

OAC-114-014 (研究報告)

LSTM 架構下之 AIS 船舶軌跡預測模型 (成果報告)

海洋委員會補助研究

中華民國 114 年 10 月

「本研究報告僅供海洋委員會施政參考，並不代表該會政策，該會保留採用與否之權利。」

目 次

目 次.....	1
表 次.....	2
圖 次.....	3
摘 要.....	4
第一章 前言.....	5
第一節 研究緣起與問題背景.....	5
第二節 現況分析.....	5
第三節 研究目的與重點.....	8
第四節 預期目標.....	9
第二章 研究方法及過程.....	10
第一節 AIS 數據清理與篩選.....	10
第二節 船舶軌跡識別與清理.....	13
第三節 建構具代表性之擬真航跡.....	15
第四節 船舶軌跡預測模型.....	17
第三章 結果與討論.....	20
第一節 數值分析進港航行參數.....	21
第二節 預測模型之參數選擇.....	23
第三節 驗證預測軌跡之精度.....	25
第四章 結論.....	28
參考文獻.....	29

表 次

表 2.1 AIS 數值標準 (節錄)	11
---------------------------	----

圖 次

圖 2.1 AIS 分布範圍及本研究之分析邊界.....	10
圖 2.2 AIS 所記錄之船舶資訊與真實資料有所落差之類別佔比.....	11
圖 2.3 重複之 AIS 紀錄	12
圖 2.4 異常座標之 AIS 紀錄	13
圖 2.5 AIS 航跡識別流程圖.....	14
圖 2.6 時間資訊異常之 AIS 軌跡	14
圖 2.7 以 PCHIP 修復船舶軌跡實例	16
圖 2.8 本研究之資料處理架構.....	17
圖 2.9 本研究之軌跡預測模型架構.....	19
圖 3.1 本研究分析範圍示意圖.....	20
圖 3.2 測試弧線與研究資料之圖層套疊.....	21
圖 3.3 歷年基隆港進港客船之對地航向統計圖.....	22
圖 3.4 各參數之權重組合對驗證集損失函數的影響.....	24
圖 3.5 各測試弧線之預測誤差盒狀圖.....	25
圖 3.6 區分中大型客船初始位置之示意圖.....	26
圖 3.7 考量進港初始位置的預測誤差盒狀圖.....	27
圖 3.8 歷史 AIS 紀錄與模型預測結果之 COG 比較分析.....	27

摘要

關鍵詞：船舶自動識別系統、大數據清理與修復、軌跡預測。

一、研究源起

目前裝設於船舶上的自動識別系統不僅能藉以提供各船舶即時之航行資訊，亦可作為海上交通安全分析的大數據資料。然而巨量資料若缺乏合適的研究方法，便難以將隱含其中的重要資訊有效展現。

二、目的

雖然既有研究已探討基隆港之交通特性 (Tsou, 2010; 袁順光等, 2011; Tsou, 2019; 黃翊綸, 2021)，但對於中大型客船隨地理位置推移而產生的「時空特徵」與「操航模式」之關聯，仍缺乏深入了解。

三、研究方法及過程

本研究建立一套資料清理及軌跡修復的流程，以取得歷年中大型客船航跡。接著，分析船舶於進港過程中，隨地理位置推移而產生對地航向之變化趨勢，進而推估其動態行為與船位之關聯性。最後，進一步將歷年進港軌跡作為預測模型的輸入資料，並根據歷年大數據所統計的進港操航特性檢驗模型的預測能力。

四、重要發現

研究結果顯示，中大型客船相較於中型及中小型客船，需提前約 200m 完成對地航向之調整。進一步比較各船舶尺度之對地航向偏航程度可發現，船舶尺度愈大，其偏離進港中央線參考線之幅度愈小。

五、結論與展望

本研究所建立之預測模型，整體平均距離誤差約為 8.6m；其中，最小誤差出現在預測起點 TL42 (距堤口約 1,100m，約 3.4m)，最大誤差則出現在 TL59 (距堤口約 250m，約 12m)。本研究成果可望降低船舶進港之航行風險，並將經驗知識轉化為可重複操作的流程，不僅能協助引水人安全操航，亦可供主管機關於海上交通規劃時參考，並為後續智慧化客船即時修正航行姿態之研究提供基礎。

第一章 前言

第一節 研究緣起與問題背景

船舶軌跡預測在海上貿易與航行安全方面扮演著關鍵角色。隨著數據可以大量且快速累積之大數據時代的來臨，資料之數量、即時性、正確性和複雜多元性等資料結構層面已明顯改變傳統分析統計的運作模式，透過大數據資料結構重整及系統管理從中擷取出數據內所隱含的訊息、特徵與相關性，即可具體呈現出真實之行為模式或趨勢並有效提供決策資訊。目前裝設於船舶上的自動識別系統 (Automatic Identification System, AIS) 不僅能藉以提供各船舶即時之航行資訊，亦可作為海上交通安全分析和避險決策的典型大數據資料。然而巨量資料若缺乏合適的研究方法，便難以將隱含其中的重要資訊有效展現。此外，船舶軌跡預測是一項複雜且具挑戰性的任務，不僅因為數據的記錄誤差影響分析成果，亦因航行過程中的不確定因素與外在環境變化之隨機性，難以精確捕捉船舶的運動行為特徵。

第二節 現況分析

航運業對全球經濟的重要性不言而喻，承載了約 90% 的國際貿易量，並作為全球經濟活動與貨物流通的關鍵樞紐。然而，隨著海上自主水面船舶 (Maritime Autonomous Surface Ships, MASS) 的快速發展及船舶大型化趨勢，海上運輸面臨的挑戰日益嚴峻，特別是在日漸複雜的交通環境下，航行安全風險顯著增加。在這樣的背景下，船舶自動識別系統成為應對這些挑戰的重要技術工具之一。AIS 數據所涵蓋的時空資訊不僅能有效提高航運交通的透明度與安全性，同時能作為海上交通監控、特徵模式分析及航行軌跡預測的重要資料依據。

AIS 藉由無線電通信技術，使船舶能夠透過地面與衛星接收器傳遞編碼訊息。AIS 最初設計用於追蹤船舶及防止海上碰撞，但其應用範圍已大幅擴展，涵蓋交通監控、趨勢分析、船舶安全及環境污染監測等多領域 (Yang et al., 2019)。AIS 傳輸的內容包括船舶靜態資料、經緯度、航行參數及航程資訊等，這些資訊可提高交通網絡內的資訊透明度並降低船舶碰撞的風險。AIS 數據屬於時空數據，描述了船舶隨時間演變的多重屬性。由於船舶頻繁發送 AIS 訊息，每天產生

數百萬筆紀錄(Millefiori et al., 2021)。然而，巨量的數據帶來的挑戰在於 AIS 數據中常隱含著錯誤，例如損壞、重複或不準確的紀錄，這些問題可能由人為錯誤、設備故障或連接問題所引起(Fu et al., 2017)。因此，確保 AIS 數據的品質對於後續的分析與應用至關重要。

(Nguyen et al., 2015)提出了一種新的方法，結合線性插值、三次赫米特插值及特徵識別機制，克服 AIS 數據缺失的問題。將船舶位置、對地航向(COG)、對地航速(SOG)及航向角(THD)的 AIS 數據分割為獨立的時間序列，透過特徵識別機制分析缺失數據的特性，並選擇適當的插值方法以匹配其特徵。結果顯示，該方法在實際應用中具有良好的修復能力，能有效地處理 AIS 數據的缺失區域。

(Zhao et al., 2018)為了獲取高品質的 AIS 航跡資料，故針對 AIS 數據進行了系統性分析，提出了基於數據清洗和偏差校正的演算法，有效處理了不完整航跡、空間不一致及時間錯誤等問題。研究成果顯示，處理後的航跡數據在準確性和一致性上均顯著提升。進一步展示了經過前處理後的交通密度圖與航跡分佈圖，驗證了該方法的有效性。然而，該方法無法提升靜態及航程相關資料的準確性，因其高度依賴於 AIS 使用者的輸入。

(Spadon et al., 2024)高效處理自動識別系統(AIS)數據對提升海事安全與導航具有至關重要的作用，然而，龐大的數據量和易出錯的特性對數據處理帶來挑戰。為了增強 AIS 資料品質的管理，建構了自動識別系統資料庫(AISdb)，專為應對 AIS 數據處理與分析的挑戰而設計。AISdb 是一個全面的開源平台，旨在通過數據清洗、時空查詢和插值技術，提升 AIS 數據的處理效率和準確性。AISdb 能整合來自地面接收站、衛星及其他來源的 AIS 數據，並與環境數據結合進行更深層次的分析，從而實現更準確的船舶軌跡預測和海洋交通流量建模。

近年來，深度學習的快速發展以及大量 AIS 數據的可用性，正在為提升船舶軌跡預測與海事監控的能力奠定基礎。其核心概念來自神經網絡架構的特性，能夠從原始數據中自動提取和學習複雜的運動模式。這種特性使得在傳統統計方法難以應對的複雜海上交通場景中，也能準確地預測船舶的未來運動軌跡，提供更可靠的決策支持。

在船舶軌跡預測的領域中主要分為基於運動特性和歷史軌跡數據(Filom et al., 2022; Liu et al., 2022)。基於運動特性的預測方法係藉由運動學方程式來預測船舶的未來位置(Shi et al., 2017)，同時需要考量外在環境因素（如水流和風力），這顯然增加建構模型的複雜性和難度。然而，由於移動中的船舶之不確定性和隨機性，讓此預測方法存在局限性，難以在現實世界中精準捕捉船舶的運動特性。因此，基於歷史軌跡之預測方法成為最為廣泛的方式，尤其是在過去十年間船舶自動識別系統變得更加普及，其為裝設於船舶上的資訊通訊系統，係藉由特高頻無線電(Very High Frequency, VHF)將包含船舶動態、靜態及航程紀錄等資訊，即時且持續廣播給周遭其它船舶或岸台進行訊息交換與傳遞，在經過長期接收與儲存後，儼然成為可兼顧船舶航行實務需求與確保航行安全下，進行海上交通安全分析或避險決策時之典型大數據資料。因此，基於 AIS 歷史數據的預測方法在船舶軌跡預測中越來越受歡迎。

(Nguyen et al., 2018)提出一種基於深度學習的多任務框架，用於處理自動識別系統(AIS)數據流中的船舶監測。此框架結合了遞歸神經網絡(Recurrent Neural Networks, RNN)、隱變量建模，以及將 AIS 訊息嵌入至新的表示空間，旨在共同解決 AIS 數據流中存在的大量數據、噪聲以及不規則時間取樣等問題。並利用真實的 AIS 數據集，在三項任務設定下展示了該深度學習框架的效能，克服了現有技術的重大限制，能夠在區域範圍內同時處理多任務問題，亦即針對數十億或上億筆空間異質性的 AIS 數據集進行異常行為檢測、航跡重建和船舶類型識別。

