

出國報告（出國類別：開會）

# 參加歐盟飛航資料監控應用會議 出國報告

服務機關：飛航安全調查委員會

姓名職務：副工程師 / 陳沛仲

派赴國家：荷蘭阿姆斯特丹市

出國期間：民國 107 年 9 月 25 日至 9 月 28 日

報告日期：民國 107 年 12 月 12 日

## 目次

一、目的.....	2
二、排定行程.....	3
三、心得.....	6
四、建議.....	21

## 一、目的

本會自西元 2017 年起以事故調查機構身份參加歐盟民航業者飛航資料監控工作小組 (European Operators Flight Data Monitoring, EOFDM) 相關研究與會議，與歐盟民航業者、各國飛安研究機構及調查機構專家同步鑽研飛航資料監控 (flight data minoring, FDM) 調查技術。

為持續提升本會飛航資料監控 (flight data minoring, FDM) 調查技術，並與國際同業經驗交流，職奉派參加歐盟未來安全天空計劃 (future sky safety, FSS) 於荷蘭國家航太實驗室 (National Aerospace Laboratory, NLR) (圖 1) 舉行之飛航資料監控應用於航空器偏出跑道風險分析技術會議，計有來自荷蘭 NLR、英國民航局 CAA、英國航空事故調查局 AAIB、空中巴士公司、德國慕尼黑工業大學及英國克蘭菲爾德大學等約 40 餘位專家學者參加並發表 9 篇技術研究報告。

本次會議以偏出跑道風險監控為主題，探究如何利用現有飛航資料以及其他可以取得之背景資訊，從改善飛航資料準確性及大數據分析兩個大方向針對偏出跑道之風險進行分析及預測，以補足當前傳統閥值式 (event triggered) FDM 工具之盲點，早期發現可能之偏出跑道風險，進一步避免相關事故之發生。透過本次會議除可了解歐盟 FDM 調查技術研究之最新發展外，藉由各國專家分享相關研究發現，更可提供本會未來 FDM 相關研究之發展方向。



圖 1 荷蘭 NLR 主建築外觀

## 二、排定行程

日期	起訖地點	任務
9/25	台北-阿姆斯特丹	啟程
9/26	阿姆斯特丹	會議
9/27 ~ 9/28	阿姆斯特丹-台北	返國

### 飛航資料監控應用於航空器偏出跑道風險分析技術會議

會議重點：偏出跑道風險及監控、飛航資料監控參數分析演算法、不同給定環境條件下之相對風險分析、偏出跑道風險進階分析技術研究及運用機械學習工具監控偏出跑道風險研究等。

#### 9月26日議程

Time	Title (Speaker)	議程說明
09:30-10:15	General introduction to runway veer-off risk and monitoring ( <i>Gerard van Es NLR</i> )	偏出跑道風險分析與監控導論
10:15-11:00	Algorithms for calculating crosswind during the landing ( <i>Peter van der Geest NLR</i> )	降落階段飛航資料側風分析演算法
11:00-11:15	Coffee Break	
11:15-12:00	Algorithms for landing trajectory calculation	降落階段飛航資料軌跡重建演算法

	<i>(Peter van der Geest NLR)</i>	
12:00-13:00	Lunch	
13:00-13:30	Algorithms for vertical speed calculation ( <i>Peter van der Geest NLR</i> )	飛航資料垂直速率演算法
13:30-14:15	Assessing the relative risk of veer-off associated with a given set of conditions ( <i>David Barry, Cranfield University</i> )	不同給定環境條件下之相對風險分析
14:15-14:45	Coffee Break	
14:45-15:30	Advanced techniques for analyzing flight data for runway veer-off risk ( <i>Sara Lagunas Caballero, Airbus</i> )	偏出跑道風險進階飛航資料分析技術研究
15:30-16:15	Use of machine learning tools for runway excursion risk monitoring ( <i>Gerard van Es and Vincent de Vries NLR</i> )	運用機械學習工具監控偏出跑道風險研究
16:15-16:45	Connecting the dots: How can airlines monitor runway veer-off risk	由民航業者角度評估偏出跑道風險

	<i>(Gerard van Es NLR)</i>	
16:45-17:00	Wrap-up of the workshop and discussion on next steps <i>(Gerard van Es NLR)</i>	本日會議結論及FSS未來方針

### 三、心得

未來安全天空計劃（future sky safety, FSS）為歐盟委員會資助的一項跨界聯合計劃，原自歐洲 14 個航空國家研究機構組成之歐洲航空研究學會（European Research Establishments in Aeronautics, EREA）所主持之跨國研究計劃，並歡迎各國產官學專家學者參與研究，其主要目的在於整合各國研究資源，確保航空技術發展以造福歐洲航空產業及社會，以期達成歐盟航跡 2050（Flight-path 2050）<sup>1</sup>的願景。其下有四大並行專案：安全研究、安靜航空運輸、航空運輸系統整合以及能源研究，其中安全研究專案包含當今主要飛航事故之新解決方案、加強風險管理能力、建立可降低意外影響之彈性航空運輸系統組織架構以及降低事故傷亡率之軟性結構航空器等主題，其研究時程表如圖 2 所示，參與本專案之研究成員多亦同時參與歐盟民航業者飛航資料監控工作小組（European Operators Flight Data Monitoring, EOFDM）之專案計劃。

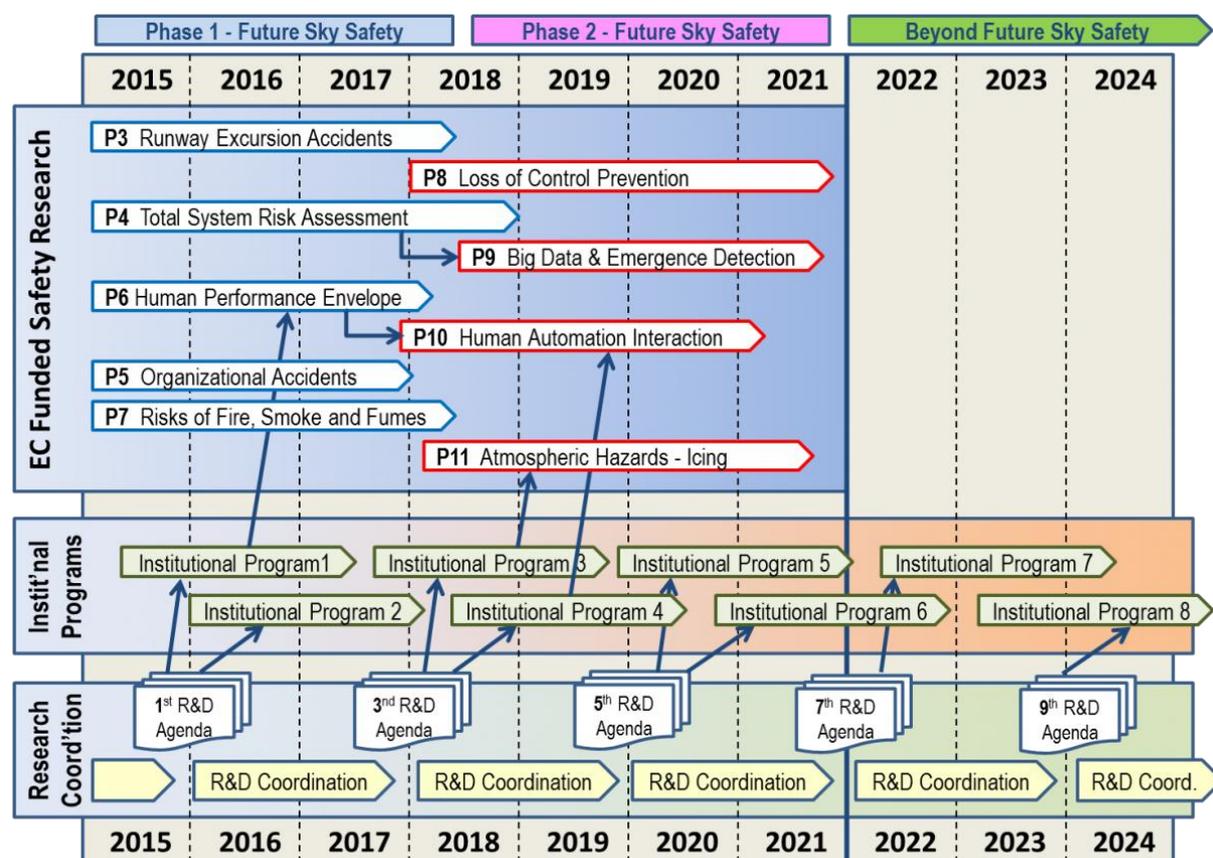


圖 2 FFS 安全研究專案研究時程表

本次會議屬於安全研究專案衝偏出跑道事故風險子計劃之研究成果匯整及討論，旨在為預防航空器偏出跑道事故提供新的解決方案，尤其著眼於利用先進

<sup>1</sup> <https://ec.europa.eu/transport/sites/transport/files/modes/air/doc/flightpath2050.pdf>

