「交通部航港局第二屆航港大數據創意應用競 賽」

誤點?塞港? 交給 AI 來解

目錄

壹、 研究目	目的與動機	1
+ (1 1 1 1)	小你去回火咖	4
	生與亮點說明	
	動全身的港務運作	
	未來,掌握船隻到港時間	
三、真實的無	船舶流量决策分析系統	2
參、 研究流	允程	2
	· 襗	
	義	
	· 、 况	
建、 未來当	吳點時長預測	10
	據導入AI 深度學習模型進行預測	
化 上击动	次 M	4.2
	資料之應用	
	效率的港口物流作業平台	
三、陸側(港	區智慧交通系統與智慧監控管理系	統)13
陸、 實際第	紧例與國外文獻	14
	特丹港	
	堡港	
	山港	
	卷	
五、參老文庫		15

圖表目錄

圖表 1 台灣各港出港船舶載貨頓數長條圖	3
圖表 2 進港船舶表 raw data 欄位	4
圖表3誤點時長與艘次關係圖	5
圖表 4 誤點時長與頓數關係圖	5
圖表 5 艘次與船種關係圖	6
圖表 6 五大船種誤點時長	7
圖表7碼頭與誤點時長關係表(貨櫃輪)	8
圖表 8 碼頭與誤點時長關係表(油輪)	9
圖表 9 過去的誤點時長圖	10
圖表 10 分析模型流程圖	11
圖表 11 LSTM 預測結果	11
圖表 12 可能影響的變因	12

摘要

近年受疫情影響,使得全球塞港的問題逐漸浮現檯面。然而台灣一樣有如此問題嗎?有專家提出塞港的問題並非官方認為的引發於疫情,而是一直都有的毛病,只是受到疫情因素影響更劇烈而以。本研究以高雄港為例,透過航港局資料庫及台灣港棧服務網的航班到港時間資料,做過去四年的現況分析,檢視疫情前後的航班誤點狀況。進而採用 AI 模型方法,用以預測未來幾天的航班誤點資訊,最後提出幾項國外港口的實例,結合大數據及深度學習的模型用以提升塞港預測的準確率的方法,期許未來能應用於國內打造智慧港口。

壹、 研究目的與動機

一、目的

本研究目的在於將台灣船舶塞港的議題聚焦於船種、碼頭,分析在不同船種、碼頭的情況下的船班塞港情況,就現況分析找出誤點情況最嚴重的組合,提供從業人員改善的方向。進而提出未來幾天航班的誤點時間預報,讓從業人員可以了解未來船舶進港的誤點時間長短走向。

二、動機

近年因為疫情影響,船舶塞港儼然已成為各國航運的棘手問題。而根據今年3月的「港運港區運輸效能提升研討會」討論內容提到,台灣的港口的塞港狀況可能並非單純疫情影響。特別是貨運業者無法有效掌握港口的作業時間,一連串貨運運輸、領交櫃效率不佳,因此關於港口的塞港狀況和如何提升港口運輸效率,將是我們這次研究的重點。此篇研究分析會聚焦於船舶實際進港與預報進港的時間誤差,並透過2018年~2022年8月的資料,以現有資料集做分析,觀察近年的塞港趨勢,後利用AI人工智慧的模型,導入前14天的資料來預測未來航班塞港的趨勢。

貳、 創新性與亮點說明

一、牽一髮動全身的港務運作

從每日的船席調配、引水人領港、上下貨作業、貨櫃稽查到陸 路物流,每一艘船舶的順利作業都依靠著眾多專業人士通力合 作,而 2019 年新冠肺炎更加嚴格地考驗這條緊密關係,如何運 用資訊科技優化每一個環節將是轉型智慧港口的重要課題。

二、AI 預測未來,掌握船隻到港時間

現今有 AIS 船舶即時動態資料的平台,能整合每艘船預計停靠港口,絕對位置,也有平台已能透過船舶航速、船隻走向預測未來靠港時間,但往往航班還會因為各種因素而誤點。此篇研