(Gao et al., 2018)構建一種適用於自動識別系統(AIS)數據時間序列特性的雙向長短期記憶遞歸神經網絡(BI-LSTM-RNN)，開發了一種即時在線的船舶行為預測模型，並提供在線的參數調整。實驗結果證實了模型的可靠性，可透過模型進行航跡的預測以提高航行中的安全性，並為航跡規劃及風險監控提供輔助。

(Yu et al., 2020)提出兩種基於深度學習的 AIS 數據關聯方法。第一種方法預測模型首先估算船舶在新紀錄時間點的位置，再透過二元分類器將預測之位置與新紀錄資料進行匹配。第二種方法則不經過船舶位置的插值，直接計算關聯機率。上述方法係利用 AIS 數據屬性資料的經緯度與時間進行推斷。最後，利用真實的 AIS 數據集驗證了該方法的效能，結果顯示該方法能夠實現可靠的數據關聯。

(Capobianco et al., 2021)提出基於 LSTM 的編碼器-解碼器模型係針對 AIS 數據進行分析與預測，利用船舶歷史軌跡進行序列到序列的深度學習。藉由 LSTM 架構的長時依賴特性，有效捕捉船舶軌跡間的時空依賴關係，並進行軌跡點的逐步預測。此外，該研究表明，當模型能夠利用更多的上下文信息（如船舶的出發港口和目的地）時，預測性能將顯著提高。該方法的優點在於能夠有效學習船舶的長期運動模式，適合於較為複雜的海上交通環境，特別是當船舶行為具有明顯的慣性時，能夠較好地完成中長期的預測。

第三節 研究目的與重點

雖然既有研究已探討基隆港之交通特性 (Tsou, 2010; 袁順光等, 2011; Tsou, 2019; 黃翊綸, 2021)，但對於中大型客船隨地理位置推移而產生的「時空特徵」與「操航模式」之關聯，仍缺乏深入了解。鑑此，本研究提出一套結合資料清理與地理資訊系統(GIS)空間統計之巨量資料分析方法，以 AIS 資料為基礎，呈現中大型客船進基隆港時所呈現的空間分布與操航參數演變。最後，並建構軌跡預測模型，藉由更新神經網路的參數空間，使模型達到動態預測軌跡之目標。本研究之主要研究目的詳述如下：

1. 為提升巨量資料分析的準確性，本研究係建立一套資料清理及軌跡修復流程。首先，經由地理資訊系統，將原本的表格式資訊轉化為地圖上的點線面圖徵。接著，檢查各項航行參數所記錄之資訊是否符合規範標準及時空條件下之合理性。最後，利用插值多項式修復缺漏之 AIS 紀錄資料，以建構出更具代表性的進港航跡。
2. 為理解中大型客船於進港時之操航模式，本研究依據前述提及之資料處理流程，取得歷年中大型客船航跡後，並與本研究所設立之分析基準(測試弧線)進行圖層套疊。其將標準化航跡上任一地理位置與基隆港堤口之間的空間關係，以分析船舶於進港過程中，隨地理位置推移而產生各項操航參數之變化趨勢，進而推估其動態行為與船位之關聯性。
3. 為因應日後無人船及船舶自動化的發展，本研究進一步將經由清理、檢核與修復後的歷年進港軌跡作為預測模型的輸入資料。此外並根據歷年大數據所統計的進港操航特性檢驗模型的預測能力。

第四節 預期目標

本研究的預期成果主要體現在提升船舶交通安全及支持相關政策的制訂與執行。綜整本研究之研究方法與預期分析成果，概可歸納出以下五點：

1. 易理解圖示化資訊：

本研究運用地理資訊系統的空間分析與幾何計算優勢，將原先僅作為數值紀錄的 AIS 數據轉化為直觀的視覺化展示。透過線圖層描繪各船舶的航行軌跡，為航行員或船舶交通管理系統人員提供進港過程中的監控支持與預警參考，增強船舶交通管理能力。

2. 強化船舶數據品質，建構合理航行軌跡：

本研究針對歷年 AIS 數據進行系統化整理與清理，首先針對數據中不正確或異常的紀錄進行篩選與剔除，以顯著提升數據的品質與可靠性。隨後，為解決 AIS 數據中常見的缺漏問題，本研究將建構更具代表性且更合理的航行軌跡，其不僅有效填補遺失的數據，亦確保了所用數據的真實性與完整性，為後續分析提供了堅實的數據基礎，同時研究成果亦能為港口管理機構提供準確而詳盡的決策依據，有助於優化港口管理與規劃。

3. 挖掘進港操航特徵，減少海難事故風險：

本研究擬進一步還原船舶進港過程中的真實運動姿態，探討船舶在進港階段各個關鍵位置時的行為特徵，透過航向的數據分析，期望揭示船舶在特定航段中的操作行為，並挖掘航行員駕駛在進港操作時隱含的共通策略與操縱模式。此類分析將有助於提升船舶進港操作的安全性與效率，同時為港口管理機構提供科學且精準的參考資料，以減少因不當操作可能帶來的海難事故風險。

4. 智慧監測，預測軌跡：

本研究建構基於 LSTM 編碼器-解碼器架構的船舶軌跡預測模型，以解決船舶在複雜移動模式下的軌跡預測挑戰。以真實 AIS 數據為基礎，準確預測未來的船舶運動軌跡。同時，該方法將在海事領域進行評估與實驗驗證，藉以彰顯其實用性與可靠性。此外，模型可進一步用於預測高交通密度海域的船舶行為，有助於減少海域事故風險，並透過提升預測技術，強化海域監測與管理能力。

第二章 研究方法及過程

第一節 AIS 數據清理與篩選

本研究旨在預測基隆港中大型客船進港之軌跡。然而，所蒐集的 AIS 原始紀錄其分布範圍並不僅限於基隆港內外航道，如圖 2.1(a)所示。若直接將所有資料進行清理程序與運算分析，過多的 AIS 數據將降低電腦的運算效能，並佔用有限的記憶體空間，因此本研究設立一分析邊界，以篩選出符合研究主題之 AIS 數據，進而實現運算資源的最佳配置與後續分析效率的提升，其中該分析邊界涵蓋基隆港進出港航道、主航道、錨區及禁航區等範圍。

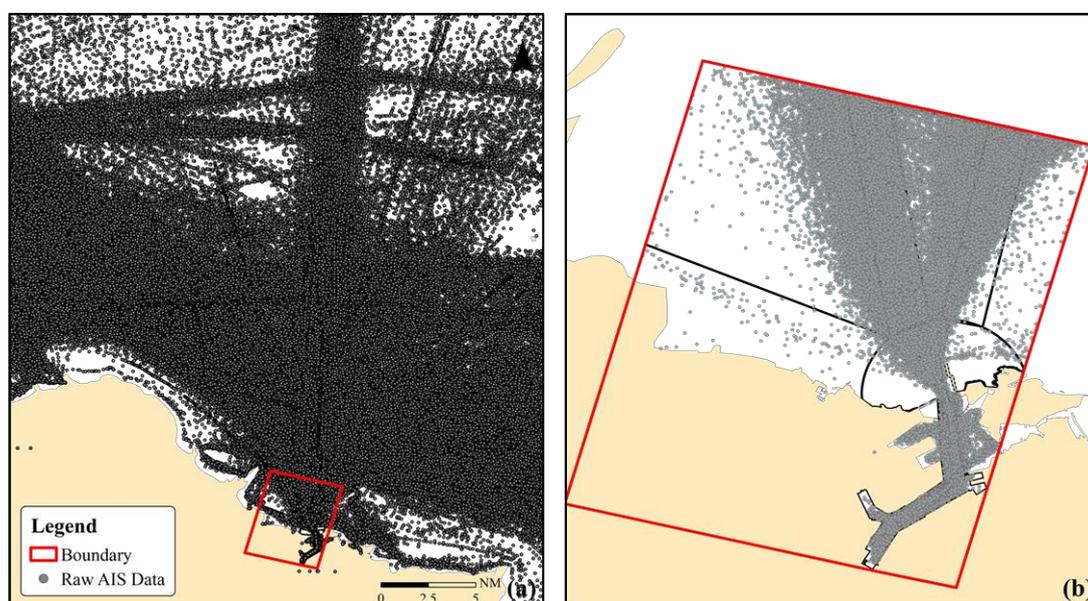


圖 2.1 AIS 分布範圍及本研究之分析邊界

自動識別系統(AIS)作為研究海上交通資料庫之來源，在進行深入分析與探討前，需檢視所蒐集到的資料品質，而本研究在處理 AIS 歷史紀錄的過程中，發現部分的靜態資訊與公開資訊不一致，與 Harati-Mokhtari et al. (2007)根據該篇研究結果及過往文獻指出 AIS 所提供的資料在某些情況下可能存疑之論點相符，如圖 2.2 所示。為避免不正確的 MMSI 及船舶種類代碼，進而影響本研究篩選與識別客船的依據，故藉由資料庫初步篩選出符合 MMSI 正確格式的 AIS 紀錄後，並輔以人工逐筆比對各項公開資訊（如客船官方網站、AIS Marine Traffic 等），以確保資料的正確性。此外，若同一艘客船存在多種不同的船舶尺度，可能對後

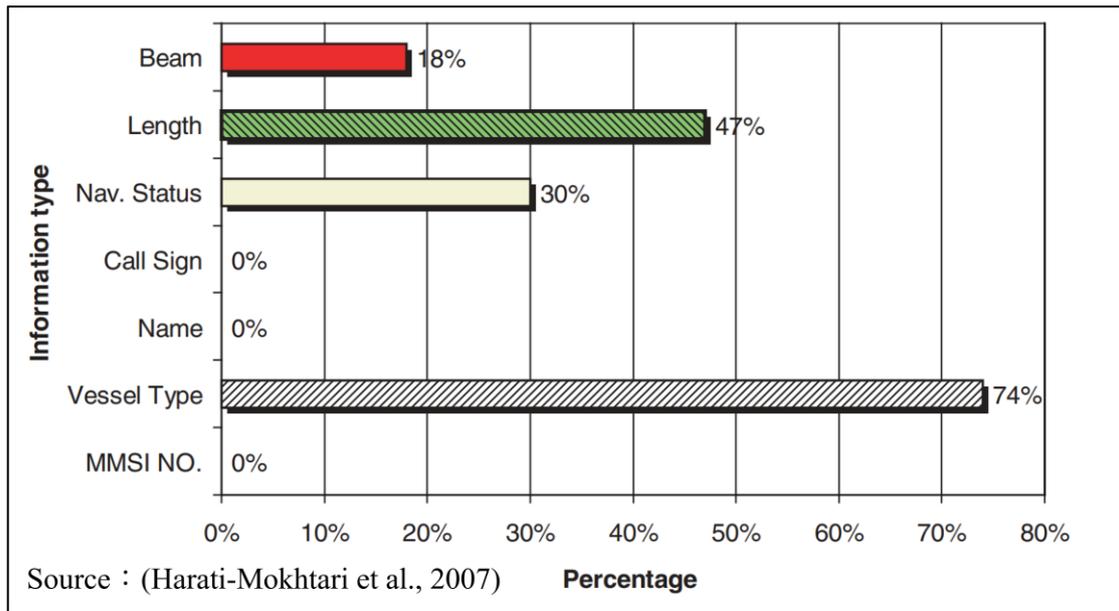


圖 2.2 AIS 所記錄之船舶資訊與真實資料有所落差之類別佔比
(Harati-Mokhtari et al., 2007)