方法分析飛航資料以發掘偏出跑道之風險因子，研究重點包括：改善飛航資料準確性、大數據統計方法以及電腦深度學習分析等大方向以及未來研究方向等，相關內容分別摘錄如後。

### 3.1. 偏出跑道風險分析與監控導論

依據 NLR 收集之統計資料，偏出跑道 (runway veer-off) 事故發生於起飛及降落階段的比例分別為 17% 及 83%，不管在起飛或降落階段其事故肇因與飛行技巧有關之事故件數皆超過一半，其次為側風影響，再加上濕滑跑道、機械因素及飛航組員取得不正確資訊等影響而造成了事故的發生 (圖 3)，本研究主要針對各肇因與其背後之物理現象進行討論，擬定風險監控所需之各種來自飛航資料及背景資訊之數據 (圖 4)，並探討各資料來源之準確性、即時性、使用限制及替代性的取得方案之後，歸結出本研究 FDM 分析之主要方針：分析各種資料其背後所代表之風險指標、著重於降落階段以及利用演算法改進飛航資料準確性。

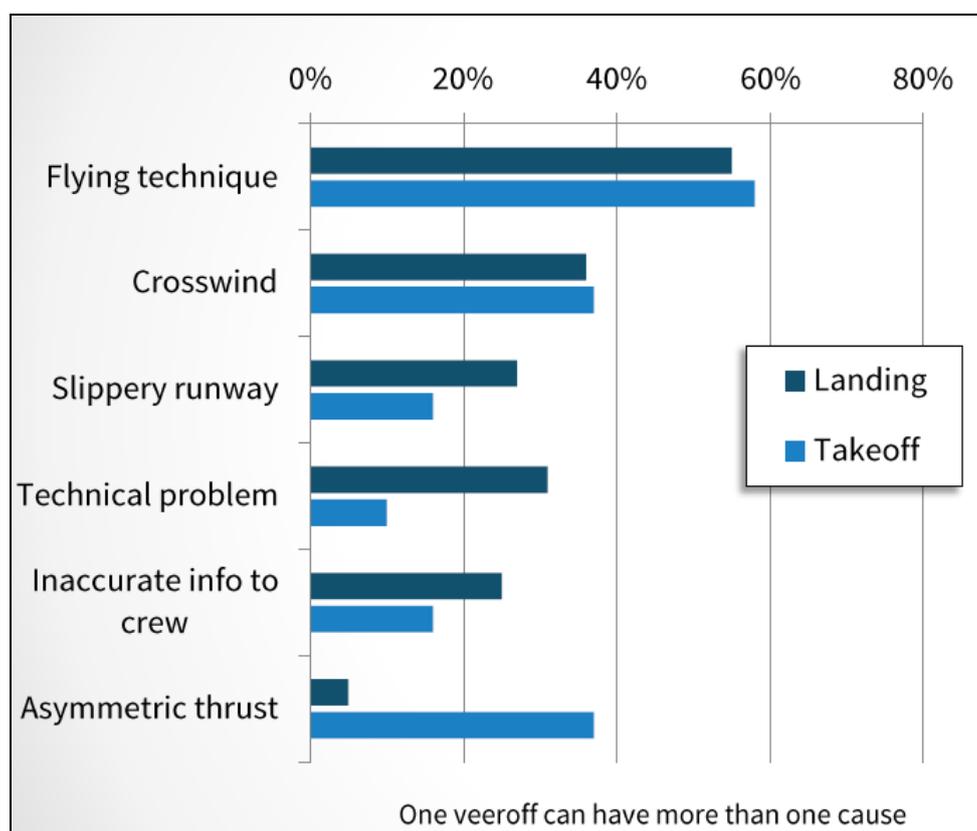


圖 3 偏出跑道事故起降階段之原因比例

## Data sources

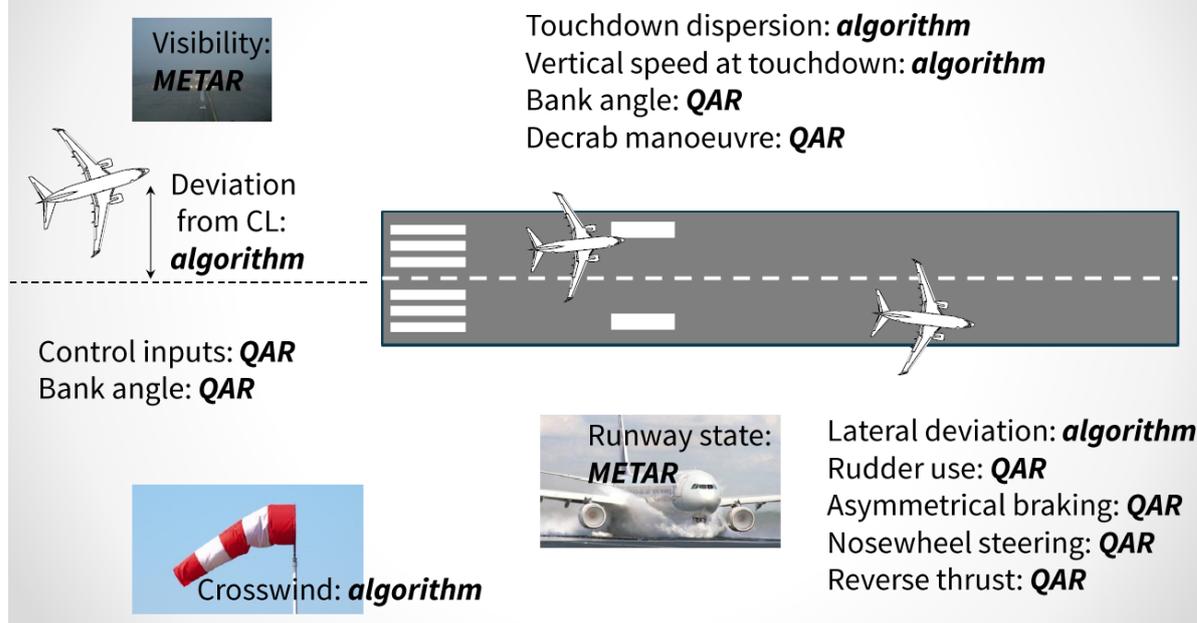


圖 4 針對偏出跑道風險監控所需之各種資料

### 3.2. 利用演算法改善飛航資料準確性

對 FDM 監控而言，飛航資料的準確性影響著整個風險分析的正確與否，其中降落階段偏出跑道風險監控仰賴準確的側風數據、飛航軌跡以及航機觸地時的垂直速率，然而現有飛航資料準確性雖滿足法定誤差，但因上述資料寫入紀錄器的過程多經過濾波及預測等數據處理加上寫入頻率多小於每秒 1 筆，仍然不足以成為準確的監控指標，本研究於是先探討於現有法定誤差條件下各種數據可能之誤差範圍，再以物理計算、積分或濾波等演算法從現有資料求取更準確之結果，並套用於實際飛航資料後比較其成果，相關方法及成果摘錄如下：

#### 側風分析：

側風在偏出跑道之事故肇因中佔比約 24%，因此比較降落階段之側風變化情形與航機本身之側向修正狀態，即可了解飛航組員在進行側風修正操作時是否存在不穩定之徵兆，本研究採用航機觸地前 20 秒之間、離地 10 公尺的瞬間尾風及側風分量做為監控指標，並要求其誤差需小於 2 哩/時。然而現有民航機之風速風向資料皆來自飛航管理系統 (FMS)、慣性參考系統 (IRS) 或是機場例行天氣報告 (METAR)，然而 FMS 之風速資訊採用 30 秒移動平均且未修正側滑造成之誤差，IRS 則多採用 2 秒鐘低通濾波降低雜訊並同樣未修正側滑誤差、其準確度

