

國立陽明交通大學
運輸與物流管理學系
碩士論文

Department of Transportation and Logistics Management
National Yang Ming Chiao Tung University
Master Thesis

將貝式網路應用於貨櫃輪延遲進港之研究
A Research of Delayed Entry Container Ships using Bayesian
Network Model

研 究 生：葉家瑄（Yeh, Chia-Hsuan）

指導教授：黃明居（Hwang, Ming-Jiu）

中華民國一一〇年 六 月

June 2021

將貝式網路應用於貨櫃輪延遲進港之研究

A Research of Delayed Entry Container Ships using Bayesian
Network Model

研 究 生：葉家瑄

Student：Chia-Hsuan Yeh

指導教授：黃明居

Advisor：Ming-Jiu Hwang

國 立 陽 明 交 通 大 學
運輸與物流管理學系
碩 士 論 文

A Thesis

Submitted to Department of Transportation and Logistics Management

College of Management

National Yang Ming Chiao Tung University

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Logistics Management

June 2021

Taiwan, Republic of China

中華民國一一〇年六月

致謝

本論文之完成特別感謝指導教授黃明居老師的教導與指引，無論是最初的研究方向、文獻研讀，抑或是後期的論文修改，在我陷入迷惘的每個時刻，老師皆透過問題導向的模式，引導我嘗試多種不同面向的思考方式，除此之外，老師時常與研究室的大家一同聚餐，聊聊生活的趣事與人生夢想，或是和我們到新竹各地遊山玩水，為我們排解低落的心情，增添生活的樂趣，讓我們做好準備越過挫折，老師的諄諄教誨與寶貴經歷我都將銘記在心。

研究所的修業期間，感謝所有曾與我一同努力向前邁進的夥伴們，彼此的打氣與扶持是推動我進步的一大原因。謝謝鈞皓與筱暄，共同在研究室度過的日子中，不乏艱難與失落的時刻，但也充滿歡樂與趣味，要離開我們一起打掃、整理、佈置的研究室時，儘管心中難受，仍期望未來有機會相見；謝謝吃飯飲料打球玩耍團，每次一起揮灑汗水的羽球訓練、共同計畫並籌備的節日活動、包車包棟包玩樂的團體旅遊，以及互相取暖、互相傷害的荒唐夜晚，是你們豐富了我因研究困境而枯燥的心靈。

最後，特別感謝我的家人與男友，儘管一開始更希望我能進入就業市場，但在我下定決心要研讀碩士後，仍舊全力給予支持及援助，即使你們亦有自身的困難，依然不嫌棄我作為一個無穩定收入且需消耗家庭資源的學生，在我徬徨無助的時候，包容我的情緒起伏，替我建立一個無風無雨的避風港，希望如此任性且固執的我並未讓你們失望，謝謝你們總是當我最剛強的後盾與最堅實的精神支柱。

所需感謝的人員眾多，無法在此逐一列舉，曾於我生命中停留過的所有人、事、物皆是今天的我得以成長的原因，使我能夠窺探許多以往不曾接觸過的知識，也從中獲取了經驗與回報，最終得以順利完成論文的撰寫，謝謝大家。

葉家瑄 謹誌於

國立陽明交通大學管理學院

運輸與物流管理學系

物流管理碩士班

中華民國 110 年 6 月

將貝氏網路應用於貨櫃輪延遲進港之研究

研究生：葉家瑄

指導教授：黃明居 博士

國立陽明交通大學運輸與物流管理學系碩士班

摘要

鑒於近年國內外針對船舶延遲問題的研究文獻相對較少，本研究為解決多航商、多港口及多碼頭下的貨櫃輪延遲進港問題，以 2016 年至 2018 年之臺灣貨櫃輪進港船舶表作為研究資料，研究對象分別為基隆港、臺北港、臺中港、高雄港，並使用貝氏網路模型進行延遲進港原因與機率的分析。透過貝氏網路共建置出兩種類型的模型，依據判斷結果分為進港狀態模型與延遲程度模型，最後，使用 2019 年的貨櫃輪進港船舶表作為驗證資料，以十倍交叉驗證法對貝氏網路模型的準確度與預測能力進行評估。研究結果顯示，貝氏網路預測模型可有效預測貨櫃輪進港延遲的可能性，且貨櫃輪進港的狀態與延遲程度主要與貨櫃輪的「代理商」、「預定進港星期」有直接影響。根據本研究之模型結果，港埠單位可重新審視貨櫃輪進港的相關流程，使各階段的進港程序達到最佳的時間規劃與空間利用，並依照各港口的延遲狀況，針對人力、機械、碼頭等港埠資源給予適切的調度，以利港埠進行資源的最佳分配，確保港埠內的貨櫃物流活動順暢進行。

關鍵字：貨櫃輪、船舶延遲進港、貝氏網路模型、延遲預測、交叉驗證。

A Research of Delayed Entry Container Ships

Using Bayesian Network Model

Student : Chia-Hsuan Yeh

Advisor : Ming-Jyu Huang

Department of Transportation and Logistics Management

National Yang Ming Chiao Tung University

Abstract

In recent years, there are few domestic and foreign research literatures relating to the delayed entry ships. To solve the problem of delayed entry containerships in the situation of multiple carriers, multiple ports and multiple terminals, the Bayesian network model is used in this study. The research data is in-port ship lists of Keelung Port, Taipei Port, Taichung Port, and Kaohsiung Port. Two types of models are built through the Bayesian network. Finally, the cross-validation is used to evaluate the accuracy and predictive ability of the model. The results show that the Bayesian network model can effectively predict the possibility of the entry delays and the delay level. The entry delays of the container ships are mainly related to the “carriers” of the container ships and the entry “week”. According to this study, port units can re-examine the entry procedures of container ships. In addition, achieving the optimal time planning and space utilization in the port.

Keywords : Container Ships, Entry Delay, Bayesian Network, Delay Prediction, Cross Validation

目錄

摘要	i
Abstract	ii
目錄	iii
圖目錄	iv
表目錄	vi
第一章 緒論	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	3
1.3 研究方法	3
1.4 研究範圍與限制	4
1.5 研究流程	4
第二章 文獻回顧	6
2.1 航班延遲問題	6
2.2 貝氏網路於海空運之應用	7
2.3 小結	8
第三章 貨櫃輪延遲進港模型	10
3.1 貨櫃輪延遲進港問題之探討	10
3.2 研究架構	11
3.3 模型建置	13
第四章 實證研究	21
4.1 案例說明與整理	21
4.2 貨櫃輪延遲進港模型結果	25
4.2.1 貨櫃輪進港狀態	26
4.2.2 貨櫃輪延遲程度	36
4.3 小結	47
第五章 模型驗證與延遲預測	49
5.1 模型驗證—進港狀態	49
5.2 模型驗證—延遲程度	54
5.3 小結	66
第六章 結論與建議	67
6.1 研究結論	67
6.2 研究貢獻	68
6.3 未來方向與改善	68
參考資料	70

圖目錄

圖 1 臺灣近五年各港貨櫃裝卸量	1
圖 2 各船種進港延遲率	2
圖 3 各船種平均進港延遲時間	2
圖 4 研究流程圖	5
圖 5 進港流程圖	10
圖 6 研究架構	12
圖 7 過取樣 SMOTE 之運作示意圖	14
圖 8 欠取樣 Tomek Link 之運作示意圖	15
圖 9 貝氏網路之示意圖	16
圖 10 軟體介面示意圖	17
圖 11 貝氏網路運作流程	17
圖 12 貝氏網路運作過程	18
圖 13 混淆矩陣示意圖	19
圖 14 數據預處理流程圖	22
圖 15 基隆港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖	26
圖 16 基隆港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖	27
圖 17 臺北港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖	29
圖 18 臺北港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖	29
圖 19 臺中港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖	31
圖 20 臺中港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖	32
圖 21 高雄港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖	34
圖 22 高雄港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖	34
圖 23 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖	37
圖 24 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖	37
圖 25 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖	39
圖 26 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖	40
圖 27 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖	42
圖 28 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖	42
圖 29 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖	44
圖 30 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖	45
圖 31 基隆港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖	50
圖 32 臺北港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖	51
圖 33 臺中港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖	51
圖 34 高雄港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖	52
圖 35 基隆港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖	52

圖 36 臺北港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖	53
圖 37 臺中港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖	53
圖 38 高雄港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖	54
圖 39 基隆港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖	58
圖 40 臺北港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖	59
圖 41 臺中港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖	60
圖 42 高雄港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖	61
圖 43 基隆港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖	62
圖 44 臺北港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖	63
圖 45 臺中港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖	64
圖 46 高雄港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖	65

表目錄

表 1 文獻比較—航班延遲問題	7
表 2 文獻比較—貝氏網路於海空運之應用	8
表 3 名詞定義表	11
表 4 原始資料範例	21
表 5 資料數量	22
表 6 參數定義表	23
表 7 最終資料範例	25
表 8 超參數設置	25
表 9 基隆港貨櫃輪進港狀態之事前機率表	27
表 10 臺北港貨櫃輪進港狀態之事前機率表	30
表 11 臺中港貨櫃輪進港狀態之事前機率表	32
表 12 高雄港貨櫃輪進港狀態之事前機率表	35
表 13 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表	38
表 14 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表	40
表 15 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表	43
表 16 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表	45
表 17 影響因素比較—進港狀態	47
表 18 影響因素比較—延遲程度	48
表 19 抵達狀態混淆矩陣表—驗證資料	49
表 20 抵達狀態混淆矩陣表—預測資料	49
表 21 抵達狀態驗證結果表	50
表 22 基隆港延遲程度混淆矩陣表	55
表 23 臺北港延遲程度混淆矩陣表	55
表 24 臺中港延遲程度混淆矩陣表	55
表 25 高雄港延遲程度混淆矩陣表	56
表 26 基隆港延遲程度驗證結果表	56
表 27 臺北港延遲程度驗證結果表	56
表 28 臺中港延遲程度驗證結果表	57
表 29 高雄港延遲程度驗證結果表	57

第一章 緒論

本章節的 1.1 小節為本研究之研究背景與動機，將探討船舶延遲靠港問題；1.2 小節為研究目的與展望，期望建立可預測貨櫃輪延遲進港的模型；1.3 小節為研究方法，將透過貝氏網路模型進行分析；1.4 小節為研究範圍與限制，1.5 小節則為研究流程與步驟。

1.1 研究背景與動機

根據英國的航運分析公司 Drewry Shipping Consultants 在 2006 年所進行的調查顯示，全球約百分之四十以上的船舶有延遲進港的問題，其延誤時間為一天或是更長的時間。當船舶無法在碼頭所指定的時間內抵達目的港口時，船舶會因錯過了預定的時間，而需在碼頭外等待下一個船席的指派，對於港埠單位而言，船舶的延遲會導致原泊位空缺，且須重新指派泊位給予船舶，產生額外的人力成本；而對於代理商來說，其所產生的延遲成本與等待成本皆是在營運上的一項艱難題，代理商須採取其他的策略以避免延遲持續增加，然而，新策略亦可能導致額外的成本支出。

其中，貨櫃輪的延遲進港問題會對港埠造成負面的連鎖影響，不只會導致貨櫃碼頭的物流裝卸活動延誤、已預約貨櫃之卡車無法取貨，亦會對航期表與船席的指派造成問題與影響（Hasheminia & Jiang, 2017）。根據臺灣港務股份有限公司的統計年報顯示，臺灣各港口在 108 年的進港船舶數為 39,215 艘，其中，進港貨櫃船數量為 17,021 艘，約占總船數的 43.4%。圖 1 為臺灣近五年各港口的貨櫃裝卸量，108 年與 109 年臺灣在港口的貨櫃裝卸量總計分別為 1,530 萬 TEU 與 1,458 萬 TEU，其中以高雄港、臺中港、臺北港與基隆港的裝卸量占最大宗，由此可知其為臺灣主要的貨櫃裝卸港口。

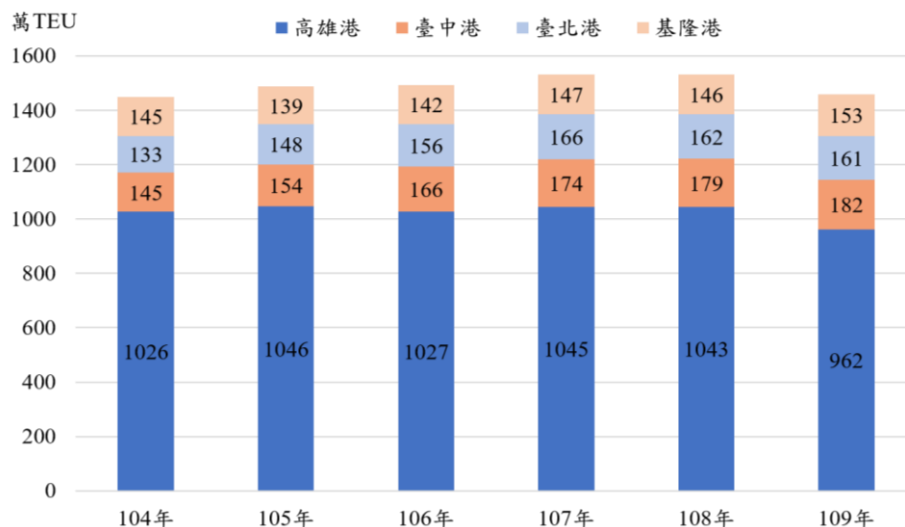


圖 1 臺灣近五年各港貨櫃裝卸量

資料來源：民國 108 年臺灣港務公司統計年報

全台灣的貨櫃運能絕大多數僅由四個港口所掌握，貨櫃輪的運行理應具有更好的效率與準確性，然而，在實際營運的過程中，貨櫃運輸依舊難以避免貨櫃輪的延遲進港問題。由各貨櫃輪主要港口的進港船舶表可知，各船種皆有延遲進港的問題，如圖 2 與圖 3 所示，各船種的進港延遲率皆高於百分之四十，貨櫃輪的進港延遲率則高達百分之六十，而各船種的平均延遲進港時間則無固定數字，大致上介於四至六小時之間，其中貨櫃輪的延遲時間超過六小時，故從兩張圖中可知，在高雄港、臺中港與基隆港的資料中，貨櫃輪的進港延遲問題較其他船種嚴重，不僅延遲率高，其平均延遲時間也屬於較嚴重的範圍。若船舶無法依照訂定的船期表在時間內停靠於各港口，貨櫃在碼頭與場站的轉運與裝卸時程即會受到影響，產生連續性的延遲。貨櫃在貨櫃場站的裝卸與轉運過程包含裝載、卸貨、進港出港等，各過程之間的關係具有高度相關性，為了避免貨櫃輪的延誤造成後續流程延宕，並且希望能讓貨櫃業務的運行效率提升，在船舶的運行階段需要更全面地執行控制（Sutrisnowati, Bae, & Song, 2015）。

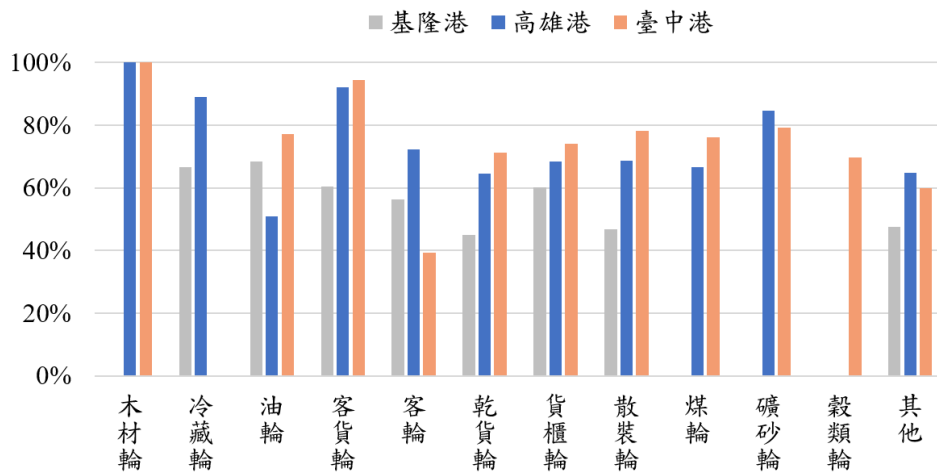


圖 2 各船種進港延遲率

資料來源：本研究整理

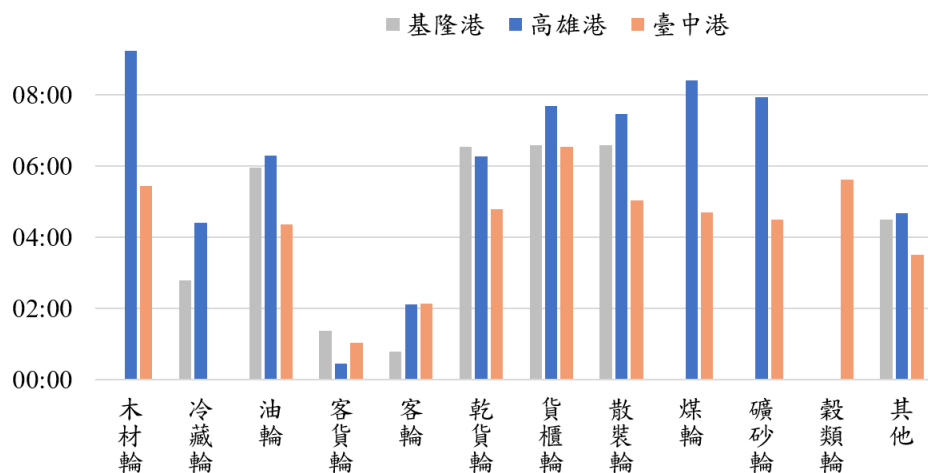


圖 3 各船種平均進港延遲時間

資料來源：本研究整理

在權衡延遲問題與成本考量時，無論是採取何種方式，試圖在最小的影響範圍內恢復船期表的貨櫃輪延遲問題，對於代理商而言皆有可能產生不必要的成本支出，且勢必牽連其餘的決策及控管，也對後續在貨櫃碼頭與貨櫃場站中的活動造成影響與損失。現今貨櫃運輸行業的競爭激烈，船舶進港時間的不確定性、錯估進港時間所造成的成本與資源浪費，皆可能造成港埠的全球競爭力下降，若能提前預測船舶的延遲機率，將可更準確地確定每艘船舶的需求，並提早規劃與分配港埠資源來滿足其需求（Fancello et al., 2011）。因此，若能了解貨櫃輪延遲進港的原因與其機率，預先採取相對應的措施，即可有機會避免港埠面臨船舶的延遲問題，減少船舶的成本增加，改善港埠的管理規劃。

1.2 研究目的

本研究將以貝氏網路模型（Bayesian Network）對貨櫃輪延遲進港的原因進行分析，研究範圍涵蓋全臺灣之主要貨櫃港口，並搭配臺灣港務有限公司之營運資料於模型中進行應用，期望能透過模型對延遲因素與機率的預測，提前防範船舶延遲進港的問題發生，以供港埠作為管理營運之參考。

本研究之目的如下所示：

- (一) 探討導致臺灣四大貨櫃港口的貨櫃輪無法依照船期表的安排準時進入目的港口之因素。
- (二) 建置可有效分析貨櫃輪進港狀況之貝氏網路模型，以預測貨櫃輪延遲進港之原因與機率。
- (三) 改善港埠與航商的貨櫃輪延遲進港問題，幫助提升船舶營運管理的效率與品質，藉此使臺灣港埠的競爭力躍升國際舞台。

1.3 研究方法

從數據分析的文獻中可知，目前已有許多研究方式可針對數據進行預測，包含決策樹（Decision Tree）、貝氏網路（Bayesian Network）、K-近鄰演算法（K Nearest Neighbor, KNN）等，而貝氏網路模型適用於事件為接連發生且依次進行的資料，另外，貝氏網路模型在分析多屬性資料時亦具有優勢（Sutrisnowati et al., 2015；Bielza, Li, & Larranaga, 2011）。另外，本研究使用的數據為各港口之進港船舶表，包含多種屬性且依序進行之事件資料，考量數據的複雜性與時間排序性為貝氏網路模型的擅長處理的狀況，因此，本研究選擇貝氏網路模型進行研究的分析。

1.4 研究範圍與限制

研究範圍為臺灣貨櫃船舶的進港延遲分析與預測，研究場域為臺灣的四個主要貨櫃裝卸港，分別是基隆港、臺北港、臺中港與高雄港，將以港公司之角度來針對貨櫃輪延遲進靠問題進行探討，欲分析之因素包含貨櫃輪之船舶相關資訊，如航商、停靠碼頭、船舶總重與長度、進港目的，除此之外，亦包含船舶之時間紀錄，如預定進港時間、實際進港靠泊時間，以及船舶在抵達研究港口時的前一港與後一港等。

目前國內外與船舶延遲相關的研究文獻中，並無針對貨櫃輪延遲進港問題進行分析的案例，且相關研究中使用的方法多數為數學規畫模型或決策樹（Decision Tree）、最近鄰居法（K-Nearest Neighbors, KNN）等方式，故其可研究之資料數量及所需時間具有限制，因此本研究將使用貝氏網路模型針對貨櫃輪延遲進港問題進行探討與分析，貝氏網路模型具有可更新性，且貝氏網路模型所需的時間成本低於決策樹、最近鄰居法，另外，貝氏網路模型可分析的資料數量遠大於一般的數學規畫模型，可更全面地針對問題進行模擬與預測。

1.5 研究流程

本研究之研究流程如圖 4 所示，首先針對船舶領域進行文獻的搜索、閱讀與整理，建立對船舶研究的相關先備知識，並實際至基隆港的基隆港務公司訪問港埠業的專業人士。在與專業人士交流的過程中，逐步了解港口在營運管理的真實狀況與困境，並確立本研究之目的與研究範圍為分析臺灣貨櫃港口的船舶延遲進港之因素，以解決對港埠營運與船席指派造成的影響。

接著，對貨櫃輪延遲進港問題之相關文獻的內容和現況進行分析與了解，並蒐集貨櫃輪的進港時間表等數據資料，數據蒐集完整後，即開始進行貝氏網路模型的建置與模擬，並將所蒐集資料用以修正與完善貝氏網路模型的架構，確保所建立之貝氏網路與實際港埠運作狀況的差距在可接受範圍內，為避免實務狀況與研究結果之間的落差過大，將針對結果進行驗證與評估。最後，分析本研究所產生的貝氏網路模型的結果與機率，並根據研究結果提出建議與結論。

本研究將對全臺灣貨櫃輪延遲進港之因素與延遲程度進行探討，並以貝氏網路模型作為研究方法進行分析。各章節內容如下，第二章為相關研究文獻的回顧，分別為船舶與飛機延遲問題的現況、船舶延遲其對港埠營運所造成的影響，以及貝氏網路在空運與海運領域的應用與分析；第三章提出本研究所使用之貝氏網路的建置過程；第四章為本研究之案例分析，將詳細說明所使用的研究資料與模型結果；第五章是模型的驗證結果，使用交叉驗證法針對模型的分析與預測能力進行評估；第六章則為研究結果與建議，期望透過本研究之分析與結論，完善臺灣港口的管理運作，並協助港埠單位檢視貨櫃輪延遲進港的機率與延遲程度，以達到最佳的船舶進港效率。

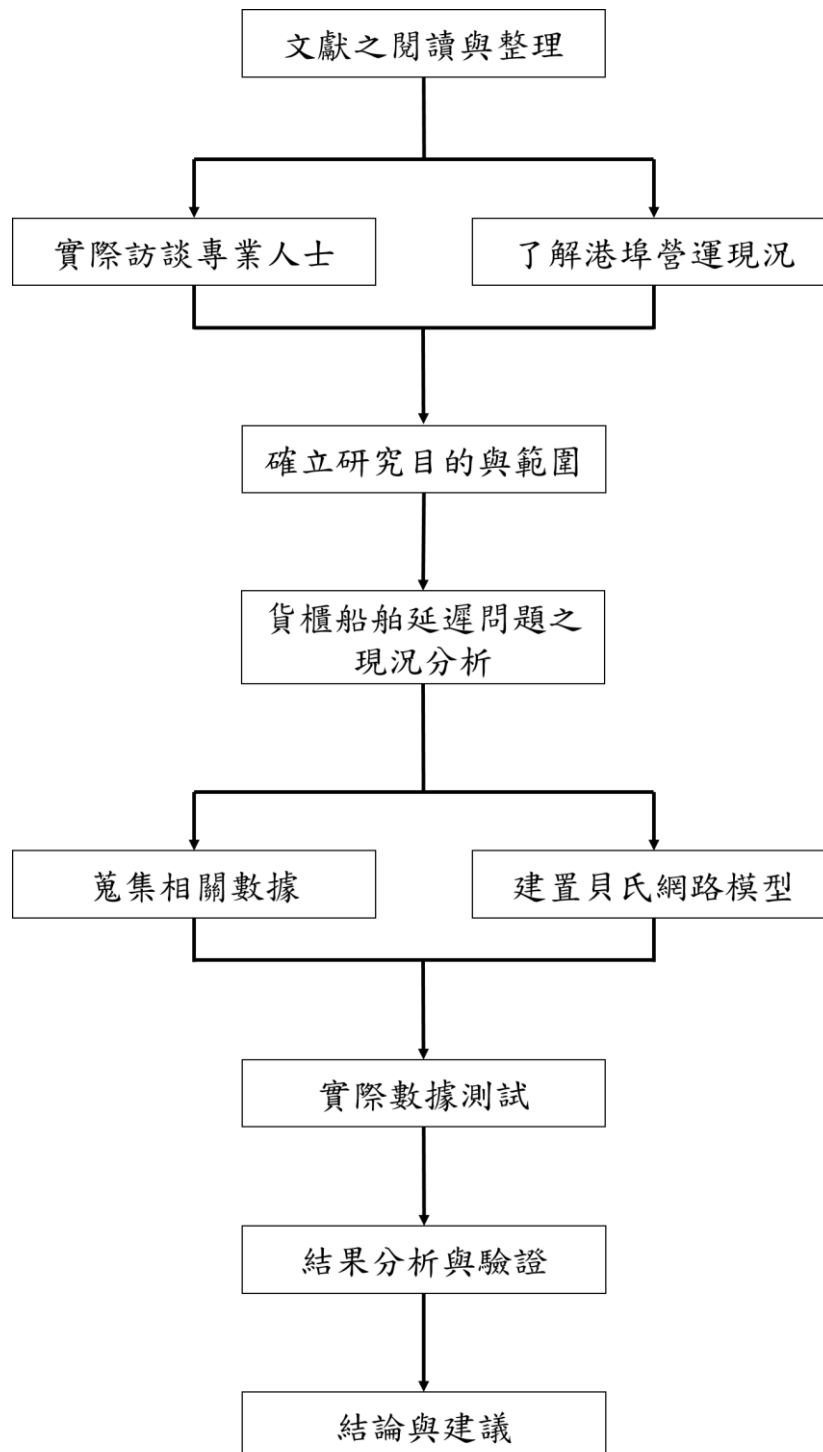


圖 4 研究流程圖
資料來源：本研究整理

第二章 文獻回顧

本章節將整理本研究回顧之國內外相關文獻，整理的文獻內容分別為船舶或飛機延遲問題與貝氏網路模型之應用。首先，在 2.1 小節中，針對船舶與飛機延遲對經營方所造成的影響和現況進行整理和歸納，藉此了解目前國內外港口與機場的延遲問題，以及其潛在的原因；在 2.2 小結中，將介紹貝氏網路（Bayesian Network）模型的原理，以及此模型在運輸領域的相關應用；在 2.3 小節中，總結本研究從文獻中所歸納之重點。