續分析造成誤判，因此若該船舶未曾進行結構上的變動，本研究將參考其歷史紀錄，選擇出現頻率最高或最新之尺度資訊，作為該客船唯一的船舶尺度標準。

本研究汲取基隆港 2013 年至 2023 年間之客船 AIS 原始紀錄，套用分析邊界後其約近三百七十萬筆資料，進一步依據 ITU 建議書 AIS 數值標準，會發現部分紀錄並未符合其規範或為無法取得之資料（見表 2.1），其可能造成的原因包含儀器故障、資料接收過程受到干擾或是後續解碼過程遭到毀損等，這些紀錄需

表 2.1 AIS 數值標準（節錄）

Parameter	Numeric range	Unit	Note
Latitude	$\pm(2^{26} - 1)$	0.0001 min	91 = not available
Longitude	$\pm(2^{27} - 1)$	0.0001min	181 = not available
SOG	$0 \sim (2^{10} - 1)$	0.1knot	1023 = not available
COG	0~3599	0.1°	3600 = not available
True Heading	0~359	1°	511 = not available
ROT	$\pm(2^7 - 1)$	1°/min	128 = not available

在資料清理階段就將其剔除，以維持資料的準確性(Tsou, 2010)，其中本研究的異常動態資訊大致上分為兩個項目，依照占比由大而小分別是重複之 AIS 紀錄 35.4%、異常座標 0.1%，本研究將分項說明各異常項目之判斷，以及對應的清理流程與方法。

(1) 重複之 AIS 紀錄

首先是重複之 AIS 紀錄，直觀上來說為所有欄位紀錄之資料完全相同，推測原因可能為多重測站同時間接收到該筆 AIS 資訊，此外，仍存在不同紀錄時間(Record_Time)下所對應之動態資料皆相同，如圖 2.3 所示，其原因可能是多測站間的中原時間未同步或訊號延遲而有時間位移(Time Offset)的問題。重複的紀錄在分析上除了造成分析結果偏誤之外，更可能造成統計時有重複計算進而產生變相加權之問題，因此為維持分析結果的正確性與穩定性，建議在資料清理階段即將此類重複紀錄剔除。

MMSI	Longitude	Latitude	ROT	SOG	COG	True_Heading	Navigational_Status	Ship_and_Cargo_Type	Record_Time
235103359	121.756083000000	25.150233000000	-14	7.500	360.000	357.000	0	60	2023-05-24 18:08:02.000
235103359	121.756083000000	25.150233000000	-14	7.500	360.000	357.000	0	60	2023-05-24 18:08:03.000
235103359	121.756083000000	25.150233000000	-14	7.500	360.000	357.000	0	60	2023-05-24 18:08:03.000
235103359	121.756083000000	25.150233000000	-14	7.500	360.000	357.000	0	60	2023-05-24 18:08:03.000
235103359	121.752467000000	25.166117000000	18	9.500	360.000	3.000	0	60	2023-05-24 18:15:01.000
235103359	121.752467000000	25.166117000000	18	9.500	360.000	3.000	0	60	2023-05-24 18:15:02.000
235103359	121.752467000000	25.166117000000	18	9.500	360.000	3.000	0	60	2023-05-24 18:15:02.000
235103359	121.752467000000	25.166117000000	18	9.500	360.000	3.000	0	60	2023-05-24 18:15:02.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:45.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:45.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:46.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:47.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:47.000
244128000	121.752482000000	25.166495000000	127	11.600	360.000	4.000	0	60	2019-11-04 08:10:47.000
247187600	121.755978000000	25.148817000000	-16	5.000	360.000	2.000	5	69	2023-05-29 17:20:20.000
247187600	121.755978000000	25.148817000000	-16	5.000	360.000	2.000	5	69	2023-05-29 17:20:21.000
247187600	121.755978000000	25.148817000000	-16	5.000	360.000	2.000	5	69	2023-05-29 17:20:21.000
247187600	121.755978000000	25.148817000000	-16	5.000	360.000	2.000	5	69	2023-05-29 17:20:23.000

★ Records with all fields identical ★ Records with all fields identical except for the Record_Time

圖 2.3 重複之 AIS 紀錄

(2) 異常座標

異常座標係指因定位異常而使船舶座標位於非可航行區或陸地上時，無法透過先前以數值區間進行識別異常情況，需藉由 GIS 圖像化呈現 AIS 動態資料之座標與非可航區之間的相對關係，如圖 2.4 所示，並利用圖層套疊分析將位於非可航行區或陸塊上之紀錄予以剔除。

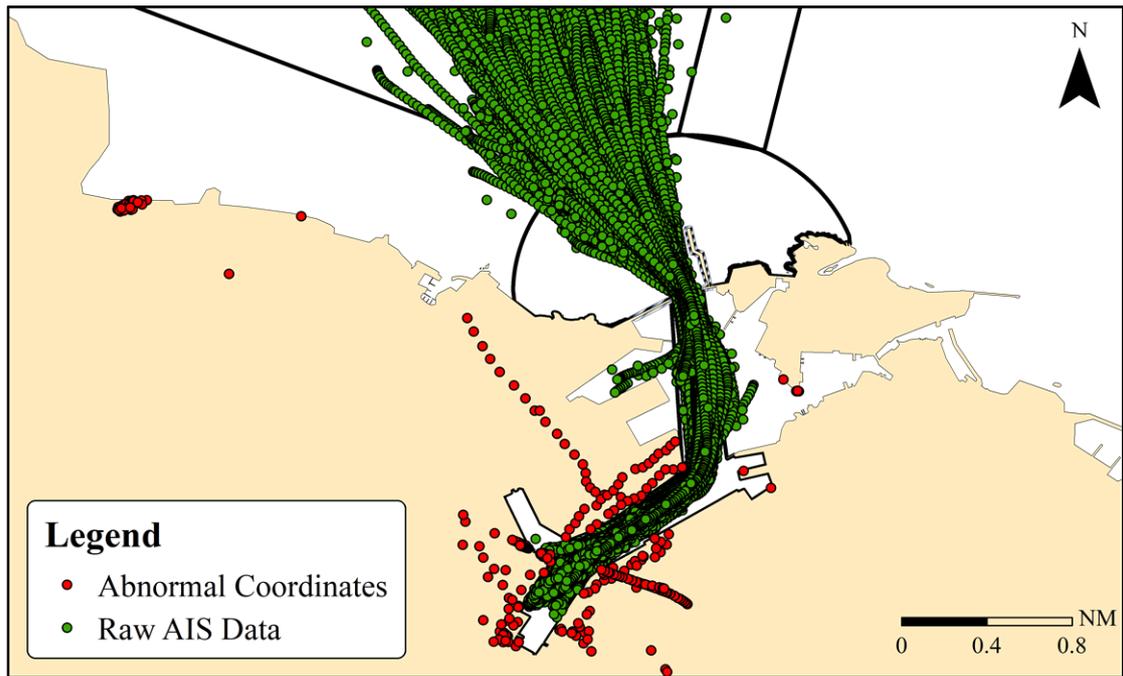


圖 2.4 異常座標之 AIS 紀錄

此外，為提高資料處理效率並聚焦於有效航行紀錄之分析，本研究更參考 Goodwin (1978) 的研究建議，就整體大數據分析而言，可以不用注意過於微小的點位變化。據此，排除對地航速(SOG)低於 3 節的 AIS 原始紀錄。最終，本研究僅保留正常航行之中大型客船進行探討與分析，因此將非航行狀態之客船或非客船種類者直接剔除，以提升後續資料分析之精準度與解釋力。

第二節 船舶軌跡識別與清理

本研究在識別航跡點主要可分為兩個程序：首先，藉由每艘船舶唯一的船舶通訊識別碼(MMSI)，劃分不同艘船舶的 AIS 歷史紀錄，並依循紀錄時間進行遞增排序，確保資料之時序性；接著，由於每一次航行計畫都是獨立事件，需設立適當之時間閾值以判別不同時期之進港紀錄，若未能明確區辨不同航行期間，將可能導致航跡混淆，進而影響後續分析之準確性，在本研究歷年的 AIS 原始紀錄中，通常包羅各船不同時期進出基隆港的過程，需藉由 AIS 先後接收時間的間隔予以識別同一時期連續之航行軌跡點；最後，並以單一航次(Runs)作為分析單位，於 AIS 紀錄資料中新增標註欄位，以記錄對應之客船、航次與時間序列資訊，如圖 2.5 所示。

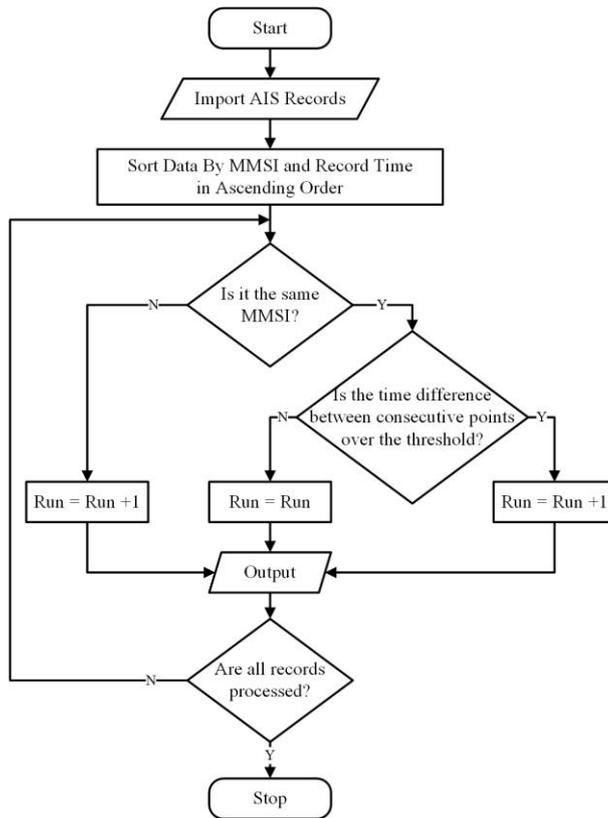


圖 2.5 AIS 航跡識別流程圖

本研究彙整歷年的中大型客船進港航跡，發現部分軌跡中存在相對不合理的樣態，推測其背後的成因為時間資訊的異常。如圖 2.6(a)所示，藍色軌跡線呈現明顯來回振盪的異常模式。由於基隆港的地理特性，在常規的進港過程中，隨著