僅收斂至 12 哩/時且更新率多只有 4 秒 1 筆，METAR 風速資訊則為 10 分鐘平均值且每 30 分鐘才發佈一次，顯然都無法滿足降落階段之準確參考指標。

本研究於是利用飛行力學公式，以航跡角（由衛星定位系統 GPS 或儀器降落系統 ILS 參數推導）、航向、真空速（由計算空速及大氣溫度參數推導）、地速及側滑角（由航機導條數、三軸角速度及方向舵角等參數推導）重建風速資訊（圖 5），於過程中並針對各原生數據本身的法定精度做誤差分析或利用濾波方式降低雜訊，最後取觸地前離地 10 秒高度位置做為參考，比較 396 個航班飛航資料之 IRS 與機場 METAR 風速資訊，其中重建風速與 IRS 風速之誤差分別為側風 0.01 哩/時（平均值）、1.4 哩/時（標準差）及尾風 0.64 哩/時（平均值）、1.1 哩/時（標準差），而重建風速與 METAR 風速比較亦呈高度線性吻合（圖 6），顯示重建風速數據之可靠度已可滿足 FDM 需求。

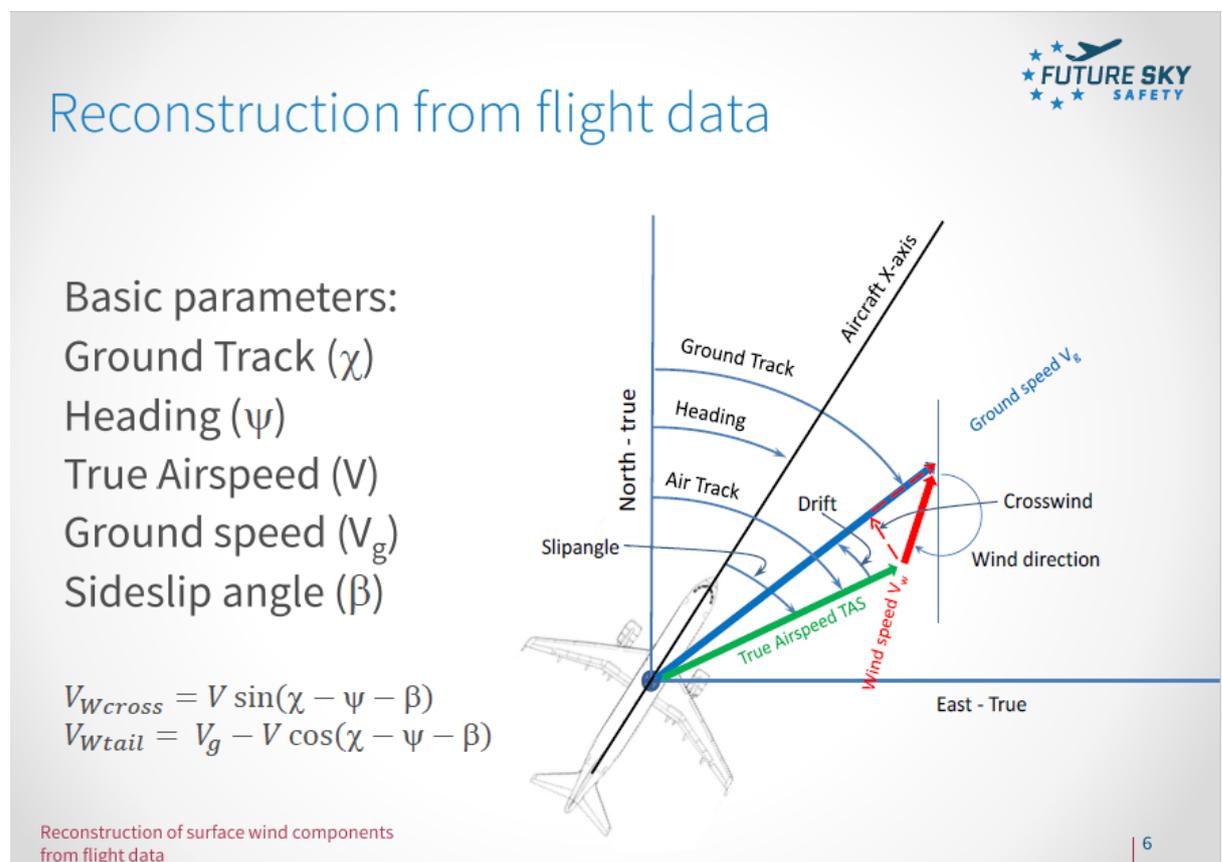


圖 5 以飛行力學重建風速資訊之方法

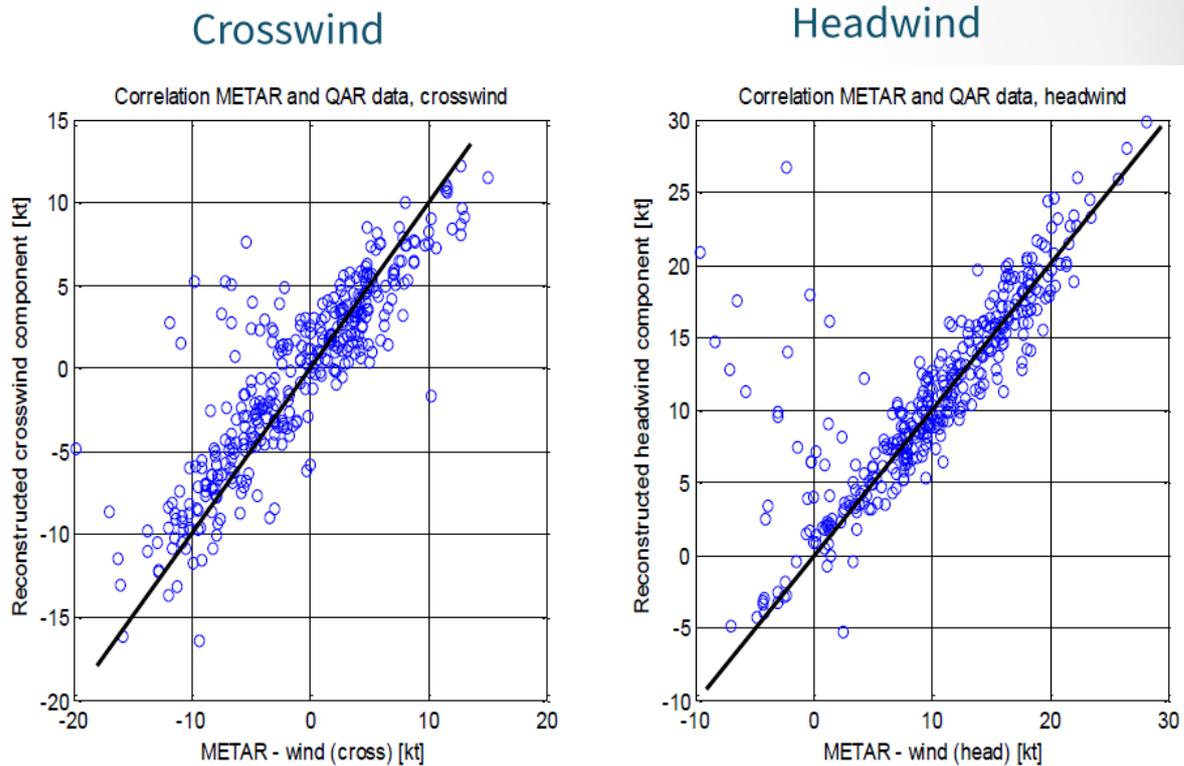


圖 6 飛航資料重建風速與 METAR 風速之相關性比較

### 飛航軌跡分析：

航機降落階段觸地前後之飛航軌跡以及觸地點在跑道上之位置（圖 7），比如橫向偏差（lateral deviation）、長平飄降落（long landing）等情形皆會影響到觸地後之橫向控制及減速之操作裕度，因此降落時之飛航軌跡監控與側風或跑道磨擦係數等同為偏出跑道風險之 FDM 重要指標，然而當今民航機飛航軌跡參數多來自 GPS，其位置精度誤差約為 30 公尺，相對於標準跑道寬度 60 公尺，誤差比例仍過高，故民航業者使用之商用 FDM 多利用飛航資料中記錄之無線電高度紀錄（RALT）參數，預設離地 50 呎為跑道頭位置後，利用地速積分計算使用之跑道長度，橫向部份則僅監控降落階段左右定位台（localizer）數據，無法掌握觸地前真實之橫向飛航軌跡偏差，故其監控準確度亦有限。

