

強化飛航安全作業管理系統之
資料分析與運用研究

(☐ 期中進度報告 / ☒ 期末報告)

執行期間：112 年 10 月 1 日至 113 年 10 月 31 日

執行單位：國立成功大學民航研究所

委託單位：交通部民用航空局

計畫主持人：賴盈誌 教授

計畫共同主持人：袁曉峰 教授

學生：劉宥辰、吳亭諾、侯冠亦、曾昱誠

中華民國 113 年 10 月 31 日

摘要

為建置我國民航安全資訊平台，已有效利用龐大飛航安全相關資訊，交通部民用航空局與國立成功大學民航所合作，評估建置平台之可行性與預期準備工作。本期接續計畫期中研究內容，加入探討當前各國際民航組織及國家對於人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 及大數據應用於民用航空安全層面之發展，統整歐洲、美國及其他國家目前之發展狀況及可應用之建議，同時藉由介紹當今 AI 及大數據應用於航空安全評估層面之研究及應用方向，發覺可應用於飛航安全之方法，；接續期中針對廣播式自動相關監視 (Automatic Dependence Surveillance Broadcast, ADS-B) 公開飛航數據之研究，擴大研究數據，蒐集香港國際機場及成田國際機場之國籍與外籍航班飛航數據，以大數據及數據科學方法進行飛航風險評估分析目標機場降落階段狀況，比較國籍與外籍航空於此些國際機場之降落風險並推測差異及潛在因素。最後加入機器學習方法，針對於前述機場就航班不穩定因素進行辨識，從而瞭解影響航班不穩定之肇因，便利驗證異常事件航班資料與分析結果之一致性。

關鍵字：AI、大數據、ADS-B

目錄

摘要.....	3
目錄.....	4
圖目錄.....	6
表目錄.....	9
中英縮寫對照表.....	10
第 壹 章 前言.....	12
1.1 期中報告進度說明及延伸重點.....	12
1.2 本期研究計畫與報告概述.....	13
第 貳 章 AI 及大數據於航空之發展.....	14
2.1 各國相關法規及應用之現況.....	14
2.1.1 歐洲方面發展現況.....	14
2.1.2 美國方面發展現況.....	23
2.1.3 其他各國之發展.....	28
2.2 AI 及大數據於航空安全之發展及應用.....	29
2.2.1 AI 及大數據應用技術介紹.....	29
2.2.2 相關應用於航空安全發展之文獻.....	37
第 參 章 飛航公開數據大數據分析降落安全風險.....	40
3.1 大數據降落風險評估研究流程及參數介紹.....	40
3.1.1 公開資料前處理.....	40
3.1.2 航機降落階段風險評估條件.....	47
3.1.3 分析考量特徵因素介紹.....	48
3.2 國際夏冬兩季之降落風險評估分析.....	50
3.2.1 香港機場夏冬兩季.....	50
3.2.2 成田機場夏冬兩季.....	55
3.2.3 國際機場特徵因素影響分析.....	58
3.3 國籍航班於國際機場之降落表現分析.....	61
3.3.1 香港機場之情況.....	61
3.3.2 成田機場之情況.....	63
3.4 國籍航班與外籍同機型之航班之降落表現比較.....	66
3.4.1 香港機場之情況.....	67
3.4.2 成田機場之情況.....	70
第 肆 章 大數據能量分析及機器學習應用.....	74
4.1 Random Forest 模型訓練及特徵重要性提取.....	74

4.1.1 Random Forest 機器學習介紹.....	74
4.1.2 Random Forest 研究流程及特徵重要性	75
4.2 影響航班於國際機場降落穩定性之因素	82
4.2.1 香港機場模型訓練成果及影響因素	83
4.2.2 成田機場模型訓練成果及影響因素	86
4.3 事件航班分析.....	89
4.4 公開大數據降落風險評估及機器學習之應用及限制	100
第 伍 章 結 論.....	101
附件一 香港機場機型比例圖.....	103
附件二 成田機場機型比例圖.....	104
附件三 香港機場依穩定進場條件評估風險之航空公司比例	105
附件四 成田機場依穩定進場條件評估風險之航空公司比例	107
附件五 航機能量框架介紹.....	109
附件六 香港機場各跑道進場能量表現.....	116
附件七 成田機場各跑道進場能量表現.....	118
附件八 香港機場航空公司各機型航班比例及參數比較表	120
附件九 成田機場航空公司各機型航班比例及參數比較表	128
參考文件.....	139