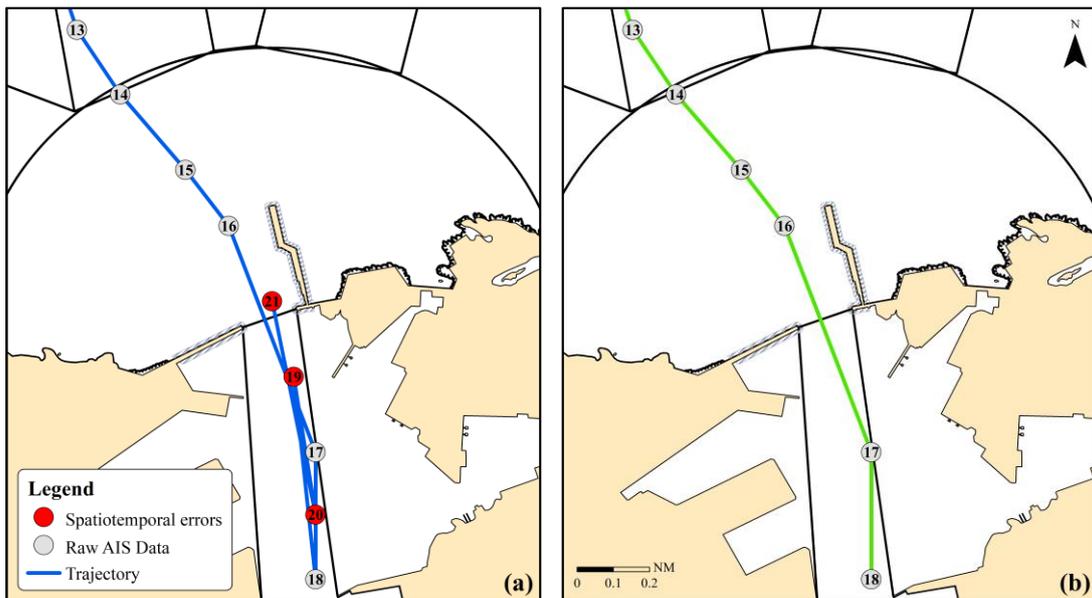


圖 2.6 時間資訊異常之 AIS 軌跡

時間的遞增，理論上船舶的緯度值應持續遞減。為探究軌跡點的時序關係，本研究藉由每筆 AIS 的紀錄時間依序給予相對應的編號，以進一步呈現各個軌跡點間的先後順序，亦即圓點上的數字。由此排序可見，紅色圓點所對應的地理位置顯著不合理。若將這些判定為異常的點位視為雜訊並予以剔除，則可重建出相對合理的航跡，見圖 2.6(b)中綠色軌跡線所示。為兼顧資料的多樣性與可用性，本研究採取檢核時間合理性之方法進行初步的資料篩選。當 AIS 的紀錄時間持續遞增而對應之緯度未呈現遞減趨勢，則判定該筆資料為不合理，並予以剔除。

第三節 建構具代表性之擬真航跡

本研究以圖 2.7 進一步說明船舶軌跡修復的過程及其對應的結果，圖 2.7(a)中藍色圓點代表該客船之 AIS 紀錄點位，將點位連線可呈現單一航行軌跡，其中係以 9 筆紀錄資料建立航程約 12.2 哩的進港航行軌跡，點位間的平均間隔距離約為 1.35 哩(約 2500 公尺)，考量該客船進港時之平均航速為 10.6 節，根據 AIS 傳輸協定，在不考慮轉向的情況下，系統於該速度下應每 10 秒更新一次動態資料，經計算若無遺失任何 AIS 紀錄點，理論上應獲得約 415 筆記錄，實際僅留存 9 筆，記錄遺失率高達約 98%。若把僅存的 9 筆紀錄點位根據歐基里得幾何概念之兩點連成一直線，將無法確實地擬合真實的船舶運動軌跡，亦不利後續進行操航行為之分析。為重建缺失段之紀錄資料，本研究採用分段三次赫米特插值多項式(PCHIP)對 AIS 時空序列進行補點，如圖 2.7(b)所示，灰色圓點即為插值後所新增的點位。透過該方法除彌補原始點間過大的距離外，亦可回推各點之對地航速與船艏向，並利用向量差分推算對地航向。插值後所重建之高密度軌跡點更能反映動態的位移變化，點數由原始 9 筆提升至約 415 筆，點位間距大幅縮短至 54.5 公尺，且每點皆具備經緯度座標與對應之航行參數。圖 2.7(c)中紅色線為逐一將原始航跡點依照時間先後順序連線，而綠色線則為經由赫米特插值補點後再將每一點位接續連線，兩者比較可明顯發現，若單以原始 AIS 點位建構船舶航跡，則於各航跡點會產生顯著的折角，考量真實船舶操縱能力則顯不合理，船舶無法於單一位置點瞬間更改航向，且航跡線劃過不可航區，與真實情境並不相符，相比之下，經由迴歸後建構平滑的航跡線，較符合船舶轉向及位移的連續性，除此之外，觀察圖 2.7(d)兩者航跡線產生約 77 公尺的偏差，將近該船的 4.8 倍船寬，並與基隆港堤口寬度(約 270 公尺)相比，誤差則有近 30%，若多數航跡皆存

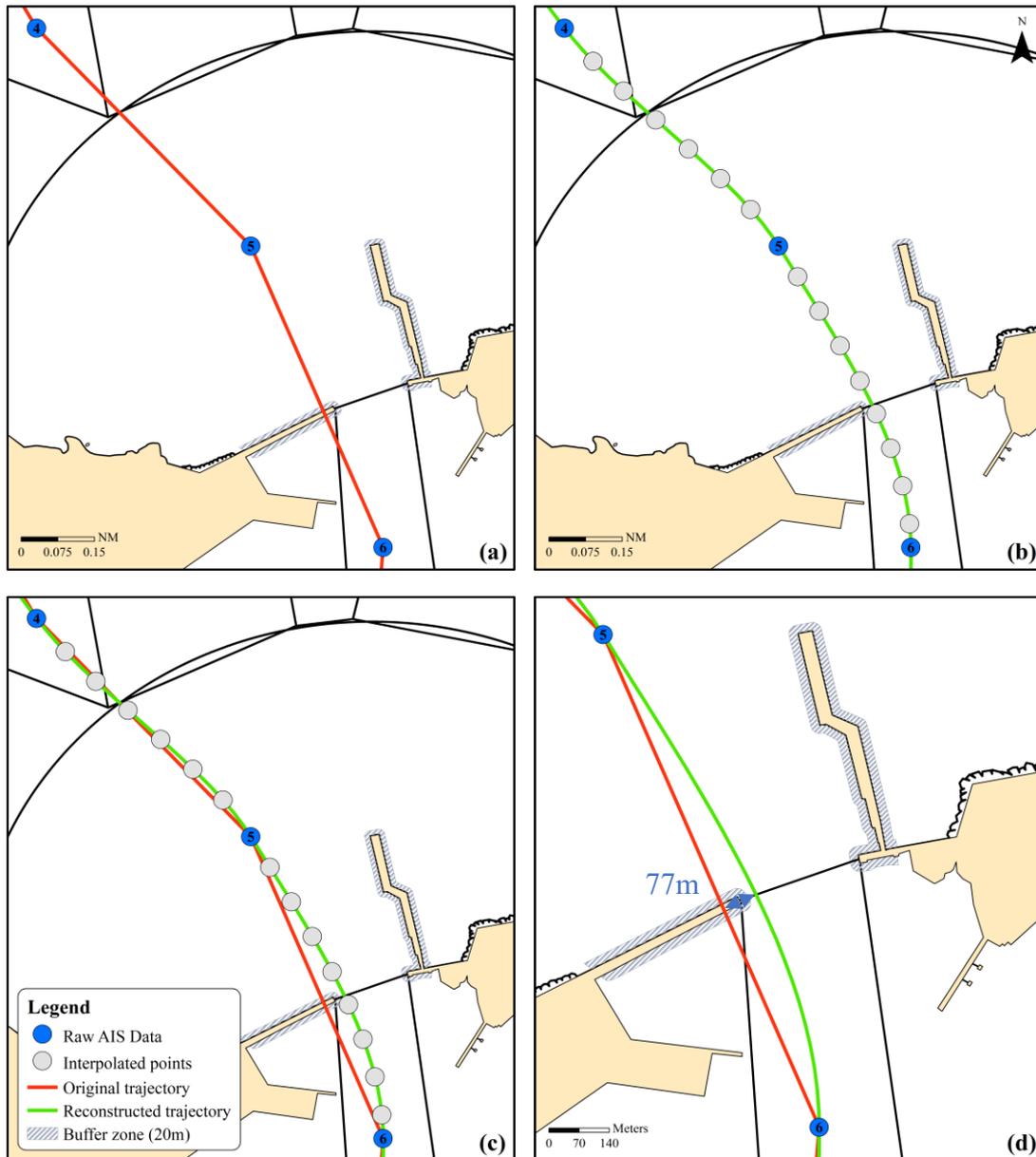


圖 2.7 以 PCHIP 修復船舶軌跡實例

在此類誤差，將可能導致客船進港行為分析產生顯著的誤判。綜上所述，藉由分段三次赫米特多項式進行插值補點，可有效重建合理且具物理意義之船舶航跡，補足原始 AIS 紀錄資料中因傳輸遺漏或異常所導致之資料缺口，提升後續分析之完整性與可信度。

第四節 船舶軌跡預測模型

經本研究的資料清理與修復後，可得船舶軌跡資料集，如圖 2.8(a)所示，其表示形式如下：

$$\mathcal{O}_t^{(n)} = \{Lat_t^{(n)}, Long_t^{(n)}, SOG_t^{(n)}, COG_t^{(n)}, THD_t^{(n)}, \varphi^{(n)}\} \quad (2.1)$$

每一條航跡皆依照時序順序排序，所紀錄之資訊包含船舶的經緯座標與航行參數（對地航速、對地航向、船艏向），以及每一條進港航跡所對應之氣候狀態 $\varphi^{(n)}$ 。由於本研究旨在預測中大型客船於進港過程中的船位，故選取經緯座標作為輸入特徵向量。為使預測模型能有效捕捉船舶運動特性，本研究針對輸入特徵進行轉換，完整流程如圖 2.8(b)所示。在特徵轉換過程中，首先將原始經緯座標投影至