在飛航軌跡縱向計算上，本研究利用 ILS 的滑降台（glideslope）、航機俯仰姿態及航機幾何外型資料，透過三角函數計算觸地時航機與跑道頭之縱向位置（圖 8），考慮到 ILS 滑降台誤差規範，推導出標準 3 度下滑道之縱向位置標準差為 8.1 公尺（CAT 1 ILS）及 6.9 公尺（CAT 2 ILS），輔以更精確的垂向加速度觸地點分析，可將縱向位置誤差控制在 100 呎以內。

對於橫向飛航軌跡分析，現行方式包括橫向加速度積分、地速航跡角積分以及左右定位台計算等近似方式，然而三種方式各有其高、低頻雜訊或更新率之問題，本研究決定三者並行取長補短，先將三種近似方式同步計算出來之後，再以

互補濾波（complementary filtering）的方式抵消彼此的積分誤差後求得橫向位置（圖 9），其結果如圖 10（下）所示，黑線為互補濾波修正之成橫向軌跡，可準確估計觸地前後之飛航軌跡。

做為方法驗證的一環，本研究以多款機型 6 千多筆飛航資料資料進行分析，分別計算其觸地點與減速至 60 哩/時之位置分布如圖 11 所示，可觀察到觸地點集中於跑道降落區範圍內，減速至 60 哩/時之位置則因航機已於道面上穩定滑行而集中於跑道中線上均勻分布。