2.1 航班延遲問題

船舶或飛機無法依照時程表的預定時間準時抵達港口或機場的因素複雜且繁多，主要的原因大致可歸納為機具損壞、尖峰時段的壅塞問題、貨物轉運延誤、法規與政治因素，以及糾紛與事故（Lu & Yang, 2005; Yang & Chu, 2006）。本小節將說明航班延遲問題對國內外港埠或機場營運所造成的影響，藉此了解航班延遲問題的現況。

蕭博元（2020）使用貝氏網路模型結合專家知識分析飛機航班延誤的因素，以桃園機場的營運狀況作為研究範圍，根據結果可知，來機晚到為航班延誤的關鍵因素，其研究結果可作為航空公司未來制定決策的參考指標，藉此提升航班的準時率。

Fancello et al.（2011）以基於神經網絡的深度學習方法預測貨櫃船舶的延誤，並使用數學規劃模型進行人力資源分配，可減少船舶進入港口的不確定性，並考慮到貨櫃碼頭的實際需求和操作的情況下，進行最適當的操作員分配，可更快速地規劃碼頭的資源分配與營運管理。

Kim et al.（2017）以案例式推理（Case-based Reasoning Model）搭配衛星自動識別系統（Satellite-based Automatic Identification Systems）的資料，將船舶的即時資料與歷史資料做為模擬船舶的軌跡路線，以分析船舶延遲到達的過程。

Li, Qi, & Song（2016）定義了定期船舶延遲靠港問題的兩種不確定事件，分別為發生頻率較高的常規不確定事件（Regular Uncertainties）和罕見發生的中斷性事件（Disruptive Events），並使用隨機最佳化控制模型（Stochastic Optimal Control Model）針對定期船舶的延遲問題提出解決的辦法。根據其研究結果顯示，當港口並未限制最早處理時間（Earliest Handling Time）的情況下，採用跳港的策略可以最快地恢復船期。

Rodríguez-Sanz et al.（2019）為解決機場因航班延遲的連鎖反應所造成的營運問題，透過模型分析與機場營運相關之因素彼此之間的關聯性與依賴性，並評估航班到達管理系統（The Arrival Manager, AMAN）的可靠性，並將模型實際應用於歐洲之機場，以針對機場提出可改善航班延遲問題之營運決策與解決方案。

Wu & Law（2019）針對機場的航班延遲問題，考慮了更多元的延遲因素，包含飛機、乘客、機組人員與飛行員，且不在模型中加入獨立同分配之假設（Independent and

Identical Distribution, IID)，以使模型更加符合實際之航線運作狀況，並藉此識別出航空路網中造成航班延遲的主要因素與航線安排，並試圖以較小幅度調整時間表或航班，降低整體航空路網中的準確率。

表 1 為航班延遲相關文獻的比較表，根據過去的研究顯示，航班延遲的問題對港埠與機場區域已造成一定程度的影響，除了導致船席指派與機門指派的執行面臨難題，亦使港口與機場單位的營運準則與定價策略受到挑戰，而航班延遲的發生原因繁雜，且發生的機率不確定，為避免港口或機場需負擔額外的延遲成本，相關的研究文獻試圖以跳港、調整航班、重新分配設備等方式，恢復時間表的準確性。

表 1 文獻比較—航班延遲問題

文獻	研究問題	研究方法
蕭博元 (2020)	預測飛機延遲到達機率	貝氏網路模型
Fancello et al. (2011)	預測船舶延遲到達機率 與人力資源分配問題	深度學習 數學規劃模型
Kim et al. (2017)	預測船舶延遲進港機率	案例式推理
Li, Qi, & Song (2016)	預測船舶延遲進港機率	隨機最佳化控制模型
Rodríguez-Sanz et al. (2019)	預測飛機延遲到達機率	貝氏網路模型
Wu & Law (2019)	預測飛機延遲到達機率	貝氏網路模型

資料來源：本研究整理

2.2 貝氏網路於海空運之應用

貝氏網路模型的建構有兩階段，首先可由專家根據資料特徵以制定規則，並繪製為有向無環圖，或使用演算法估計出各變量之間的關聯性，將數據製成貝氏網路，接著將各節點之間的條件機率代入，以計算出各事件的發生機率，作為事件發生的事前機率，用以預測新事件發生時的機率 (Gupal & Vagis, 2002)。

蕭博元 (2020) 使用貝氏網路模型結合專家知識分析飛機航班延誤的因素，以桃園機場的營運狀況作為研究範圍，根據結果可知，來機晚到為航班延誤的關鍵因素，其研究結果可作為航空公司未來制定決策的參考指標，藉此提升航班的準時率。

Afenyo, Khan, Veitch, & Yang (2017) 使用貝氏網路模型分析北極航運事故的發生原因，欲研究船舶與冰山碰撞的潛在因素，以及確定導致其發生事故的最重要原因，做為北極航運規劃的決策制定之參考。

Rodríguez-Sanz et al. (2019) 以貝氏網路模型分析機場內用於顯示機場流量的到達管理系統 (Arrival Manager, AMAN)，用以預測航空網絡中，航班擁塞與延誤的原因。

由研究結果可知，影響航班延遲到達機場的主要因素是航班抵達機場前的機場飽和程度與天氣狀況，此研究可做為航空公司制定機場營運策略與管理的根據。

Wu & Law (2019) 針對航空公司的航班延遲問題定義了兩個新的延遲乘數指標，並以航空公司的歷史飛航資料建立了以延遲樹為框架的貝氏網路模型 (Bayesian Network in a Delay-tree Framework, DPT-BN model)，此模型可分析航班延遲抵達機場之因素，預測其延遲機率，且模型亦將航空公司的多個單位納入考量，包含飛機、機組人員與乘客。

Song, Huang, Cui, Óskarsdóttir, & Vanthienen (2020) 針對中國廣州港口的散裝貨櫃竊盜問題進行研究，建立貝氏網路模型，用於分析貨櫃失竊的風險，並預測其機率，幫助港埠單位釐清問題的發生原因，以改善港口的貨櫃失竊問題，避免港埠的貨櫃損失率持續攀升，加強港口安全的掌握與監控。

Sutrisnowati et al. (2015) 透過港口資訊系統內的事件日誌分析碼頭的貨櫃物流活動，以貝氏網路模型判斷港口物流活動的延遲風險，從研究結果發現，物流活動和港口設施的高度相關性是導致港口貨櫃物流延遲的主要原因，原因包含起重機分配、冷凍設備問題、卡車提領延遲等。

表 2 為貝氏網路應用相關文獻的比較表，由文獻可知，貝氏網路模型被大量應用於分析與預測事件的發生原因與機率關係，研究內容大多為具有高度關聯性的相關事件，透過貝氏網路模型可幫助理解事件的前因後果，也可將模型加入其他考量因素，發展為具備更多功能的模型，做為模擬與預測的圖形工具。

表 2 文獻比較—貝氏網路於海空運之應用

文獻	研究問題	研究結果
蕭博元 (2020)	飛機抵達因素	有效預測航班延遲
Sutrisnowati et al. (2015)	貨櫃延遲因素	分析貨櫃物流延遲之因素
Afenyo et al. (2017)	航運事故因素	分析相關地區之航運事故
Rodríguez-Sanz et al. (2019)	飛機抵達因素	有效預測航班延遲
Wu & Law (2019)	飛機延遲因素	有效預測航班延遲
Song et al. (2020)	貨櫃竊取問題	分析貨櫃失竊風險與因素

資料來源：本研究整理

2.3 小結

本研究在 2.1 小節中回顧航班延遲問題對港埠或機場的影響，在 2.2 小節中則回顧貝氏網路模型於海空運之應用，綜上所述，目前國內外主要研究範圍仍為機場的航班延誤問題，針對船舶延遲的研究相對較少，然而，對海運與空運而言，延遲問題皆是營運

上的一大難題，港埠與機場皆希望可降低延遲的發生，或是減少延遲問題在後續航班的傳播範圍與影響程度，而貝氏網路模型可針對具有因果關係之問題進行更符合實務之分析與預測，且模型具有可更新性，當有新的資料產生時，無須重新建立模型，即可將資料輸入模型中進行分析，另外，相較於決策樹或是鄰近搜尋法，貝氏網路模型的計算量較小，可大幅度減少時間成本，即可針對欲探討之因素與問題進行檢驗，以建立預測船舶延遲的貝氏網路模型，作為運營單位之決策參考。

第三章 貨櫃輪延遲進港模型

本章節將於 3.1 小節中，針對所研究之問題進行說明與介紹，以確立本研究之環境背景，接著，於 3.2 小節提出本研究之研究架構，最後，3.3 小節則為本研究之資料蒐集狀況、資料預處理、貝氏網路模型建置等研究步驟與過程。

3.1 貨櫃輪延遲進港問題之探討

本研究所欲探討之議題為在考慮多航商、多港口及多碼頭下的貨櫃輪延遲進港問題，研究對象為臺灣四大貨櫃港口——基隆港、臺北港、臺中港、高雄港，在已知港口之進港船舶表的情況下，根據船舶預定進港時間與實際進港時間判斷船舶的延遲情況與計算延遲時間，並使用貝氏網路模型分析四大港口各自的貨櫃輪延遲進港原因與機率，最後，將使用建置完成之模型預測未來貨櫃輪進港延遲狀況。

隨著智慧港口的興起，臺灣各港口的進港流程已漸漸智慧化，其流程如圖 5 所示，航商會依據其需求至系統內填報船舶預計進港時間與停靠碼頭，交由港公司安排其進港順序與指派船席，並於完成裝卸貨流程或是其進港目的後，再次至系統內填寫其完成時間，因此，船舶的進港時間與離港時間與航商有密切關聯，以及其於碼頭內所進行的活動時間亦有影響，除此之外，船舶延遲進港的因素亦可能為船舶在前一港延遲所產生的連環效應。綜上所述，本研究除考量船舶所屬代理商、船舶前一停靠港口與碼頭的資訊外，亦將根據船舶的進港時間、進港目的、船舶重量等相關條件，研究其延遲因素之關聯，並預測其發生延遲的機率。本研究參考臺灣港務股份有限公司針對各式航運業務所定義的相關名詞解釋，以訂定本研究所使用之各項名詞，其詳細內容如表 3 所示。

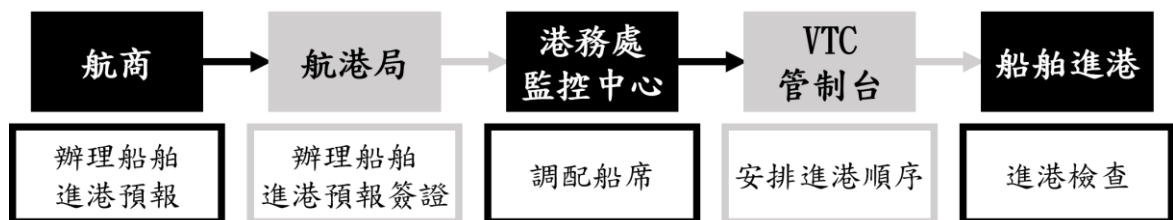


圖 5 進港流程圖

資料來源：本研究整理自高雄港船舶進出港作業流程圖

表 3 名詞定義表

名詞	定義
延遲進港	船舶的進港靠泊時間較預定進港時間晚的情況。
延遲時間	在延遲進港的情況下，進港靠泊時間扣除預定進港時間之時間差距。
進港靠泊時間	船舶實際進入港口後，停靠於船席，且船舶的第一根纜繩繫纜的時間。
預定進港時間	船舶表上預訂的船舶進港靠泊時間。
上一港	進入本港口前曾進入的上一港口。
下一港	離開本港口後欲前往的下一港口。
進港目的	進入本港口之目的，如裝卸貨、空船進港、保養維修等。

資料來源：本研究整理

3.2 研究架構

本研究欲使用貝氏網路模型對貨櫃輪延遲抵達貨櫃港口的問題進行分析與預測之研究，找出造成貨櫃輪延遲進港的影響因素，並針對其弱項給予修正，即可在毋須大幅度調整航班與船期表的情況下，幫助港埠改善貨櫃船舶的延遲進港問題，提升港埠的營運績效。

本研究之架構如圖 6 所示，詳細說明如下，首先，透過臺灣港務股份有限公司所建置之臺灣港棧服務網的數據庫，取得貨櫃輪進入臺灣各港口之事件資料，考量到本研究所蒐集之數據資料將會是港口事件日誌，內容必定極為繁雜，且可能發生欄位缺漏之問題，因此，需先設定研究資料之篩選機制與假設，將可觀測數量過少之資料刪除，對資料進行整理與過濾，解決數據中的類不平衡問題，篩選出所需之重點事件與因素，並計算各事件之延遲進港時間與延遲狀態。

接著，定義並分類貝氏網路所需之參數，即可將資料輸入貝氏網路的軟體中，本研究使用貝氏網路圖形的介面軟體 GeNIe Modeler，以進行貝氏網路的建置。最後，驗證貝氏網路模型之準確度，若其表現符合本研究之預期值，即可進行結果之分析，並將模型用以預測貨櫃輪延遲進港的機率，以提出結論與建議。

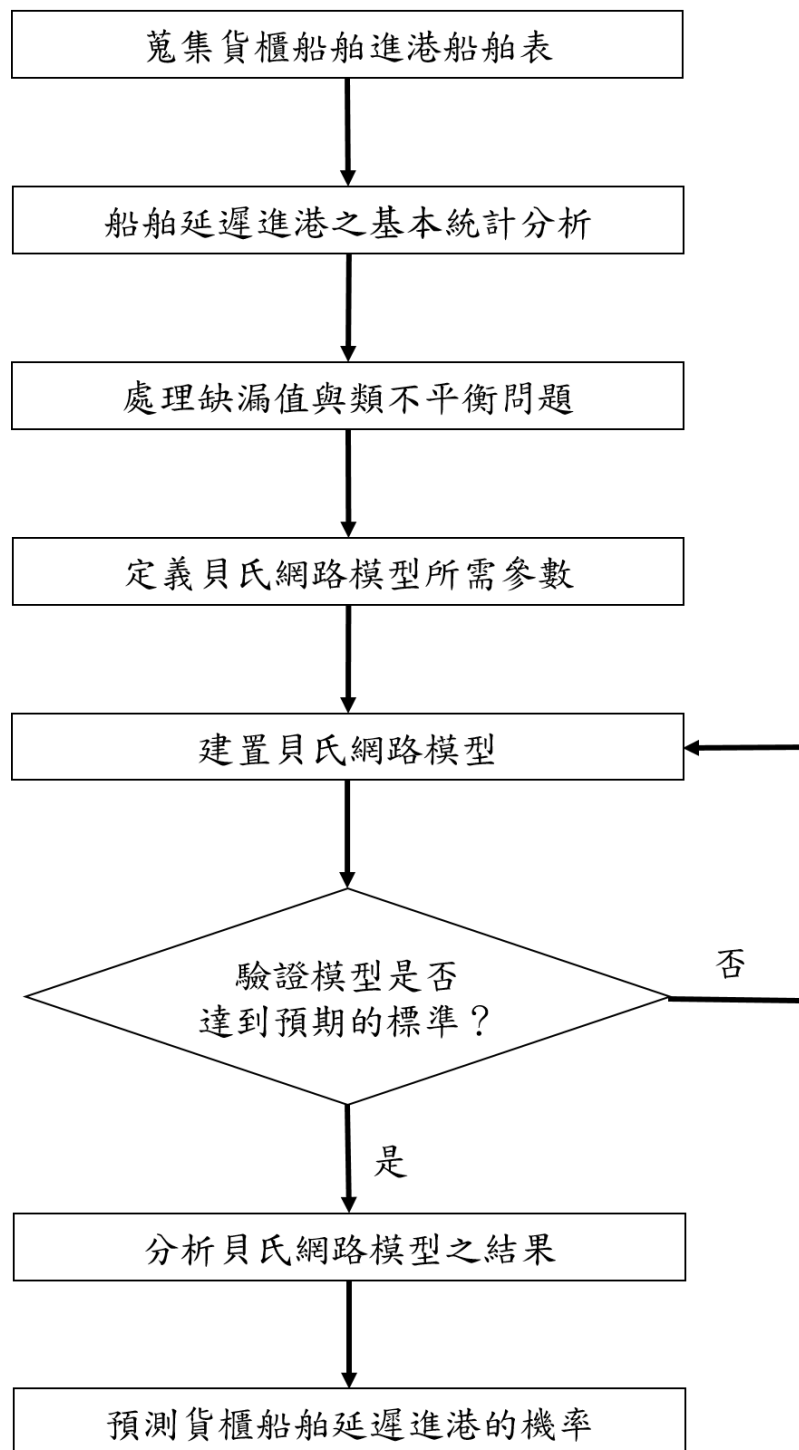


圖 6 研究架構
資料來源：本研究整理

3.3 模型建置

本小節將詳細說明本研究之模型建置過程與使用方法，模型建置步驟如 3.2 小節中的圖 6 所示，分別為資料蒐集、資料預處理、模型建置、模型驗證、延遲進港預測。

本研究所欲研究之議題為臺灣貨櫃輪的進港延遲狀況，而在實際紀錄港口的運行過程時，勢必存在數值缺漏或類別不齊全的問題，若將未經處理的缺漏資料輸入於模型中，可能導致模型的運行過程出現問題或產生錯誤的結果，因此本研究採用 Python 的 Pandas 套件對原始數據進行處理。Pandas 套件為經常使用於資料預處理的工具，包含 Series 與 DataFrame 兩種物件，適合在數據的資料數量較大時使用，其運作原理與 Microsoft Excel 相似，可透過程式碼的撰寫將資料以欄、列的方式進行處理，並快速識別出各欄位中是否具有缺漏值，以對缺漏值進行刪除或補值。

本研究所欲預測與分析之目標分別為貨櫃輪進港狀態與延遲程度，貨櫃輪進港狀態可區為準時進港與延遲進港兩種類別，而針對貨櫃輪進港的延遲狀態，可根據延遲時間的大小區分為準時抵達、輕微延遲、中度延遲與嚴重延遲，共四種類別。假設取得的研究數據中，延遲進港的資料量較少，多數為準時進港資料，資料所涵蓋的各類別比例差異過大，將導致資料輸入模型時，少數類樣本可提供給模型學習及參考的資訊將會遠遠少於多數類樣本，無法準確判斷與分析固有資料的實際因素與機率，研究的結果將會有偏差，此種狀況即是所謂的類不平衡 (Class Imbalance)。然而，本研究真正欲探討的類別實際上為延遲進港資料，若準時進港的類別評估效果優於延遲進港類別，將會造成模型的結果與本研究之研究目的產生衝突，且與實際情況產生落差，故須避免類別不平衡的問題產生。

本研究將使用過取樣 (Oversampling) 與欠取樣 (Undersampling) 兩種演算法的結合以解決類不平衡問題，並以 Python 的 Imblearn 套件對數據進行處理，過取樣方法選擇 SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) 方法，欠取樣方法則選擇 Tomek Link 方法。

SMOTE 方法的運作過程如圖 7 所示，假設圖 7-1 中的紅點與藍點分別代表貨櫃輪的延遲進港與準時進港，可看出延遲進港的紅點資料明顯少於準時進港的藍點資料，使用 SMOTE 方法替延遲進港類別製造偽數據，首先選取一筆延遲進港數據 (紅點)，並標記出與其相鄰的 k 筆準時進港數據 (藍點) 之距離，假設此時的 $k=3$ ，結果如圖 7-2 所示，接著，從 k 筆相鄰藍點數據中隨機選取一筆，並在兩者的距離之間隨機新增 n 筆為數據，假設此時的 $n=3$ ，新增的過程與結果如圖 7-3 與圖 7-4 所示，如此即成功製造一次少數類樣本的偽數據，重複此過程直至少數類樣本的數量達到研究所需之數量或比例即可。藉由 SMOTE 方法可在不產生極端值的情況下，平衡少數類樣本與多數類樣本的資料比例，使新增的數據依舊分佈於原始數據的範圍之間。

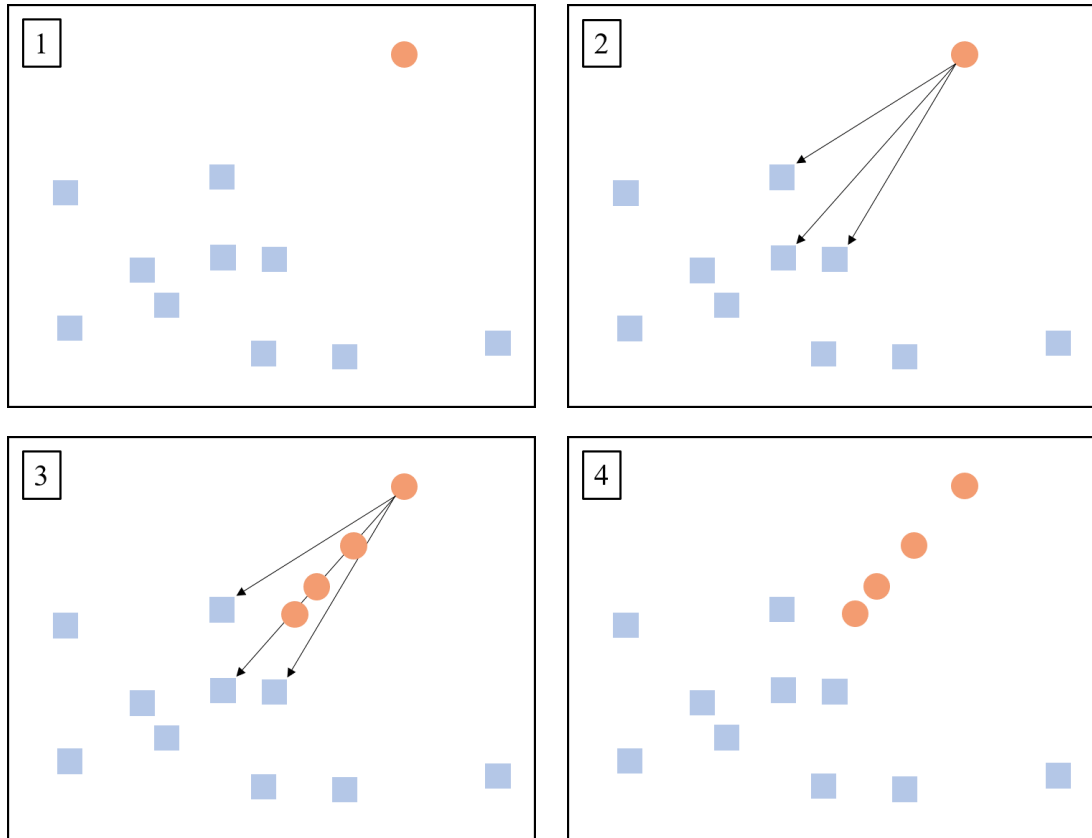


圖 7 過取樣 SMOTE 之運作示意圖

資料來源：本研究整理

經 SMOTE 方法建立完成延遲進港的偽數據後，延遲進港的數據量與準時進港的數據量將會較原先的數量平衡，然而，SMOTE 方法容易造成兩種類別樣本在資料分佈的交界處過於密集或彼此交錯，造成模型無法準確分析資料的分佈資訊，或是將多數類樣本誤判為多數類樣本，因此需搭配使用 Tomek Link 方法解決此狀況。

Tomek Link 方法的運作過程如圖 8 所示，可看出圖 8-1 中的延遲進港（紅點）數據量稍微高於準時進港（藍點）數據量，且兩類型數據量在資料交界處彼此交錯，首先計算各組紅點與藍點數據之間的距離，若無法找出第三點數據可使得其距離較此組距離更小，則將紅點與藍點數據標記為一組，而其距離即為 Tomek Link，如圖 8-2 所示，標記完所有 Tomek Link 後，刪除各組中的紅點數據，結果如圖 8-3 與圖 8-4 所示。由結果可知，經過欠取樣方式處理完之資料，可更容易區分出不同類別數據之間的分佈情況，可減少在建立模型時產生誤判的結果。

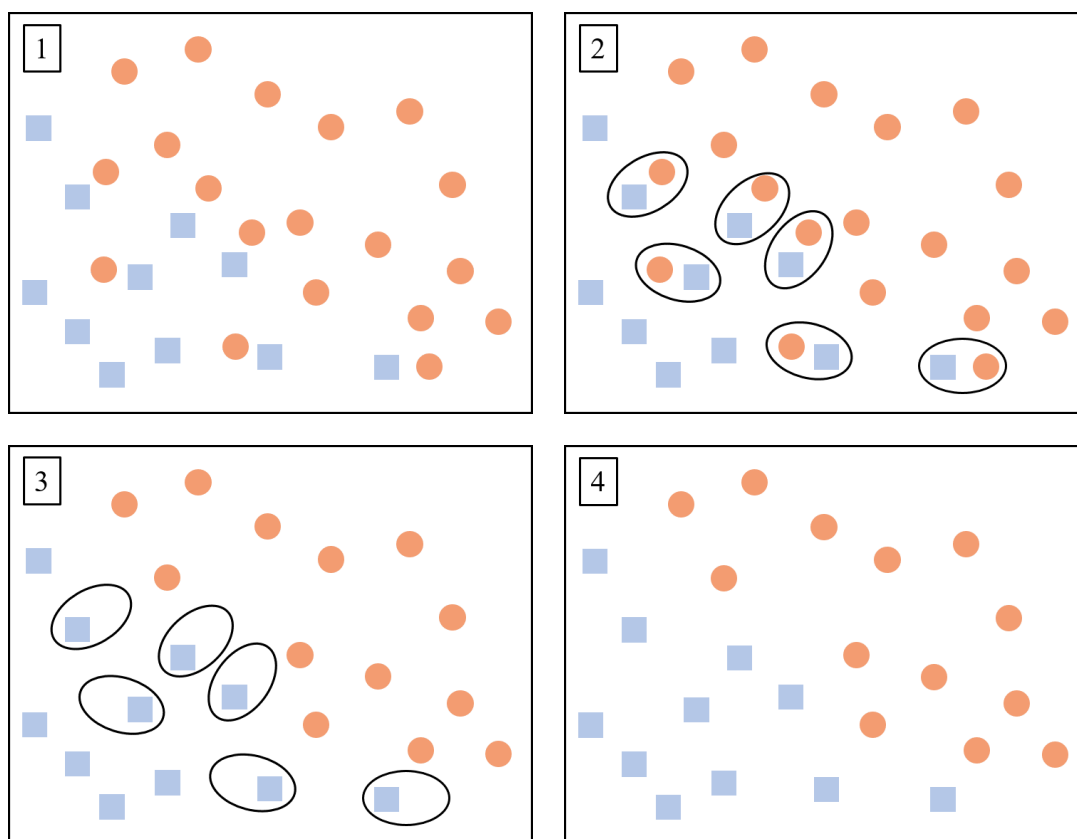


圖 8 欠取樣 Tomek Link 之運作示意圖

資料來源：本研究整理

貝氏網路模型（Bayesian Network Model）是以貝氏定理（Bayes Theory）為基礎建立而成的分類器模型，因其具有反向推論（Inference Inversely）的能力，且可根據獲得的新事件隨時調整並更新模型，故早期多應用於建立專家系統（Expert System, ES），如今則被廣泛使用於不確定性事件的風險預測與分析，以及監督式學習（Supervised Learning）之分類預測（Khakzad, Khan, & Amyotte, 2011）。

圖 9 為貝氏網路模型之示意圖，圖形中之橢圓形代表事件的節點（Node），箭頭則代表節點之間的因果關係，其節點之間的影响程度則以條件機率表（Conditional Probability Table, CPT）呈現，且貝氏網路模型為有向無環圖（Directed Acyclic Graph, DAG），即有方向性的非循環圖，無法由任一節點按照其箭頭方向返回原先的節點。