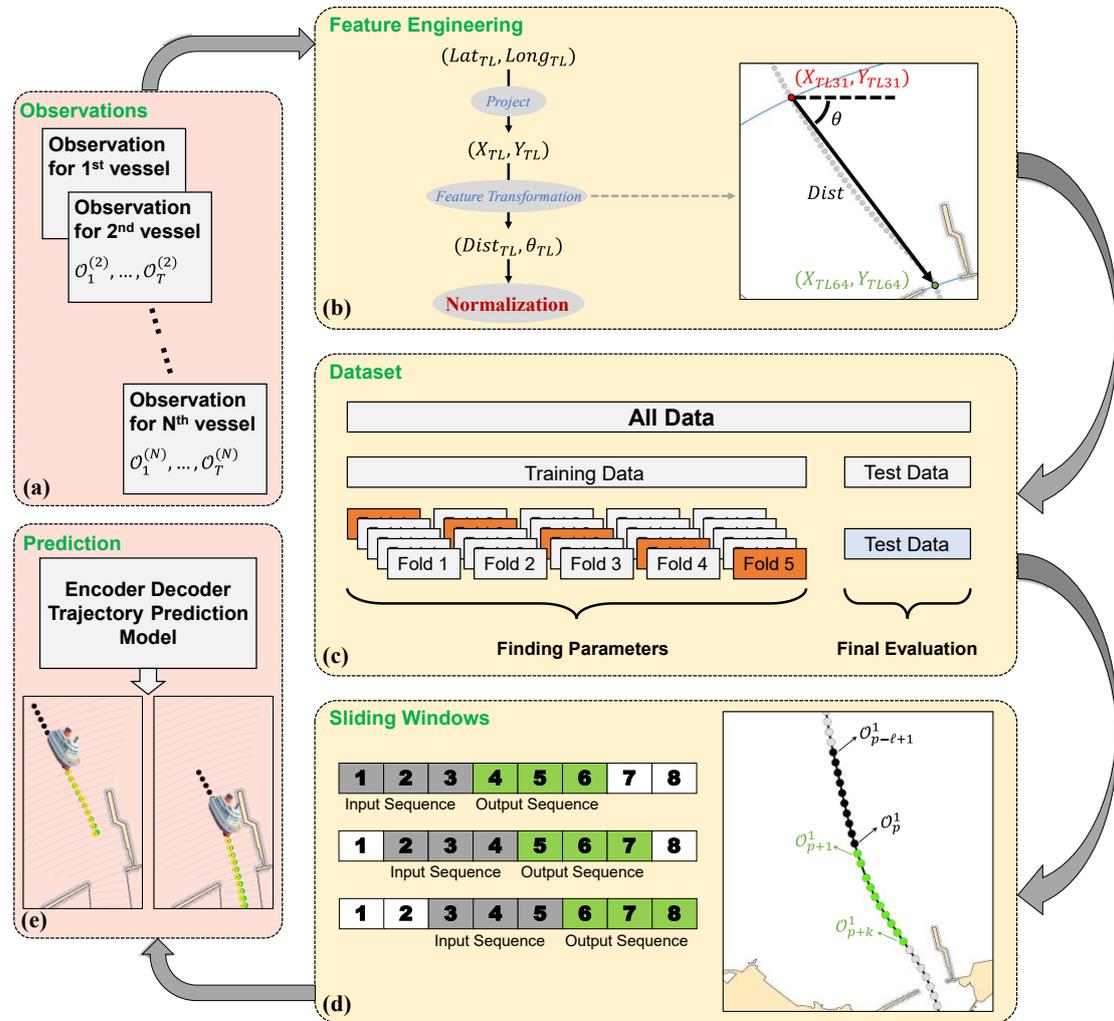


圖 2.8 本研究之資料處理架構

橫麥卡脫(Transverse Mercator, TM)投影座標系。由於地球表面為橢球體，直接使用經緯座標進行距離或角度計算易導致偏差，透過橫麥卡脫投影可將地表曲面轉換為近似平面的直角座標系，有助於提升後續距離與角度計算的準確性，並利於模型學習穩定特徵。為了增強輸入特徵的規律性，將平面座標進一步轉換為以參考點 TL31 為基準之距離($Dist_t^{(n)}$)及方位角($\theta_t^{(n)}$)表示，並進行最小值最大值正規化(Min-Max Normalization)。

本研究之資料集切分流程包含訓練階段與最終評估階段。在資料預處理中，整體資料集(All Data)首先被劃分為訓練資料(Training Data)與測試資料(Test Data)。其中，訓練資料進一步透過 K-fold 交叉驗證進行參數調整與模型訓練。以圖 2.8(c)示意為例，訓練資料被均分為五個子集(Fold 1 至 Fold 5)，每次迭代中依序選取其中一個子集作為驗證集，其餘子集則作為訓練集，藉此進行參數搜尋。

為了使模型學習船舶運動序列與未來位置間之時序關聯性，本研究採用滑動視窗(Sliding Windows)機制將連續航跡資料切分為片段的訓練樣本。圖 2.8(d)為序列切割流程，將一完整的時間序列依照固定的長度 ℓ 與 k 分別作為輸入與輸出序列，以本研究為例，資料集中任一軌跡其完整的序列長度為 43，當前取樣點為 O_p^1 時，取其往回推算 10 筆(ℓ)資料（黑色圓點）作為模型輸入，即為輸入序列 $\{O_{p-10+1}^1, \dots, O_p^1\}$ ，其後 10 筆(k)資料（綠色圓點）作為預測目標，即為輸出序列 $\{O_{p+1}^1, \dots, O_{p+10}^1\}$ 。透過此資料切割與轉換程序，最終將資料集整理成可供模型訓練之結構，進而進行中大型客船進港時之軌跡預測，如圖 2.8(e)所示。

針對序列到序列的軌跡預測，本研究參考 Capobianco et al. (2021)採用編碼器解碼器架構(Encoder-Decoder Architecture)訓練神經網路模型 $F_{\ell,k}$ 。該模型在給定長度為 ℓ 的輸入序列 $X_{p,\ell}$ 及特定的航行模式標籤 φ ，預測長度為 k 的輸出序列 $\hat{Y}_{p,k}$ 。然而，在本研究中僅將距離($Dist$)及方位角(θ)作為輸入序列 $X_{p,\ell}$ ，且未採用任何航行模式標籤 φ 。此預測問題可形式化為最大化條件機率分佈的監督式學習任務，如式(2.2)所示：

$$\hat{Y}_{p,k} = F_{\ell,k}(X_{p,\ell}, \varphi) = \arg \max_Y p(Y_{p,k} | X_{p,\ell}, \varphi) \quad (2.2)$$

其中，

$X_{p,\ell}$ ：歷史觀測序列，包含船舶過去 ℓ 個時間步下的航行狀態資料；

φ ：航行模式標籤，如目的地、航跡模式等；

$Y_{p,k}$ ：真實未來序列，涵蓋未來 k 個時間步下的航行狀態資料，作為模型訓練時之標準答案(ground truth)；

$p(Y_{p,k}|X_{p,\ell}, \varphi)$ ：在給定 $X_{p,\ell}$ 與 φ 下，未來序列為 $Y_{p,k}$ 之條件機率分布；

$F_{\ell,k}$ ：所建構之神經網路預測模型，用於逼近條件機率分佈的最大值；

$\hat{Y}_{p,k}$ ：模型所預測之未來 k 個時間步的軌跡序列。

圖 2.9 顯示神經網路模型 $F_{\ell,k}$ 之架構，該架構能夠在捕捉到歷史數據中的運動模式後，以遞迴方式生成未來的軌跡序列，該模型架構主要包含編碼器、注意力機制(Attention)、解碼器。

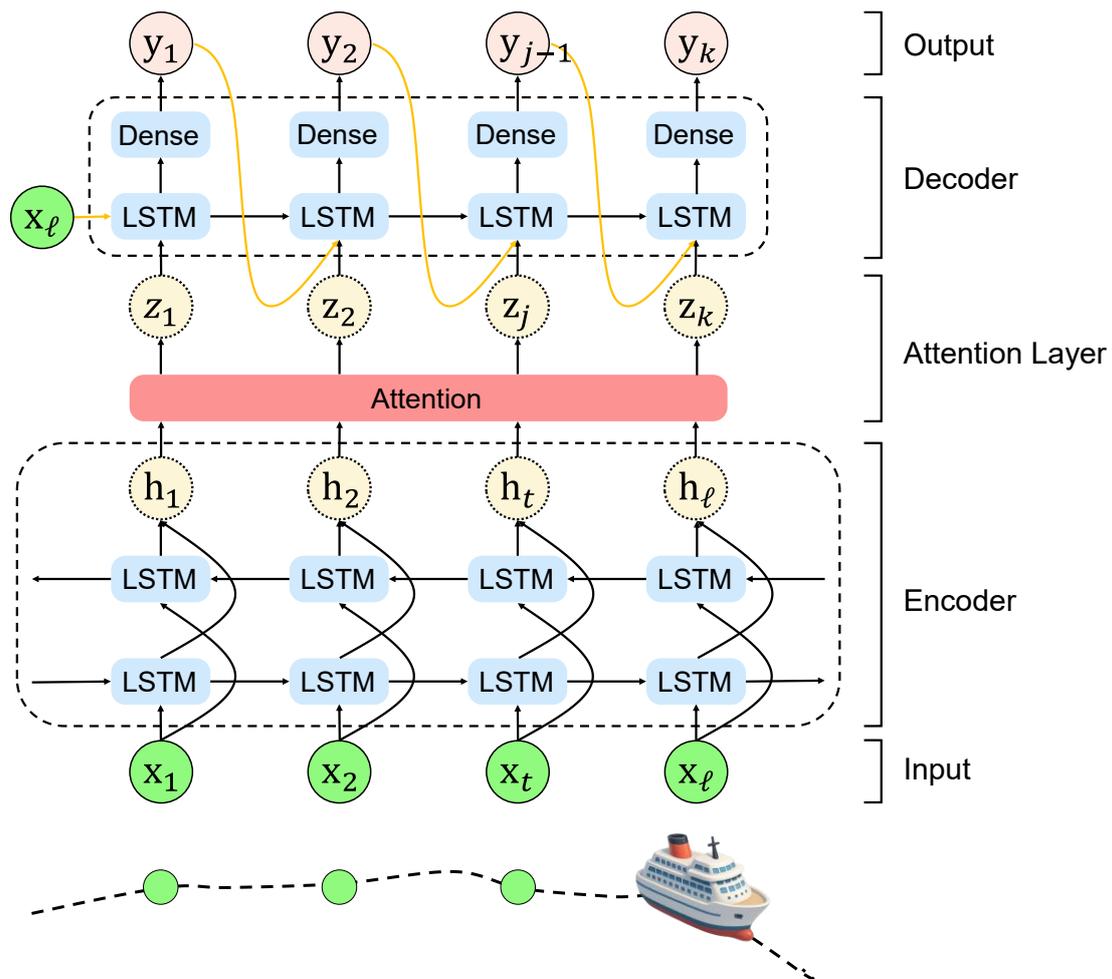


圖 2.9 本研究之軌跡預測模型架構

第三章 結果與討論

本研究之分析範圍如圖 3.1 所示，起點為測試弧線 32 (TL32)，該位置已是領港登輪(TL09)後的引航範圍；終點為基隆港堤口(TL64)，兩者相距約 0.86 浬 ($\approx 1,593\text{m}$)。以進港平均船速 10 節計算，對應時間約 5 分 30 秒。此外，若以進港中央參考線方位為基準，可將分析區段分為三大階段：

- ① 進港航道：TL01~TL36 (方位 170°)；
- ② 主航道：TL36~TL64 (方位 154°)；
- ③ 堤口內航道：TL64~TL81 (方位 174°)。