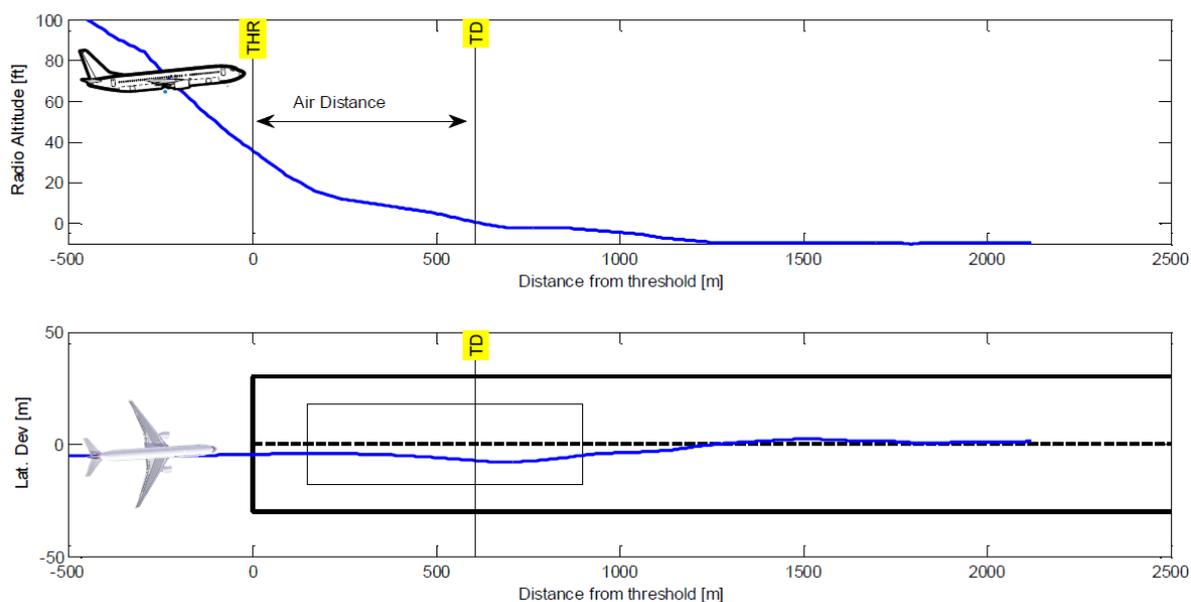


圖 7 降落階段觸地前後之飛航軌跡

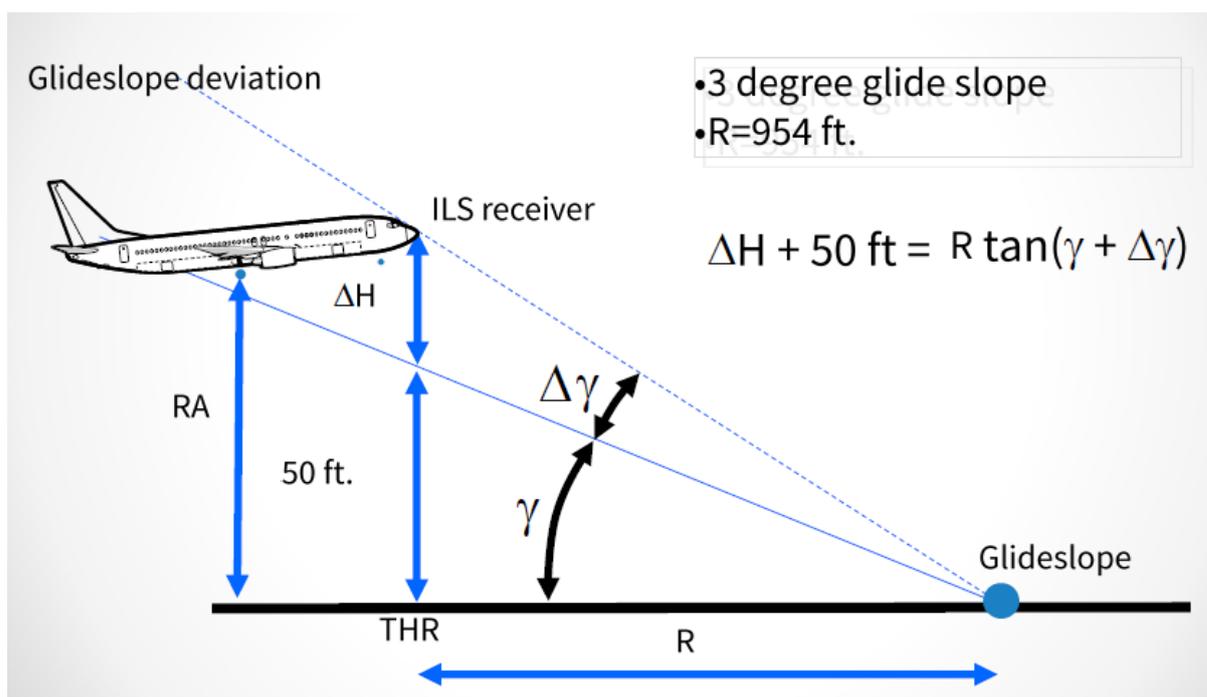


圖 8 降落階段航機縱向位置之計算

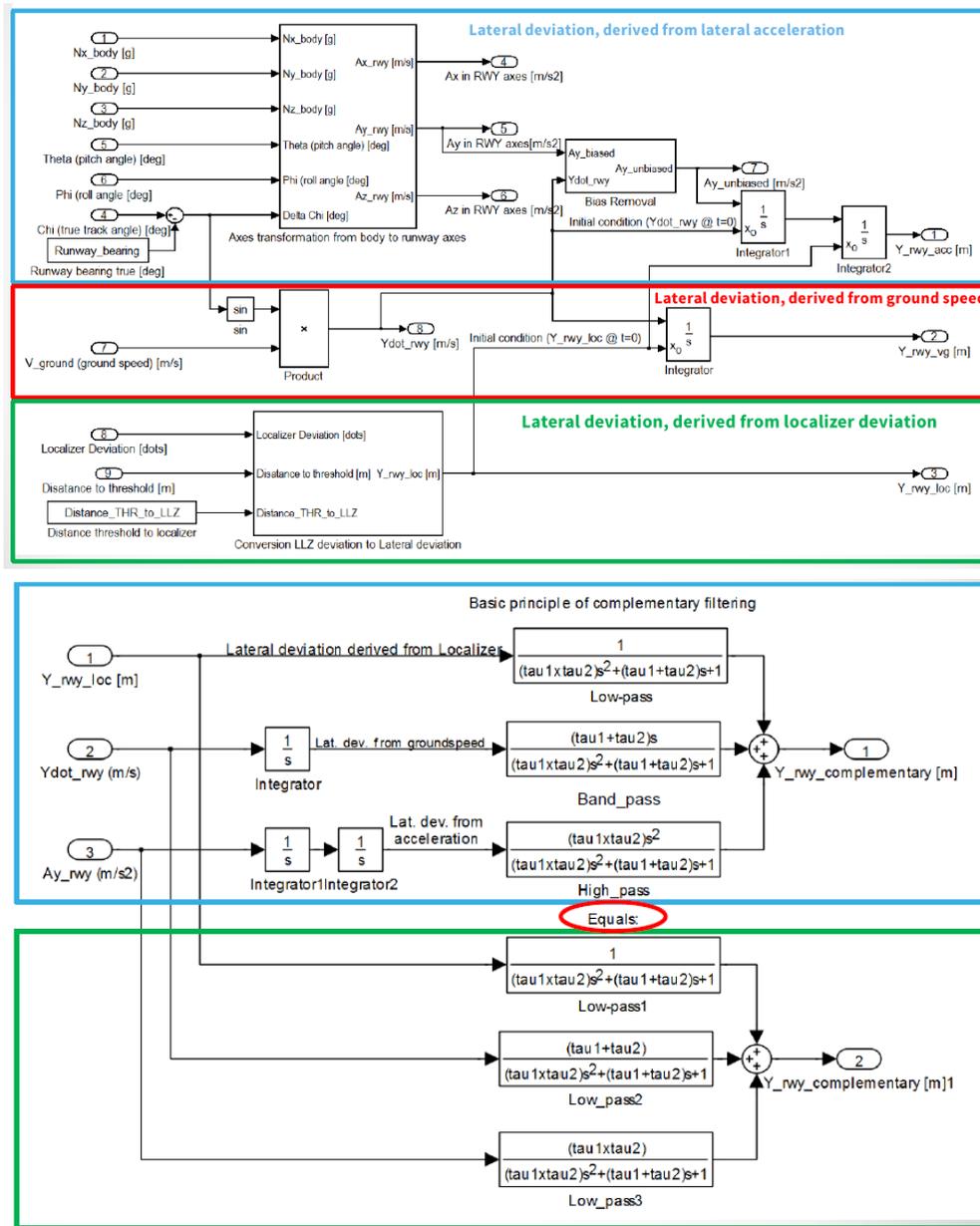


圖 9 降落階段航機橫向位置之同步計算（上）及互補濾波（下）架構

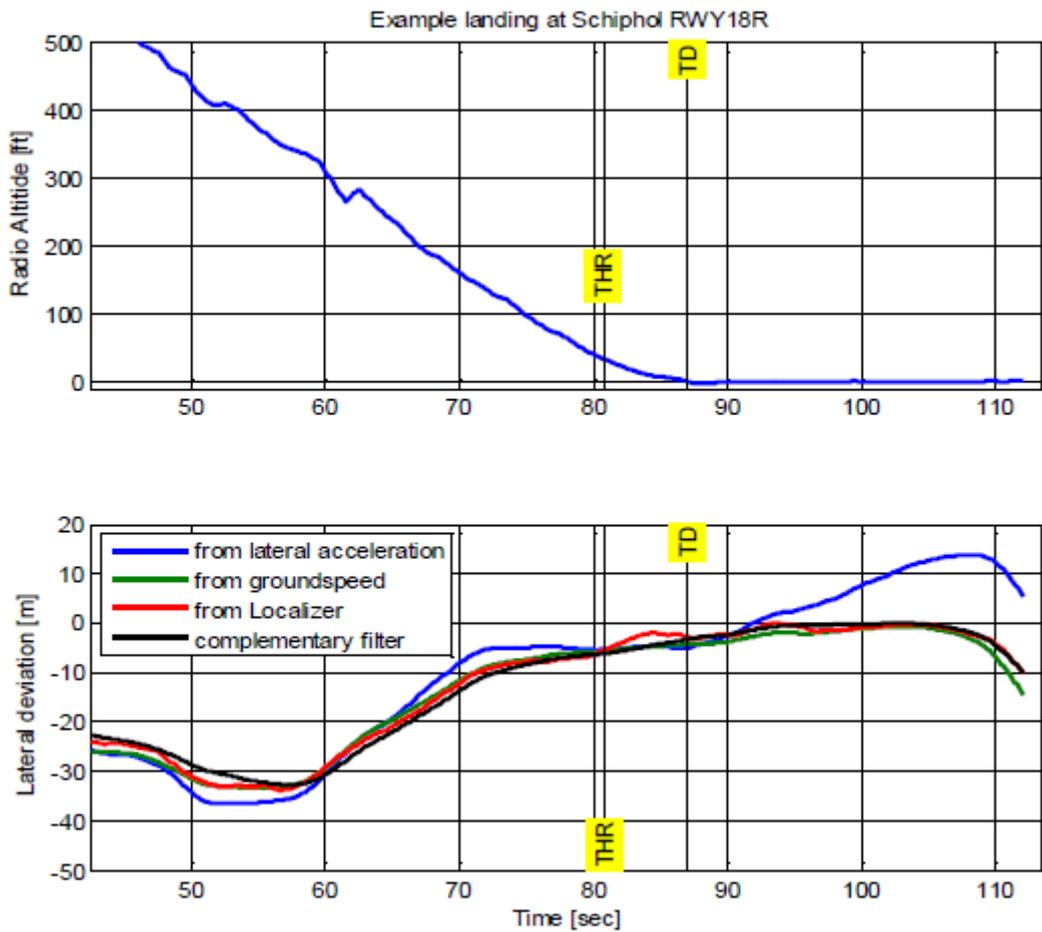


圖 10 飛航軌跡縱向分析結果（上）及橫向分析結果比較（下）

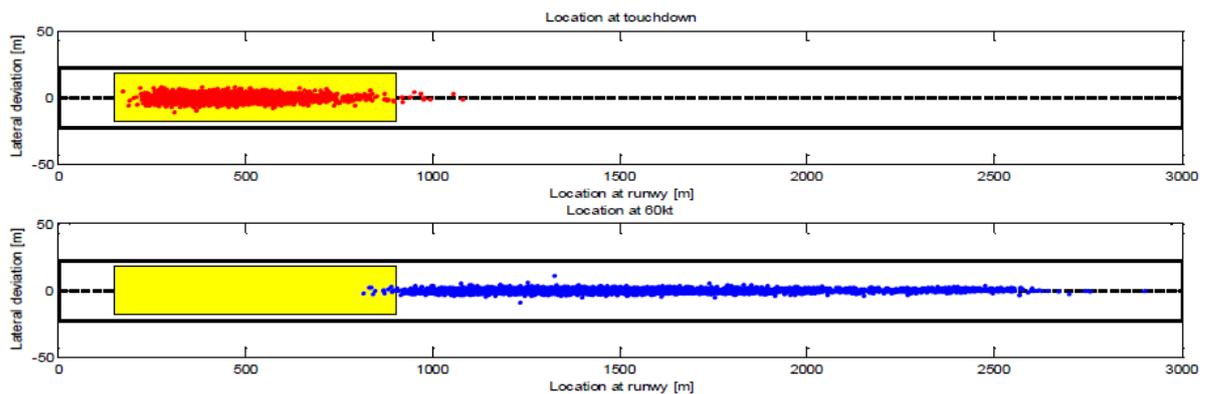


圖 11 某一型區間客機觸地點（上）及減速至 60 哩/時（下）位置分布

垂直速率：

航空器在觸地時之垂直速率為重落地以及衝偏出跑道事故之風險因子，垂直速率過大會導致觸地時之衝擊力損害起落架，甚至航機彈跳造成航機結構損傷，並很可能造成機上乘員受傷，垂直速率過小則可能造成平飄距離過長，甚至影響