究不同之處在於,考量船舶誤點時間因素,透過過往歷史資料,我們能預測出未來幾天船舶誤點的趨勢,並利用過往前 14 天的資料預測下一天可能誤點的時間,提供港務人員及貨運業者決策方向,盡早做好航班的誤點準備作業。

三、真實的船舶流量決策分析系統

利用深度學習的模型,分析未來幾天進港之船型、數量進而預 測船舶進港高峰,並模擬平均等待時間以供判斷是否有塞港風 險,使港務決策方有時間、有依據、有效率的安排船席與陸上 作業,讓人力物力分配做出最大效益。

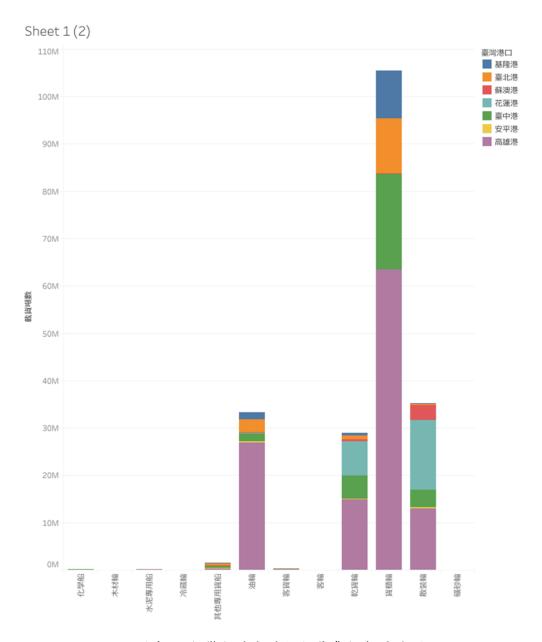
參、 研究流程

以下為研究者針對塞港議題探討,逐步依據 1.港口選擇 2.塞港 定義 3.塞港狀況 順序分析

一、港口選擇

為了簡化分析的方向,此篇研究聚焦於單一港口分析,因此只會採用國內其中一個港口的資料。

國內總共有數十個國際、國內港,在此研究者依據交通部航港局航港發展資料庫---臺灣地區各港出港船舶按船種及地區分(貨部分)資料集,找出國際貿易進出口量最大的商港,並以此商港做為主要分析依據。以下分析如圖表1所示



圖表 1 台灣各港出港船舶載貨頓數長條圖

圖表 1 是根據交通部航港局航港資料發展庫-臺灣地區各港 出港船舶按船種及地區分(貨部分)報表,有關各港口出港 貨物總噸數與船種關係長條圖,紫色的部分代表高雄港的噸 數,由圖表我們可以清楚得,高雄港處理的貨物總量是所以 港口之冠,而且遙遙領先其他港口,所以研究者在此選擇高 雄港作為我們這次的研究分析目標。

二、 塞港定義

在開始做塞港的議題之前,我們必須先找到一個能清楚、客觀表示塞港情形的定義,並且要量化塞港的數據,使得在分析過程方便比較,可以明確知道怎麼樣算塞?目前有多塞?為此,研究者根據丹麥航運諮詢機構 Sea Intelligence 發佈的Global Liner Report,以船班的誤點時間來做為塞港的依據。塞港是一種現象,當塞港的現象發生時,即代表有大量的船舶在碼頭外海徘徊無法完成靠港的作業。已知船舶在靠港前會先申請進港預報,但實際到港時間往往會與預報時間有誤差,而此誤差即是船舶在海外徘迴無法順利靠港導致,因此我們可以利用船舶的誤點時間差當作研究船舶塞港的一個依據

誤點時長=(進港靠泊時間-預定進港時間)

三、塞港狀況

(一)資料盤點

誤點時長定義:

此段開始,採用*臺灣港棧服務網*公開的 raw data 進港船舶表資料類型為 csv 檔,日期從 2018/01/01~2022/08/22 資料欄位如圖表 2