第壹章 前言

本計畫先就國際間民航組織與歐洲、美國等國家針對 AI 及大數據之發展及規範，包括發展路線圖及相關法規與規範，同時整理已應用於飛航安全或已著手研究之計畫等，綜整包括歐洲、美國及其他有建立 AI 相關發展之國家，以掌握國際對 AI 及大數據應用於飛航安全之發展進度及建議。通過整理當前 AI 及大數據方法應用於飛航安全之研究，了解相關技術應用方向及發展。最後，接續期中研究結果，延續利用公開飛航資料分析降落風險，蒐集國籍航空及外籍航空於鄰近國家國際機場之飛航數據，進而對國籍與外籍航空以及不同機型間降落安全風險評估進行比較，後續透過機器學習辨識潛在影響飛航安全風險之因素，以異常事件航班資料驗證可行性，以作為未來進行飛航安全管理風險評估及改進提供不同角度之應用方向。

本期末報告著重於國際間對於利用 AI 及大數據技術應用於航空安全之發展及相關規範，並且將對公開大數據能量法分析予以延伸，透過亞洲地區香港及成田兩國際機場之航班降落情況，並分析國籍航空與外籍航空之進場表現，並加入機器學習方式，以達到辨識潛在影響風險因素之目的。

第貳章 AI 及大數據於航空之發展

隨著航空業的持續發展，飛航安全始終是各方關注的核心議題。人工智慧 AI 和大數據技術的興起，為飛航安全提供全新發展方向。透過 AI 技術，飛行數據可以快速進行分析與處理，及時發現潛在風險並改善，避免事故發生。大數據能對大量的飛行數據、天氣資訊、航機狀態以及人為因素進行綜合分析，從而建立更全面的安全預測模型。此外，AI 技術還能在機場營運、航機修護以及飛行軌跡優化中發揮關鍵作用，進一步降低潛在的安全隱患。本章將探討 AI 及大數據技術如何促進世界各國飛航安全的發展，並展望其在未來應用中的潛力與挑戰。

2.1 各國相關法規及應用之現況

目前世界各國尚未制定 AI 及大數據應用在飛航安全之法規，僅就整體產業進行規範，因此本節將依序介紹歐洲、美國及其他國家目前關於 AI 整體產業與航空相關法規，以及各國目前 AI 及大數據應用在航空領域之現況。

2.1.1 歐洲方面發展現況

歐洲方面，AI 與大數據技術於飛航安全領域的應用與發展逐漸引起廣泛關注，尤其在法規及管理方面更為重要。歐洲航空監理單位 - 歐洲航空安全局 (EASA) 與民間單位歐洲航空安全組織 (EUROCONTROL) 是推動此領域發展的關鍵機構。EASA 專注於未來飛航安全的 AI 監管法規架構，並制定航空領域應用的管理原則與相關數據安全法規。EUROCONTROL 則著重於航空資訊管理與共享，強化 AI 在飛航安全與空中交通管理的應用與研究，協助提升歐洲航空運營的整體安全性。同時，前述 2 機構均發布 AI 應用指引，為產業界提供具體建議。確保 AI 在歐洲飛航安全中的重要地位與持續發展。