減速裝置使用時機，增加衝偏出跑道之風險，所以對於降落時垂直速率的分析為現行 FDM 工具的主要功能之一。

現實中因為航空器感測器的限制，降落期間航空器的垂直速率並無法直接量測，紀錄器的垂直速率紀錄資料來自於對氣壓高度數據進行微分後再加上濾波器顯示於儀表上的讀數，再者航空器觸地前氣壓計會受到地面效應（ground effect）影響而失準，因此紀錄器垂直速率紀錄無法實際反應航空器觸地前的真實情形；另外傳統 FDM 對於重落地的判斷則仰賴紀錄器垂向加速度計（normal accelerometer）讀數，透過觸地瞬間的衝擊力判斷是否有重落地的情形發生，然而不同航空器機型其垂向加速度計安裝位置、原始讀數或推導數據皆無標準，加上降落時姿態的影響因此僅能評估航空器結構受力情形，難以直接用以還原降落前之垂直速率，因此本研究著眼於利用新的演算法從現有紀錄器紀錄參數中求得降落前更準確的垂直速率。

本研究比較三種垂直速率計算方式：垂向加速度積分、氣壓高度微分以及無線電高度微分，並與紀錄器紀錄一併比較如圖 12 所示，可見到三種方式皆比紀錄器資料更具即時性，然而仍有其各自的雜訊（noise）及偏差（bias）特徵，在嘗試使用多種演算法之後，採用垂向加速度積分與氣壓高度微分的互補濾波演算，再加上低通移動平均濾波（low-pass moving average filter, LPMA）演算法，降低垂向加速度與氣壓高度之雜訊及偏差特徵造成之誤差，其結果如圖 13 所示，有效排除了雜訊的影響，經過誤差分析後針對一般區間客機的紀錄器記錄資料其分析誤差約為 $\pm 24$  呎、標準差 $\pm 14$  呎。

最後本研究針對 7,275 班區間客機、9,122 班四發廣體客機、13,449 班雙發廣體客機以及 21,511 班窄體客機的紀錄器資料樣本進行分析統計，其結果如圖 14 所示，除可更準確知道各機型的特性之外，更可從不同機場之觸地垂直速率差異發掘出不同機場之潛在風險。