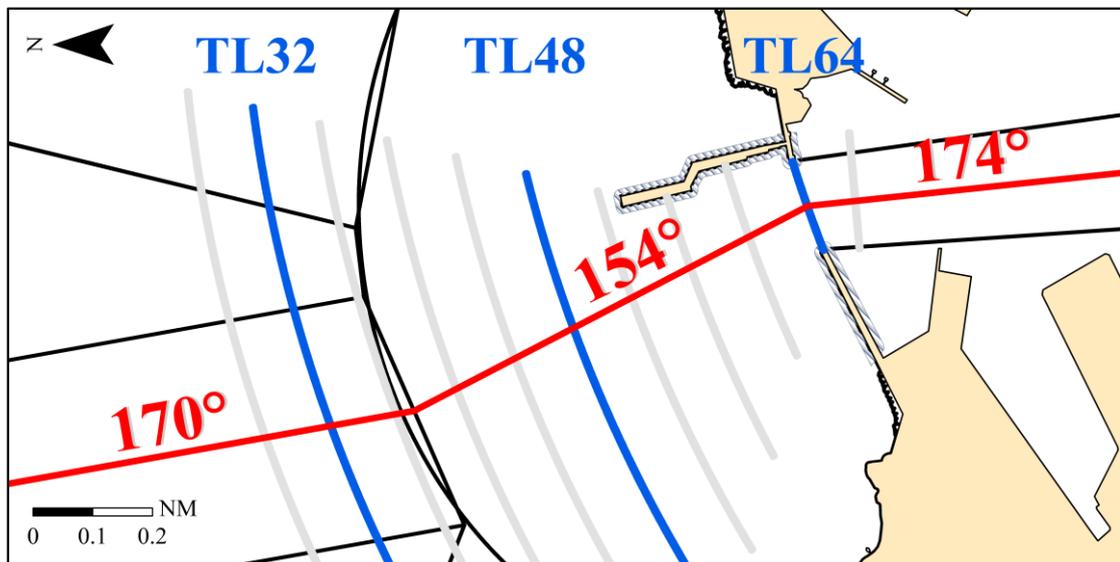


圖 3.1 本研究分析範圍示意圖

本研究以 GIS 可視化中大型客船歷年進港航行軌跡後，發現各航跡間缺乏一致的分析起始基準。由於客船進港方向及預定時間不一，致使其進入航道之起始位置不盡相同，未必始於標準進港航道起點。為建立統一之分析基準，本研究於基隆港堤口線處建立近似於堤口線之圓弧曲線，並以該圓弧之圓心與堤口中心連線作為參考中心線。沿此中心線，自堤口向港內與港外方向，以 50 公尺間距設置測試弧線(TestArc Line)，如圖 3.2 所示。此設計可擷取進港航跡與弧線之交點，作為分析節點。每一交點除提供地理座標資訊外，亦包含對應之航行參數，如對地航向(COG)與對地航速(SOG)等。藉此，本研究得以分析船舶於進港過程

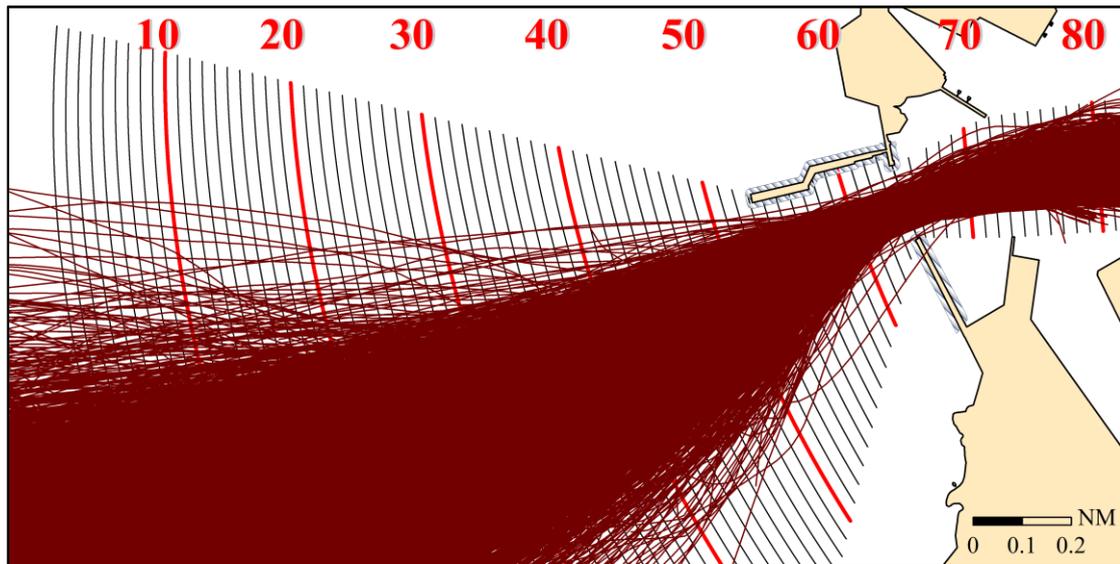


圖 3.2 測試弧線與研究資料之圖層套疊

中，隨地理位置推移而產生之各項操航參數之變化趨勢，進而推估其動態行為與船位之關聯性。

本研究一共建立 81 條測試弧線，其編號由最小 TL01 至最大 TL81，且每一測試弧線具明確地理意涵。TL01 係以基隆港堤口線為中心向外 1.6 海浬的距離；TL09 約為船舶進港時等候引水人登輪處，即為基隆港引水站，距離堤口約 1.5 浬；TL36 為進港航道末端與主航道起點之交接處，距堤口約為 0.75 浬；TL53~TL63 為東岸延伸防波堤之範圍，長度約為 0.3 浬；TL64 為主航道末端即為基隆港堤口之位置；TL68~TL72 為港內第二道防波堤之範圍。

第一節 數值分析進港航行參數

首先，以圖 3.3 呈現不同船舶尺度進港時之對地航向(COG)的變化。左圖顯示各船舶尺度在各測試弧線(TL)的 COG；曲線代表平均值，上下陰影區為正負 1 倍標準差的範圍。圖中紅色菱形線代表船長大於 280m 之中大型客船。其在起點 TL32 (距堤口 1,600m) 之 COG 平均值為 160.8° ($\sigma = 5.2^\circ$)。隨船舶向前航行約 800m，COG 持續下降，於 TL48 (距堤口 800m) 達最小值 155° ，相當於每浬下降 13.4° ，與進港中央參考線的方位變化趨勢相符 (由 170° 降為 154°)，此時船舶實際移動的方向 (即為 COG) 與中央參考線之方位近乎一致。隨後再航行約 800m

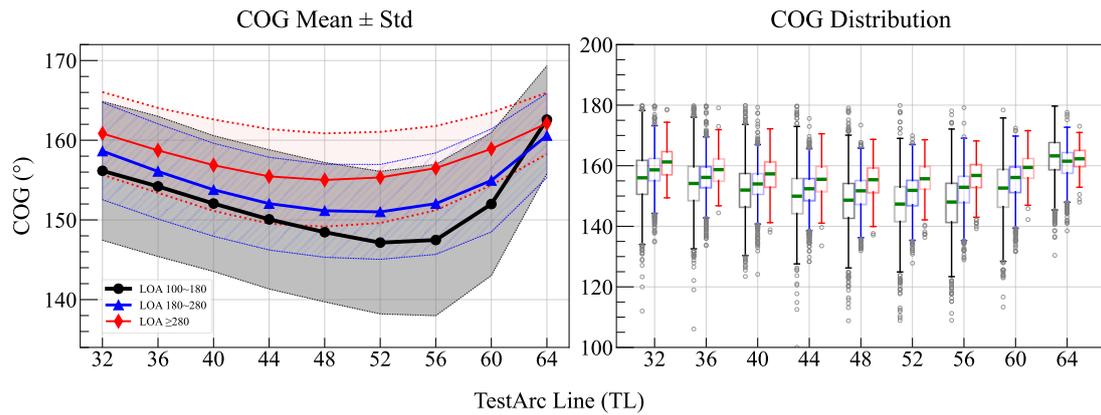


圖 3.3 歷年基隆港進港客船之對地航向統計圖

至基隆港堤口處，COG 反向上升至 162.1°，平均每涅增加 16.4°，較先前減幅高出 22%。

進一步比較不同船舶尺度之操航異質性可知，COG 均呈現先下降再上升的型態，惟 COG 最小值及其對應出現的位置皆隨船舶尺度而異：

- 中大型客船 (LOA ≥ 280m) : TL48 (155°)；
- 中 型客船 (180 ≤ LOA < 280m) : TL52 (151°)；
- 中小型客船 (100 ≤ LOA < 280m) : TL52 (147°)；

其最小值對應在操船實務上的意義係為停止 COG 再繼續偏向船舷的一側。觀察基隆港的進港中央參考線之方位變化，其數值由 170°減少至 154°再增加至 174°，航道間存在著明顯的方位差，因此客船在進港時需階段性的調整船舶移動的方向（即為 COG），來改變進港的姿態。由圖 3.3 的曲線可知，最小值即表示為船舶的移動方向停止再偏向左舷側，即為 COG 不再變小，其後續的姿態調整將使 COG 逐步偏向右舷側。而在本研究中將 COG 的最小值定義為收斂，表示其完成階段性的姿態調整。

另就各船舶尺度於延伸堤頭(TL52)至堤口(TL64)之 600m 區段進行分析。該區段約為中大型客船船長之兩倍。觀察結果顯示，中大型客船於此區間內的 COG 斜率變化趨勢相對一致；相較之下，中型與中小型客船之 COG 斜率則呈現較大的差異，前後區段間變化幅度不一，顯示其操航行為具有較高的變異性。進一步聚焦於進港前的狹窄區段 TL60~TL64，可觀察到中小型客船的 COG 曲線呈現明顯上升趨勢，顯示其在狹窄水域中仍具有較高的操航調整彈性。實際計算各船舶

尺度於該區段的 COG 變化量，依大小排序如下：中大型客船為 3.2° 、中型客船為 5.6° 、中小型客船為 10.6° 。由此可推論，隨著船長增加，船舶於進堤前的操航調整空間越受限制，進而顯示中大型客船於進港過程中潛在的風險相對較高。整體而言，在相同的航行區間內中小型客船的 COG 變化量為中大型客船的 3.3 倍。

上述分析僅針對 COG 的平均值與標準差進行說明，為進一步檢視其數值分布與偏態情形，可參考圖 3.3 右圖所示之盒狀圖。首先，觀察中位數（綠線）相對於上下四分位數的位置關係，以及上下鬚之對稱程度，可見各船舶尺度在進港過程中，其 COG 整體的分布未呈現明顯偏態。進一步檢視各船舶尺度於進入基隆港初始位置（亦即距堤口 1,600 公尺之 TL32 處）的 COG 數值分布情形。分析結果顯示，中小型客船的 COG 變異範圍為中型客船的 1.5 倍，亦為中大型客船的 1.7 倍，且其離群值的數量亦顯著較高。即使於航道最窄之堤口位置(TL64)，中小型客船的 COG 變異範圍仍分別為中型與中大型客船的 1.3 倍與 1.6 倍。