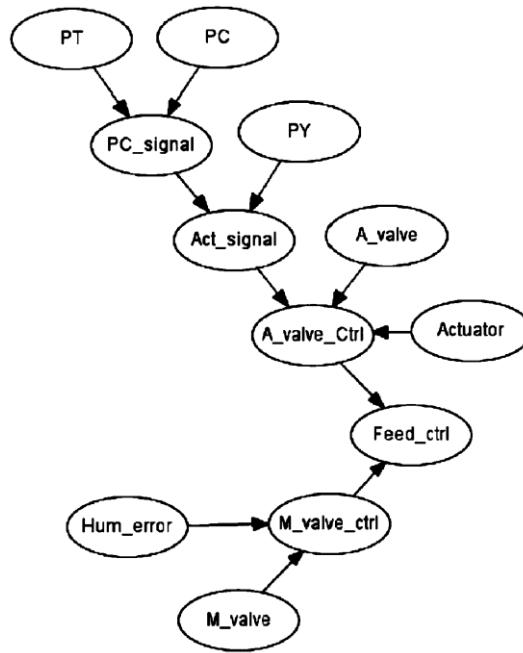


圖 9 貝氏網路之示意圖

資料來源：Khakzad, Khan, & Amyotte (2011)

貝氏定理為貝氏網路模型運作的背後原理，用以表示在已知事件 B 發生的情況下，事件 A 的發生機率， $P(B)$ 為事前機率（Prior Probability）， $P(A|B)$ 則為事後機率（Posterior Probability），其公式如下：

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = P(B|A) \times \frac{P(A)}{P(B)}$$

將貝氏定理應用於貝氏網路模型中，即須考慮大量的變數與條件，藉由變數之間的條件機率（Conditional Probability）與聯合機率（Joint Probability），不斷透過已知的事前機率推出後續事件的事後機率，其公式如下：

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{parent}(X_i))$$

x_i ：隨機變量集

本研究使用軟體 GeNIe Modeler 以建置貝氏網路模型，GeNIe Modeler 是由 Norsys 軟體公司所開發的介面軟體，可幫助使用者更快速且便利地建立貝氏網路模型，並根據需求調整相關參數，或是執行資料的預測與驗證，GeNIe Modeler 操作方式簡單、易於上手，可於軟體中變換節點的顯示方式與顏色，讓使用者更容易看出各項因素之關係，其介面如圖 10 所示。

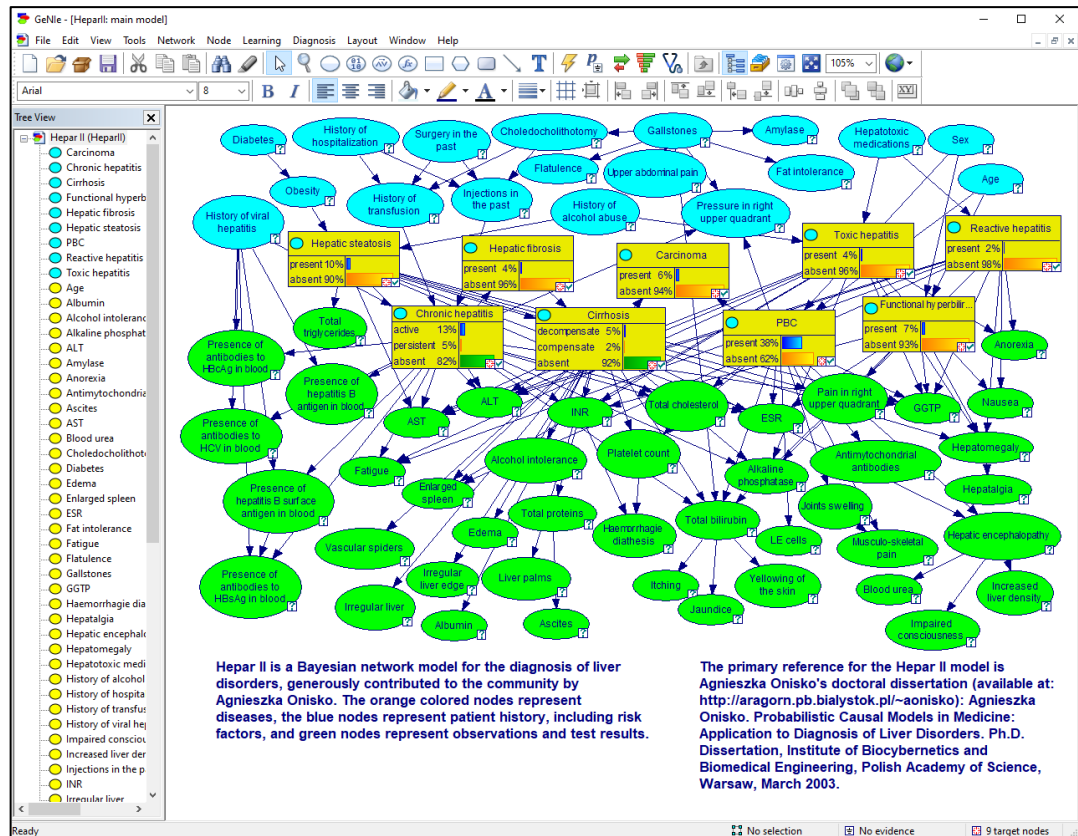


圖 10 軟體介面示意圖

資料來源：GeNIe Modeler User Manual

GeNIe Modeler 採用貝氏搜尋法（Bayesian Search）建置貝氏網路模型，其運作過程如圖 11 與圖 12 所示。首先，將研究資料輸入軟體中，軟體將所有變數視為節點，在初始階段，節點之間並無任何關聯，如圖 12-1 所示，接著替目標節點隨機加入與其他節點之間的指向，以增加關聯性並製造父代節點，再計算其條件機率與關聯性得分，如圖 12-2 與圖 12-3 所示，重複此過程直到運算次數達到所設定之值，或是關聯性得分不再增加為止，貝氏網路模型即建立完成，如圖 12-4 所示。

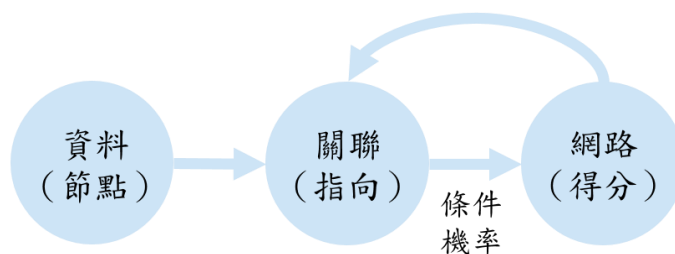


圖 11 貝氏網路運作流程

資料來源：本研究整理

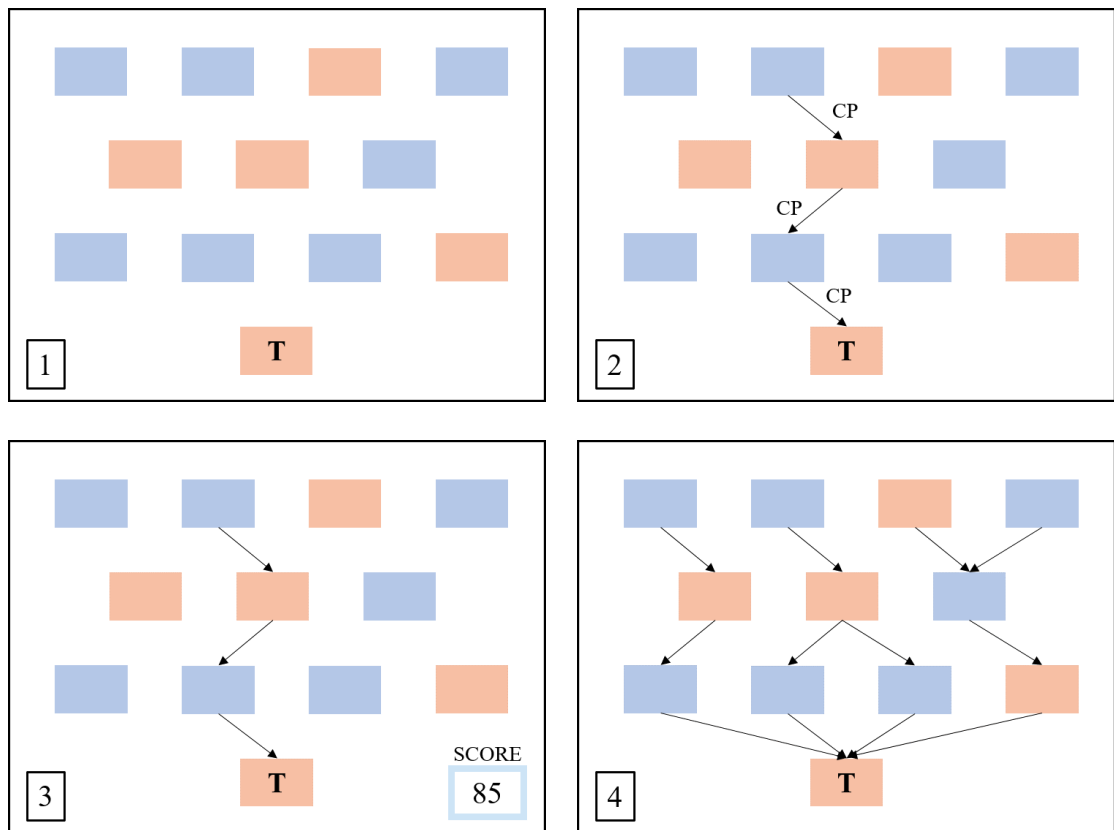


圖 12 貝氏網路運作過程

資料來源：本研究整理

分別建立完成基隆港、臺北港、臺中港與高雄港的貨櫃輪延遲進港貝氏網路模型後，須對模型的準確度進行驗證與評估，本研究結合交叉驗證（Cross Validation）與混淆矩陣（Confusion Matrix）作為驗證方式，以檢測模型的好壞程度，如準確度（Accuracy）、精確度（Precision）、召回率（Recall）與 F1 分數（F1-Score）等。除此之外，本研究亦會使用與原先進港船舶表不同的一份貨櫃輪進港表做為測試資料（Testing Data），確認本研究所建立之各港口貨櫃輪延遲進港貝氏網路模型是否可正確預測貨櫃輪進入其相對應港口時的延遲機率與嚴重程度。

一般而言，為確保建置完成的模型可準確分析與預測，在開始處理數據與建立模型前，會將研究資料分為訓練資料（Training Data）、驗證資料（Validation Data）與測試資料（Testing Data），訓練資料與驗證資料由同一份數據集區分而成，通常會將數據集中的 60~80% 資料作為訓練資料，用以訓練與建置模型，其餘部分的數據集則為驗證資料，作為評估根據訓練資料所建置而成的模型好壞，而測試資料則為另外一份數據集，其作用亦是用以評估模型的預測能力，並判斷模型是否產生過擬合（Overfitting）的狀況。然而，在切割訓練資料與驗證資料時，可能發生測試資料或驗證資料集中在特定資料分佈的情況，導致模型驗證結果不佳，因此，為避免此情況發生，本研究使用十倍交叉驗證（10-fold Cross Validation）作為驗證方法。

十倍交叉驗證的運作方式如下，首先，先將數據集區分為十等份，以第一份作為驗證資料，其餘九份作為訓練資料，並在建立模型後，進行一次驗證以獲得一次驗證分數，接著，重複執行此過程，每次皆選擇數據集中的一等份作為驗證資料，其餘做為訓練資料，完成後可獲得十次驗證分數，將十次結果平均即為模型最終的驗證結果，代表模型的預測能力好壞。

本研究以混淆矩陣作為模型驗證結果的判斷標準，根據模型的預測與驗證結果，混淆矩陣可將資料樣本分為四大區塊，如圖 13 所示，各區塊之解釋如下：

1. 真陽性 (True Positive, TP)：

預測結果為正樣本，實際類別亦是正樣本，表示預測正確。

2. 假陽性 (False Positive, FP)：

預測結果為正樣本，實際類別卻是負樣本，表示預測錯誤。

3. 真陰性 (True Negative, TN)：

預測結果為負樣本，實際類別亦是負樣本，表示預測正確。

4. 假陰性 (False Negative, FN)：

預測結果為負樣本，實際類別卻是正樣本，表示預測錯誤。

混淆矩陣		實際分類	
		陽性	陰性
預測結果	陽性	真陽性 True Positive (TP)	假陽性 False Positive (FP)
	陰性	假陰性 False Negative (FN)	真陰性 True Negative (TN)

圖 13 混淆矩陣示意圖

資料來源：本研究整理

準確度 (Accuracy, ACC) 為常用於衡量模型分類正確程度之指標，此衡量方式較直觀、簡單，然而，其僅根據分類結果計算正確率，並未考慮資料的分佈與密度，若資料本身具有類不平衡問題，負樣本明顯多於正樣本，則儘管正樣本的分類皆錯誤，以準確度計算模型指標時，仍可獲得不錯的結果，從而產生模型預測能力極佳的假象，而忽略了模型對於另一類樣本之預測能力不足的事實。準確度之計算公式如下：

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$$

相較於準確度可能存在的偏頗，精確度（Precision, PPV）與召回率（Recall，又稱 True Positive Rate, TPR）可評估模型對於其中一種類型樣本的預測能力，兩種指標皆關注正樣本的分佈比例，但代表的涵義並不相同，精確度可計算預測結果為正樣本的資料中，其實際分類亦屬於正樣本的比例；召回率則計算實際分類為正樣本的資料中，其預測結果亦為正樣本的比例，可根據研究問題自行選擇欲使用的指標，若無特定需求，亦可將兩種指標皆納入參考。精確度與召回率之計算公式如下：

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1 分數（F1-Score）為可同時考慮精確度與召回率的綜合性指標，適用於精確度與召回率皆具有重要性，無法僅單獨關注其中一個指標的時機。F1 分數之計算公式如下：

$$F_1 = 2 \times \frac{PPV \times TPR}{PPV + TPR} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

綜上所述，貨櫃輪延遲進港之貝氏網路模型與驗證制度即建置完成，本研究將分別為基隆港、臺北港、臺中港與高雄港的進港船舶延遲狀況建立一套貝氏網路模型，並驗證模型的好壞，根據模型結果提出建議與結論，作為臺灣貨櫃港埠安排港內資源的參考，提升港內的規劃效率、降低時間與資源成本。

第四章 實證研究

於本章節之 4.1 小節中，將介紹本研究欲使用之船舶資料內容，並說明為原始資料進行資料預處理的過程，以及最終之研究資料與參數定義；4.2 小節則為四大貨櫃港口之貨櫃輪延遲進港貝氏網路模型結果，將依序呈現貨櫃輪進港狀態與貨櫃輪進港延遲程度兩種模型。

4.1 案例說明與整理

本研究所使用之資料為臺灣各港口的進港船舶表，由臺灣港務股份有限公司的臺灣港棧服務網所提供，資料內容為每艘船舶進港時所記錄的各項相關資訊，如表 4 所示，擷取 2016 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日基隆港、臺北港、臺中港與高雄港各船種進港之歷史資料作為本研究之數據資料，而因 2020 年初新冠肺炎疫情於全球漫延，多數貨櫃輪進出港狀況皆可能受到影響，因此並未將 2020 年之進港船舶表納入資料蒐集範圍，其中，以 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日之資料作為建立貝氏網路模型的訓練資料，2019 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日之資料則作為最終驗證模型準確性的預測資料，並根據所取得之資料，使用 Python 的套件進行預先的資料處理，以建立本研究可使用之有效資料，資料預處理流程如圖 14 所示。

表 4 原始資料範例

船舶呼號	IMO	代理商	英文船名	中文船名	簽證編號
V2DR2	9404730	泓陽	LANTAU BEE	德蜜	AKEL106006007
船種	到港目的	上一港	下一港	船長	總噸
貨櫃輪	裝卸貨	日本 神戶	台灣 臺中港	142.70	9,610.00
通過港口時間		進港靠泊時間		船長報到 ETA	進港通過 5 哩時間
2018/01/03 12:10		2018/01/03 12:30		2018/01/03 12:00	2018/01/03 11:39
預定進港時間		預定靠泊時間		預訂離泊時間	靠泊碼頭
2018/01/03 07:30		2018/01/03 07:30		2018/01/04 08:00	西 20

資料來源：本研究整理自臺灣港棧服務網（Taiwan Port Net）

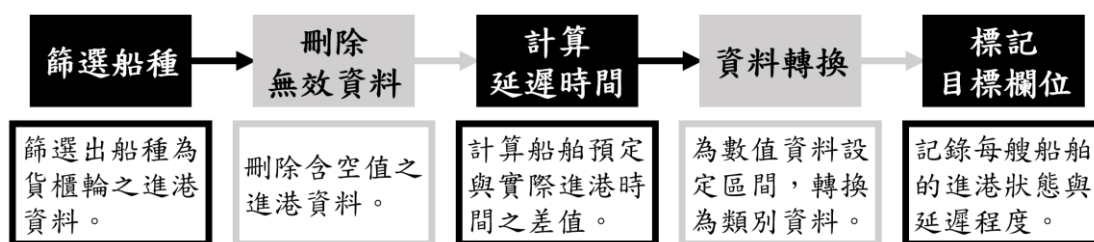


圖 14 數據預處理流程圖

資料來源：本研究整理

船期表中的部分資料含有錯誤植入之無效數據，以及含有缺漏值之不完整數據，缺漏資料若輸入至本研究所使用之軟體 GeNIe Modeler，將會造成軟體產生錯誤訊息、無法建立貝氏網路模型，為避免此情況發生，需刪除含有空值與無效數據之整筆數據。

表 5 為處理後的資料數量，由表中可知各港口最終用於模型中進行訓練與驗證之數據量，另外，因進港船舶表的資料龐大且繁雜，本研究僅選擇貨櫃輪資料數量為百分之五以上的代理商作為研究因素；碼頭則為貨櫃輪所停靠之位置，其中，因臺中港的進港船舶資料並不完整，停靠碼頭的欄位缺漏值超過整體資料的百分之四十，故此欄位並無納入研究因素中；表中國家代表貨櫃輪進港前所停靠的前一港口其所屬國家，因國家數量眾多，僅選擇貨櫃輪數量為百分之五以上之國家或港口作為研究因素。

表 5 資料數量

項目 \ 港口	基隆港	臺北港	臺中港	高雄港
代理商（家）	10	2	7	7
碼頭（個）	2	4	0	6
國家（個）	6	6	5	6
訓練資料（筆）	10,131	9,432	9,204	10,624
驗證資料（筆）	2,157	1,685	2,972	3,722

資料來源：本研究整理

根據進港船期表中所記錄之時間數據，可計算出貨櫃輪的進港時間差，本研究選擇以預定進港時間與進港靠泊時間作為計算之欄位，因考慮到船舶進港為一系列之完整過程，包含進港預報、船席調派、進港檢查等，若僅計算預定進港時間與通過港口時間之差或是預定靠泊時間與進港靠泊時間之差，皆會造成進港流程不完整之情況發生。

軟體 GeNIe Modeler 目前僅適用於類別資料，無法針對迴歸型資料進行建模，同時包含數值資料與類別資料於同一欄位的資料，亦是軟體無法處理、判別之數據類型，因此，需先將數值欄位，如船舶總噸位、進港時間等，進行設定區間的處理，並分類及命名各區間，將數值欄位轉換為類別欄位。

本研究將分類完成之參數欄位分為三大項因素類型與一項判斷結果，分別為船舶因素、港口因素、時間因素，以及抵達狀態，如表 6 所示，船舶因素包含前一國家或港口（Previous_Port）、船舶總噸位（GT）、代理商（Carrier）與航線（Route），前一國家或港口是依照其名稱之英文縮寫予以命名，船舶總噸位的分類與區間設定，是參考高雄港（含安平港）港埠業務費之項目及費率標準表，依照其制定碼頭碇泊費的船舶總噸位等級以建立本研究之船舶總噸位區間，船舶代理商的分類則是依照各港口名稱與編號給予命名，編號僅作為區分進入該港口的代理商之用，並無排名或好壞之分，而船舶運行航線則是依據貨櫃輪的進港頻率，分為進港頻率在四周以內的近洋航線與四周以上的遠洋航線；港口因素包含停靠碼頭（Wharf）、進港目的（Goal），停靠碼頭是依照各碼頭位置與碼頭編號給予命名，進港目的則分為裝貨、卸貨、裝卸貨以及其他因素；時間因素則包含季節（Season）、星期（Week）、時間段（Time），時間因素皆是根據進港船舶表的預定進港時間進行區間、分類，其中，時間段是依照工作區間內的進港船舶數量給予區隔；抵達狀態為本研究之貝氏網路模型所欲研究與判斷的目標結果，包含進港延遲（Arrival_Type）、延遲程度（Delay_Level），進港延遲為船舶是否延遲進港的狀態，提早抵達或準時抵達皆分類為準時狀態，延遲程度則依照延遲的小時數，分類為延遲 10 小時以上的嚴重延遲、介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘的中度延遲、3 小時以下的輕微延遲、無延遲等四種狀態，作為建立貝氏網路模型時的目標因素。

表 6 參數定義表

名稱	說明	狀態	
船舶因素			
Previous_Port 前一國家或港口	船舶進入本港口前所停靠之前一國家或前一港口。	KL：基隆港 TP：臺北港 TC：臺中港 KH：高雄港 CN：中國	HK：香港 JP：日本 KR：韓國 VN：越南
GT 船舶總噸位	進港船舶之總噸位。	A：60,000 噸以上 B：介於 40,000 至 59,999 噸 C：介於 20,000 至 39,999 噸 D：介於 10,000 至 19,999 噸 E：介於 5,000 至 99,999 噸 F：介於 3,000 至 4,999 噸 G：介於 1,000 至 2,999 噸 H：999 噸以下	
Carrier 代理商	進港船舶的代理商。	KL_1：基隆港一號代理商 TP_1：臺北港一號代理商 TC_1：臺中港一號代理商 KH_1：高雄港一號代理商	

Route 航線	進港船舶的運行航線。	Near_Sea：近洋航線 Ocean_Going：遠洋航線
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	船舶進入本港口所停靠之碼頭。	E：東岸碼頭 W：西岸碼頭 N_1：北岸 1 號碼頭 CT_1：1 號貨櫃碼頭
Goal 進港目的	船舶進港之目的。	Loading：裝貨 Discharging：卸貨 Both：裝卸貨
時間因素		
Season 季節	船舶進港季節。	Spring：3 月、4 月、5 月 Summer：6 月、7 月、8 月 Fall：9 月、10 月、11 月 Winter：12 月、1 月、2 月
Week 星期	船舶進港星期。	Mon：星期一 Tue：星期二 Wed：星期三 Thur：星期四 Fri：星期五 Sat：星期六 Sun：星期日
Time 時間段	船舶進港時間段。	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59 Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59 Late_Morning：介於 11:00 至 12:59 Afternoon：介於 13:00 至 16:59 Early_Evening：介於 17:00 至 19:59 Late_Evening：介於 20:00 至 22:59 Night：介於 23:00 至 4:49
抵達狀態		
Arrival_Type 進港延遲	船舶進港延遲與否。	Delay：延遲進港 On_Time：準時進港或提前進港
Delay_Level 延遲程度	船舶延遲進港程度。	Critical：10 小時以上 Medium：介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘 Slight：3 小時以下 None：無延遲

資料來源：本研究整理

經過以上流程所篩選並整理完之有效資料，其欄位範例如表 7 所示，因軟體的讀取需求，數據皆以英文變數的方式進行命名並記錄，整理完的資料即可作為研究資料輸入軟體 GeNie Modeler 中進行貝氏網路模型的建置，在軟體中需另外針對超參數進行設定，參數（Parameters）和超參數（Hyperparameters）兩者的名稱雖然類似，但其含義並不相同，參數為研究數據本身的數值資料，可經由計算或估計得出此數值，無法自行設定；超參數則是外部設置的數值，在建立模型時，可用以調整模型，與數據本身並無關聯性，無法藉由計算或估計數據資料得到，由使用者自行訂定數字，並透過反覆的試驗以確立最佳的數值。本研究的超參數設定數值如表 8 所示，最大父代數設定為 5，即每個節點可擁有的父代節點不可超過五個；迭代數設定為 200，模型將重複運作 200 次，並選取表現最好的結果作為最終模型；樣本數設定為 75，即模型將隨機抽取各港口百分之七十五的數據資料作為訓練資料，用以建立所需模型；最大運作時間則設定為 3600，若模型所需運作的時間超過 3600 秒時，則判定其為無效的模型，將不納入分析。

表 7 最終資料範例

No	Type	Carrier	Goal	Time	Week
1	Container	K2	Both	Early_Evening	Wed
Season	Wharf	Previous_Port	GT	Delay_Level	Arrival_Type
Winter	CT_6	Other	B	None	On_Time

表 8 超參數設置

名稱	數值
最大父代數	5
迭代數	200
樣本數（%）	75
最大運作時間（秒）	3600

4.2 貨櫃輪延遲進港模型結果

本研究分別為臺灣四大貨櫃港口建立貨櫃輪延遲進港貝氏網路模型，以探討在特定條件已知的情況下，貨櫃輪延遲進港的可能性以及延遲程度的預測，貝氏網路模型的背後原理是貝氏定理，將已發生的過去經驗結合目前已知的現有資訊，以評估事件的發生機率，過去經驗所代表的即為事前機率，而當特定條件產生時，目標事件的發生機率則是事後機率，在本小節將模型結果區分為貨櫃船的進港狀態（Arrival Type）與延遲程度（Delay Level）以進行模型的解釋。

4.2.1 貨櫃輪進港狀態

貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型將對貨櫃輪進港時是否發生延遲進行判斷，結果區分為延遲進港（Delay）與準時進港（On_Time），以下將依序呈現基隆港、臺北港、臺中港與高雄港的貨櫃輪進港狀態模型結果。首先，可見基隆港之貨櫃輪進港貝氏網路模型架構圖，如圖 15 所示，圖中的橢圓形節點代表因素變數，藍色橢圓形節點為船舶因素，綠色橢圓形節點為港口因素，黃色橢圓形節點為時間因素，紅色橢圓形節點則為抵達狀態，箭頭則是代表節點間的關係，箭頭的連接點為父代節點，箭頭的指向點為子代節點。