船舶呼號	稻種	英文船名	簽證编號	預報進港時間	預定靠泊時間
IMO	港口代理	中文船名	到港目的	進港通過港口時間	預定離泊時間
10 3	白碼頭	前一港	VHF報到時間	船長(M)	下錨時間
90.3	白時間	次一港	船長報到ETA	趣順	進港通過5浬時間

圖表 2 進港船舶表 raw data 欄位

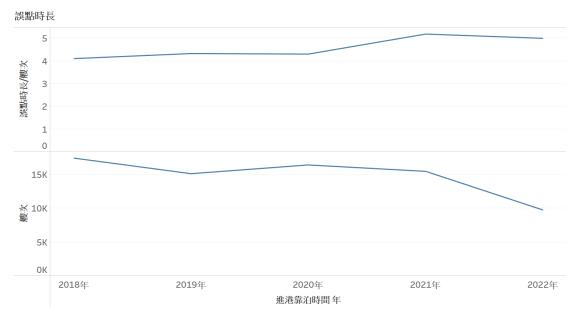
我們採用進港靠泊時間、預定進港時間、船種、總噸、靠泊碼 頭來做為初步分析的資料欄位

(二)資料分析

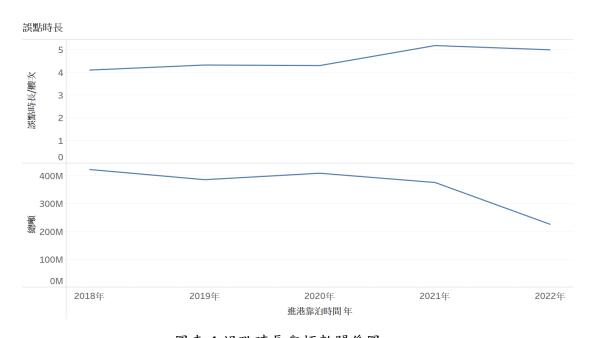
1. 誤點時長逐年分析

由於「港運港區運輸效能提升研討會」提及塞港狀況可能不只

是近年受到疫情才開始,因此我們先將過去四年的航運資料, 不分船種,根據前段誤點時長的定義整理出如下2圖:



圖表3誤點時長與艘次關係圖



圖表 4 誤點時長與頓數關係圖

圖表 3 為誤點時長與船艘總數逐年分佈的折線圖,圖表 4 為誤點時長與總噸逐年分佈的折線圖,從折線圖的曲線中我們可以得知以下幾個結論,分別是:

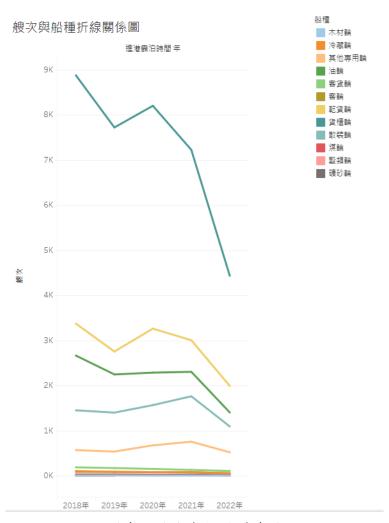
(1) 近 2 年航班誤點狀況有上升的趨勢,相較於往年,會讓

塞港情況更有感,但以2018年來說就已經有塞港的現象。確實塞港並非近幾年才有的問題

(2) 由於資料只有蒐集到 2022 年的 8 月,但我們透過 2021 年的資料可知,無論是船的總數或總噸,都沒有明顯上 升趨勢,但 2021 卻有明顯的誤點狀況,可見 2021 航班 的誤點狀況並非與航運量正相關。