從結論上而言，本研究認為 LPMA 演算法可提升飛航資料準確性，具備改善 FDM 方法的潛力，未來將嘗試應用到其他 FDM 參數上。

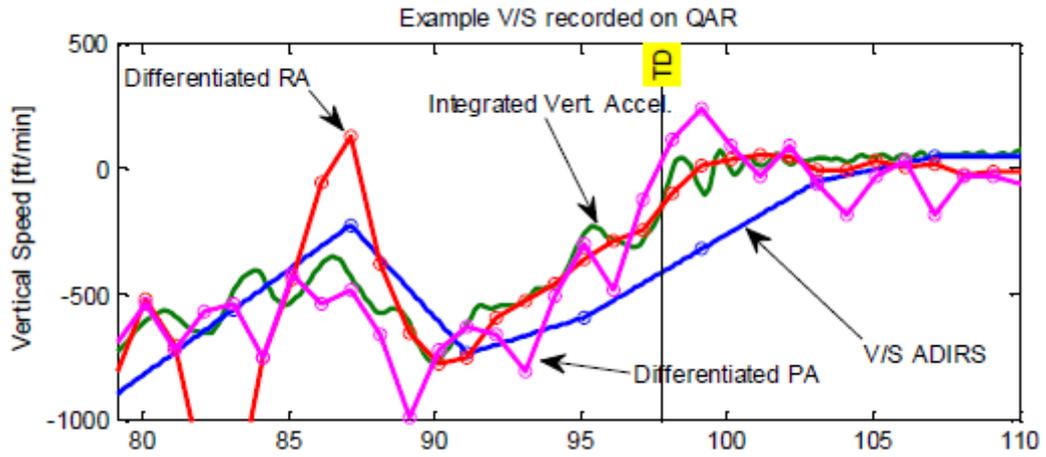


圖 12 三種方式計算之垂直速率與飛航資料紀錄比較結果

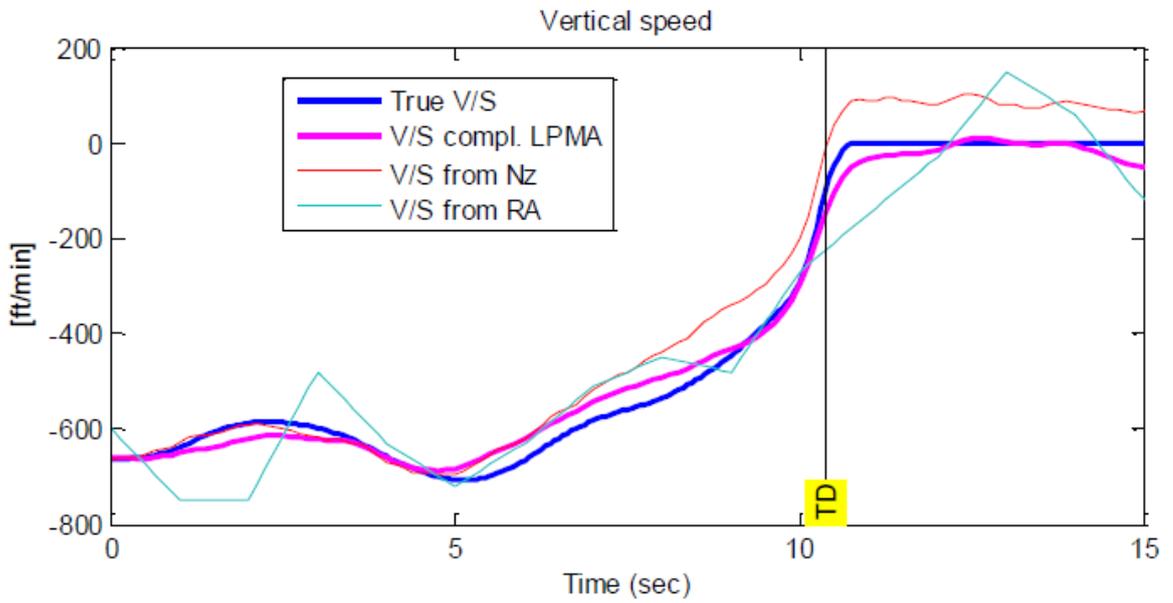


圖 13 LPMA 演算法與加速度積分 (Nz) 及無線電高度微分 (RA) 之垂直速率分析結果比較

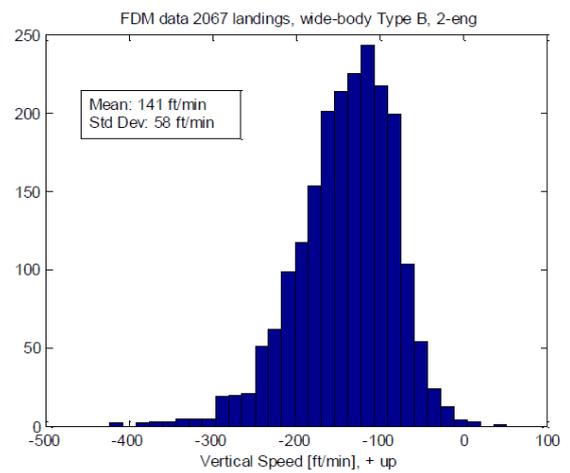
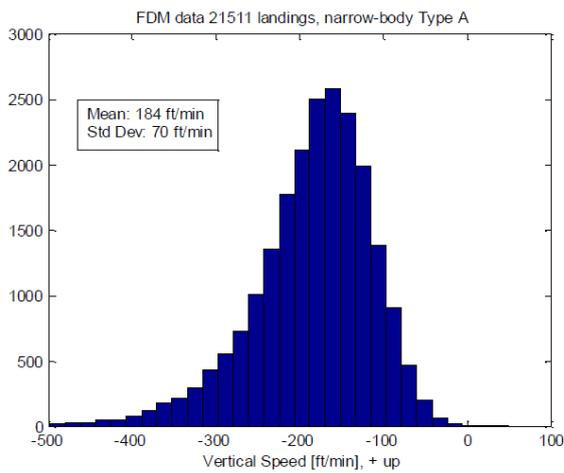
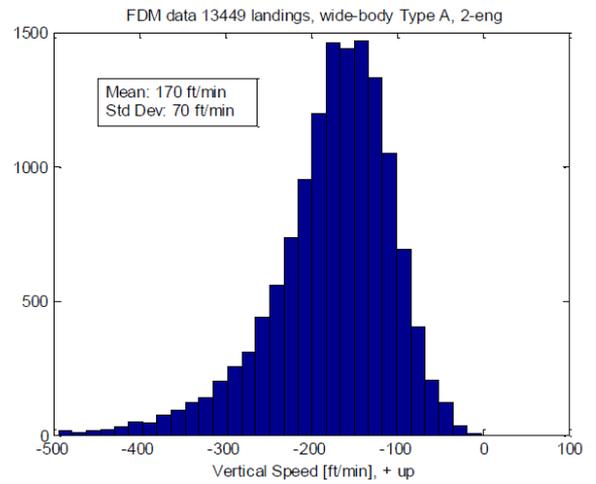
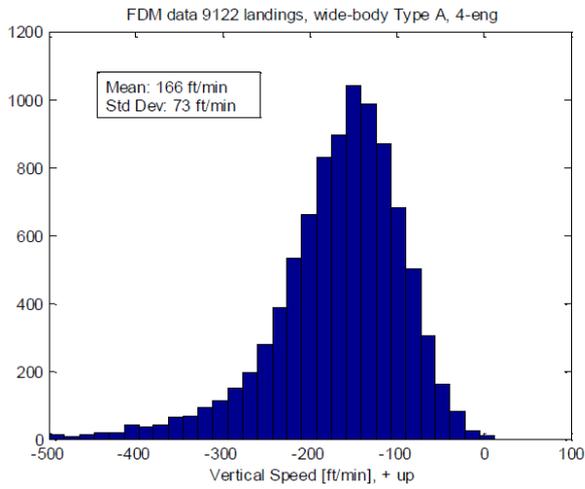
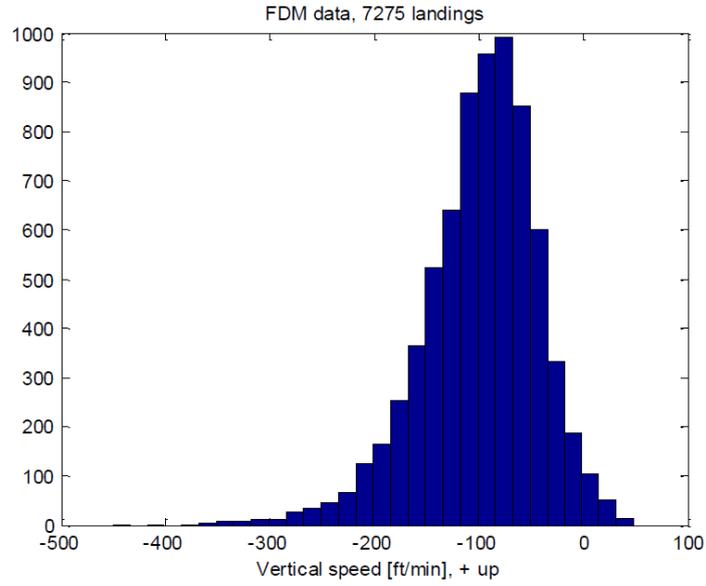


圖 14 研究樣本不同機型觸地時升降速率分佈情形

### 3.3. FDM 偏出跑道風險分析之大數據研究

現有 FDM 工具多專注於針對單一或推導參數之閥值監控，比如以升降速率做為重落地風險之指標，然此類指標多為經過各種風險因子作用下之結果，難以透過各種指標提供一全盤而整體性之風險分析，但是目前航電科技的進步以及飛航資料的累積，能提供 FDM 運用的數據不管是在質及量之上皆成爆炸性的增長，本研究於是開始嘗試利用機率分析或機械學習的方式，透過飛航資料掌握可能的偏出跑道風險，克蘭菲爾德大學及空中巴士公司皆有參與此一領域之研究，並於會議上提出研究進展及未來方向，分述如後。

#### 相對事故機率分析：

克蘭菲爾德大學的研究團隊利用貝式定理（機率分析），並以 A320 機型在歐洲近 10 年（西元 2002-2010 年）31 萬個航班的飛航資料（含該航班 METAR）資料為母群體，進行偏出跑道風險分析；其做法為將偏出跑道事故及其各個風險因子之間建立其或然率數學模型，再將已知之風險因子與偏出跑道橫向偏差（lateral deviation）的結果連結而成一貝式機率網路（圖 15），其機率互相交疊分析後，計算出 A320 機型在歐洲降落階段偏出跑道之機率為 3,500 萬分之 1，約為全球平均之 4 分之 1，使用貝式網路的優點在於使用者能將每一種因子各別獨力檢視，以分析「如果某一風險已存在」之或然率變化，如將非穩定進場、側風、大陣風及濕滑跑道條件依序成立，其分析結果如圖 16 所示，偏出跑道風險增加達 338%，即該航班存在比正常情形高出 3 倍以上偏出跑道之風險。本研究並嘗試其他不同的風險組合，對不同的降落機場進行風險之比較分析，並且已開始利用西元 2011 年至今的飛航資料進行下一階段的機率預估，期間並針對各風險因子背後的演算法及指標進行更準確的優化，未來擬利用歐洲以外之飛航大數據進行分析。

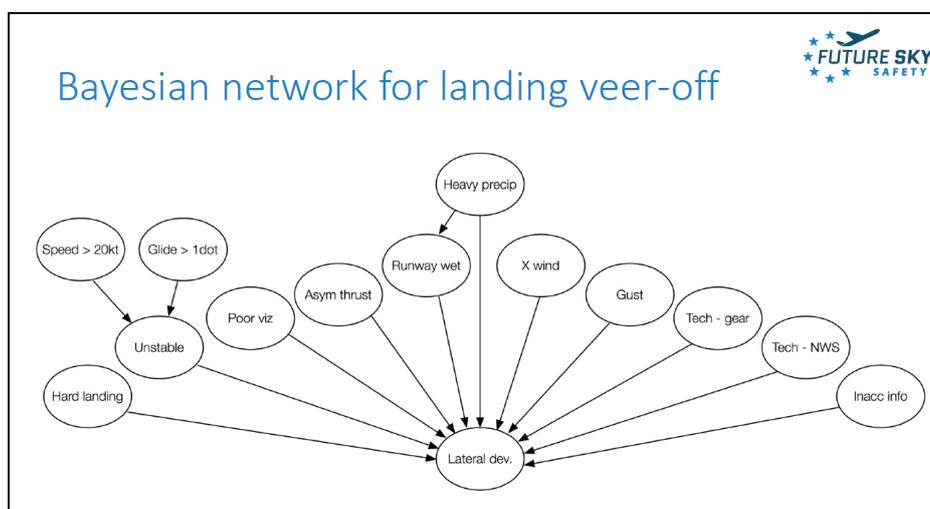


圖 15 偏出跑道風險之貝式機率網路

Factors present	P(Lateral Deviation)	Increase
As modelled	2.88E-08	
Unstable	5.36E-08	86%
Unstable + Xwind	8.23E-08	185%
Unstable + Xwind + Gust + Wet	1.26E-07	338%

圖 16 貝式網路假想條件分析結果之其中一例

### 機械學習：

空中巴士的研究團隊則評估各種現有機械學習 (machine learning) 研究後，開始著手開發能基於航空公司營運策略及飛行員決策，以預測偏出跑道風險之人工智慧 (artificial intelligence, AI) 工具，機械學習需要利用大量數據樣本經過分類、標記及特徵後提供給 AI 程式進行學習，其成功與否仰賴給定的學習資料是否與其學習目標高度相關且具可辨識性，開發過程上需透過訓練資料前處理 (data treatment) (圖 16) 以及演算法發展 (actual algorithm development) (圖 17) 兩階段。