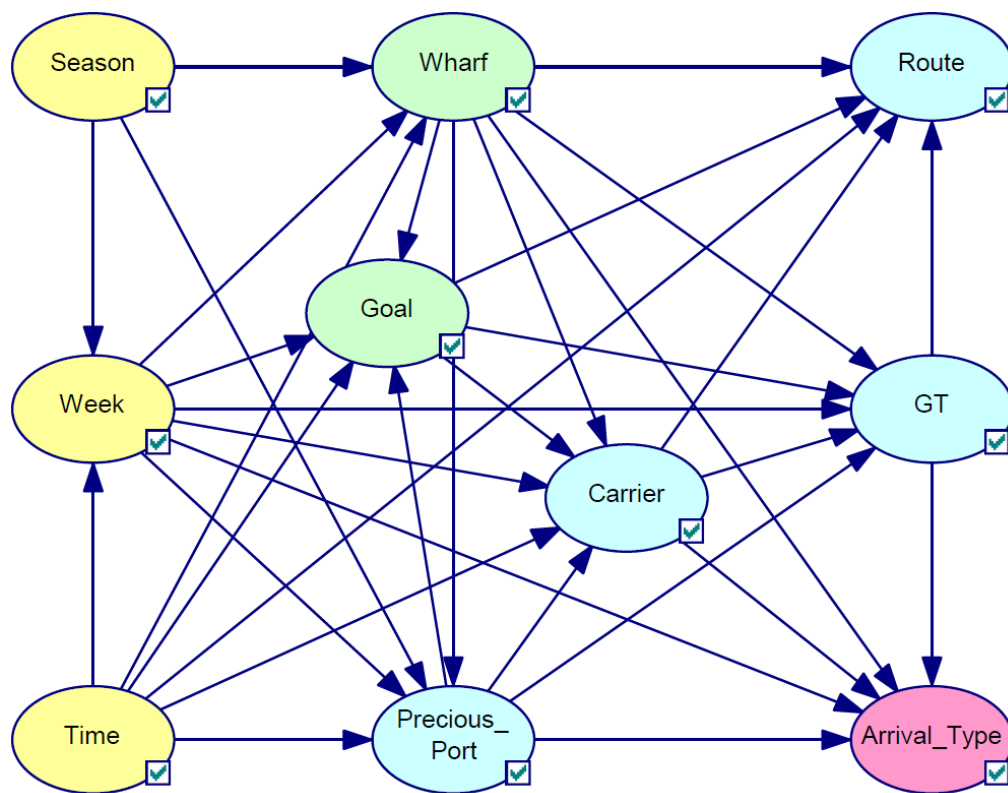


圖 15 基隆港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

基隆港貨櫃輪之延遲進港貝氏網路機率圖如圖 16 所示，貝氏網路事前機率表則如表 9 所示，根據基隆港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 72.6%（Delay）與 27.4%（On_Time），而貨櫃輪的前一停靠港口或國家、船舶總噸位、代理商、停靠碼頭、預定進港星期皆會影響進入基隆港之貨櫃輪是否延遲進港。

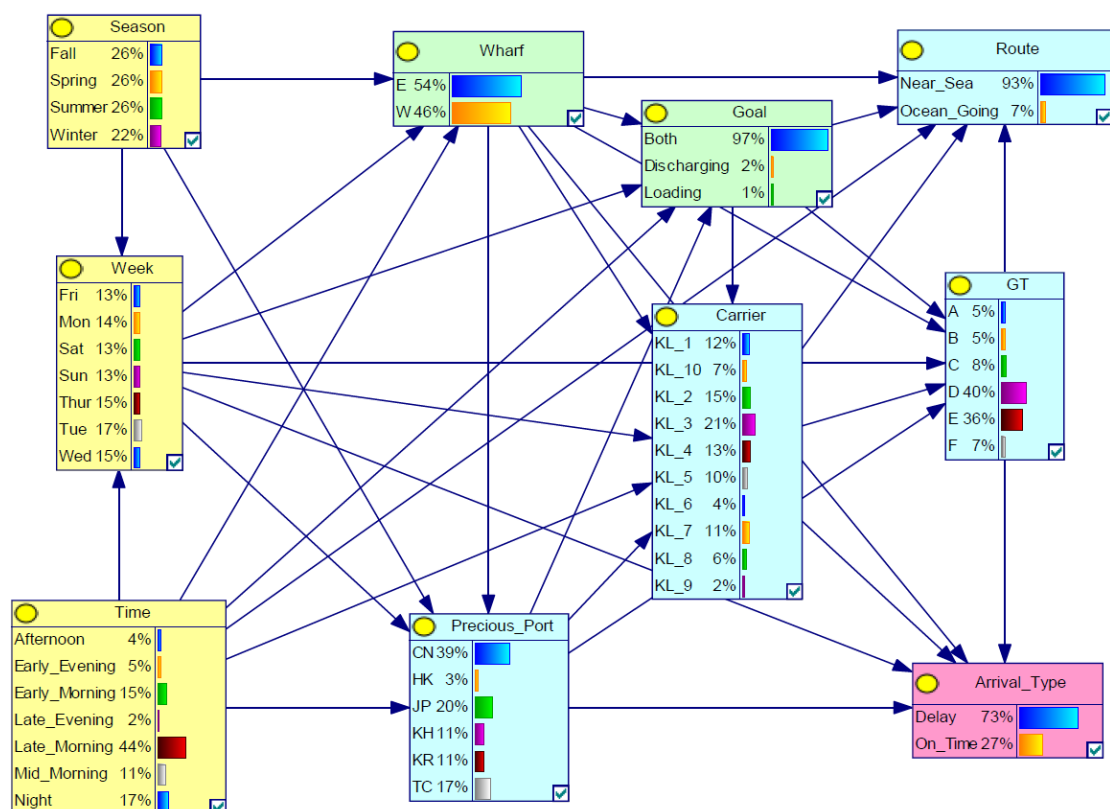


圖 16 基隆港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 9 基隆港貨櫃輪進港狀態之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.387
	HK：香港	0.033
	JP：日本	0.199
	KH：高雄港	0.105
	KR：韓國	0.105
	TC：臺中港	0.169
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.048
	B：介於 40,000 至 59,999 噸	0.048
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.076
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.401
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.362
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.065
Carrier 代理商	KL_1：基隆港 1 號代理商	0.118
	KL_2：基隆港 2 號代理商	0.146
	KL_3：基隆港 3 號代理商	0.208

	KL_4：基隆港 4 號代理商	0.132
	KL_5：基隆港 5 號代理商	0.096
	KL_6：基隆港 6 號代理商	0.043
	KL_7：基隆港 7 號代理商	0.105
	KL_8：基隆港 8 號代理商	0.059
	KL_9：基隆港 9 號代理商	0.019
	KL_10：基隆港 10 號代理商	0.074
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.934
	Ocean_Going：遠洋航線	0.066
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	E：東岸碼頭	0.541
	W：西岸碼頭	0.459
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.970
	Discharging：卸貨	0.015
	Loading：裝貨	0.015
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.263
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.261
	Fall：9 月、10 月、11 月	0.257
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.219
Week 星期	Mon：星期一	0.135
	Tue：星期二	0.168
	Wed：星期三	0.152
	Thur：星期四	0.150
	Fri：星期五	0.132
	Sat：星期六	0.132
	Sun：星期日	0.131
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.149
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.111
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.444
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.044
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.054
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.023
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.174
抵達狀態		
Arrival_Type 進港延遲	Delay：延遲進港	0.726
	On_Time：準時進港或提前進港	0.274

資料來源：本研究整理

臺北港延遲進港貝氏網路架構圖與機率圖如圖 17 與圖 18 所示，事前機率表如表 10 所示，可知進港延遲的事前機率分別為 73.4% (Delay) 與 26.6% (On_Time)，而船舶總噸位、代理商、進港目的、預定進港星期與時間段皆會影響貨櫃輪延遲進港的狀況。

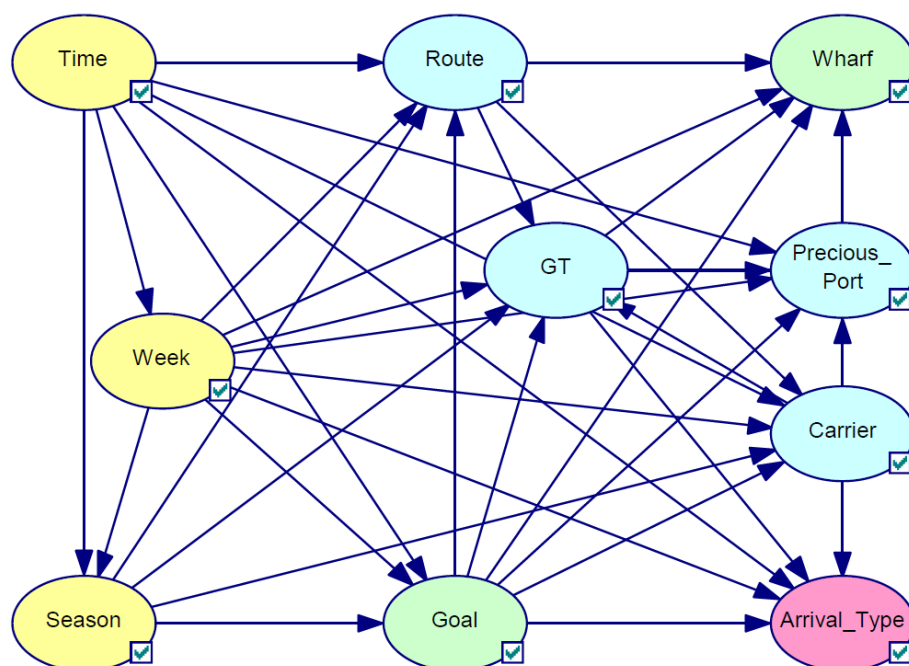


圖 17 臺北港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

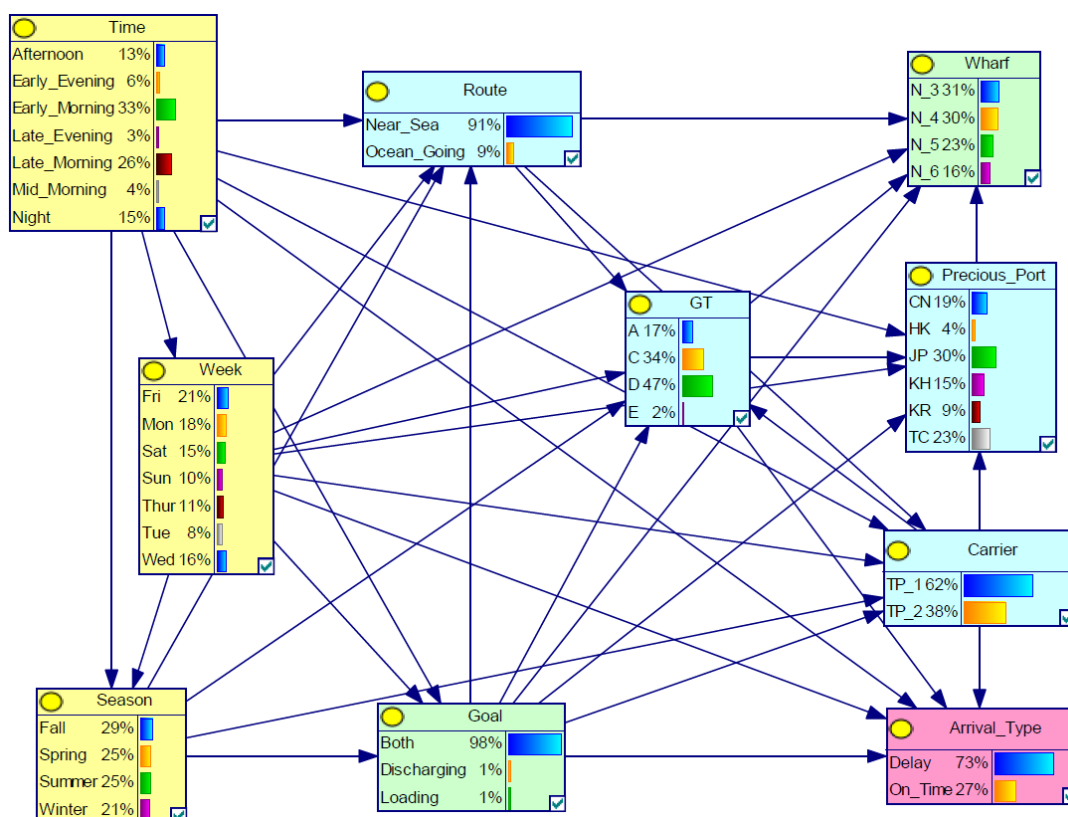


圖 18 臺北港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 10 臺北港貨櫃輪進港狀態之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.191
	HK：香港	0.038
	JP：日本	0.303
	KH：高雄港	0.147
	KR：韓國	0.091
	TC：臺中港	0.230
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.172
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.336
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.473
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.018
Carrier 代理商	TP_1：臺北港 1 號代理商	0.625
	TP_2：臺北港 2 號代理商	0.375
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.912
	Ocean_Going：遠洋航線	0.088
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	N_3：北岸 3 號碼頭	0.312
	N_4：北岸 4 號碼頭	0.305
	N_5：北岸 5 號碼頭	0.225
	N_6：北岸 6 號碼頭	0.158
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.982
	Discharging：卸貨	0.009
	Loading：裝貨	0.009
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.250
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.249
	Fall：9 月、10 月、11 月	0.288
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.213
Week 星期	Mon：星期一	0.178
	Tue：星期二	0.080
	Wed：星期三	0.162
	Thur：星期四	0.113
	Fri：星期五	0.214
	Sat：星期六	0.147
	Sun：星期日	0.105
Time	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.328

時間段	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.037
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.264
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.134
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.058
	Late_Evening: 介於 20:00 至 22:59	0.034
	Night: 介於 23:00 至 4:49	0.145
抵達狀態		
Arrival_Type	Delay：延遲進港	0.734
進港延遲	On_Time：準時進港或提前進港	0.266

資料來源：本研究整理

臺中港貨櫃輪之延遲進港貝氏網路架構圖與機率圖如圖 19、圖 20 所示，貝氏網路事前機率表則如表 11 所示，根據臺中港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 74.4%（Delay）與 25.6%（On_Time），而貨櫃輪的總噸位、代理商、進港目的、預定進港星期皆會影響進入臺中港之貨櫃輪是否延遲進港。

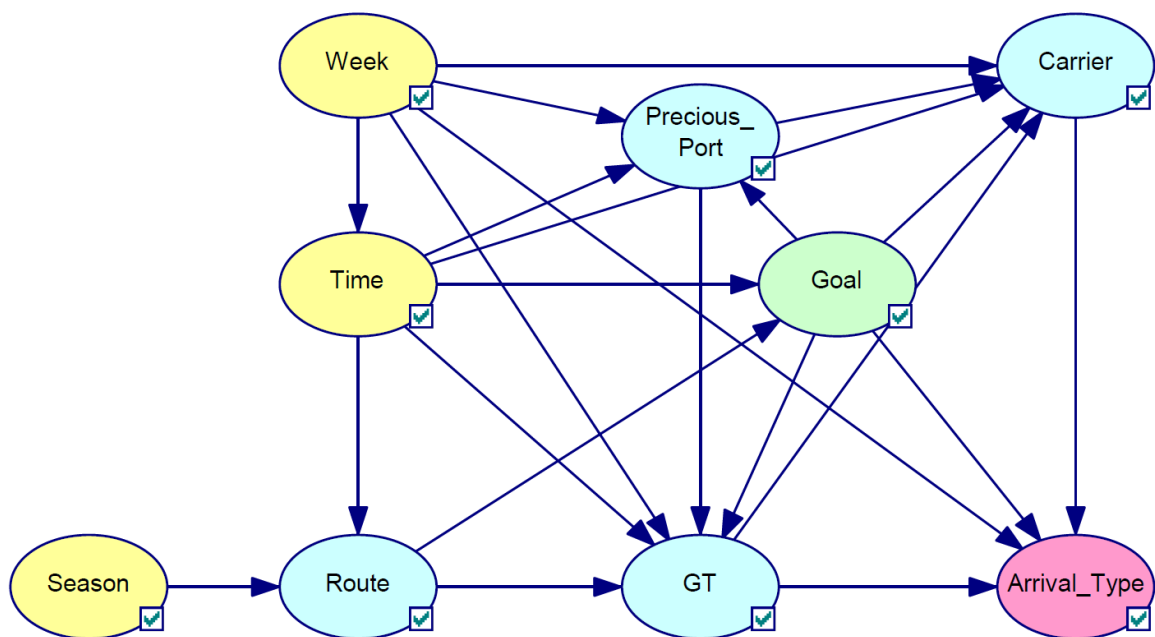


圖 19 臺中港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

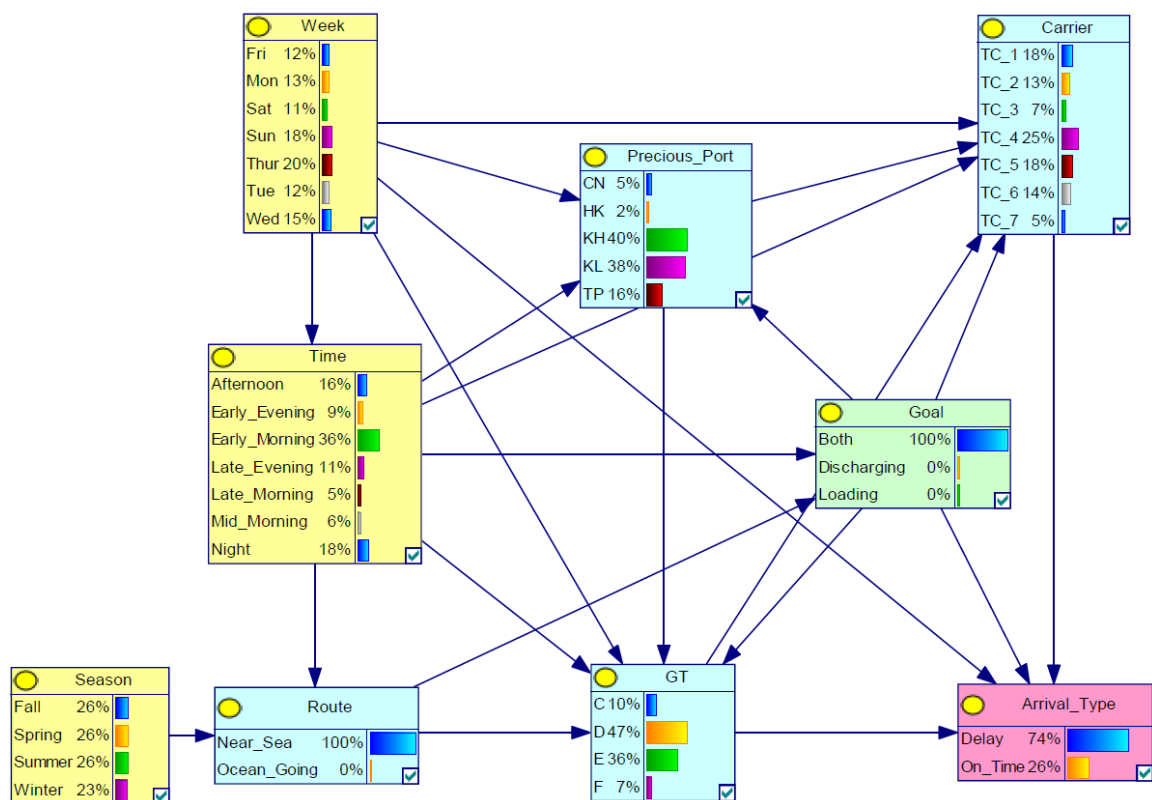


圖 20 臺中港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 11 臺中港貨櫃輪進港狀態之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.047
	HK：香港	0.022
	KH：高雄港	0.397
	KL：基隆港	0.376
	TP：臺北港	0.158
GT 船舶總噸位	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.104
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.475
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.356
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.065
Carrier 代理商	TC_1：臺中港 1 號代理商	0.177
	TC_2：臺中港 2 號代理商	0.127
	TC_3：臺中港 3 號代理商	0.070
	TC_4：臺中港 4 號代理商	0.253
	TC_5：臺中港 5 號代理商	0.179
	TC_6：臺中港 6 號代理商	0.142

	TC_7：臺中港 7 號代理商	0.054
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.997
	Ocean_Going：遠洋航線	0.003
港口因素		
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.997
	Discharging：卸貨	0.001
	Loading：裝貨	0.002
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.261
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.255
	Fall：9 月、10 月、11 月	0.257
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.227
Week 星期	Mon：星期一	0.133
	Tue：星期二	0.120
	Wed：星期三	0.145
	Thur：星期四	0.196
	Fri：星期五	0.116
	Sat：星期六	0.106
	Sun：星期日	0.184
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.356
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.055
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.054
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.161
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.093
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.105
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.176
抵達狀態		
Arrival_Type 進港延遲	Delay：延遲進港	0.744
	On_Time：準時進港或提前進港	0.256

資料來源：本研究整理

高雄港貨櫃輪之延遲進港貝氏網路架構圖與機率圖如圖 21、圖 22 所示，貝氏網路事前機率表則如表 12 所示，根據高雄港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 71.7% (Delay) 與 28.3% (On_Time)，而貨櫃輪前一停靠港口或國家、代理商、停靠碼頭、進港目的、預定進港星期會影響進入高雄港之貨櫃輪是否延遲進港。

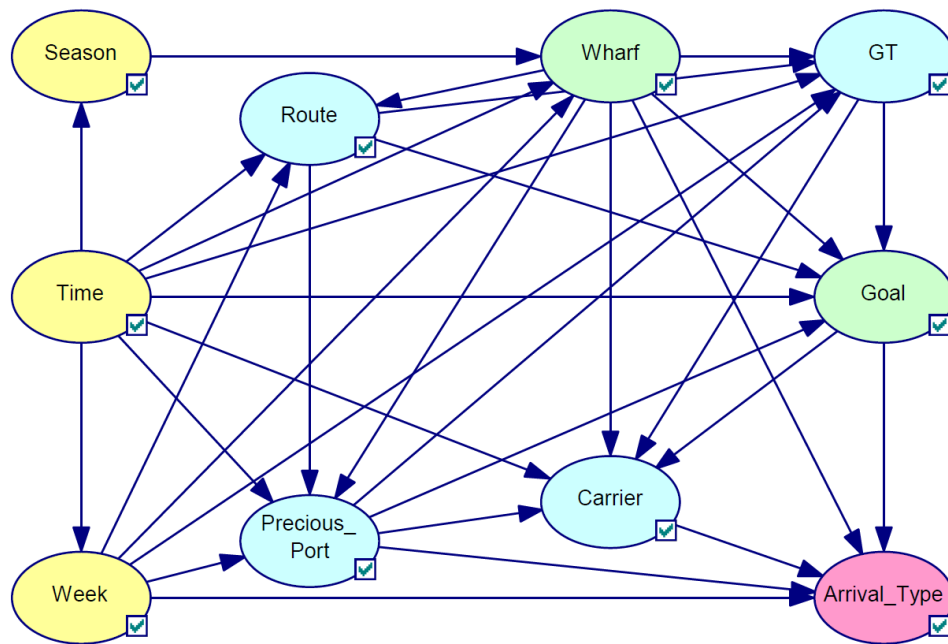


圖 21 高雄港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

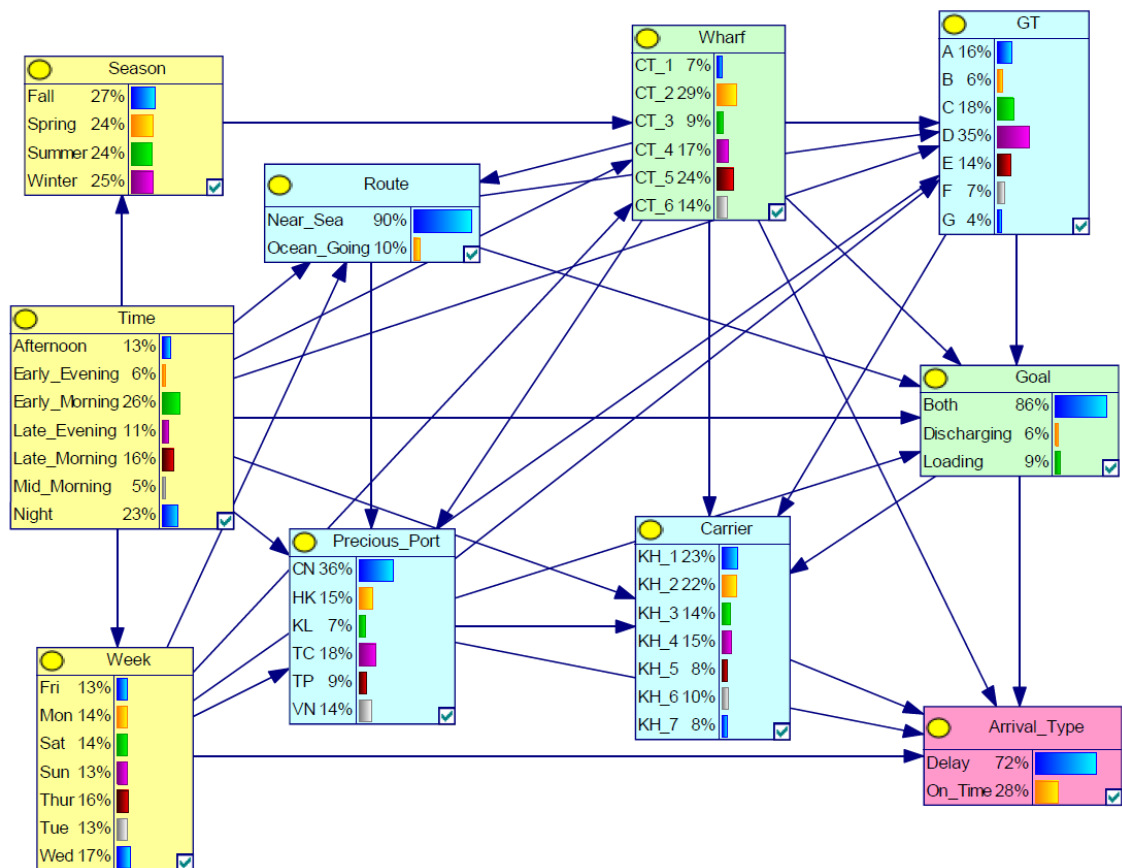


圖 22 高雄港貨櫃輪進港狀態之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 12 高雄港貨櫃輪進港狀態之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.362
	HK：香港	0.150
	KL：基隆港	0.073
	TC：臺中港	0.183
	TP：臺北港	0.089
	VN：越南	0.142
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.160
	B：介於 40,000 至 59,999 噸	0.060
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.185
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.348
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.140
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.068
	G：2,999 噸以下	0.039
Carrier 代理商	KH_1：高雄港 1 號代理商	0.235
	KH_2：高雄港 2 號代理商	0.217
	KH_3：高雄港 3 號代理商	0.138
	KH_4：高雄港 4 號代理商	0.155
	KH_5：高雄港 5 號代理商	0.080
	KH_6：高雄港 6 號代理商	0.097
	KH_7：高雄港 7 號代理商	0.079
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.900
	Ocean_Going：遠洋航線	0.100
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	CT_1：1 號貨櫃碼頭	0.067
	CT_2：2 號貨櫃碼頭	0.286
	CT_3：3 號貨櫃碼頭	0.092
	CT_4：4 號貨櫃碼頭	0.175
	CT_5：5 號貨櫃碼頭	0.235
	CT_6：6 號貨櫃碼頭	0.144
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.857
	Discharging：卸貨	0.057
	Loading：裝貨	0.086
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.244
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.237

	Fall：9 月、10 月、11 月	0.269
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.250
Week 星期	Mon：星期一	0.137
	Tue：星期二	0.132
	Wed：星期三	0.172
	Thur：星期四	0.163
	Fri：星期五	0.133
	Sat：星期六	0.137
	Sun：星期日	0.126
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.261
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.050
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.162
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.130
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.059
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.108
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.230
抵達狀態		
Arrival_Type 進港延遲	Delay：延遲進港	0.717
	On_Time：準時進港或提前進港	0.283

資料來源：本研究整理

4.2.2 貨櫃輪延遲程度

本研究所建置的貝氏網路模型，除了分析貨櫃輪是否延遲進港外，亦針對貨櫃輪延遲進港的嚴重程度進行預測，將結果區分為嚴重延遲（Critical）、中度延遲（Medium）、輕度延遲（Slight）與無延遲（None），以此模型辨識各項因素對貨櫃輪進港延遲的嚴重性因素與機率。