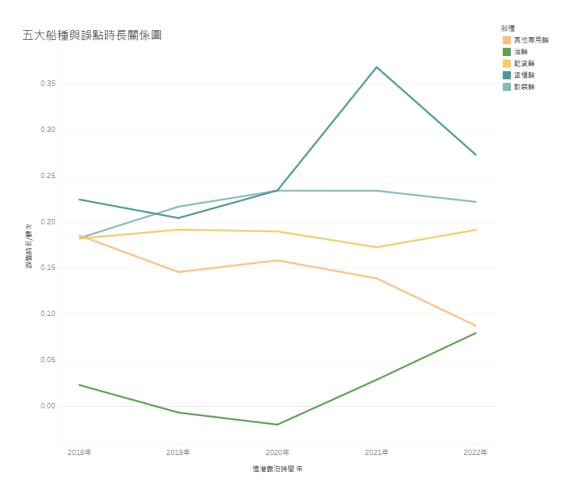
2. 船種分析

接下來研究者將船種納入分析的變因,針對不同船種做分析,目的要找出和航班誤點最有關係的船種。



圖表5艘次與船種關係圖

根據圖表5我們選出船艘次最多的五種船作為以下船種與航班誤點時長的分析:



圖表 6 五大船種誤點時長

如以上圖表6可知有兩種船種在近兩年資料有明顯的誤點更嚴重 的趨勢,分別為貨櫃輪及油輪,而貨櫃輪更為所有船種中進港 量最多的船種。

以下將納入各碼頭的變因,分別對貨櫃輪以及油輪做更進一步探討,目的要檢視各碼頭的誤點狀況,是否為少數幾個碼頭才面臨到的問題,以下資料排除部分具有空值得資料,目的是排除樣本數太少的碼頭:

船種與誤點時長關係圖(與前一年同欄位資料做相減百分比計算)

		進	港靠泊時間	年		14里上13	特長/艘次:
靠泊碼頭	2018年	2019年	2020年	2021年	2022年		_
#63碼頭		-1.66%	9.66%	22.07%	-15.10%	-100.00	J%
#64碼頭		-15.90%	32.26%	31.83%	-27.51%		
#65碼頭		1.99%	21.16%	48.60%	-14.12%		
#66碼頭		-28.14%	32.93%	27.77%	-22.50%		
#69碼頭		-4.13%	-5.86%	130.94%	-34.66%		
#70碼頭		-19.69%	5.75%	96.35%	-6.25%		
#76碼頭		-32.74%	-25.49%	82.70%	-34.79%		
#77碼頭		-14.01%	-8.23%	94.31%	-10.72%		
#78碼頭		-27.79%	-20.23%	48.77%	-42.92%		
#79碼頭		-8.97%	-21.08%	117.96%	-16.05%		
#80碼頭		0.72%	-16.38%	103.00%	-67.32%		
#81碼頭		37.74%	-10.88%	160.47%	-38.69%		
#108碼頭		4.18%	41.56%	19.06%	-38.68%		
#111碼頭		29.74%	14.53%	36.30%	-16.19%		
#115碼頭		-0.30%	65.57%	7.09%	-27.31%		
#116碼頭		-17.62%	60.85%	44.98%	-62.39%		
#117碼頭		38.59%	18.69%	13.73%	-33.64%		

圖表7碼頭與誤點時長關係表(貨櫃輪)

圖表7為貨櫃輪對於各碼頭的資料,百分比為相較於前一年數據 的比例正百分比代表相較於前一年多,負百分比反之。

由圖表7可知各碼頭在2021年的資料相較於前一年全是上升, 因此可以推論:

誤點的情況是在 2021 年時很明顯的更嚴重,但也並非是少數幾個碼頭才有的狀況,因此確實我們可以感受到 2021 年塞港更有感。但在今年 2022,這項問題已經有改善,全部的碼頭相較於去年誤點的時間,都有縮短。

以下圖表 8 為油輪對於各碼頭的資料整理,百分比為相較於前一年數據的比例正百分比代表相較於前一年多,負百分比反之。

油輪與誤點時長關係表(與前一年資料做比較)