綜整上述，根據歷年 AIS 紀錄統計顯示，中大型客船於進港的過程中，為維持操航之安全性，會隨著中央線方位之變化逐步調整其對地航向(COG)。在進入初始位置（即距堤口 1,600 公尺之 TL32 處）時，船舶開始將 COG 向左舷側調整，平均每浬減少 13.4° ，並於 TL48（距堤口 800m）處達到 COG 的最小值。相較之下，中大型客船較其於船舶尺度之客船提前約 200 公尺完成此一方向的調整，顯示其需更早預判並規劃操航路徑。隨後，因堤內航道之方位與主航道存在約 20° 的偏差，船舶開始將 COG 向右舷側調整，平均每浬增加 16.4° ，以因應進入堤內後的航向轉變需求。整體而言，中大型客船的 COG 分布相對最為集中，進一步凸顯其在進港過程中的調整餘裕較為受限，需要依賴更穩定且更精確的操航策略。

第二節 預測模型之參數選擇

損失函數(Loss Function)用於衡量模型預測結果與真實值之間的差異，是模型訓練過程中的重要指標。此外，通過最小化損失函數來更新模型的權重及偏差，最終使模型更加準確地預測未知的數據。由於本研究的軌跡預測目標係屬於回歸問題，因此採用均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)作為損失函數。其中，本研究所設計的損失函數，如式(3.1)所示，係將兩輸出變數單獨計算 RMSE 值

(參見式 3.2 及式 3.3)，再配合對應的權重值進行加總。目的是區分兩變數對模型更新權重與偏差的重要性。

$$\mathcal{L}(\alpha, \beta) = \alpha \mathcal{L}_{dist} + \beta \mathcal{L}_{\theta} \quad (3.1)$$

$$\mathcal{L}_{dist} = \frac{1}{N} \times \sum_{n=1}^N \left(\frac{1}{T} \times \sum_{t=1}^T \sqrt{(\hat{d}_{n,t} - d_{n,t})^2 + \varepsilon} \right) \quad (3.2)$$

$$\mathcal{L}_{\theta} = \frac{1}{N} \times \sum_{n=1}^N \left(\frac{1}{T} \times \sum_{t=1}^T \sqrt{(\hat{\theta}_{n,t} - \theta_{n,t})^2 + \varepsilon} \right) \quad (3.3)$$

本研究透過不同的隨機種子，計算每一參數組合之損失函數的數值，如圖 3.4 所示。其中，藍線及紅線分別表示距離與方位角的均方根誤差，上下區間表示樣本數 50 筆的標準差範圍。首先觀察當 $(\alpha, \beta) = (1, 0)$ 之組合即表示更新模型的參數僅依據距離的均方根誤差 (\mathcal{L}_{dist})，此時總 Loss 即為 \mathcal{L}_{dist} 的平均值 1.5×10^{-3} ($\sigma \approx 4 \times 10^{-4}$)。然而，此時的 \mathcal{L}_{θ} 之平均值為 0.64 ($\sigma \approx 0.1$)，其值為將近 \mathcal{L}_{dist} 的 427 倍，表示模型無法透過當前更新參數的方式，建立對方位角的特徵之預測能力。接著，觀察隨著 β 權重的增加， \mathcal{L}_{θ} 之平均值逐漸下降收斂，而紅色區間亦逐漸縮減，表示模型逐漸提高穩定性及對特徵的學習能力。其中，最小值為當 $(\alpha, \beta) = (0.1, 0.9)$ 時， \mathcal{L}_{θ} 的平均值 4.8×10^{-3} ($\sigma \approx 1 \times 10^{-3}$)，而 \mathcal{L}_{dist} 的平均值則約為 1×10^{-3} ($\sigma \approx 3 \times 10^{-4}$)，此時即為本研究之軌跡預測模型的最佳權重組

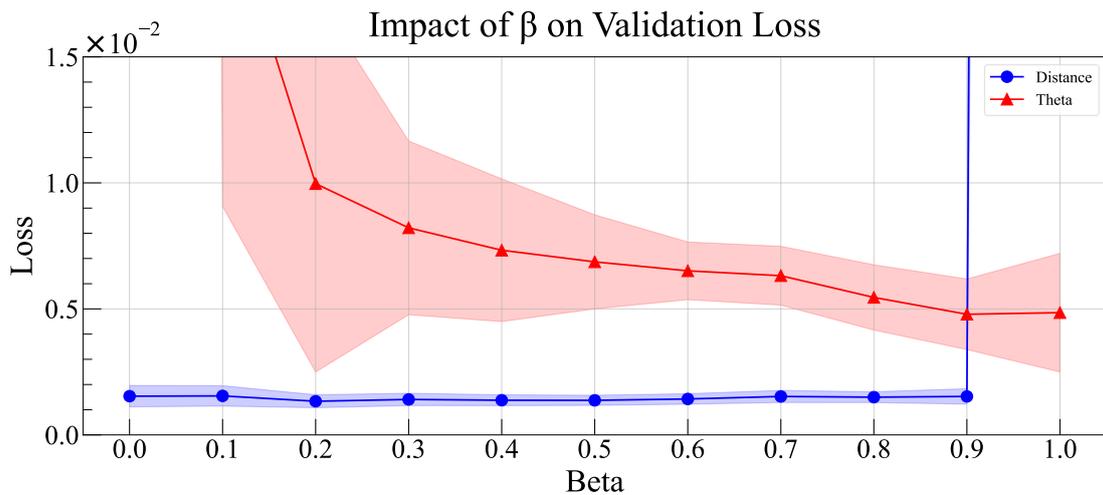


圖 3.4 各參數之權重組合對驗證集損失函數的影響

合，能最佳化模型的預測能力。若持續觀察當 $(\alpha, \beta) = (0, 1)$ 時， \mathcal{L}_θ 的平均值近乎與前一參數組合持平，但其標準差增大，表示模型較不穩定。而此時 \mathcal{L}_{dist} 的平均值暴增為0.66 ($\sigma \approx 0.24$)。由此可進一步推論即便距離變數具有強烈的規律性，仍需給予至少 0.1 的權重，使模型參考 \mathcal{L}_{dist} 的變化以達最佳的泛化能力。

第三節 驗證預測軌跡之精度

為了呈現模型的預測精度，本節將以單一隨機種子所產生的預測結果為例進行探討。圖 3.5 顯示 60 條測試集(Testing Data)軌跡片段的預測誤差盒狀圖。其中，TL51 至 TL64 具有完整的樣本數，因其在對應的測試弧線上每個位置均被完整預測 10 次，因此樣本數為 600 筆；其餘測試弧線上的樣本數則少於 600 筆。首先，觀察盒狀圖中位數（綠線）與平均值（六角形）的相對大小關係，可見各位置皆呈現右偏（正偏）分布，表示大多數誤差值低於平均值，而少數觀測資料的誤差則高於整體趨勢。由圖可觀察到，各位置的誤差平均值約為 10m，而整體誤差平均值約為 8.6m。其中，誤差最小值出現在 TL42（預測起點，約 3.4m），誤差最大值則出現在 TL59（距堤口 250m，約 12m）。由於距離誤差皆為非負值，因此不存在下尾的離群值。然而，觀察上尾離群值可發現，其誤差已遠超出操航中可接受的範圍。根據本研究的統計結果，各測試弧線上上尾離群值佔比的平均值約為 5.2%，其中離群值佔比最高的位置為 TL51（距堤口 650m），約為 8.2%。

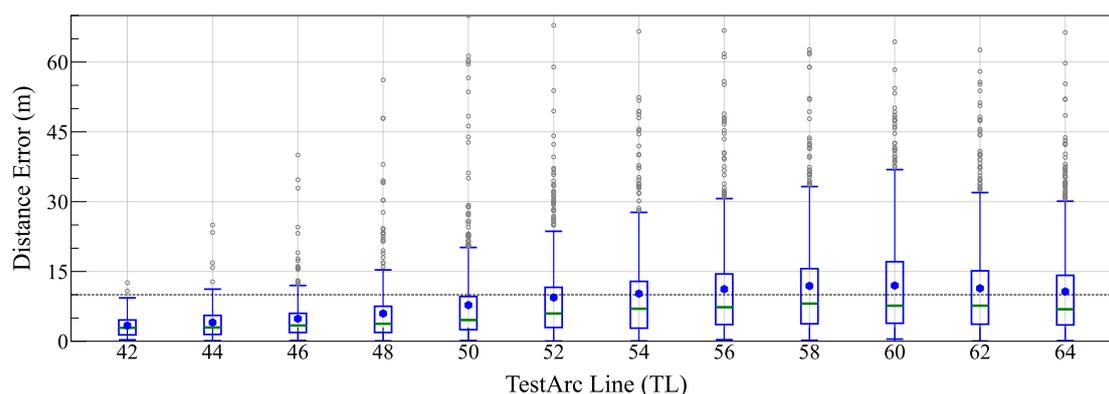


圖 3.5 各測試弧線之預測誤差盒狀圖

為進一步區分中大型客船進港時的初始位置，本研究將以夏季的航行區間作為劃定的基準，如圖 3.6 所示。首先觀察綠色圓點，其表示在 TL32 上歷年中大型客船夏季進港時座標的平均值，而黑色三角形則表示座標的中位數，兩者近乎

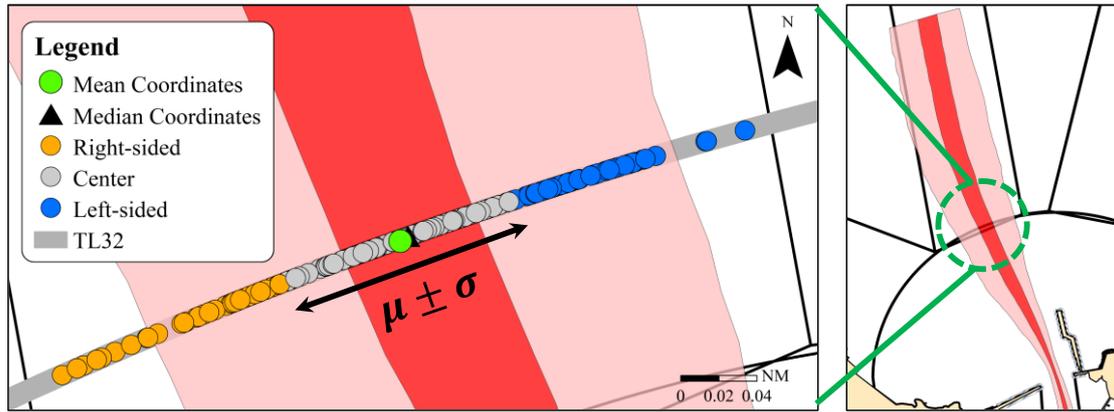


圖 3.6 區分中大型客船初始位置之示意圖

重疊，且觀察盒狀圖結構亦無明顯的偏態，因此將以夏季座標的平均值加減一倍標準差來劃定不同的進港初始位置。若歷年中大型客船的航跡位於此區間時，則給予「中央」的進港初始位置，即為圖中灰色圓點，而橘色及藍色圓點則分別表示客船的進港初始位置為「右側」與「左側」。

