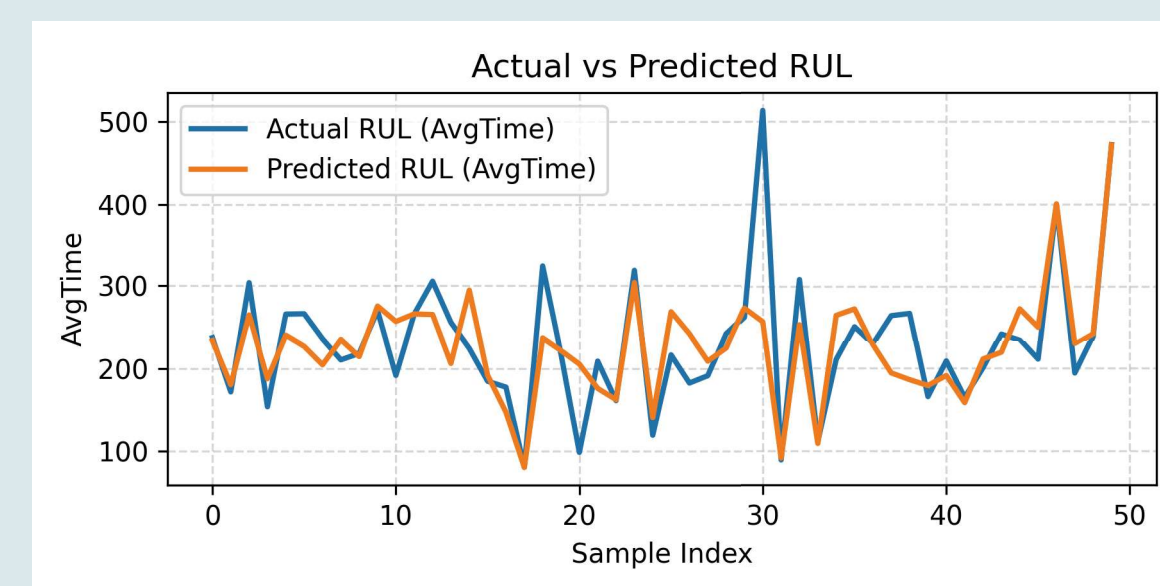


上圖是以孔洞數與 X 年份為篩選條件，所呈現的報表

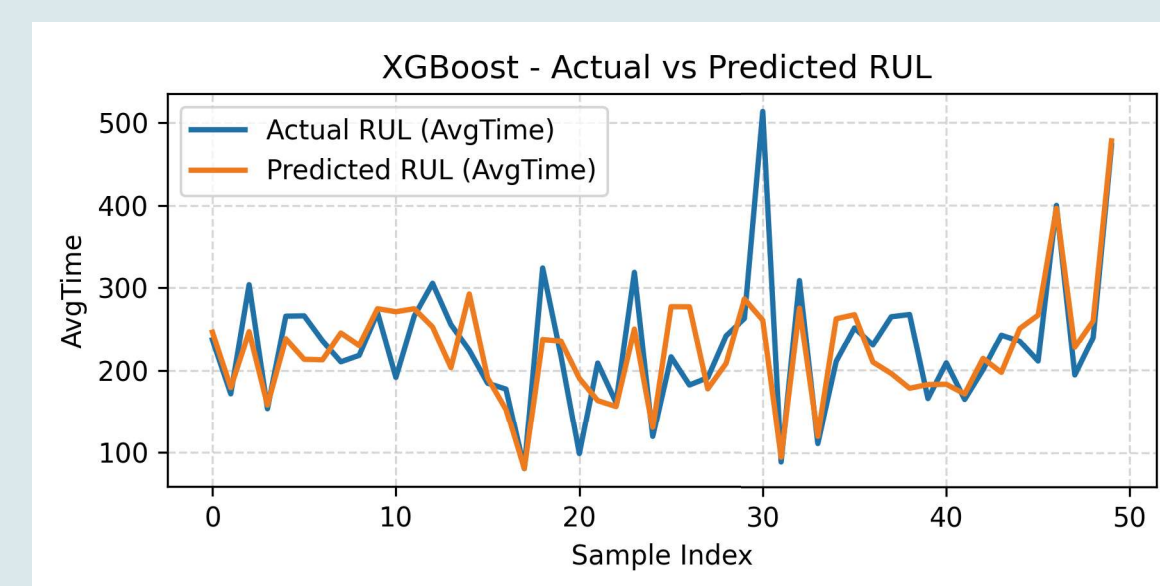
此圖比較三種模型在 RUL 壽命預測與更換原因分類兩項任務的表現。結果顯示，隨機森林在 RUL 預測中取得最低 RMSE (35.48)、最低 MAPE (12.23%) 及最高 R² (0.82)，為整體最佳模型；XGBoost 次之；MTL 多任務模型表現相對較弱。於分類任務中，隨機森林同樣在 Precision、Recall 與 F1-Score 上略優於其他模型，展現較佳的穩定性與辨識能力。



左圖為 MTL 多任務模型預測 RUL 時，預測值與實際值之對照折線圖。



左圖為隨機森林預測 RUL 時，預測值與實際值之對照折線圖。



左圖為 XGBoost 預測 RUL 時，預測值與實際值之對照折線圖。

結論

如研究結果顯示，Power BI 的視化工具能有效提升紡嘴管理的透明度與資料可用性，而模型比較中，隨機森林在預測效能上最為突出。多任務學習雖在精準度略低，但具備易部署與可同時預測多項指標的優勢。本系統整體強化了紡嘴管理效率，並展現導入智慧維護與資料驅動決策的實務價值。