	進	進港靠泊時間 年		
靠泊碼頭	2020年	2021年	2022年	
#57碼頭		-119.7%	6871.4%	
#27碼頭		119.8%	902.5%	
#60碼頭		69.1%	323.6%	
#44碼頭		-628.3%	236.7%	
#28碼頭		-28.8%	199.5%	
#51碼頭		209.1%	176.7%	
#8碼頭		72.8%	171.6%	
#31碼頭		82.8%	162.6%	
#9碼頭		-141.2%	162.0%	
#50碼頭		15.6%	159.6%	
#99碼頭		-114.7%	132.9%	
#48碼頭		-817.8%	124.3%	
#30碼頭		-120.1%	95.8%	
#52碼頭		-510.7%	91.4%	
#102碼頭		-10.1%	90.7%	
#62碼頭		-11.2%	90.1%	
#55碼頭		-145.8%	83.0%	
#103碼頭		11.1%	68.3%	
#53碼頭		-125.1%	32.4%	
#74碼頭		0.3%	29.6%	
#105碼頭		800.4%	22.4%	
#73碼頭		-111.9%	6.5%	
#54碼頭		211.7%	4.8%	
#61碼頭		210.3%	-8.8%	
#58碼頭		329.8%	-18.7%	
#37碼頭		468.0%	-79.8%	
#49碼頭		-14203.9%	-82.7%	
#104碼頭		111.5%	-109.7%	
#122碼頭		-282.7%	-199.9%	
#75碼頭		351.4%	-206.6%	
#39碼頭		-159.6%	-891.9%	
#40碼頭		104.8%	-1009.7%	
#46碼頭		93.8%	-1370.1%	



圖表 8 碼頭與誤點時長關係表(油輪)

從圖表8可知,與貨櫃輪的狀況不同,每個碼頭的狀況皆不相同,但根據圖表6的折線圖可知,2022年的誤點時長整體相較於2021年又更上升了許多,且多數碼頭也呈現如此狀況。根據臺灣港務股份有限公司高雄港務分公司資料,高雄港各碼頭編號又分別為不同碼頭營運商管理,再詳細分析可以探討不同營運商的運輸效率,或是船舶的前一港、後一港來去向,找出更多的誤點因素分析。

肆、 未來誤點時長預測

根據以上的初步塞港狀況分析,研究者導入深度學習模型,結合歷史資料大數據,對未來幾天的誤點時長趨勢、甚至是預測誤點時長預測,像天氣預報的模式提供給貨運業者對於未來幾天可能發生的誤點情況做因應

一、將大數據導入 AI 深度學習模型進行預測

由於在觀察每日的航班誤點折線圖時,如下圖表9,研究者發現 航班每日的誤點曲線,都有隨時間變化的規則頻率,是相當適 合採用機器學習的時間序列模型的樣本。



圖表 9 過去的誤點時長圖

研究者在此採用 LSTM 長短期記憶模型來作為航班誤點時長的預測模型, LSTM 的優點在於非常適合處理時間序列的資料型態,特別是當數據具有一定的周期時。

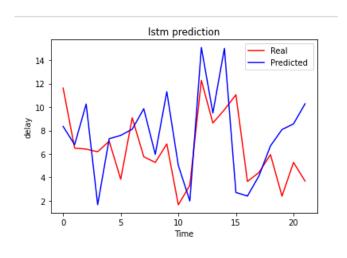
(一)資料處理

由於臺灣港棧服務網上下載的資料,日期欄位型別為 String,在此將格式轉換為 datetime,後再將今年的資料以八月為界,將八月之前的資料作為訓練集,8 月之後的資料做為測試集,訓練今年8 月之前的資料,並將 LSTM 的訓練時間區間設為 14 天,以前 14 天的歷史資料預測後一天的時間。模型架構如圖表 10