基隆港之貨櫃輪進港延遲程度貝氏網路模型架構圖如圖 23 所示，圖中的橢圓形節點代表因素變數，藍色橢圓形節點為船舶因素，綠色橢圓形節點為港口因素，黃色橢圓形節點為時間因素，紅色橢圓形節點則為進港延遲之嚴重程度，箭頭則是代表節點間的關係，箭頭的連接點為父代節點，箭頭的指向點為子代節點。基隆港貨櫃輪之進港延遲程度貝氏網路機率圖如圖 24 所示，貝氏網路事前機率表則如表 13 所示，根據基隆港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲程度的事前機率分別為 25.6%（Critical）、25.0%（Medium）、23.8%（Slight）與 25.6%（None），而代理商、前一停靠港口或國家、預定進港時間段與星期、停靠碼頭會影響進入基隆港之貨櫃輪的延遲程度。

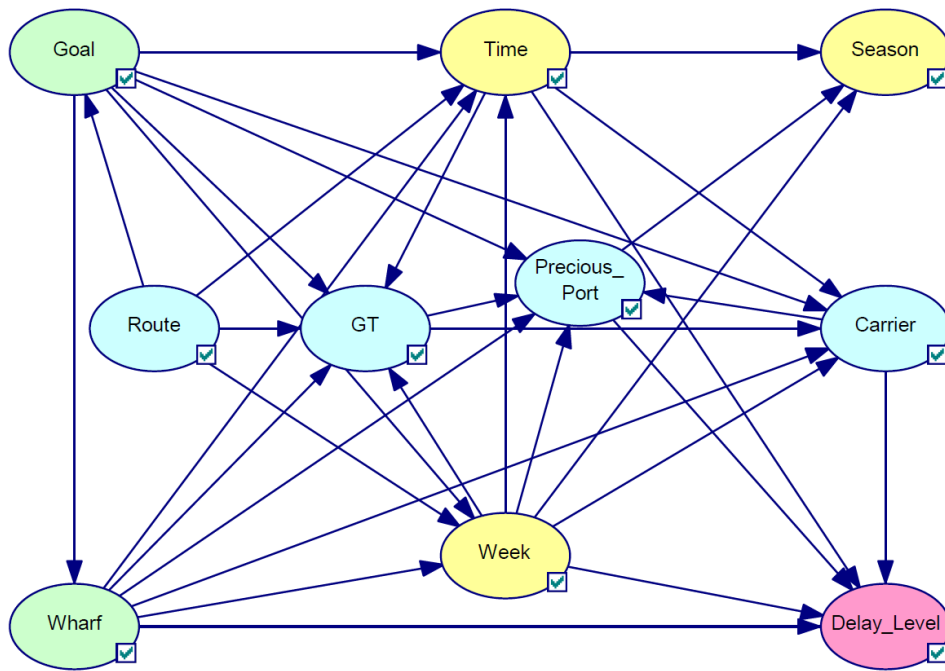


圖 23 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

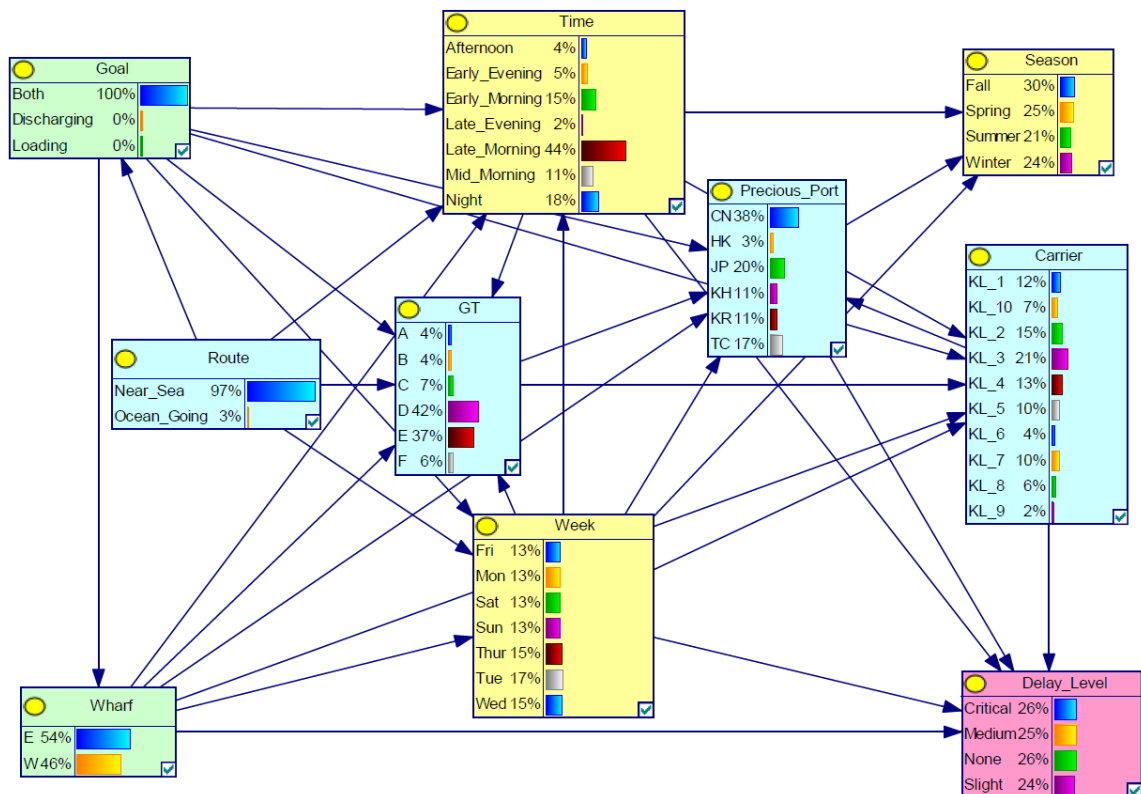


圖 24 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 13 基隆港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.384
	HK：香港	0.035
	JP：日本	0.200
	KH：高雄港	0.106
	KR：韓國	0.106
	TC：臺中港	0.170
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.041
	B：介於 40,000 至 59,999 噸	0.038
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.070
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.424
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.369
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.057
Carrier 代理商	KL_1：基隆港 1 號代理商	0.118
	KL_2：基隆港 2 號代理商	0.147
	KL_3：基隆港 3 號代理商	0.208
	KL_4：基隆港 4 號代理商	0.133
	KL_5：基隆港 5 號代理商	0.102
	KL_6：基隆港 6 號代理商	0.042
	KL_7：基隆港 7 號代理商	0.105
	KL_8：基隆港 8 號代理商	0.057
	KL_9：基隆港 9 號代理商	0.016
	KL_10：基隆港 10 號代理商	0.073
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.972
	Ocean_Going：遠洋航線	0.028
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	E：東岸碼頭	0.541
	W：西岸碼頭	0.459
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.999
	Discharging：卸貨	0.001
	Loading：裝貨	0.000
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.248
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.213
	Fall：9 月、10 月、11 月	0.296
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.243

Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.150
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.111
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.444
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.043
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.054
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.022
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.175
抵達狀態		
Delay_Level 延遲程度	Critical：10 小時以上	0.256
	Medium：介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘	0.250
	Slight：3 小時以下	0.238
	None：無延遲	0.256

資料來源：本研究整理

臺北港貨櫃輪之進港延遲程度貝氏網路架構圖與機率圖如圖 25、圖 26 所示，貝氏網路事前機率表則如表 14 所示，根據臺北港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 23.9% (Critical)、25.1% (Medium)、24.1% (Slight) 與 26.8% (None)，而貨櫃輪前一停靠港口或國家、代理商、預定進港時間段與星期會影響進入臺北港之貨櫃輪的延遲嚴重程度。

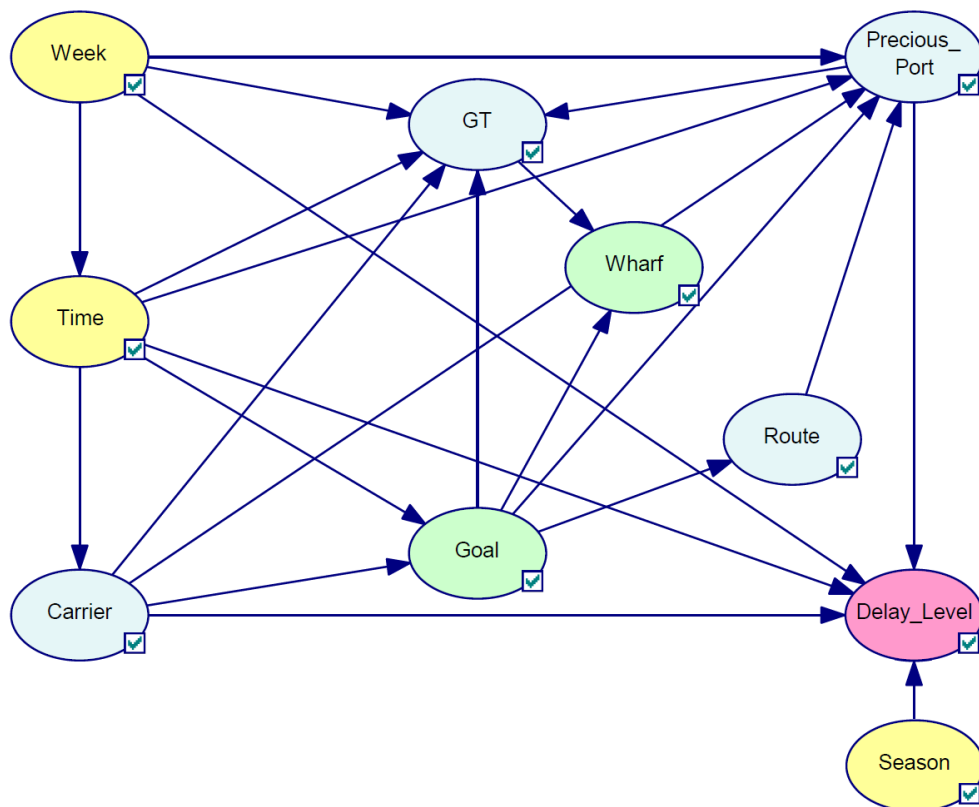


圖 25 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

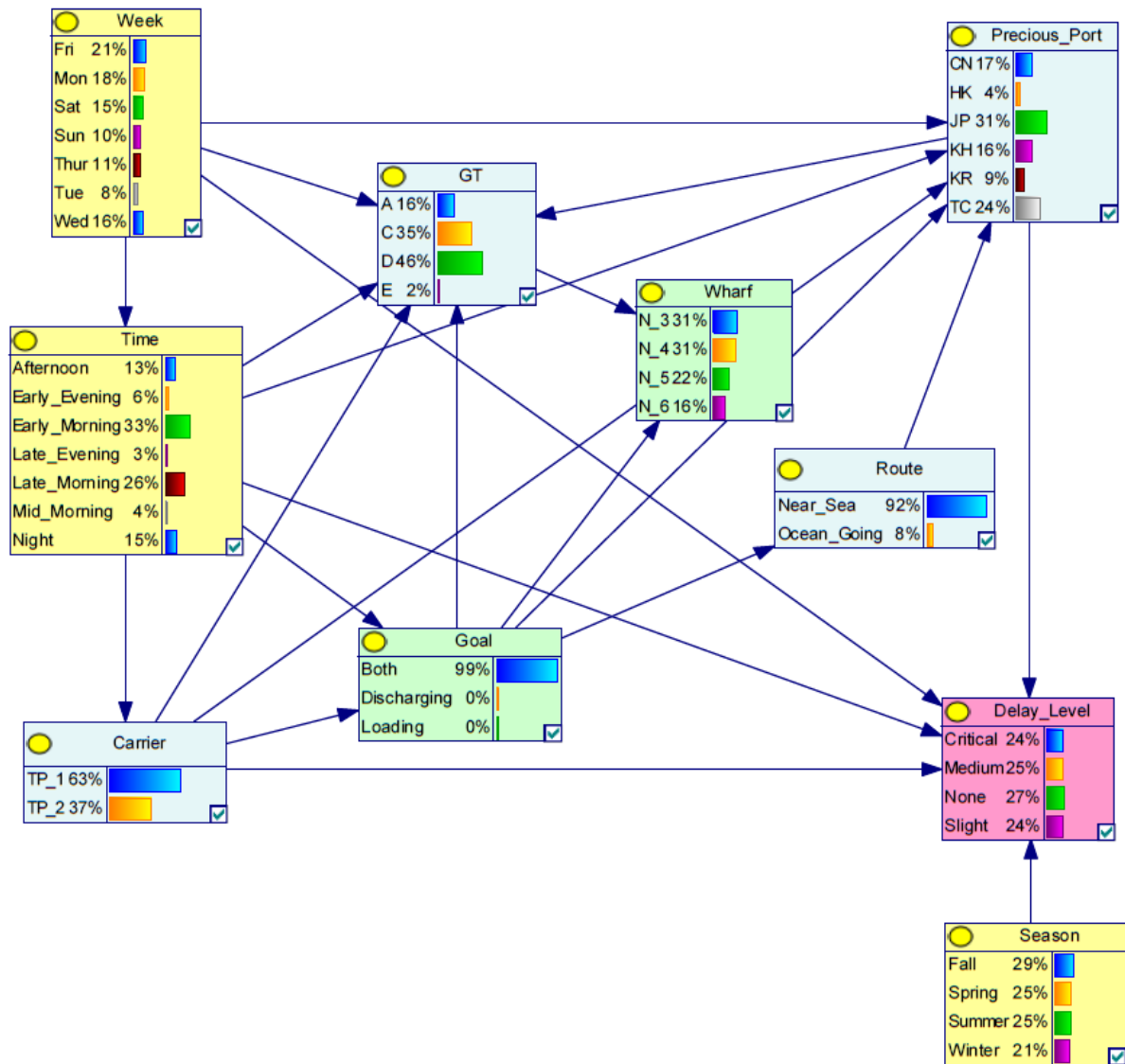


圖 26 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 14 臺北港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.167
	HK：香港	0.038
	JP：日本	0.308
	KH：高雄港	0.162
	KR：韓國	0.087
	TC：臺中港	0.238
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.164
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.347

	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.465
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.025
Carrier 代理商	TP_1：臺北港 1 號代理商	0.633
	TP_2：臺北港 2 號代理商	0.367
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.921
	Ocean_Going：遠洋航線	0.079
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	N_3：北岸 3 號碼頭	0.313
	N_4：北岸 4 號碼頭	0.307
	N_5：北岸 5 號碼頭	0.224
	N_6：北岸 6 號碼頭	0.156
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.994
	Discharging：卸貨	0.003
	Loading：裝貨	0.003
時間因素		
Week 星期	Mon：星期一	0.178
	Tue：星期二	0.080
	Wed：星期三	0.162
	Thur：星期四	0.113
	Fri：星期五	0.214
	Sat：星期六	0.147
	Sun：星期日	0.105
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.328
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.037
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.264
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.134
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.058
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.034
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.145
抵達狀態		
Delay_Level 延遲程度	Critical：10 小時以上	0.239
	Medium：介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘	0.251
	Slight：3 小時以下	0.241
	None：無延遲	0.268

資料來源：本研究整理

臺中港貨櫃輪之進港延遲程度貝氏網路架構圖、機率圖如圖 27 與圖 28 所示，貝氏網路事前機率表則如表 15 所示，根據臺中港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 25.1% (Critical)、24.9% (Medium)、25.0% (Slight) 與 25.0% (None)，而貨櫃輪前一停靠港口或國家、代理商、預定進港星期、船舶總噸位會影響進入臺中港之貨櫃輪的延遲嚴重程度。

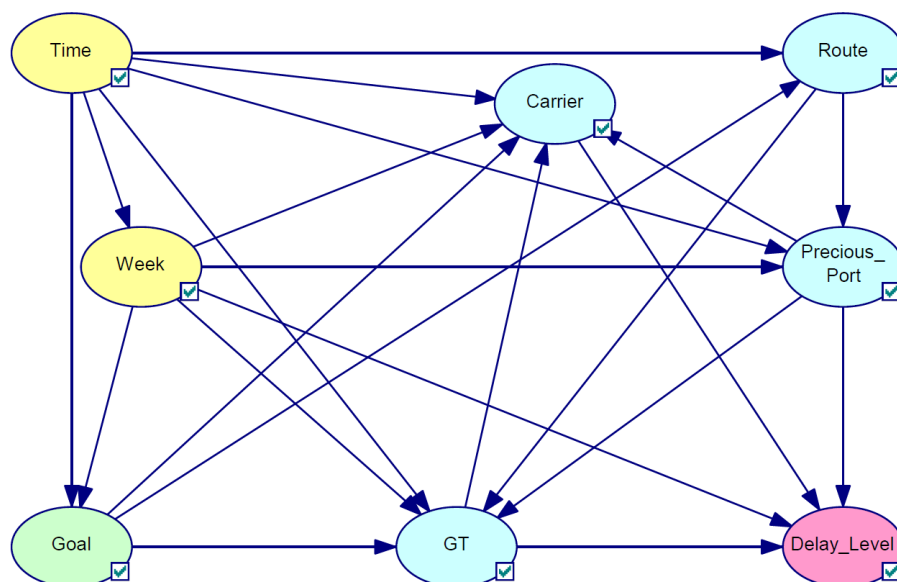


圖 27 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

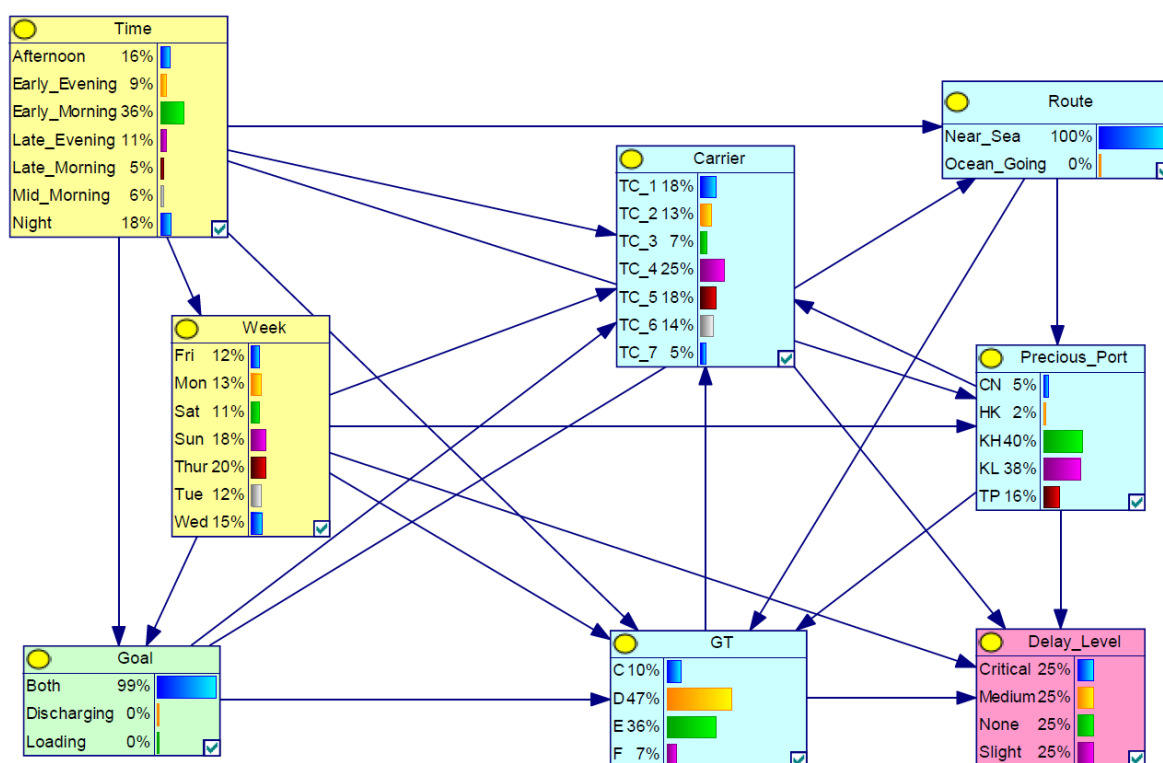


圖 28 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 15 臺中港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.048
	HK：香港	0.022
	KH：高雄港	0.397
	KL：基隆港	0.377
	TP：臺北港	0.157
GT 船舶總噸位	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.104
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.474
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.356
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.066
Carrier 代理商	TC_1：臺中港 1 號代理商	0.176
	TC_2：臺中港 2 號代理商	0.125
	TC_3：臺中港 3 號代理商	0.070
	TC_4：臺中港 4 號代理商	0.253
	TC_5：臺中港 5 號代理商	0.179
	TC_6：臺中港 6 號代理商	0.142
	TC_7：臺中港 7 號代理商	0.054
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.996
	Ocean_Going：遠洋航線	0.004
港口因素		
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.994
	Discharging：卸貨	0.003
	Loading：裝貨	0.003
時間因素		
Week 星期	Mon：星期一	0.133
	Tue：星期二	0.120
	Wed：星期三	0.145
	Thur：星期四	0.196
	Fri：星期五	0.116
	Sat：星期六	0.106
	Sun：星期日	0.184
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.356
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.055
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.054
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.161
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.093

	Late_Evening: 介於 20:00 至 22:59	0.105
	Night: 介於 23:00 至 4:49	0.176
抵達狀態		
Delay_Level	Critical：10 小時以上	0.251
延遲程度	Medium：介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘	0.249
	Slight：3 小時以下	0.250
	None：無延遲	0.250

資料來源：本研究整理

高雄港貨櫃輪之進港延遲程度貝氏網路架構圖與機率圖分別如圖 29、圖 30 所示，貝氏網路事前機率表則如表 16 所示，根據高雄港貨櫃輪延遲進港模型之架構圖、機率圖與事前機率表，可知進港延遲的事前機率分別為 24.6% (Critical)、24.8% (Medium)、25.1% (Slight) 與 25.4% (None)，而貨櫃輪前一港所停靠之港口、代理商、停靠碼頭、預定進港星期等因素皆會影響進入高雄港之貨櫃輪的延遲嚴重程度。

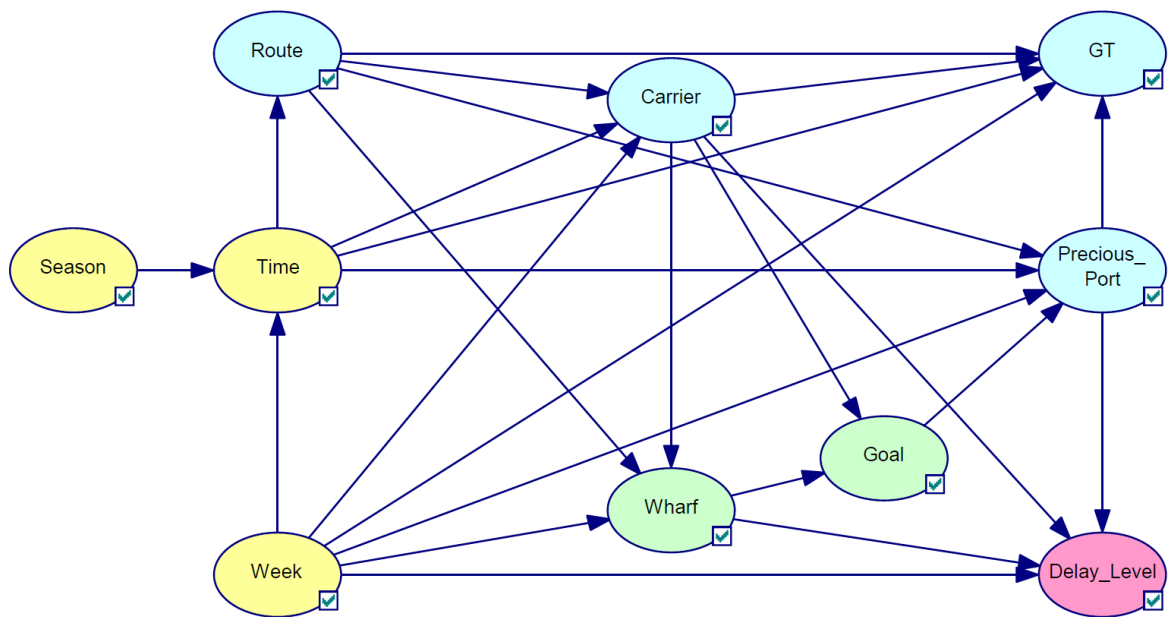


圖 29 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路架構圖

資料來源：本研究整理

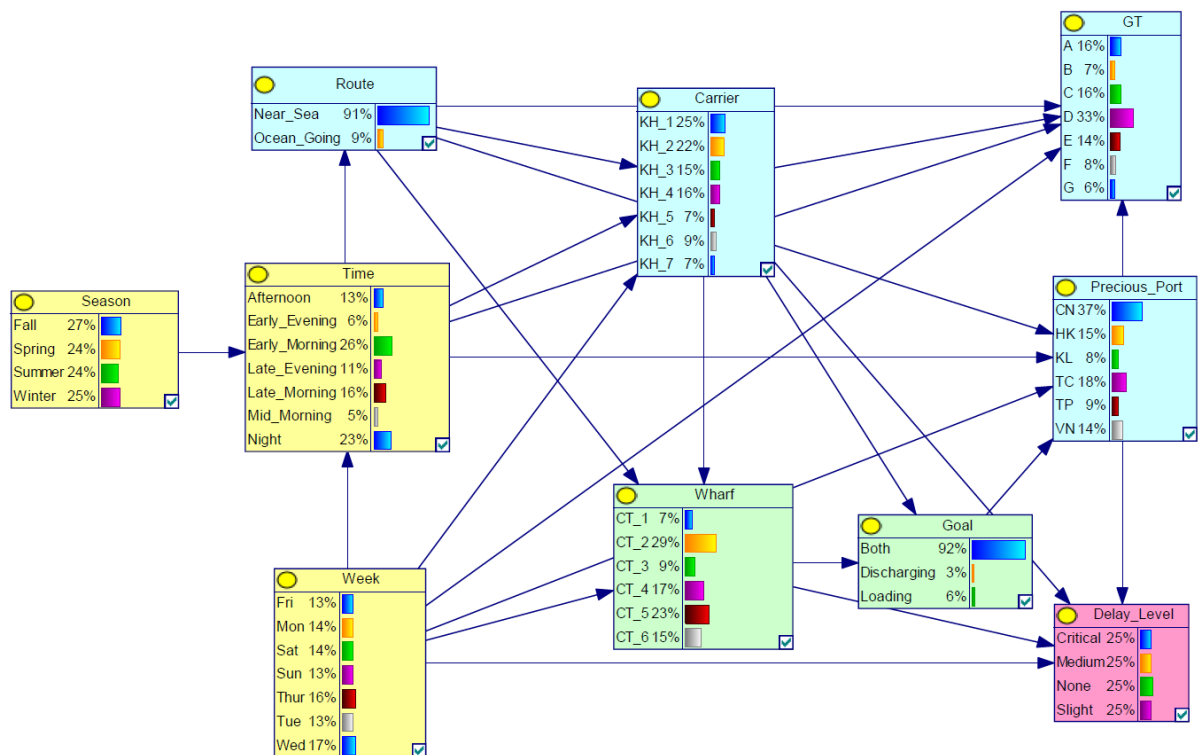


圖 30 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路機率圖

資料來源：本研究整理

表 16 高雄港貨櫃輪進港延遲程度之事前機率表

名稱	狀態	事前機率
船舶因素		
Previous_Port 前一國家或港口	CN：中國	0.366
	HK：香港	0.152
	KL：基隆港	0.076
	TC：臺中港	0.183
	TP：臺北港	0.087
	VN：越南	0.136
GT 船舶總噸位	A：60,000 噸以上	0.159
	B：介於 40,000 至 59,999 噸	0.071
	C：介於 20,000 至 39,999 噸	0.162
	D：介於 10,000 至 19,999 噸	0.326
	E：介於 5,000 至 99,999 噸	0.138
	F：介於 3,000 至 4,999 噸	0.081
	G：2,999 噸以下	0.063
Carrier 代理商	KH_1：高雄港 1 號代理商	0.248
	KH_2：高雄港 2 號代理商	0.222
	KH_3：高雄港 3 號代理商	0.148