第一階段部份，研究團隊利用 14.5 萬筆 A320 型機降落階段的飛航資料，每筆資料給定 34 種操作特徵 (尾風、姿態、加速度及鼻輪轉向等特徵) 進行分類標記，並將可能有偏出跑道風險之資料分離出來做為供 AI 學習之資料。

然而在整個航班中具有高度風險之資料只佔整體的 0.3%，訓練的正反方比例過於懸殊，而且專注於辨識極少量偏出跑道的目的與大部份 AI 訓練用以辨識大部份相同特徵之概念正好相反，故 AI 所使用的演算法必須能解決訓練正反方極度不平衡的問題。

研究團隊最後採用融合隨機欠取樣方法 (Random Undersampling) 及自適應增強類神經網路 (Adaptive Boosting, AdaBoost) 的 RUSBoost 演算法 (RUS+AdaBoost) (圖 18)，搭配成本敏感學習法 (Cost-Sensitive Learning) 以突顯出偏出跑道風險之重要性，經過訓練及調整之後 AI 從給定的測試飛航資料樣本中判斷航空器向左或向右偏出跑道之正確性達 70.6% 至 84% 之間，顯示此種 AI 訓練方式是可行的，空中巴士公司計劃以此成果為基礎，研究此種方式訓練其他飛安風險判讀的可行性，未來並希望將原本靜態的資料輸入方式提升至動態即時演算，最後期望能安裝於航空器上，依據當下之各種條件即時評估可能的飛安風險，提供飛航組員決策之依據以提升飛航安全。

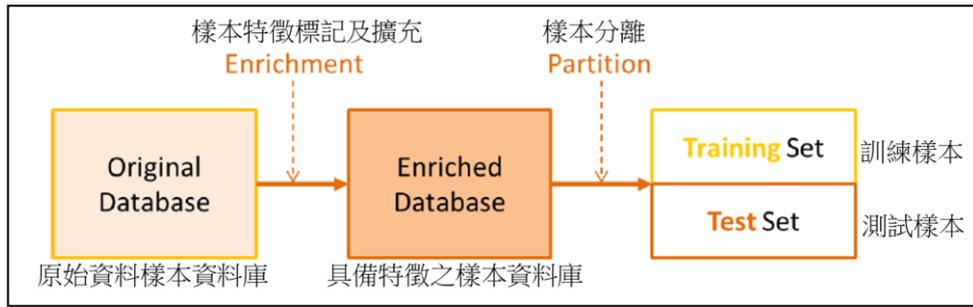


圖 16 機械學習訓練資料前處理概念

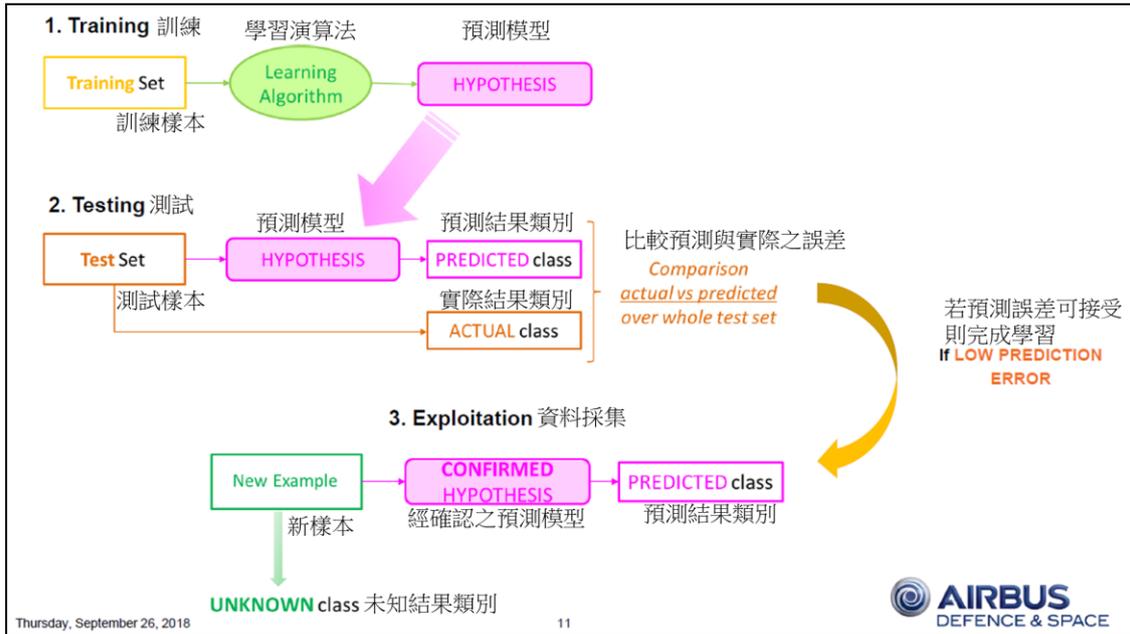


圖 17 機械學習演算法發展概念

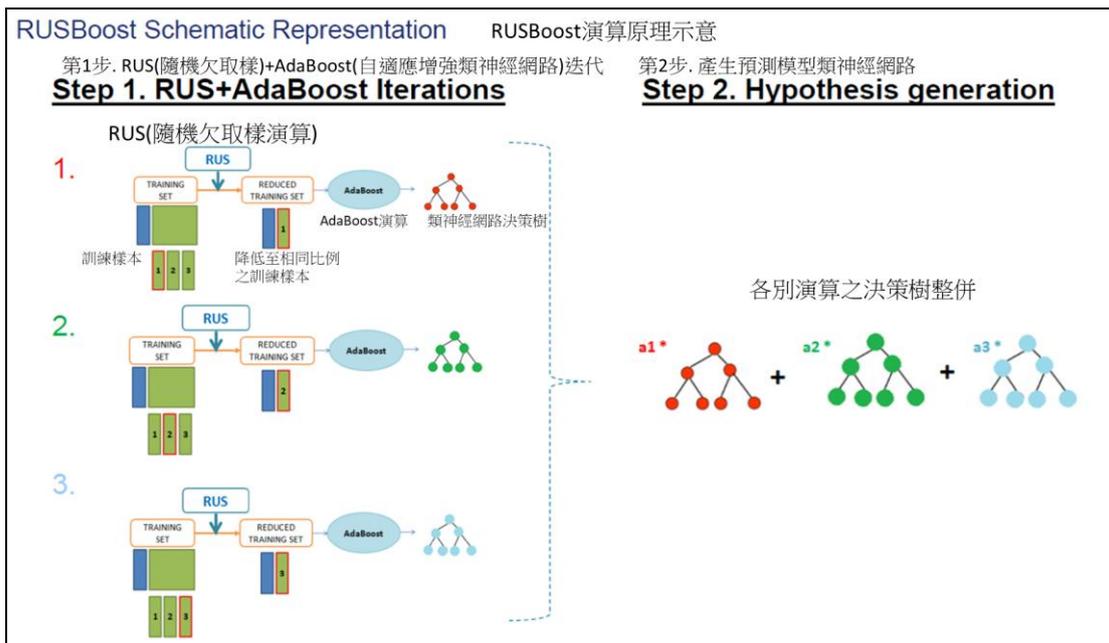


圖 18 RUSBoost 演算法概念

Settings	Recall Right	Recall Left	Training time
1000 trees + LR=0.1	76 %	76 %	22 s
10000 trees + LR=0.1	70.6 %	79.9 %	217 s
1000 trees + LR=0.01	73.5 %	84 %	23.7 s
10000 trees + LR=0.01	76.5 %	78.9 %	213 s

圖 19 AI 辨識偏出跑道風險之準確率及所需之訓練時間

#### 四、建議

本次訓練行程圓滿且收穫豐富，透過本次會議了解歐美先進國家對於飛航資料監控新技術之研究與展望，並使本會了解 AI 人工智慧與大數據之相關實作技術概念、應用情形及其所需環境整備，同時更了解利用新式演算法改善現有飛航資料準確度之技術細節，皆值得本會持續學習，據此職提出 2 項建議：

1. 持續參與歐盟 EOfDM 工作小組，研習國際最新飛航資料監控技術，以深化調查分析能量。
2. 不定期與民航局及國內民航業者分享研究成果，共同研擬相關作為並據以提升我國飛安水準。