根據歐盟的人工智慧法案 (EU AI Act)，歐洲正逐步建立飛航安全領域的 AI 監管法規架構。人工智慧法案於 2024 年 3 月 13 日由歐洲議會通過，其目的為各產業在使用 AI 技術時，制定統一的監管與法律框架。該法案根據造成傷害的風險將 AI 應用分為四個等級做不同程度的監管，風險由高到低依序為：不可接受風險 (Unacceptable risk)、高風險 (High Risk)、有限風險 (Limited Risk)、最小風險 (Minimal Risk)，而航空產業被分類為高風險產業。為了符合上述法案中第三章第二節針對高風險類別的 AI 產業監管，以及航空業的特定需求，歐洲航空安全局 (EASA) 於 2024 年 6 月 19 日正式展開 Rulemaking Task.0742 Issue 1 任務，這項任務旨在為航空產業中 AI 應用制定相關的監管框架，主要涵蓋下列三方面要

求：

1. 對於民航監理單位的要求（Authority Requirements, AR）
2. 對於航空公司與供應商的要求（Organization Requirements, OR）
3. 對於技術要求（Technical Requirements, TR）

上述要求基於 EASA 法規，未來將制定與 AI 應用在航空領域的相關規定，透過可接受的符合性方法(Acceptable Means of Compliance, AMC)與指導素材（Guidance Material, GM），明示航空業者遵守之規範，以確保法規的有效實施。在產業方面，針對 AI 產品技術標準和認證規範將由歐洲民航設備組織 (EUROCAE) 的 WG-114 工作小組與美國自動機工程學會(SAE) G-34 計畫合作並提出相關報告。此外，該規範跨界與歐洲標準化委員會（Comité Européen de Normalisation, CEN）、歐洲電子標準化委員會（Comité Européen de Normalisation Électrotechnique, CENELEC）及 ISO/IEC SC42 標準等合作制定更廣泛的 AI 應用標準，確保不同領域的技術整合與協同發展。

該監管架構將採取階段性實施，如圖貳-1 首先基於 EU AI Act 對航空領域的特定需求建立 Part-AI 規範以及 AI AMC GM，隨後再擴展至航空產業和跨行業領域。這種方式能夠靈活適應 AI 技術的快速發展，確保飛航安全領域能在技術應用中始終保持高水準的安全性與合規性。