	KH_4：高雄港 4 號代理商	0.158
	KH_5：高雄港 5 號代理商	0.071
	KH_6：高雄港 6 號代理商	0.087
	KH_7：高雄港 7 號代理商	0.066
Route 航線	Near_Sea：近洋航線	0.905
	Ocean_Going：遠洋航線	0.095
港口因素		
Wharf 停靠碼頭	CT_1：1 號貨櫃碼頭	0.067
	CT_2：2 號貨櫃碼頭	0.288
	CT_3：3 號貨櫃碼頭	0.094
	CT_4：4 號貨櫃碼頭	0.174
	CT_5：5 號貨櫃碼頭	0.232
	CT_6：6 號貨櫃碼頭	0.145
Goal 進港目的	Both：裝卸貨	0.919
	Discharging：卸貨	0.025
	Loading：裝貨	0.056
時間因素		
Season 季節	Spring：3 月、4 月、5 月	0.244
	Summer：6 月、7 月、8 月	0.237
	Fall：9 月、10 月、11 月	0.269
	Winter：12 月、1 月、2 月	0.250
Week 星期	Mon：星期一	0.137
	Tue：星期二	0.132
	Wed：星期三	0.172
	Thur：星期四	0.163
	Fri：星期五	0.133
	Sat：星期六	0.137
	Sun：星期日	0.126
Time 時間段	Early_Morning：介於 5:00 至 8:59	0.262
	Mid_Morning：介於 9:00 至 10:59	0.050
	Late_Morning：介於 11:00 至 12:59	0.162
	Afternoon：介於 13:00 至 16:59	0.130
	Early_Evening：介於 17:00 至 19:59	0.059
	Late_Evening：介於 20:00 至 22:59	0.108
	Night：介於 23:00 至 4:49	0.230
抵達狀態		
Delay_Level 延遲程度	Critical：10 小時以上	0.246
	Medium：介於 3 小時至 9 小時 59 分鐘	0.248

	Slight：3 小時以下	0.251
	None：無延遲	0.254

資料來源：本研究整理

4.3 小結

貨櫃輪在進入各港口時，產生進港延遲的原因各不相同，而造成貨櫃輪嚴重延遲進港的情況也有所差異，因此，本研究將前述貨櫃輪進港延遲之貝氏網路的分析結果綜合整理於下方。由表 17 可知，各港口的貨櫃輪進港是否延遲主要受到船舶總噸位、代理商、進港目的、預定進港星期的影響，而航線、預定進港季節的影響則相對較小。

表 17 影響因素比較—進港狀態

港口 因素		基隆港	臺北港	臺中港	高雄港
船舶因素	Previous_Port 前一國家或港口	●	△	△	●
	GT 船舶總噸位	●	●	●	△
	Carrier 代理商	●	●	●	●
	Route 航線	△	△	△	△
港口因素	Wharf 停靠碼頭	●	△	—	●
	Goal 進港目的	△	●	●	●
時間因素	Season 季節	△	△	△	△
	Week 星期	●	●	●	●
	Time 時間段	△	●	△	△

資料來源：本研究整理

●：直接影響 △：間接影響 —：無影響

另外，由表中可知，各港口因素大致相同，僅臺北港與其他港口有些許差異，其影響因素包含預定進港的時間段，此因素在貨櫃輪進港狀態的貝氏網路模型中，只對臺北港造成直接影響，而前一停靠國家或港口、停靠碼頭僅影響進入基隆港與高雄港

的貨櫃輪，並未對另外兩個港口產生影響。

由表 18 可知，各港口貨櫃輪延遲進港的嚴重程度主要受到貨櫃輪前一停靠港口或國家、代理商、預定進港星期的影響，而航線、進港目的則影響較小。另外，除了前述的主要影響因素外，各港口在其他影響因素的結果上亦有部分差異，船舶總噸位僅對進入臺中港的貨櫃輪延遲程度產生直接影響，而預定進港的季節只在臺北港的模型中有直接影響，相較於進港狀態的模型結果，延遲程度的影響因素相差較大，各港口皆有部分因素是其他港口並未發生的。

表 18 影響因素比較—延遲程度

港口 因素		基隆港	臺北港	臺中港	高雄港
船舶因素	Previous_Port 前一國家或港口	●	●	●	●
	GT 船舶總噸位	△	△	●	△
	Carrier 代理商	●	●	●	●
	Route 航線	△	△	△	△
港口因素	Wharf 停靠碼頭	●	△	—	●
	Goal 進港目的	△	△	△	△
時間因素	Season 季節	△	●	—	△
	Week 星期	●	●	●	●
	Time 時間段	●	●	△	△

資料來源：本研究整理

●：直接影響 △：間接影響 —：無影響

綜上所述，在進港狀態與延遲程度的模型結果中，可發現貨櫃輪的代理商、預定進港星期是兩種模型中對所有港口皆有直接影響的因素。本研究推測原因是各代理商的進港操作程序有所差異，因此完成進港流程所需的時間不同，導致貨櫃輪代理商成為直接影響因素，另外，預定進港星期的影響則是來自於貨櫃輪進港的尖、離峰不同，預定進港的時間段雖然也具備尖、離峰的特性，但貨櫃輪的進港延遲時間多以小時為單位，各時間段皆有貨櫃輪進港，影響程度較分散，因此其影響力不如預定進港星期。

第五章 模型驗證與延遲預測

本研究使用十倍交叉驗證法為貝氏網路模型進行驗證，並使用混淆矩陣計算模型的準確度（Accuracy）、精確度（Precision）、召回率（Recall）與 F1 分數（F1-Score）。本章節將分為貨櫃輪進港狀態與貨櫃輪延遲程度，並分別為港口的訓練資料與預測資料進行驗證，藉此完整呈現模型的驗證結果。

5.1 模型驗證—進港狀態

根據模型的判斷結果，可將本研究之研究模型分為貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型與貨櫃輪延遲程度之貝氏網路模型，首先將呈現貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型驗證結果，此模型可對貨櫃輪進港時是否發生延遲進行判斷，並將判斷結果區分為延遲進港（Delay）與準時進港（On_Time）。將貝氏網路模型以十倍交叉驗證法所驗證後之結果以混淆矩陣表的方式記錄於表 19 與表 20，前者為訓練資料，使用貨櫃輪於 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日之間的進港資料，輸入軟體中以訓練貨櫃輪進港延遲之貝氏模型後，再將資料重新輸入模型中，以驗證模型的判斷準確度；後者則是預測資料，使用 2019 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日的資料，將之輸入各港口的貝氏網路模型，評估模型對於貨櫃輪進港資料的預測能力。

表 19 抵達狀態混淆矩陣表—驗證資料

預測 \ 實際	基隆港		臺北港		臺中港		高雄港	
	延遲	準時	延遲	準時	延遲	準時	延遲	準時
延遲	7,062	533	6,280	791	6,770	131	7,608	344
準時	1,452	1,083	8,16	1,545	2,140	163	2,216	456

資料來源：本研究整理

表 20 抵達狀態混淆矩陣表—預測資料

預測 \ 實際	基隆港		臺北港		臺中港		高雄港	
	延遲	準時	延遲	準時	延遲	準時	延遲	準時
延遲	1,077	214	618	229	2,100	80	2,463	210
準時	339	527	186	652	743	49	794	255

資料來源：本研究整理

以混淆矩陣所計算出之準確率數值如表 21 所示，由表中可知，無論以何種指標計算混淆矩陣的數值，各港口之訓練資料與預測資料的驗證結果皆可獲得 0.7 以上之整體準確率，代表各港口的貨櫃輪抵達狀態貝氏網路模型整體表現優良。

表 21 抵達狀態驗證結果表

	基隆港		臺北港		臺中港		高雄港	
	訓練	預測	訓練	預測	訓練	預測	訓練	預測
ACC	0.804	0.744	0.830	0.754	0.753	0.723	0.759	0.730
PPV	0.829	0.761	0.885	0.769	0.760	0.739	0.774	0.756
TPR	0.930	0.834	0.888	0.730	0.981	0.963	0.957	0.921
F1	0.877	0.796	0.887	0.749	0.856	0.836	0.856	0.831

資料來源：本研究整理

圖 31 至圖 34 為各港口之貨櫃輪進港狀態貝氏網路模型完成驗證後，所計算出的 ROC 曲線 (Receiver Operating Characteristic Curve, 亦稱接收器操作特徵曲線) 圖，其可以圖形方式呈現模型在各閾值下的預測價值，ROC 曲線圖之 X 軸為以混淆矩陣所計算出之假陽性率，Y 軸則為真陽性率，其曲線所涵蓋之面積即為曲線下面積 (Area under Curve, AUC)，AUC 的數值愈高即代表愈可能存在合理閾值，由圖中可知，各港口之 AUC 值皆在 0.6 以上，即各模型皆具有適當的閾值，可供模型進行準確的預測。

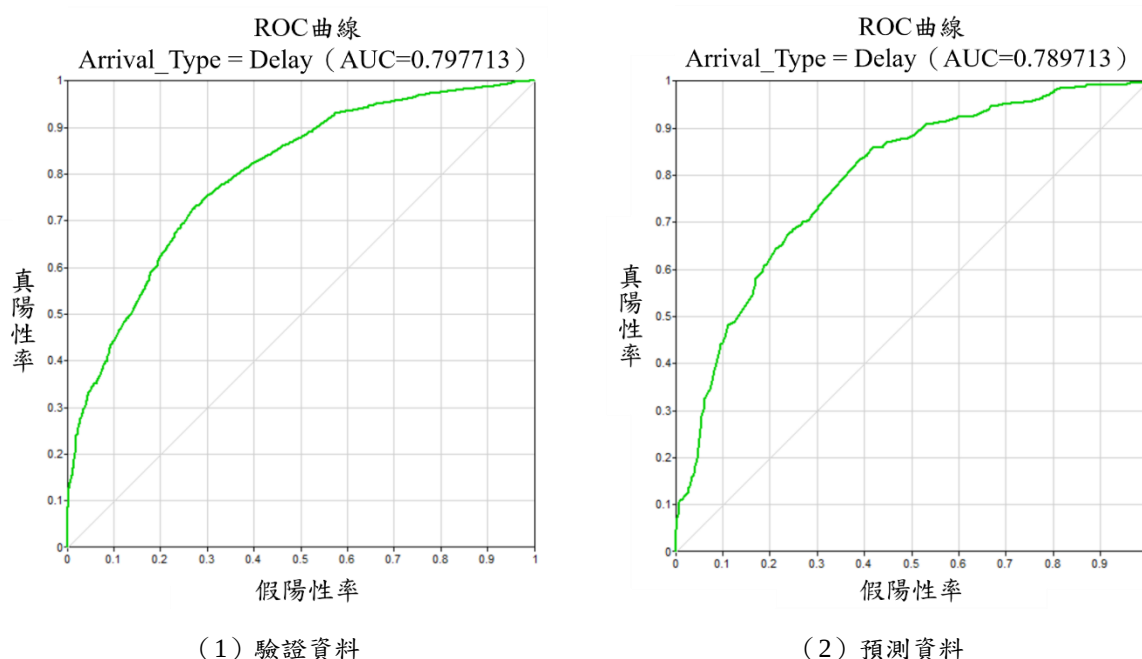
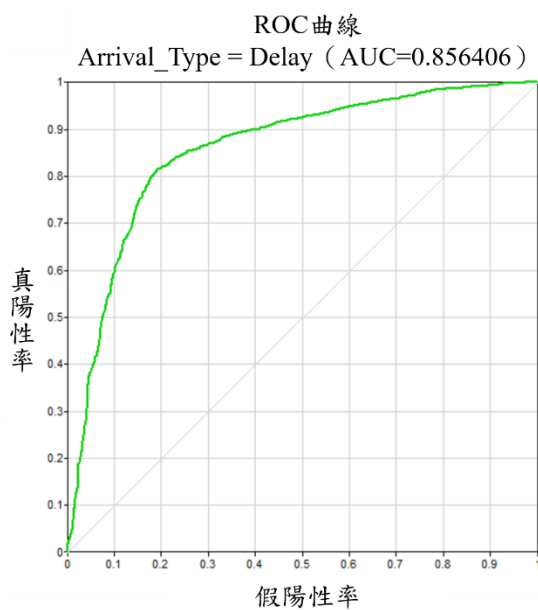
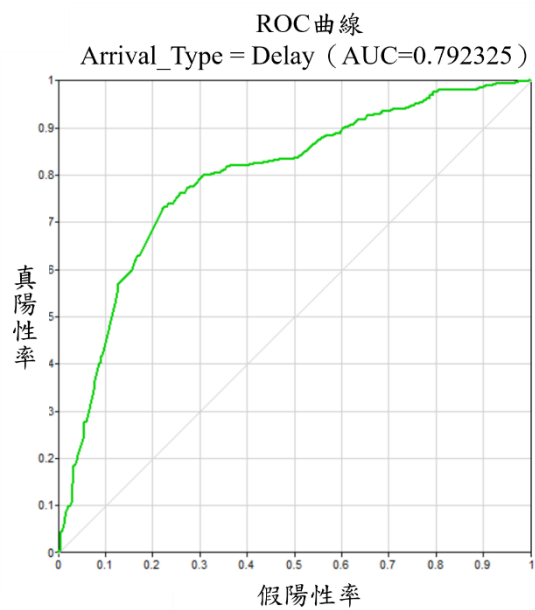


圖 31 基隆港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖

資料來源：本研究整理



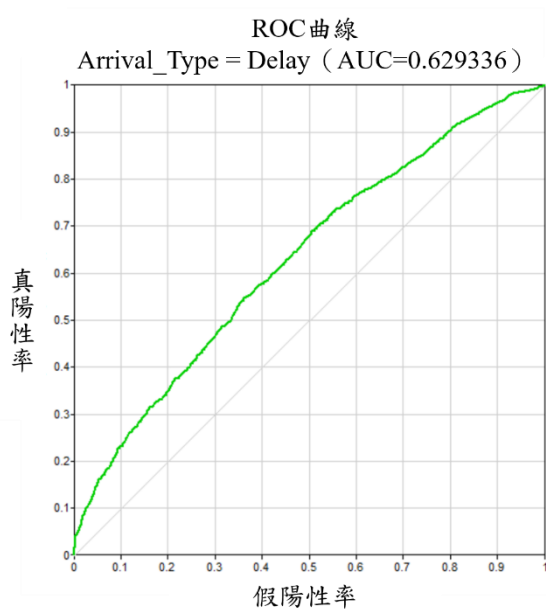
(1) 驗證資料



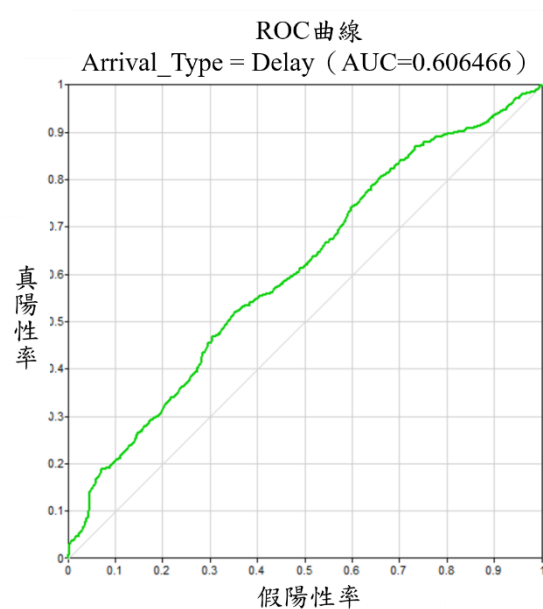
(2) 預測資料

圖 32 臺北港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖

資料來源：本研究整理



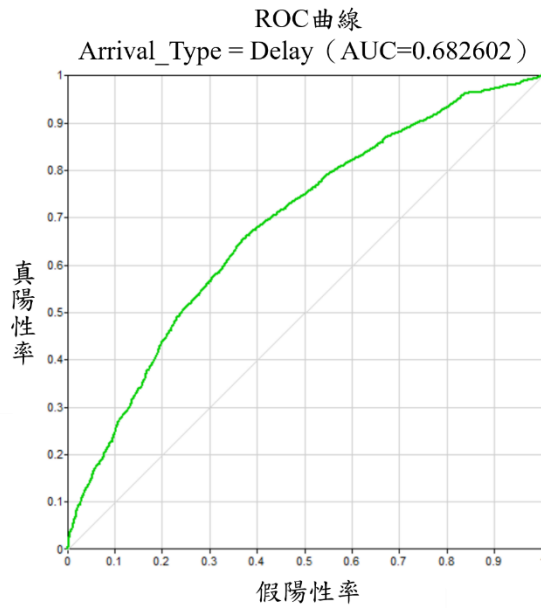
(1) 驗證資料



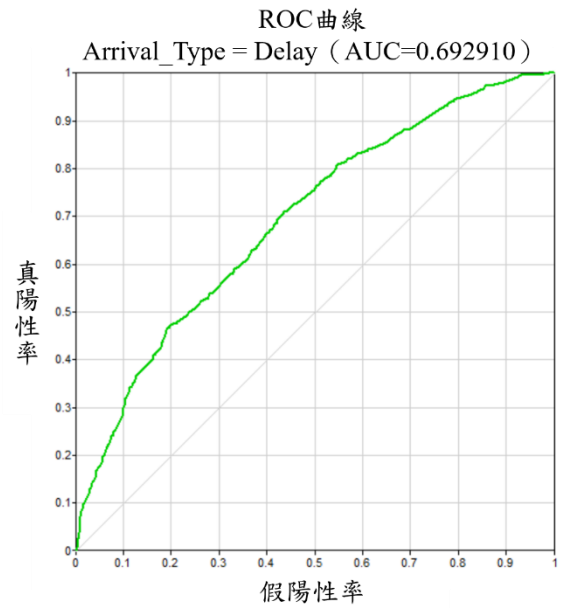
(2) 預測資料

圖 33 臺中港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖

資料來源：本研究整理



(1) 驗證資料

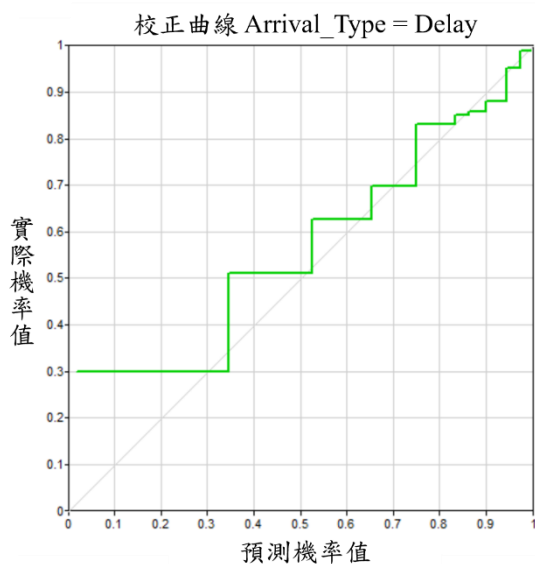


(2) 預測資料

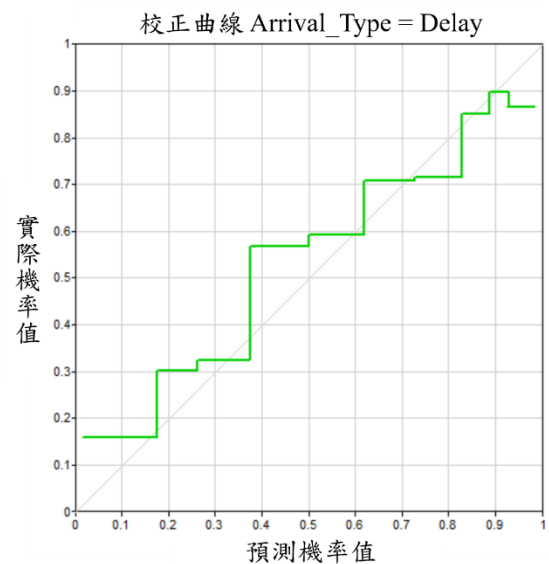
圖 34 高雄港貨櫃輪進港狀態 ROC 曲線圖

資料來源：本研究整理

圖 35 至圖 38 為模型的校正曲線 (Calibration Curve) 圖，可顯示模型在預測與實際情況下的一致性，X 軸為模型的預測機率，Y 軸則為實際的發生機率，對角線為理想的校正曲線，數值愈接近對角線代表模型的一致性愈高，由圖可知，當機率值較高時，模型的一致性較高。



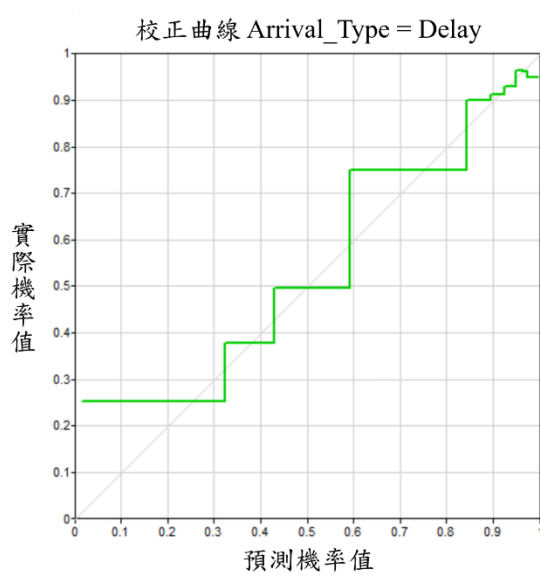
(1) 驗證資料



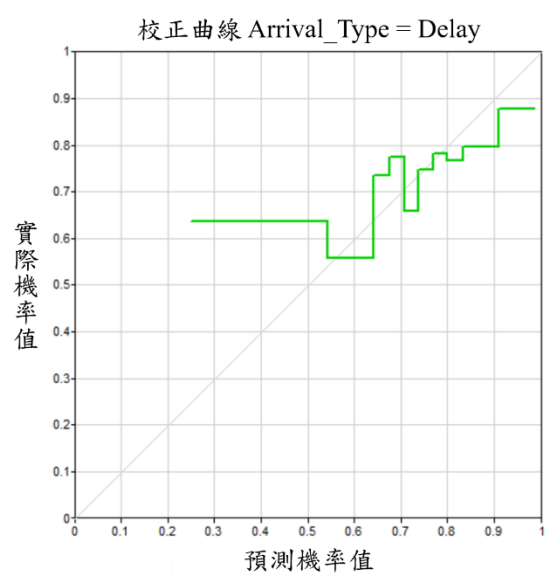
(2) 預測資料

圖 35 基隆港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖

資料來源：本研究整理



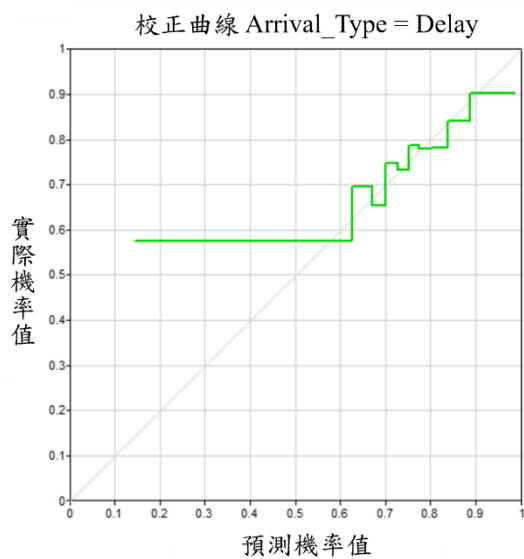
(1) 驗證資料



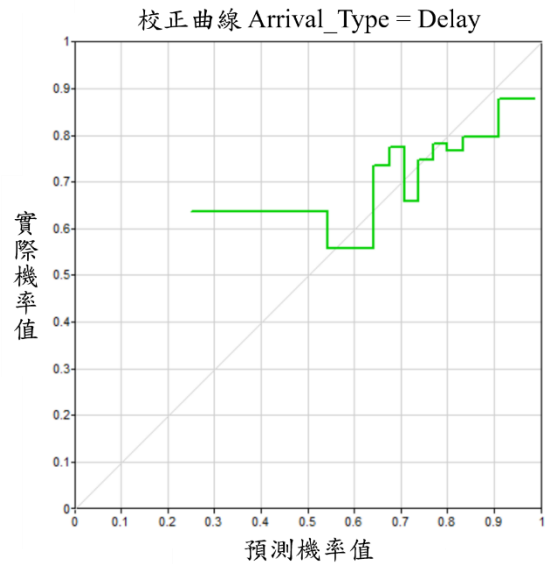
(2) 預測資料

圖 36 臺北港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖

資料來源：本研究整理



(1) 驗證資料



(2) 預測資料

圖 37 臺中港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖

資料來源：本研究整理

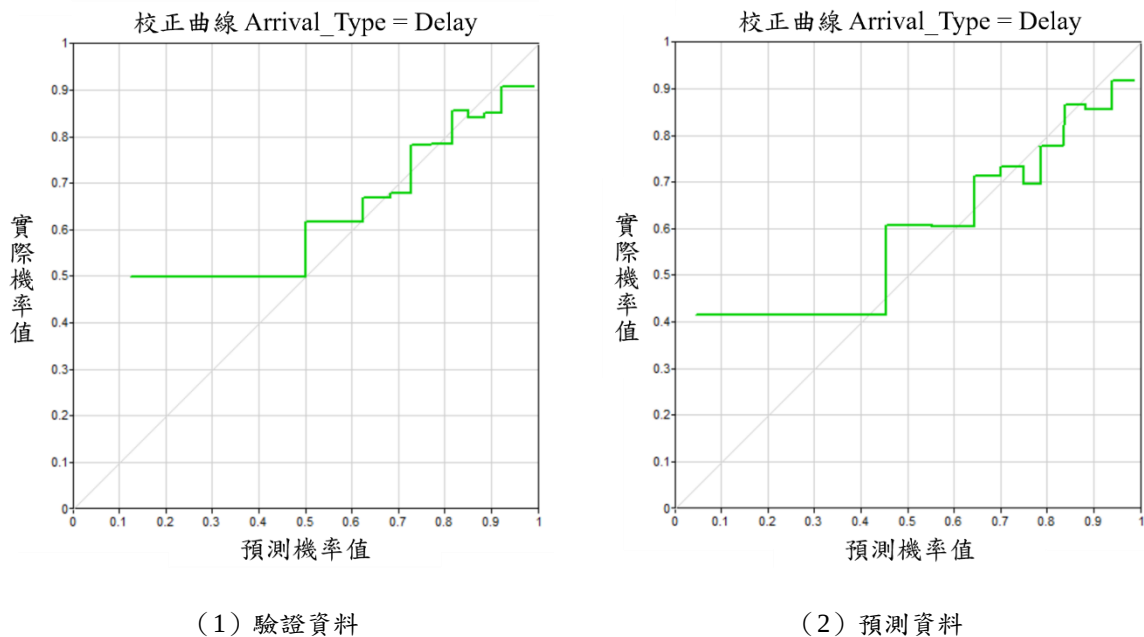


圖 38 高雄港貨櫃輪進港狀態校正曲線圖

資料來源：本研究整理

5.2 模型驗證—延遲程度

根據模型的判斷結果，可將本研究之研究模型分為貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型與貨櫃輪延遲程度之貝氏網路模型，以下將呈現貨櫃輪延遲程度之貝氏網路模型驗證結果，判斷結果區分為嚴重延遲（Critical）、中度延遲（Medium）、輕度延遲（Slight）與無延遲（None），此模型可對貨櫃輪發生進港延遲時的延遲程度進行判斷。