本研究依中大型客船的進港初始狀態，將其區分為三種位置（「右側」、「中央」及「左側」）。由於圖 3.5 僅呈現整體的預測結果，因此本研究進一步將預測誤差依不同初始狀態進行細分，以比較其預測性能差異，如圖 3.7 所示。除了預測起點 TL42（距堤口 1,100m）之外，其餘預測誤差之分布仍呈現右偏（正偏）特徵。本研究歸納不同進港初始位置的整體預測誤差平均值及標準差如下：

- 「右側」：18.13m ($\sigma \approx 4.98m$)
- 「中央」：7.83m ($\sigma \approx 2.85m$)
- 「左側」：8.13m ($\sigma \approx 3.22m$)

由於「右側」樣本數相對較少，故圖 3.5 之誤差結果與圖 3.7 中「中央」及「左側」的誤差分布高度相似。此外，根據本研究的統計分析，相較於其他初始位置，進港初始狀態為「右側」者呈現較劇烈的操航行為。因此，當模型僅依據輸入的兩個變數($Dist, \theta$)進行軌跡預測時，其權重與偏差的調整難以精確擬合「右側」的進港樣態。本研究建議，除確保不同初始位置的樣本數相近外，亦可將進港初始位置作為額外的輸入變數，以便模型能根據不同狀態調整其權重與偏差配置。

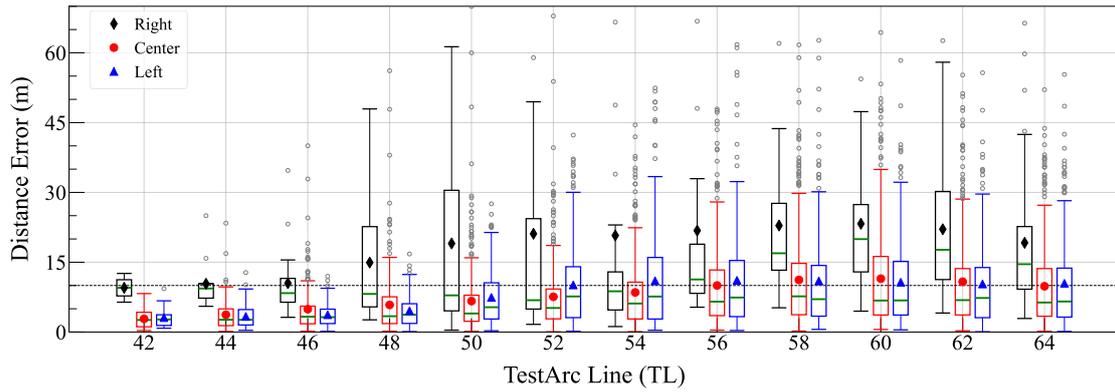


圖 3.7 考量進港初始位置的預測誤差盒狀圖

最後，本研究除分析距離誤差外，亦將座標資料經向量計算轉換為對應的 COG，並與歷年統計結果進行比較。為簡化比較方式，本研究僅依進港初始位置進行區分，未將季節性因素納入分析，其結果如圖 3.8 所示。圖中，實線矩形代表由歷史 AIS 大數據統計所得之結果，虛線圓形則為模型在單一隨機種子下所得的預測 COG；不同顏色分別對應不同的進港初始位置。從曲線變化可觀察到，預測值與真實值的波動趨勢相近。進一步比較 COG 的誤差，由小至大依序為「中央」、「左側」、「右側」，與距離誤差的排序一致。其中，「右側」的 COG 誤差會隨位置推進逐漸放大，並在 TL50（距堤口 700m）達到最大值，約為 4.9°；之後誤差逐漸縮小，至堤口處 TL64 時約為 0.6°。

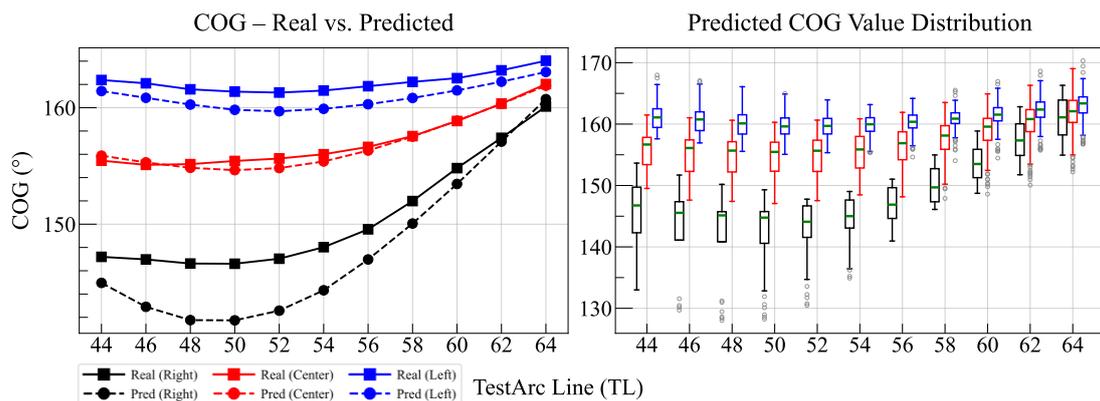


圖 3.8 歷史 AIS 紀錄與模型預測結果之 COG 比較分析

第四章 結論

1. 本研究彙整 2013 年至 2023 年共十一年的 AIS 數據，系統化建立資料清理及修復流程，以探討基隆港中大型客船的安全進港操船行為。其中，藉由分段三次赫米特插值多項式，彌補因 AIS 接收端及儀器之問題所造成嚴重缺漏原始點位資料，將原始點位與所增補之點位加以結合，建構出更合理且更具代表性的船舶軌跡。
2. 本研究探討不同尺度客船於進港階段之操航模式。研究結果顯示，中大型客船相較於中型及中小型客船，需提前約 200m 完成對地航向之調整。進一步比較各船舶尺度之對地航向偏航程度可發現，船舶尺度愈大，其偏離進港中央線參考線之幅度愈小。
3. 本研究所建立之航跡預測模型，整體平均距離誤差約為 8.6m；其中，最小誤差出現在預測起點 TL42（距堤口約 1,100m，約 3.4m），最大誤差則出現在 TL59（距堤口約 250m，約 12m）。此外，本研究進一步依據歷史統計數據檢驗模型之預測能力，結果顯示，對地航向之預測值與實測值的波動趨勢高度相似。比較各進港初始位置之對地航向誤差，由小至大依序為「中央」、「左側」、「右側」，其排序與距離誤差結果一致。其中，「右側」之對地航向誤差會隨位置推進逐漸放大，並於 TL50（距堤口 700m）達到最大值，約 4.9°；之後誤差逐漸縮小，至堤口位置 TL64 時降至約 0.6°。

參考文獻

- 袁順光、蔡奇呈、黃俊誠、林晉璋、陳志立(2011)，「大型船舶進入基隆港之安全評估模式」，*航運季刊*，第二十卷第三期，頁 19-37。
- 黃翊綸(2021)，整合 AIS 航跡修復與建構自動化之大數據分析探討船舶安全操航及航道規劃，國立臺灣海洋大學商船學系所碩士論文。
- Capobianco, S., Millefiori, L. M., Forti, N., Braca, P., & Willett, P. (2021). Deep Learning Methods for Vessel Trajectory Prediction Based on Recurrent Neural Networks. *Ieee Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 57(6), 4329-4346.
- Filom, S., Amiri, A. M., & Razavi, S. (2022). Applications of machine learning methods in port operations – A systematic literature review. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 161, 102722.
- Fu, P., Wang, H., Liu, K., Hu, X., & Zhang, H. (2017). Finding Abnormal Vessel Trajectories Using Feature Learning. *IEEE Access*, 5, 7898-7909.
- Gao, M., Shi, G., & Li, S. (2018). Online Prediction of Ship Behavior with Automatic Identification System Sensor Data Using Bidirectional Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network. *Sensors (Basel)*, 18(12).
- Harati-Mokhtari, A., Wall, A., Brooks, P., & Wang, J. (2007). Automatic Identification System (AIS): Data Reliability and Human Error Implications. *Journal of Navigation*, 60(3), 373-389.
- ITU (2014), Technical Characteristics for an Automatic Identification System Using Time Division Multiple Access in the VHF Maritime Mobile Frequency Band, Recommendation ITU-R M.1371-5, Geneva.
- Liu, R. W., Liang, M., Nie, J., Lim, W. Y. B., Zhang, Y., & Guizani, M. (2022). Deep Learning-Powered Vessel Trajectory Prediction for Improving Smart Traffic Services in Maritime Internet of Things. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 9(5), 3080-3094.

- Millefiori, L. M., Braca, P., Zissis, D., Spiliopoulos, G., Marano, S., Willett, P. K., & Carniel, S. (2021). COVID-19 impact on global maritime mobility. *Sci Rep*, *11*(1), 18039.
- Nguyen, D., Vadaine, R., Hajduch, G., Garelo, R., & Fablet, R. (2018). A Multi-Task Deep Learning Architecture for Maritime Surveillance Using AIS Data Streams. *2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics*.
- Nguyen, V.-S., Im, N.-k., & Lee, S.-m. (2015). The Interpolation Method for the missing AIS Data of Ship. *Journal of Navigation and Port Research*, *39*(5), 377-384.
- Shi, Y., Wan, Y., Wu, K., & Chen, X. (2017). Non-negativity and locality constrained Laplacian sparse coding for image classification. *Expert Systems with Applications*, *72*, 121-129.
- Spadon, G., Kumar, J., Chen, J., Smith, M., Hilliard, C., Vela, S., Gehrman, R., DiBacco, C., Matwin, S., & Pelot, R. (2024). Maritime tracking data analysis and integration with AISdb. *SoftwareX*, *28*.
- Tsou, M.-C. (2010). Discovering Knowledge from AIS Database for Application in VTS. *Journal of Navigation*, *63*(3), 449-469.
- Tsou, M.-C. (2019). Big data analytics of safety assessment for a port of entry: A case study in Keelung Harbor. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*, *233*(4), 1260-1275.
- Yang, D., Wu, L., Wang, S., Jia, H., & Li, K. X. (2019). How big data enriches maritime research – a critical review of Automatic Identification System (AIS) data applications. *Transport Reviews*, *39*(6), 755-773.
- Yu, J. Y., Sghaier, M. O., & Grabowiecka, Z. (2020, 6-9 July 2020). Deep learning approaches for AIS data association in the context of maritime domain awareness. *2020 IEEE 23rd International Conference on Information Fusion*.
- Zhao, L., Shi, G., & Yang, J. (2018). Ship Trajectories Pre-processing Based on AIS Data. *Journal of Navigation*, *71*(5), 1210-1230.