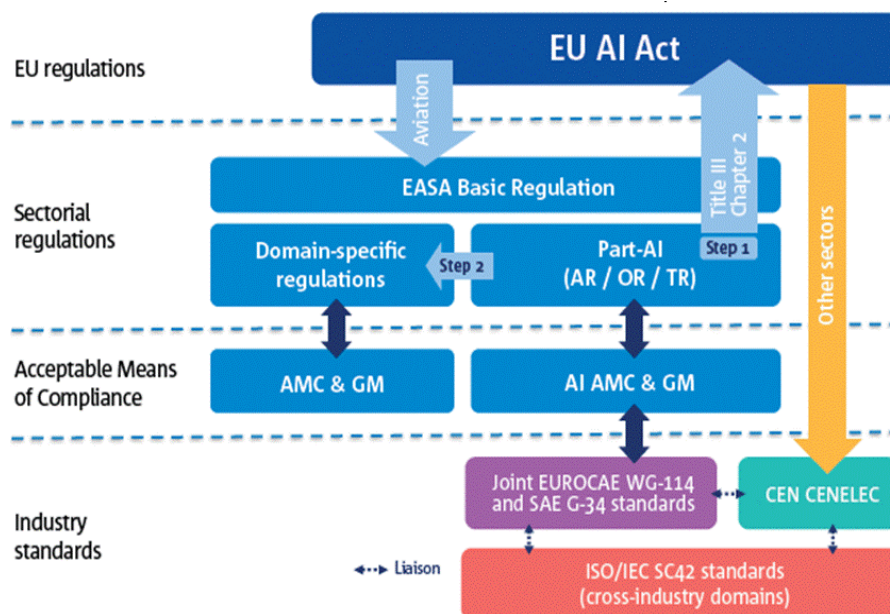


圖 貳-1 歐洲預期 AI 航空領域監理架構

安全之文獻整理-2

第 參 章 飛航公開數據大數據分析降落安全風險

在大數據驅動的現代航空業，飛航數據的蒐集與應用成為提升航空安全與效率的核心要素。由於 QAR 的數據通常涉及機密性，本章節採用公開的 ADS-B 數據進行深入分析。這些數據涵蓋了航班的飛行動態及航機參數，為監控與分析航班的降落安全提供了重要基礎。透過對公開飛航數據的分析，本章節將聚焦於降落階段的安全風險評估，針對國際機場在不同季節（夏季與冬季）中降落風險的變化進行比較研究。隨著全球航班流量增加，對於不穩定進場的風險日益重視，因此本研究進一步引入了能量框架，以分析航機在降落階段的飛行性能。能量框架的應用將有助於揭示飛機進場與降落過程中潛在的風險因素並提供有關飛機運作穩定性的參考。此外，透過公開的國際安全報告，本章節也探討航機面臨的風險及其背後的成因，並將國籍航班與外籍航班在降落表現上的差異進行比較。

3.1 大數據降落風險評估研究流程及參數介紹

本計畫旨在針對國際機場降落階段的風險進行深入評估，對於香港及成田國際機場在 2024 年 1 月與 7 月的國籍與外籍航班進行比較分析。透過 ADS-B 飛行數據及 METAR 的結合，建立了航機能量框架，以評估航機降落階段的穩定性。本計畫進一步闡述數據的來源與處理流程，並針對穩定進場的條件進行分析，考量包括空速、下降率、下滑角及能量等關鍵參數，期望能提供準確的風險評估，並協助辨識出不穩定進場的航班，為未來飛行安全提供重要參考。

3.1.1 公開資料前處理

(一)資料數據來源

本計畫飛航數據主要來自公開數據平台 FlightRadar24。該平台利用廣播式自動相關監視系統，透過衛星導航系統獲取飛機當下地理位置，並將數據定期傳輸給地面站接收器或配備有 ADS-B 應答器的其他飛機。通過 ADS-B 系統收集到的飛行數據包括飛行編號、飛機類型、時間、地理位置、高度、地速、垂直速度及航向。FlightRadar24 資料更新頻率約為每 8 到 15 秒，提供穩定且詳盡的飛行紀錄，資料格式如圖參-1 所示。

latitude	longitude	altitude/fe	altitude/me	speed/kmh	speed/mts	speed/mph	verticalSpe	verticalSpe	heading	squawk	timestamp
25.08476	121.2381	0	0	0	0	0	0	0	168	0	1.71E+09
25.08496	121.238	0	0	5.6	3	3.5	0	0	168	0	1.71E+09
25.08516	121.238	0	0	5.6	3	3.5	0	0	151	0	1.71E+09
25.08537	121.238	0	0	5.6	3	3.5	0	0	137	0	1.71E+09
25.08556	121.2377	0	0	5.6	3	3.5	0	0	143	0	1.71E+09
25.08567	121.2375	0	0	5.6	3	3.5	0	0	168	6263	1.71E+09
25.08588	121.2374	0	0	3.7	2	2.3	0	0	213	6263	1.71E+09