本研究以十倍交叉驗證法針對貨櫃輪進港延遲程度之貝氏網路模型進行驗證，所驗證後之結果以混淆矩陣表的方式記錄於

表 22 至表 25，前者為訓練資料，將貨櫃輪於 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日之間的進港資料進行整理後，輸入軟體以產生貨櫃輪進港程度之貝氏模型後，再將資料重新輸入模型中，以根據模型對於訓練資料的判斷結果，評估其整體的準確度，後者則是使用 2019 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日的資料，此份資料將做為預測資料，輸入各港口的貝氏網路模型，以驗證模型對於貨櫃輪進港延遲程度的預測能力。

表 22 基隆港延遲程度混淆矩陣表

預測 實際	驗證資料				預測資料			
	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲
嚴重延遲	1,259	554	402	314	129	87	93	34
中度延遲	610	1,047	441	424	108	168	126	69
無延遲	313	387	1,479	357	85	93	597	93
輕微延遲	369	422	380	1,372	81	89	137	168

資料來源：本研究整理

表 23 臺北港延遲程度混淆矩陣表

預測 實際	驗證資料				預測資料			
	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲
嚴重延遲	1,471	424	208	252	73	54	31	20
中度延遲	623	1,157	268	307	129	62	88	42
無延遲	326	246	1,600	189	143	74	599	23
輕微延遲	490	462	332	1,077	140	61	70	76

資料來源：本研究整理

表 24 臺中港延遲程度混淆矩陣表

預測 實際	驗證資料				預測資料			
	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲	嚴重 延遲	中度 延遲	無延遲	輕微 延遲
嚴重延遲	1,141	487	413	255	27	115	53	126
中度延遲	632	757	447	459	42	298	167	315
無延遲	603	397	839	467	38	210	268	276
輕微延遲	513	519	392	883	58	299	205	475

資料來源：本研究整理

表 25 高雄港延遲程度混淆矩陣表

預測 實際	驗證資料				預測資料			
	嚴重延遲	中度延遲	無延遲	輕微延遲	嚴重延遲	中度延遲	無延遲	輕微延遲
嚴重延遲	1,198	566	471	396	343	301	179	84
中度延遲	890	581	617	531	332	362	233	106
無延遲	515	419	1,258	490	208	276	498	70
輕微延遲	579	484	663	966	163	232	189	146

資料來源：本研究整理

以混淆矩陣所計算出之準確率數值如表 26 至表 29 所示，由表中可知，各港口訓練資料之整體準確率皆約為 0.3 至 0.5 之間，代表模型尚可判斷進港延遲程度的類型，但判斷結果的正確率則偏低，無法每次皆準確預測；預測資料的整體準確率則分佈在 0.2 至 0.4 之間，表現尚有進步空間。

表 26 基隆港延遲程度驗證結果表

	驗證			預測		
	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲
ACC	0.747	0.720	0.776	0.774	0.735	0.767
PPV	0.494	0.434	0.556	0.320	0.384	0.462
TPR	0.498	0.415	0.540	0.376	0.357	0.354
F1	0.496	0.425	0.548	0.346	0.370	0.400

資料來源：本研究整理

表 27 臺北港延遲程度驗證結果表

	驗證			預測		
	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲
ACC	0.754	0.753	0.785	0.693	0.734	0.789
PPV	0.505	0.505	0.590	0.151	0.247	0.472
TPR	0.625	0.491	0.456	0.410	0.193	0.219
F1	0.559	0.498	0.515	0.220	0.217	0.299

資料來源：本研究整理

表 28 臺中港延遲程度驗證結果表

	驗證			預測		
	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲
ACC	0.685	0.680	0.717	0.855	0.614	0.570
PPV	0.395	0.350	0.428	0.164	0.323	0.398
TPR	0.497	0.330	0.383	0.084	0.363	0.458
F1	0.440	0.340	0.404	0.111	0.342	0.426

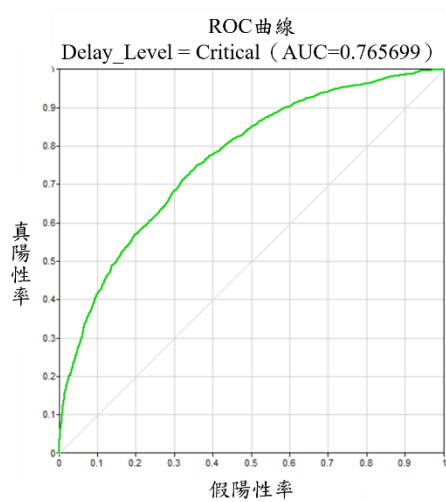
資料來源：本研究整理

表 29 高雄港延遲程度驗證結果表

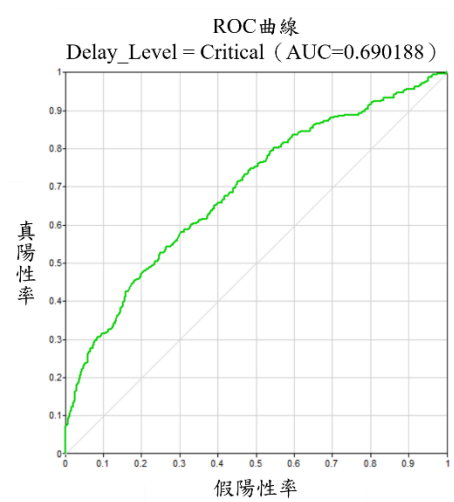
	驗證			預測		
	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲	嚴重延遲	中度延遲	輕微延遲
ACC	0.678	0.670	0.704	0.660	0.602	0.773
PPV	0.376	0.283	0.405	0.328	0.309	0.360
TPR	0.455	0.222	0.359	0.378	0.350	0.200
F1	0.412	0.249	0.381	0.351	0.328	0.257

資料來源：本研究整理

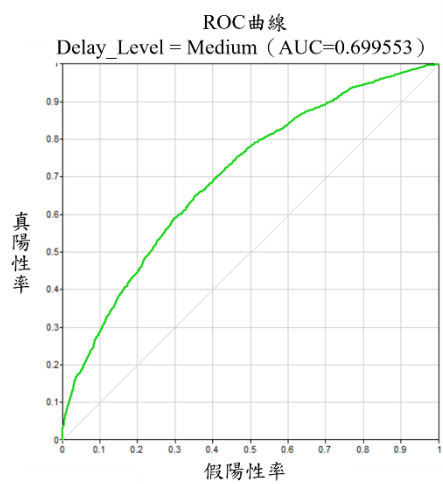
圖 39 至圖 42 為各港口之貨櫃輪延遲程度的 ROC 曲線圖，由圖中可知，無論是對於嚴重延遲、中度延遲、輕微延遲的預測，各港口貝氏網路模型之 AUC 值皆在 0.5 以上，即各模型皆具有適當的閾值，可供模型進行準確的預測；圖 43 至圖 46 則為各港口之貨櫃輪延遲程度的校正曲線圖，由圖可知當機率值較小時，模型的一致性較高。



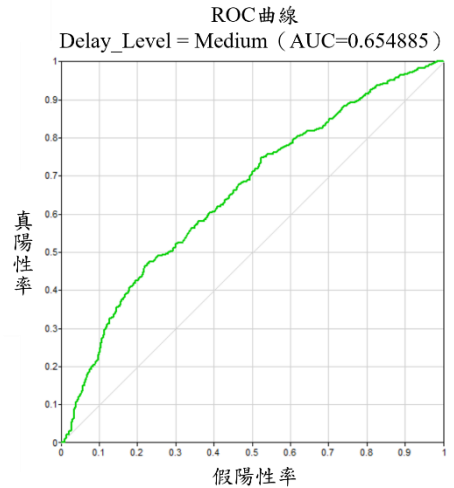
(1) 嚴重延遲—驗證資料



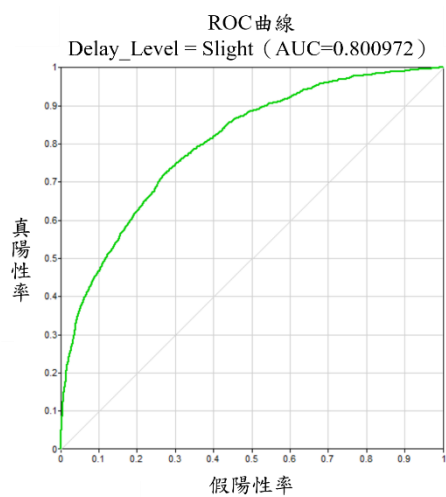
(2) 嚴重延遲—預測資料



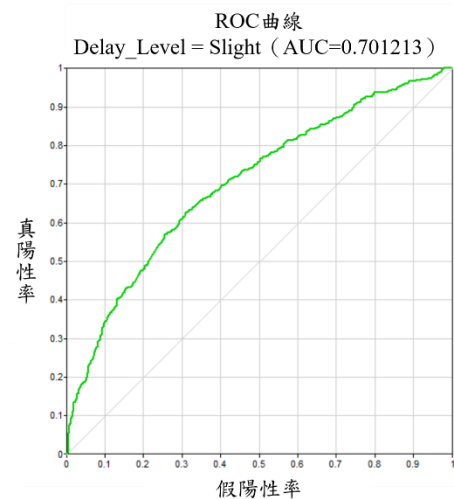
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



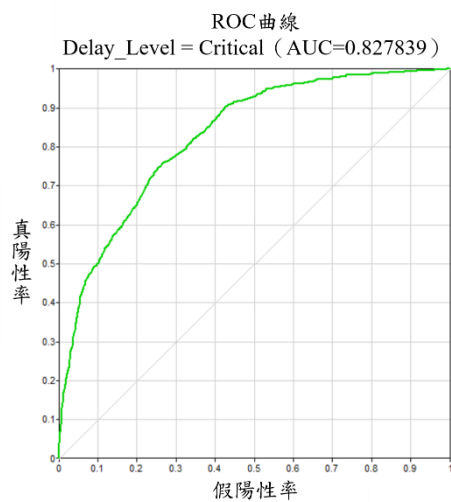
(5) 輕微延遲—驗證資料



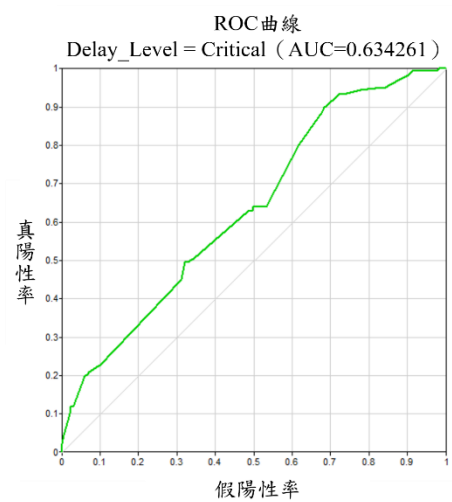
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 39 基隆港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖

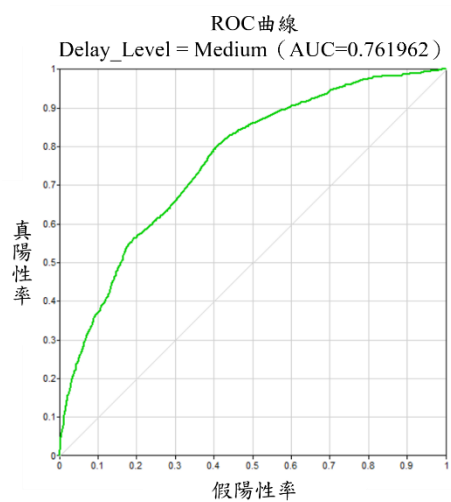
資料來源：本研究整理



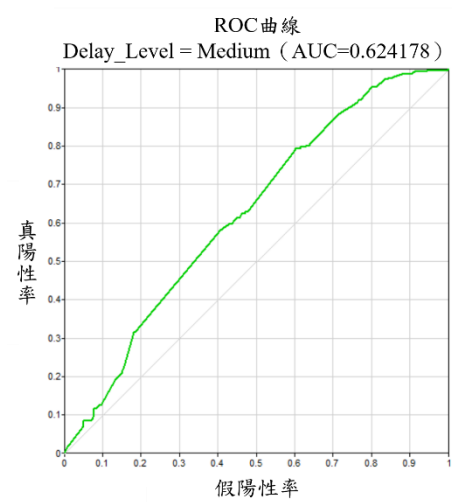
(1) 嚴重延遲—驗證資料



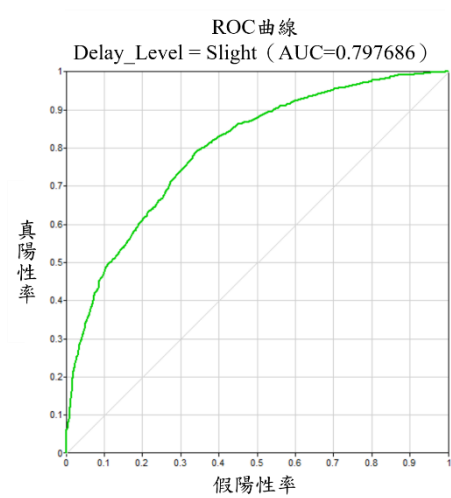
(2) 嚴重延遲—預測資料



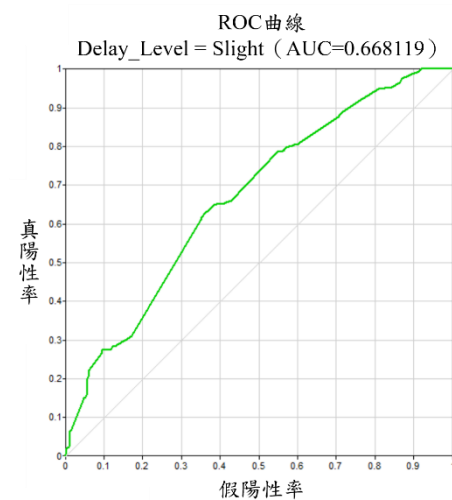
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



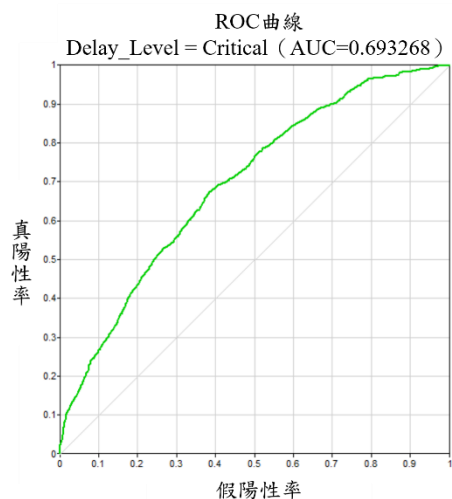
(5) 輕微延遲—驗證資料



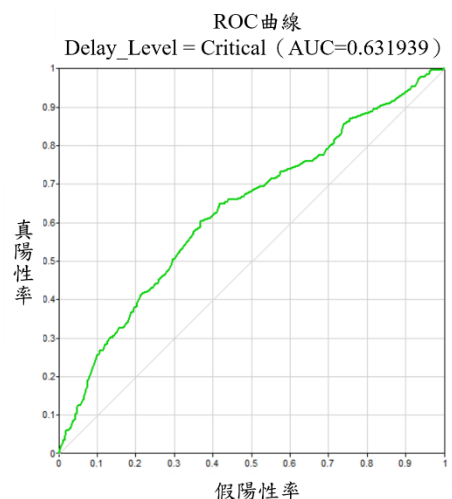
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 40 臺北港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖

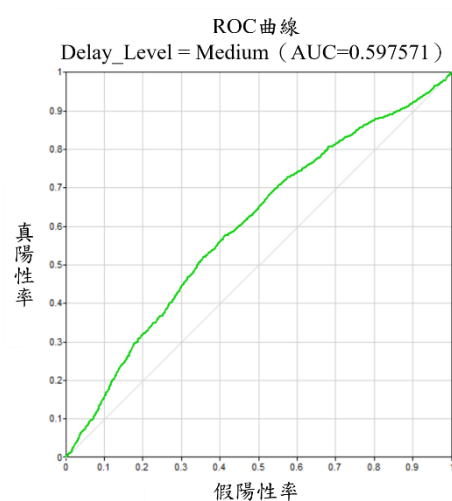
資料來源：本研究整理



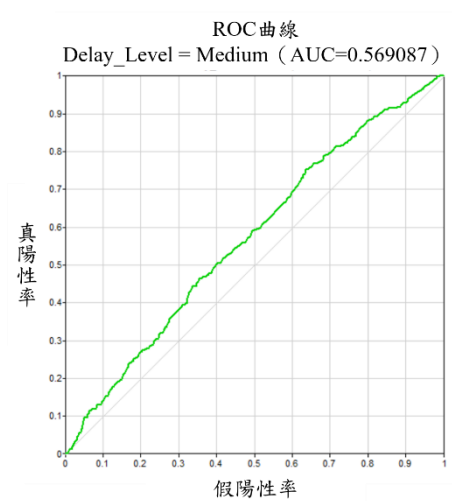
(1) 嚴重延遲—驗證資料



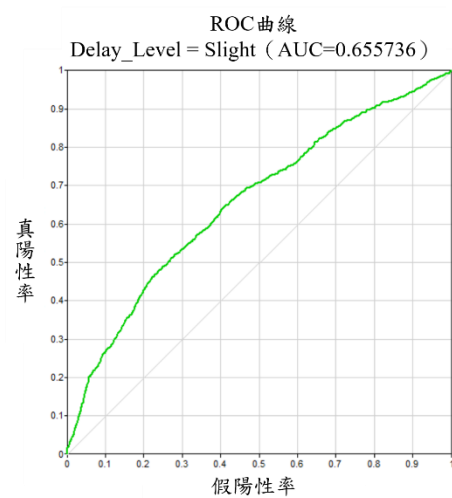
(2) 嚴重延遲—預測資料



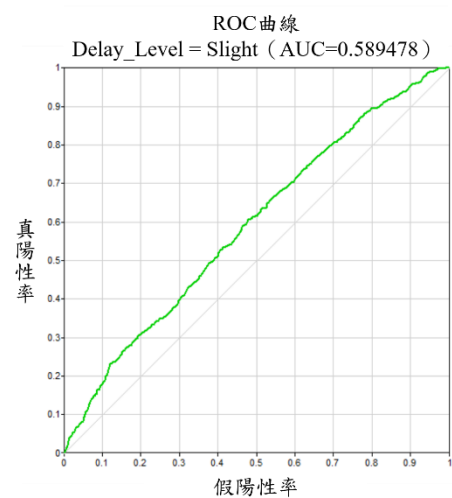
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



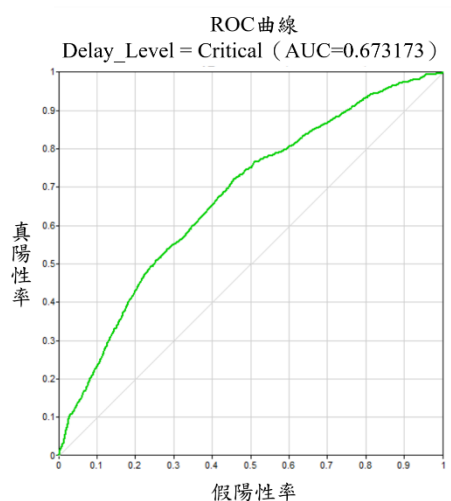
(5) 輕微延遲—驗證資料



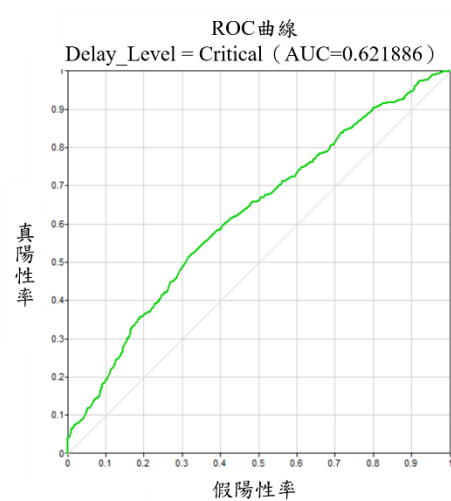
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 41 臺中港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖

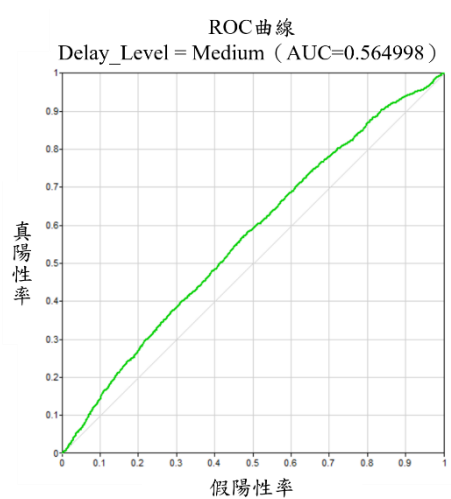
資料來源：本研究整理



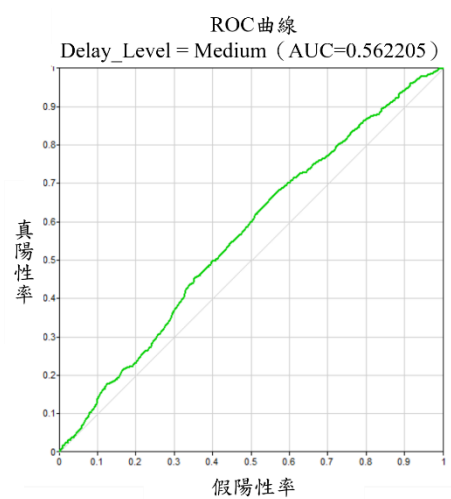
(1) 嚴重延遲—驗證資料



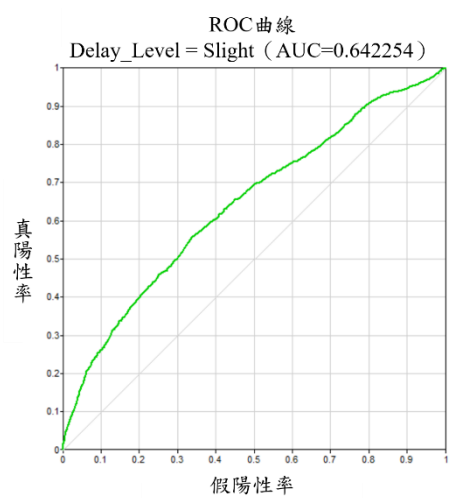
(2) 嚴重延遲—預測資料



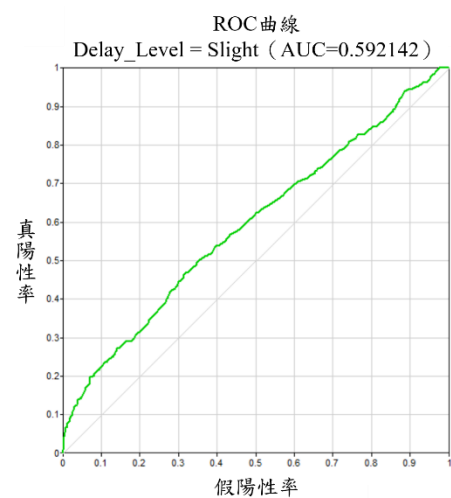
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



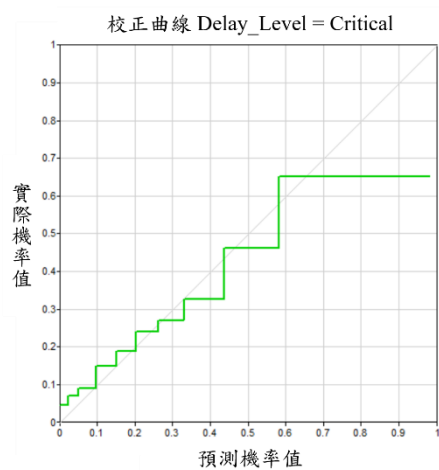
(5) 輕微延遲—驗證資料



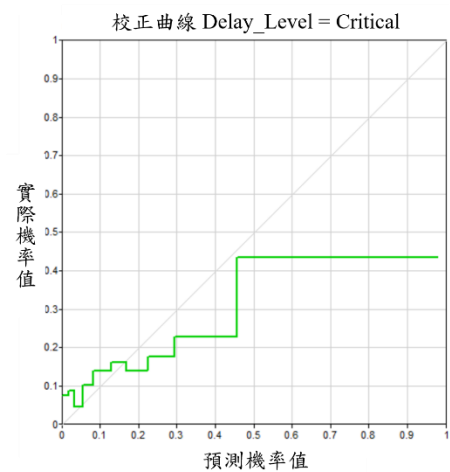
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 42 高雄港貨櫃輪延遲程度 ROC 曲線圖

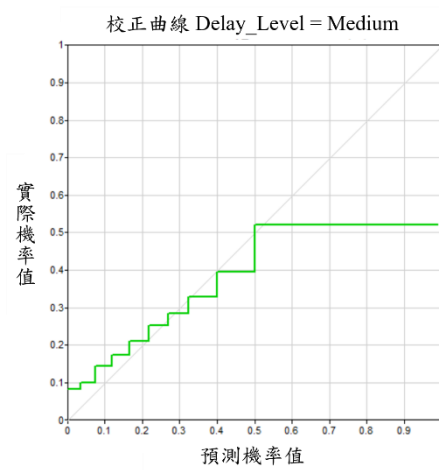
資料來源：本研究整理



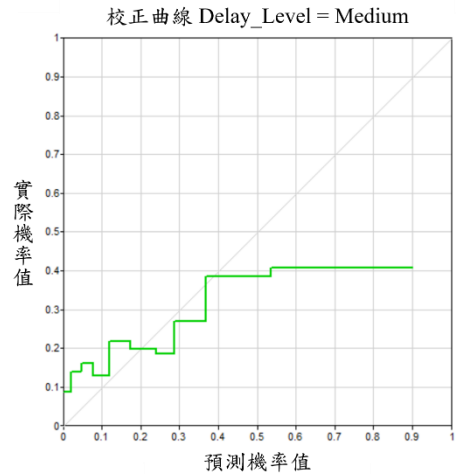
(1) 嚴重延遲—驗證資料



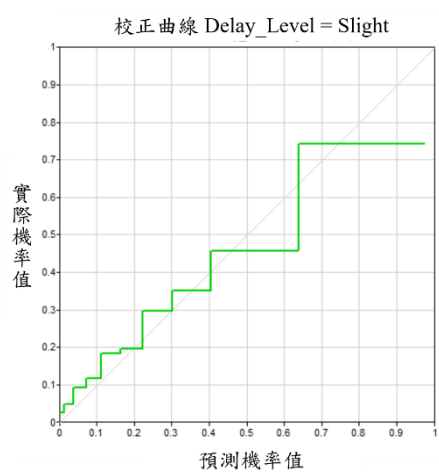
(2) 嚴重延遲—預測資料



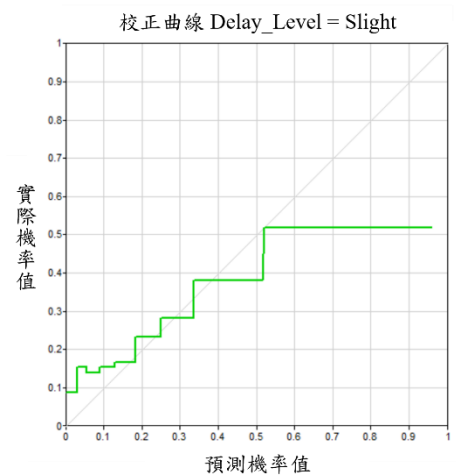
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