25.08583	121.2372	0	0	7.4	4	4.6	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08565	121.2369	0	0	9.3	5	5.8	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08546	121.2367	0	0	13	7	8.1	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08529	121.2365	0	0	14.8	8	9.2	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08513	121.2363	0	0	14.8	8	9.2	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08493	121.236	0	0	16.7	9	10.4	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08471	121.2357	0	0	18.5	10	11.5	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08448	121.2355	0	0	20.4	11	12.7	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08426	121.2352	0	0	20.4	11	12.7	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08401	121.2349	0	0	22.2	12	13.8	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08371	121.2345	0	0	24.1	13	15	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08345	121.2342	0	0	25.9	14	16.1	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08309	121.2337	0	0	27.8	15	17.3	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08276	121.2333	0	0	27.8	15	17.3	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08231	121.2327	0	0	29.6	16	18.4	0	0	230	6263	1.71E+09
25.08199	121.2323	0	0	29.6	16	18.4	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08147	121.2316	0	0	33.3	18	20.7	0	0	227	6263	1.71E+09
25.0809	121.2309	0	0	35.2	19	21.9	0	0	227	6263	1.71E+09
25.08041	121.2303	0	0	37	20	23	0	0	230	6263	1.71E+09
25.07976	121.2295	0	0	0	0	0	0	0	230	6263	1.71E+09
25.07928	121.2289	0	0	40.7	22	25.3	0	0	227	6263	1.71E+09
25.0788	121.2282	0	0	42.6	23	26.5	0	0	227	6263	1.71E+09
25.07825	121.2276	0	0	44.4	24	27.6	0	0	230	6263	1.71E+09
25.07762	121.2268	0	0	37	20	23	0	0	227	6263	1.71E+09
25.07725	121.2263	0	0	37	20	23	0	0	227	6263	1.71E+09
25.07656	121.2254	0	0	38.9	21	24.2	0	0	227	6263	1.71E+09

圖 參-1 Flightradar24 下載格式

(二)航班數量統計

本計畫航班數量資料涵蓋 2024 年 1 月與 7 月，針對香港及成田國際機場的國籍航班與外籍航班進行統計分析，並對各航空公司所佔比例說明。根據統計，國籍航空於外國機場降落之航班，以香港及日本為比例最多之國家，日本又以成田機場保有較多的降落比例，考量到季節性因素影響天氣及航空公司營運策略，選擇此二機場冬、夏兩季作為研究目標，比較不同時段內航班數量差異，以便深入了解季節性因素對於機場運行的影響。在 2024 年 1 月，香港國際機場的總航班數為 13,534 班次，圖參-2 顯示各航空公司分佈情況。其中，國泰航空（CX）佔據了最大比例(29.58%)，其次是香港快運(UO, 9.83%)和香港航空(HX, 8.53%)，中國東方航空（MU, 4.21%）則佔據較小的比例。至 2024 年 7 月，總航班數上升至 14,803 班次，國泰航空的比例略有增長，達到 30.22%，而香港快運(UO, 10.05%)和香港航空（HX, 8.24%）的占比亦有微小變動。這反映了香港機場在夏季的總航班數量有所增加。

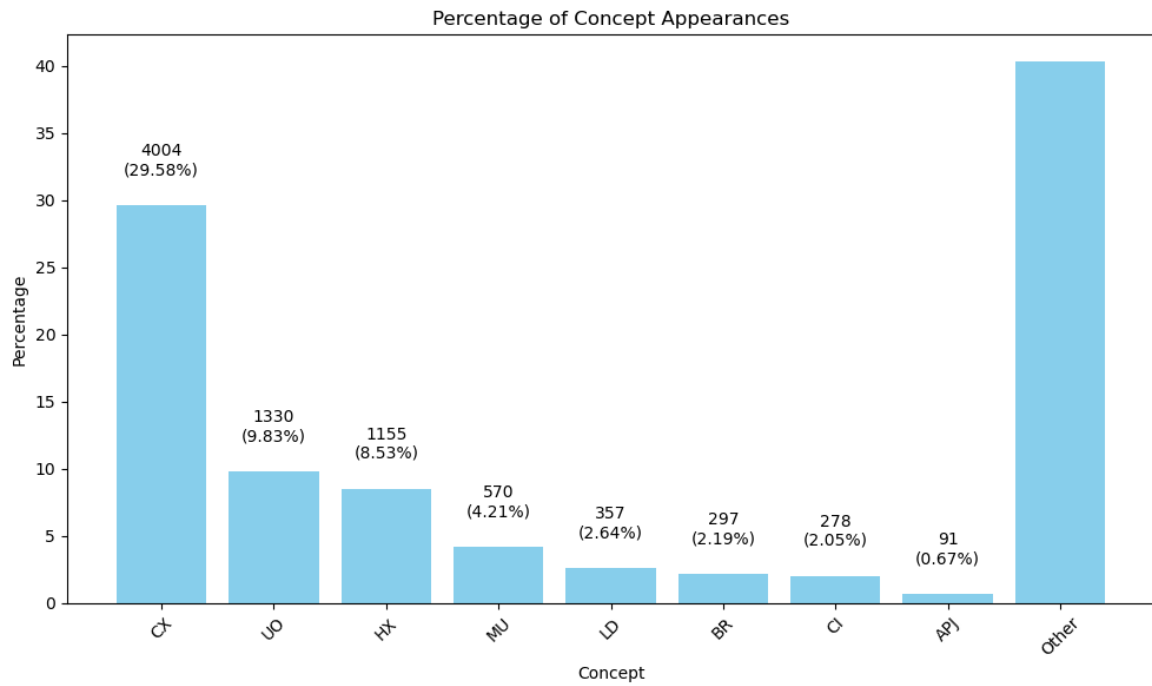


圖 參-2 2024 年 1 月香港機場航班數量分布

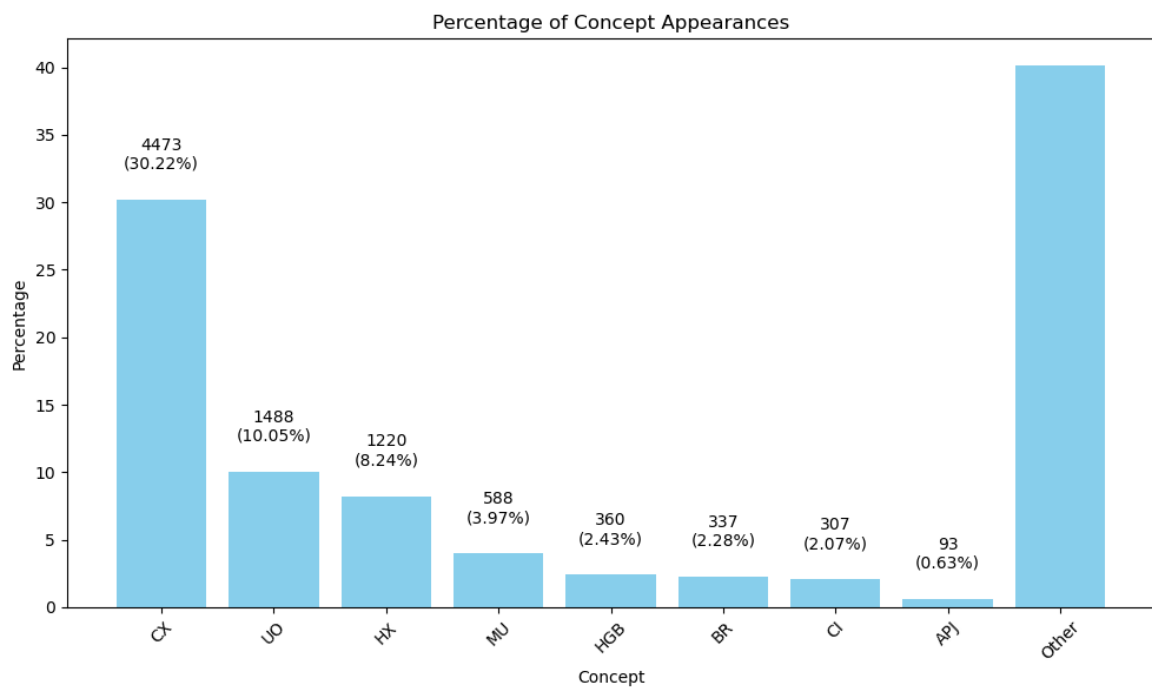


圖 參-3 2024 年 7 月香港機場航班數量分布

第 肆 章 大數據能量分析及機器學習應用

近幾年，國際間各個領域對於 AI 應用開始逐步發展，嘗試將 AI 技術加入各領域中，而作為 AI 