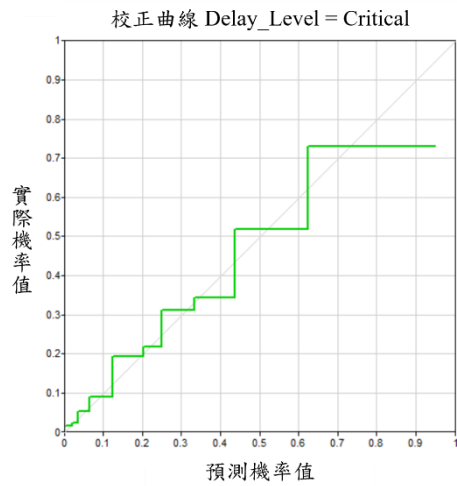
(5) 輕微延遲—驗證資料



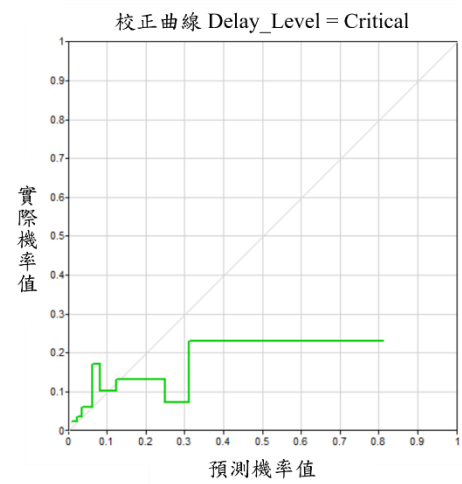
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 43 基隆港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖

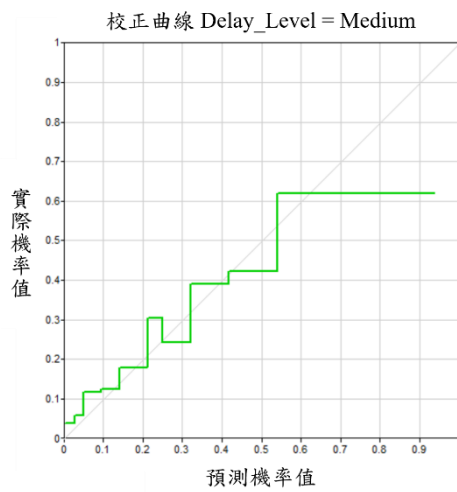
資料來源：本研究整理



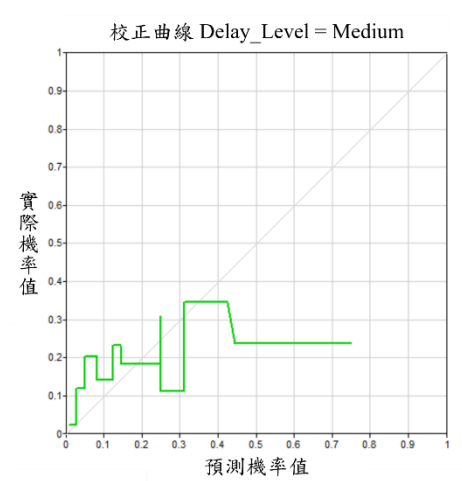
(1) 嚴重延遲—驗證資料



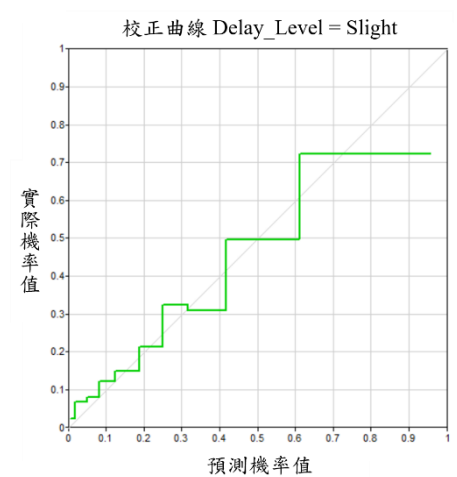
(2) 嚴重延遲—預測資料



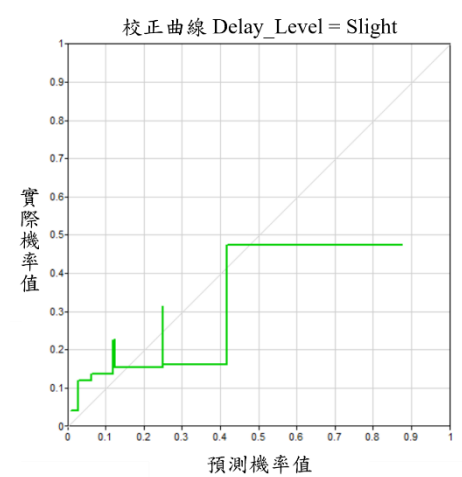
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



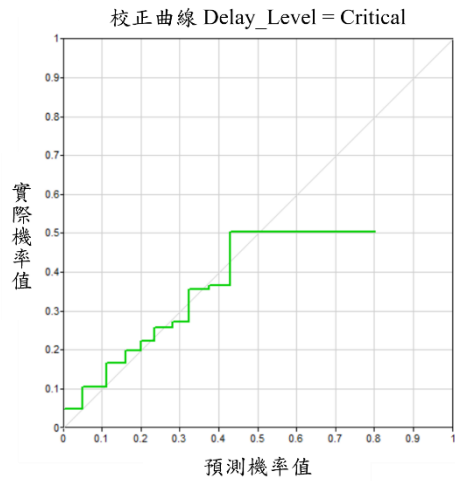
(5) 輕微延遲—驗證資料



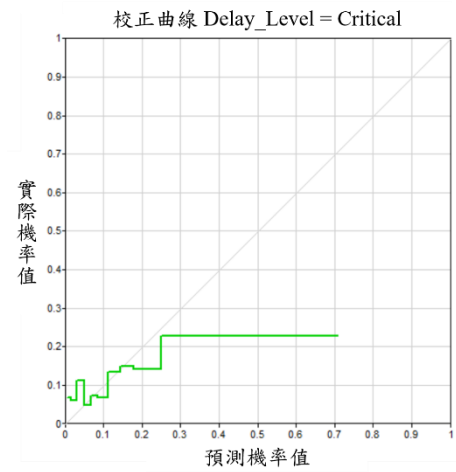
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 44 臺北港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖

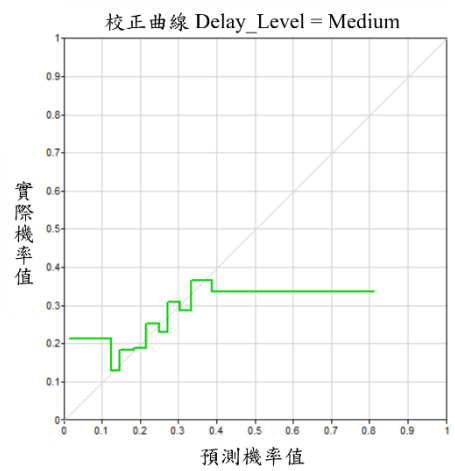
資料來源：本研究整理



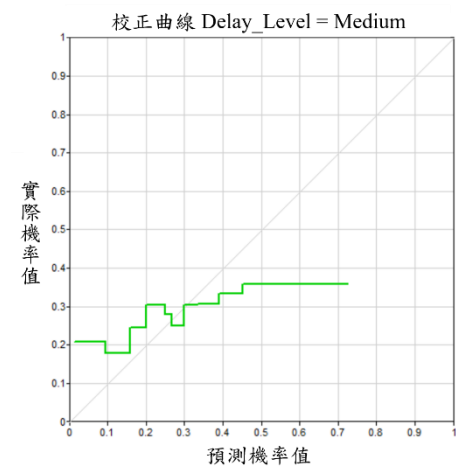
(1) 嚴重延遲—驗證資料



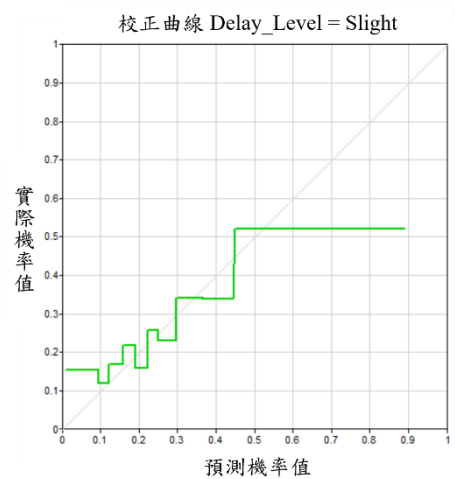
(2) 嚴重延遲—預測資料



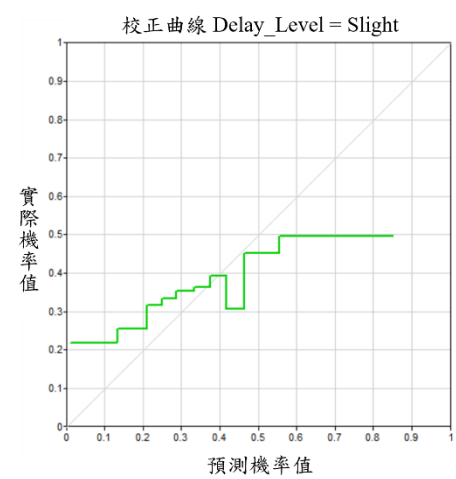
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



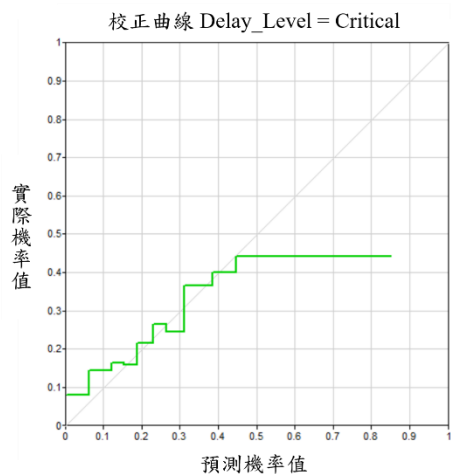
(5) 輕微延遲—驗證資料



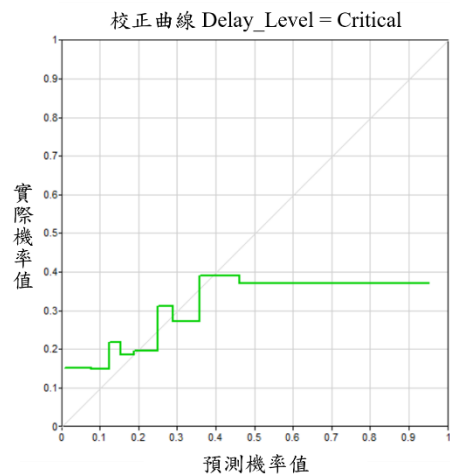
(6) 輕微延遲—預測資料

圖 45 臺中港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖

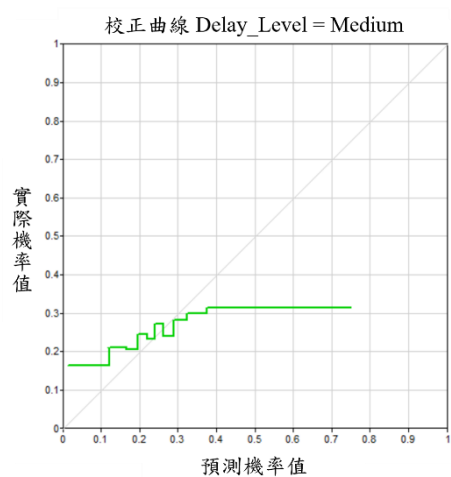
資料來源：本研究整理



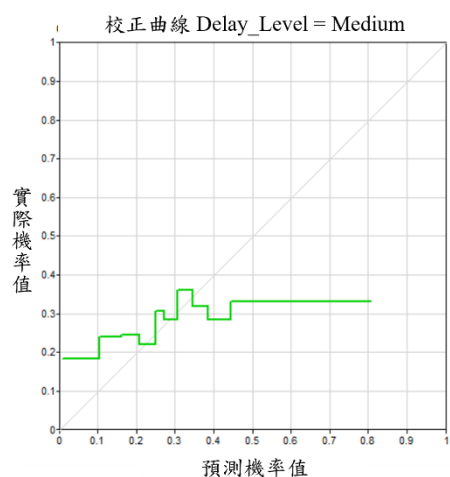
(1) 嚴重延遲—驗證資料



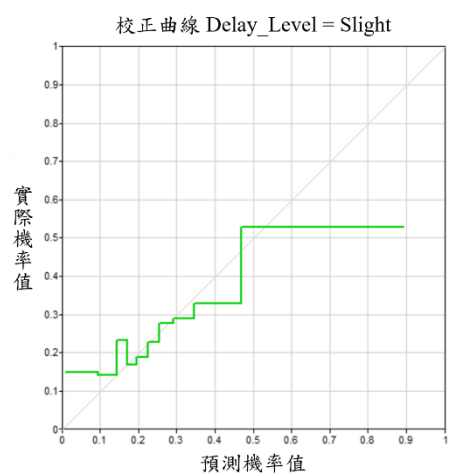
(2) 嚴重延遲—預測資料



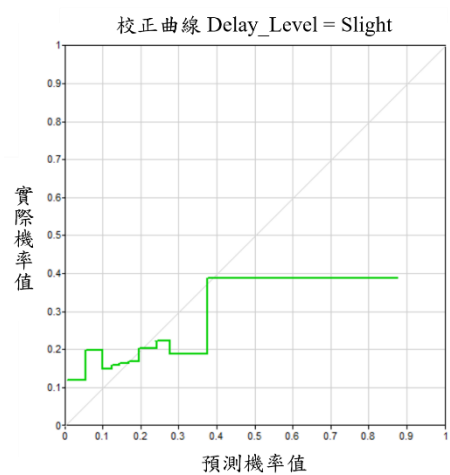
(3) 中度延遲—驗證資料



(4) 中度延遲—預測資料



(5) 輕微延遲—驗證資料



(6) 輕微延遲—預測資料

圖 46 高雄港貨櫃輪延遲程度校正曲線圖

資料來源：本研究整理

5.3 小結

貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型的整體績效良好，各港口之訓練資料與預測資料的驗證結果皆可獲得 0.7 以上之整體準確率，顯示出貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型對貨櫃輪是否延遲進港的判斷與預測具有可參考性，可實際運用於港埠系統中，協助港口判斷貨櫃輪的進港延遲機率。

貨櫃輪延遲程度之貝氏網路模型的整體績效表現較不穩定，其各港口訓練資料與預測資料之整體準確率皆約為 0.5，代表模型尚可判斷進港延遲狀態的類型，然無法每次皆準確預測，推測其原因是貨櫃輪延遲程度的成因複雜，而貝氏網路模型為敏感型演算法，任何變數模型內的變數產生變動，皆會對模型的結果造成巨大影響，因此，僅使用模型內的參數設置與變數無法將延遲程度的實際發生原因完整呈現，造成模型無法準確判斷與預測。

第六章 結論與建議

本章節將根據本研究對貨櫃輪在臺灣四大貨櫃港口進港延遲問題的研究結果提出結論，並總結貝氏網路模型針對進港狀況與延遲程度兩種結果所分析與預測的成果，給予臺灣港埠公司對於延遲進港貨櫃輪的改善建議與幫助，最後，提出本研究未來可改善之方向與後續研究價值。

6.1 研究結論

本研究為解決多航商、多港口及多碼頭下的貨櫃輪延遲進港問題，以 2016 年至 2018 年之臺灣貨櫃輪進港船舶表作為研究資料，使用貝氏網路模型針對臺灣港口的貨櫃輪進港情形進行延遲進港原因與機率的分析，研究對象為臺灣四大貨櫃港口——基隆港、臺北港、臺中港、高雄港。

影響貨櫃輪進港延遲的因素區分為三大類型，分別為時間因素、船舶因素與港口因素，每種類型其內各涵蓋數個影響變數，而透過貝氏網路共建置出兩種類型的模型，依據判斷結果分為進港狀態之貝氏網路模型與延遲程度之貝氏網路模型，前者可判斷貨櫃輪進入各港口之狀態為延遲進港或準時進港，後者則可加以對進港貨櫃輪的延遲程度進行分類，依據各項因素判定其為嚴重延遲、中度延遲或輕微延遲，兩種模型各針對四個港口的貨櫃輪資料進行訓練與分析，共生成八種貝氏網路模型結果，最後，使用 2019 年的貨櫃輪進港船舶表作為驗證資料，以十倍交叉驗證法對模型的準確度與預測能力進行評估，僅將研究結果與重點總結如下：

根據貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型可知，各港口的貨櫃輪進港是否延遲主要與船舶總噸位、代理商、進港目的、預定進港星期有關，而貨櫃輪延遲進港的嚴重程度主要受到貨櫃輪前一停靠港口或國家、代理商、預定進港星期的直接影響。在綜合比較的部分，無論是進港狀態抑或是延遲程度的貝氏網路模型，貨櫃輪的代理商、預定進港星期對所有港口皆有直接影響的因素，推測主要原因是各代理商的貨櫃輪進港程序，各代理商因所需的進港時間具有差異，而預定進港星期的影響則是因為貨櫃輪進港的尖、離峰不同，導致其對進港狀態與延遲程度產生直接影響。根據模型的驗證結果可知，貨櫃輪進港狀態之貝氏網路模型的整體績效良好，而貨櫃輪延遲程度之貝氏網路模型的表現則較不穩定，然而兩者模型皆可對貨櫃輪延遲進港進行正確判斷與預測，且結果都具有可參考性。

近幾年國內外針對船舶延遲進港問題的文獻相對較少，多數研究皆將範圍聚焦於航空領域的航班延誤問題，因此本研究的探討對象為臺灣四大貨櫃港口之貨櫃船舶，根據其進港延遲狀態與延遲程度進行分析與預測，由結果可發現貝氏網路模型的整體績效表現良好，能有效預測各港口之貨櫃輪的延遲狀況，以及其不同延遲程度的發生機率，然而，貨櫃輪進港延遲狀態之模型尚有進步空間，可針對進行變數設計，使其結果更完美。

6.2 研究貢獻

鑒於國內針對船舶延遲問題採用貝氏網路方法的研究較少，本研究之成果在於將臺灣各貨櫃港口的貨櫃輪進港資料劃分為各影響類別後，可透過建置而成的貝氏網路模型判斷其進港的延遲狀況，並加以預測其延遲程度，其相關應用可區分為管理與科技兩層面加以解釋。

於管理層面而言，本研究所建置之進港延遲預測模型可幫助提前預知船舶的延遲可能性，以利港埠進行資源的最佳分配，結合工作班表與作業程序，即可針對人力、機械、碼頭等港埠資源給予適切的調度，將延遲進港機率較高的貨櫃輪安排至後段的處理序列中，確保起重機與碼頭等機械設備有更具效率的運作時程，減少因船舶延遲而造成港埠人員或船舶席位需重新配置的情況發生。另外，也可根據模型分析的結果，重新審視各項延遲因素的相關流程與成因，港口因素的部分，可檢視各停靠碼頭與延遲機率之間的關係，並改善易發生延遲之碼頭的港邊設備與人力安排；船舶因素的部分，則可針對各代理商或前一停靠國家制定相對應的延遲方案或決策，鼓勵其按照船舶表的安排準時進港，並依照各等級的船舶總噸位規劃的進港程序或碼頭配置，避免特定噸位的船舶一再發生延遲進港的問題；而時間因素的相關影響，可評估預定進港的尖離峰時間，搭配港埠的進港流程部署進港船舶的停靠席位與人力資源，使各階段的進港程序與過程達到最佳的時間規劃與空間利用。

從科技層面來看，港埠單位可使用本研究做為基礎，將臺灣四大貨櫃港口的貝氏網路模型發展為完整的進港延遲預測系統，並根據各港口的使用需求，結合其港埠內的營運單位、人員班表、設備配置、貨櫃裝卸等資訊，以調整模型的參數設置，以達到提升班表穩健度與進港準時率之目的，除此之外，亦可加以整合貨櫃卡車預約系統，根據貨櫃輪進港延遲模型判斷目標貨櫃的進港延遲程度，以安排貨櫃卡車前往場站提領貨櫃的時段，減少貨櫃裝卸的等待時間，加速貨櫃裝卸與提領的效率，避免貨櫃卡車重複預約而產生額外的成本，確保整體港埠內的貨櫃物流活動順暢進行。

6.3 未來方向與改善

影響貨櫃輪進港延遲的因素眾多且繁雜，相關因素與事件的蒐集也具有挑戰性，而本研究使用之相關資料主要整理自臺灣港務股份有限公司的臺灣港棧服務網，因此，目前所建置之貝氏網路模型並未納入海洋狀況、氣象資訊等，若可將氣候因素或海象因素加入模型中，增加貝氏網路模型的變數，如海流速度、海流表面溫度、海面風速、能見度等相關資料，探討貨櫃輪到港前 24 小時之海洋與天氣狀況對進港延遲的影響，並加以測試加入的變數是否可改善模型的預測與分析能力。

另外，本研究的貨櫃輪延遲進港模型皆根據各港口之狀況進行建置，因此，單一模型僅可針對其港口的貨櫃輪進行延遲分析與預測，包含基隆港、臺北港、臺中港與高雄

港，未來可將研究範圍擴增至涵蓋臺灣其他的貿易港口，建置多個單一港口的模型，或是將模型擴大為多港口可同時通用之貝氏網路模型，亦可將船種由貨櫃輪延伸為多船種，如客輪、散裝輪、煤輪、木材輪等，使模型可於所有臺灣的港口內通用，發展為全臺灣進港船舶的延遲預測系統。

參考資料

- 蕭博元（民109）。應用貝氏網路預測航班延誤擴散。國立交通大學管理學院運輸物流學程碩士論文。
- Afenyo, M., Khan, F., Veitch, B., & Yang, M. (2017). Arctic shipping accident scenario analysis using Bayesian Network approach. *Ocean Engineering*, 133(August 2016), 224–230.
- BayesFusion, L. L. C. (2017). GeNIe modeler. *BayesFusion, LLC, Pittsburgh, PA*, accessed Nov, 30, 2017.
- Bielza, C., Li, G., & Larranaga, P. (2011). Multi-dimensional classification with Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 52(6), 705-727.
- Canbulat, O., Aymelek, M., Turan, O., & Boulougouris, E. (2018). A Bayesian belief network model for integrated energy efficiency of shipping. In *Trends and Challenges in Maritime Energy Management* (pp. 257-273). Springer, Cham.
- Canbulat, O., Aymelek, M., Turan, O., & Boulougouris, E. (2019). An application of BBNs on the integrated energy efficiency of ship–port interface: a dry bulk shipping case. *Maritime Policy & Management*, 46(7), 845-865.
- Cawley, G. C., & Talbot, N. L. (2010). On over-fitting in model selection and subsequent selection bias in performance evaluation. *The Journal of Machine Learning Research*, 11, 2079-2107.
- DiPietro, L., Guglielmetti Mugion, R., Musella, F., Renzi, M. F., & Vicard, P. (2017). Monitoring an airport check-in process by using Bayesian networks. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 106(July), 235–247.
- Fancello, G., Pani, C., Pisano, M., Serra, P., Zuddas, P., & Fadda, P. (2011). Prediction of arrival times and human resources allocation for container terminal. *Maritime Economics & Logistics*, 13(2), 142-173.
- Friedman, N., Geiger, D., & Goldszmidt, M. (1997). Bayesian network classifiers. *Machine learning*, 29(2), 131-163.
- Gupal, A. M., & Vagis, A. A. (2002). Learning on Bayesian networks. *Journal of Automation and Information Sciences*, 34(5–8), 29–33.
- Hasheminia, H., & Jiang, C. (2017). Strategic trade-off between vessel delay and schedule recovery: an empirical analysis of container liner shipping. *Maritime Policy and Management*, 44(4), 458–473.
- Heckerman, D., Geiger, D., & Chickering, D. M. (1995). Learning Bayesian networks: the combination of knowledge and statistical data. *Machine learning*, 20(3), 197-243.

- Holmes, D. E. (Ed.). (2008). *Innovations in Bayesian networks: theory and applications* (Vol. 156). Springer.
- Jiang, C., Wan, Y., & Zhang, A. (2017). Internalization of port congestion: strategic effect behind shipping line delays and implications for terminal charges and investment. *Maritime Policy and Management*, 44(1), 112–130.
- Khakzad, N., Khan, F., & Amyotte, P. (2011). Safety analysis in process facilities: comparison of fault tree and Bayesian network approaches. *Reliability Engineering and System Safety*, 96(8), 925–932.
- Kim, S., Kim, H., & Park, Y. (2017). Early detection of vessel delays using combined historical and real-time information. *Journal of the operational research society*, 68(2), 182–191.
- Ku, L. P., Chew, E. P., Lee, L. H., & Tan, K. C. (2012). A novel approach to yard planning under vessel arrival uncertainty. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 24(3), 274–293.
- Li, C., Qi, X., & Song, D. (2016). Real-time schedule recovery in liner shipping service with regular uncertainties and disruption events. *Transportation Research Part B: Methodological*, 93, 762–788.
- Marcot, B. G. (2012). Metrics for evaluating performance and uncertainty of Bayesian network models. *Ecological modelling*, 230, 50–62.
- Notteboom, T. E. (2006). The time factor in liner shipping services. *Maritime Economics & Logistics*, 8(1), 19–39.
- Pani, C., Vanelslander, T., Fancello, G., & Cannas, M. (2015). Prediction of late/early arrivals in container terminals—a qualitative approach. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 15(4), 536–550.
- Pant, R., Barker, K., Ramirez-Marquez, J. E., & Rocco, C. M. (2014). Stochastic measures of resilience and their application to container terminals. *Computers & Industrial Engineering*, 70, 183–194.
- Rodriguez, J. D., Perez, A., & Lozano, J. A. (2009). Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(3), 569–575.
- Rodríguez-Sanz, Á., Comendador, F. G., Valdés, R. A., Pérez-Castán, J., Montes, R. B., & Serrano, S. C. (2019). Assessment of airport arrival congestion and delay: prediction and reliability. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 98(December 2018), 255–283.
- Santos, M. S., Soares, J. P., Abreu, P. H., Araujo, H., & Santos, J. (2018). Cross-validation for imbalanced datasets: avoiding overoptimistic and overfitting approaches [research

- frontier]. *ieee Computational iNtelligeNCe magaziNe*, 13(4), 59-76.
- Song, R., Huang, L., Cui, W., Óskarsdóttir, M., & Vanthienen, J. (2020). Fraud detection of bulk cargo theft in port using Bayesian network models. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(3), 1–22.
- Sutrisnowati, R. A., Bae, H., & Song, M. (2015). Bayesian network construction from event log for lateness analysis in port logistics. *Computers and Industrial Engineering*, 89, 53–66.
- Vehtari, A., & Lampinen, J. (2002). Bayesian model assessment and comparison using cross-validation predictive densities. *Neural computation*, 14(10), 2439-2468.
- Wang, Z., & Guo, C. (2018). Minimizing the risk of seaport operations efficiency reduction affected by vessel arrival delay. *Industrial Management and Data Systems*, 118(7), 1498–1509.
- Wu, C. L., & Law, K. (2019). Modelling the delay propagation effects of multiple resource connections in an airline network using a Bayesian network model. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 122(December 2018), 62–77.
- Wu, P. P. Y., Pitchforth, J., & Mengersen, K. (2014). A hybrid queue-based Bayesian network framework for passenger facilitation modelling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 46, 247–260.
- Xie, J., & Qiu, Z. (2007). The effect of imbalanced data sets on LDA: a theoretical and empirical analysis. *Pattern recognition*, 40(2), 557-562.