技術的前身，機器學習技術於現今科技發展也被廣受使用，延伸出許多不同的應用方式，協助眾多領域做進一步的發展，其中也在飛航安全領域產生幫助，例如應用於分析航班延誤、亂流分析、跑道安全等等皆是，然而第三章利用穩定進場條件及降落能量分析判斷降落風險問題，無法直接性指出影響航班不穩定情況發生的影響因素，為此解決此問題，本章節透過機器學習方式來延續降落風險評估的結論，以辨識影響航班進場安全性的因素。本章節將介紹所使用機器學習的研究流程，並檢視透過延續第三章的成果套用進機器學習方法中得出結論，接著會透過分析事件航班及異常航班數據，以驗證降落風險評估成果與機器學習結論是否相符，最後則會總結利用公開大數據分析的優勢及劣勢。

4.1 Random Forest 模型訓練及特徵重要性提取

本研究所選擇使用的機器學習名為 Random Forest，時常應用於飛航安全領域，例如應用於航班延誤分析、亂流預測、降落速度分析等。

4.1.1 Random Forest 機器學習介紹

Random Forest(隨機森林)是一種監督式機器學習演算法，由數個決策樹組成，通過建立決策樹模型解決分類或者回歸方面的問題，以決策樹作為基礎，其目標是通過根據數據性質相同的特性盡可能進行精準劃分，以找出隨著不同特徵所演變的邏輯。Random Forest 模型訓練過程中，模型通過選擇模型訓練時各項特徵設定參數作為節點建立模型並對數據進行分類，計算實際目標值與預測值之間的均方誤差(Mean Square Error, MSE) 來衡量評估分類效果的損失函數，嘗試所有不同節點組合且計算其損失函數，並選擇損失函數最小化的參數組合作為模型節點。

模型隨機抽取樣本數量以及每棵決策樹中的特徵，通過建構預定數量的決策樹，從每棵決策樹之預測結果進行平均，進而達成其單一決策樹綜合性能更佳者，此類反覆進行隨機抽取的集成方法稱作為袋裝法 (Bagging)，可因每棵決策樹獨立並行進行模型訓練而達到有效避免過度擬合的情形。

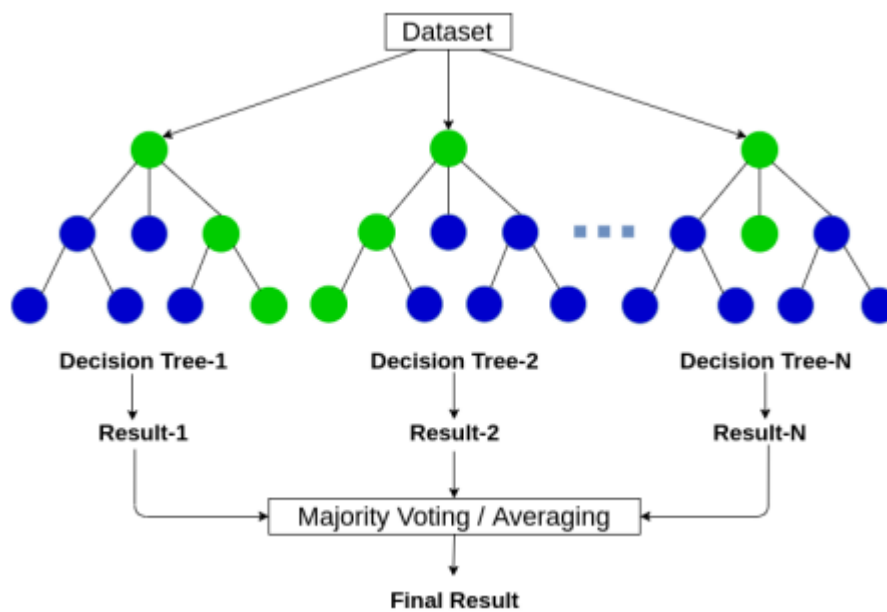


圖 肆-1 Random Forest 模型架構

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

其中：

- N:所使用數據量；
- y_i :實際目標輸出值；
- $\hat{y}_i$:預測目標輸出值。

第伍章 結論

(一) AI 及大數據於航空之發展

本研究介紹與比較國際間 AI 與大數據技術在航空領域的相關法規與應用之現況，由於 AI 技術正處於法規制定和開發階段，除歐洲監理單位 EASA 正在研擬 AI 應用在航空領域之法規外，其餘國家目前僅制定出 AI 及大數據技術應用於整體產業界數據安全之相關法規。目前歐洲與美國已有提出未來管理 AI 應用於航空領域之原則及方向，並提供業界 AI 技術相關指引與建議。另國際間已有多項 AI 應用於航空領域之計畫與研究刻正進行中，包含資訊管理與共享、飛航安全和空中交通管理等。

AI 與大數據技術的關鍵是獲取飛航資料及建立資訊共享機制，目前各國著重於整合更多的飛航相關資訊，豐富的資料量有助於提升預測準確性及擴展 AI 的應用領域。EASA 與 FAA 所提 AI 未來可應用及發展的領域，其中機器學習方法可以用少量資料進行預測和分類，適用於飛行異常檢測與空中交通流量管理等，而深度學習則適用於處理複雜和動態資料，如飛行軌跡預測和天氣預測等。

本研究整理國際間 AI 技術應用於航空領域之文獻研究以及其衍生五大風險之議題，並綜整未來 AI 及大數據技術於航空領域可發展之方向與應用，建議後續可就安全議題進一步研究與探討。

(二) 飛航公開數據大數據分析降落安全風險

在第參章香港機場的分析中，冬夏兩季降落風險分析，香港機場在夏季的下滑角及下降率異常比例較冬季高，可能受到天氣和風速影響。空速異常在 1 月比例較高，推測為管制員管制空速下的結果，7 月空速回彈至安全範圍，異常比例下降。成田機場則顯示 1 月異常比例較高，但 7 月改善顯著，長榮航空的下降率異常在 7 月略有上升，星宇航空與虎航整體表現穩定。

本研究利用公開資料進行風險評估觀察航機狀況，然而在分析過程中面臨了幾個挑戰。首先，在分析 V_{ref} 與能量管理時，由於計算上會考慮到航機當前的重量以及襟翼角度，因此會遭遇部分數據誤差，從而影響了空速及能量計算的準確性，更可能因管制員介入控管航機進場空速。此種情況在分析初期造成了對異常進場的判定誤差。為優化分析準確度，本研究在 V_{ref} 計算和進場能量管理方面，利用公開資料評估結合實際飛行操作數據進行深度比對，以助於突破目前分析精度的瓶頸。惟為提高數據的精度，建議在未來分析中引入更多的校正參數，如天氣狀況、飛機載重等，以利更準確地反應航機真實的速度及能量狀態。

(三) 大數據能量分析及機器學習應用

透過 Random Forest 根據兩個機場四個飛航數據進行模型訓練，利用機器學

習方法辨識影響航班進場穩定性的因素，研究結果可通過機器學習的預測精準度證明方法可靠性，以此進行特徵重要性分析提取並展現於不同機場及不同時段影響航機進場穩定性的因素。經分析顯示，各機場及各季節皆對空速所帶來的影響較敏感，而其他如頭風陣風、下滑道偏移或 LOC 攔截距離等也都對航機進場穩定性有影響。

本研究針對事件航班及異常航班進行額外分析，試圖用已驗證公開大數據降落風險評估及機器學習特徵重要性分析的應用及結果，說明利用公開數據可能帶出的潛在問題及困難，包括資料紀錄間格及連續性問題、資料數據不夠全面、僅能觀察航機本身飛行狀態問題、缺乏人為因素及管制因素的考慮等等，需尋求更精確更全面且完善的數據例如 QAR 資料，並期望可通過與航空公司、飛行員及管制員接觸，更加確立精準的進場方式標準，以達成更符合實際情況的分析。