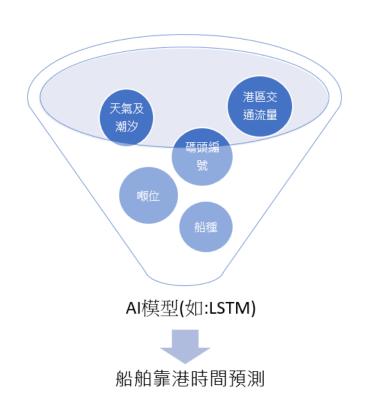
圖表 10 分析模型流程圖

(二)模型預測



圖表 11 LSTM 預測結果

從圖表11的曲線可知,若使用前段方式去做模擬後,大致上可以得知趨勢走向,也就是明後天的誤點時間會更長或更短,但若與誤點時間的實際值做比較,偶爾仍會有不小的落差。若要提升準確率,可能要考慮更多變因,增加資料量進模型,才能得到更有效的預測如圖表12,目前仍在努力嘗試修正提升準確率。



圖表 12 可能影響的變因

伍、 未來資料之應用

一、打造有效率的港口物流作業平台

由於近年全球各港船舶大型化趨勢,船舶靠港、航道水深寬度、可停泊碼頭分配,都確切影響貨櫃的裝卸效率,勢必也會是未來常常會遇到的課題。而又因為物流業人力短缺傾向,因此港口的海運停泊,需要一個能有效整合航、陸運業的資料平台,使得陸運業者能掌握航運業者的裝卸貨資訊,應避免掉過多不必要的閒置作業,將人力分配在刀口上。

為了打造資料整合平台,可分為海側與陸側兩個面向,分別針對航運方與陸運方的資料整理,最後整合出航陸運業的平台,使得陸運業者能確實掌握航運業者到港停泊的時間,期望未來能在兩個面向藉由大數據應用打造智慧港口。

二、海側

(一) 航港大數據彙整

串聯船舶進出港預報資料、實際資料、AIS 船舶動態系統資料、 天氣潮汐預報,打造準確的港口船舶進出港時間,使得物流業 者能準確掌握船舶到港時間,盡早準備運貨管理,提升效率。

(二) AI 預測未來各船進港時間

藉由 AI 機器學習預測未來幾天的航班流量狀況,結合 AIS 船舶動態系統資料,自動化船舶進港預報時間,港務人員能掌握對港口管理有利的資訊,目標在降低船舶停靠時間和提升港務運作順暢,進而提升港口吞吐量,打造出更具有競爭力的國際港口。

三、陸側(港區智慧交通系統與智慧監控管理系統)

(一) 港區陸運大數據彙整

串聯港區周邊路口流量動態資料、貨運業者每日裝卸貨資料, 整合出陸側大數據平台,有效掌握港口貨物處理作業。

(二) 更有效率的港區管理

透過與陸上交通資訊結合,船舶的進港時機與物流業者行車路線和排班能事先被規劃,大幅增加貨車在港區的行車安全,亦能降低貨車在港區等待與行車時間,同時促進港口運轉效率,港口管理方能達成綠色、安全港口的目標,貨運方因為人力配置更加精準,能舒緩目前物流業者面對貨車司機不足的情況。

陸、 實際案例與國外文獻

一、荷蘭鹿特丹港

鹿特丹港目標在 2025 達到 connected shipping 的數位轉型計畫,在一項名為 Smart Infra 的項目中,他們在港口沿岸海上及陸地安裝感測器,感應器會接收各種資料舉凡氣溫、潮汐、濕度、泊位分配狀況等等有利港務人員決策的資料,綜合各種資料源以分析出船隻進港和裝船卸貨的最佳時間點。

二、德國漢堡港

漢堡港有 2040 發展計畫,其中的 I2PANEMA,使用感測器和物流網收集港口船隻各種資料,還能蒐集船舶排放值、用電量以及預計到達時間透過種種資料,希望能使船舶進港流程自動化、提高港口運作透明度、風險評估以及綠色港口目標,另外在 PORT MONITOR 項目中,結合地圖、船舶位置、水位數據、泊位、當前建築中的工地、橋樑高度和寬度等各種信息,補足更多資料以利分析。

三、韓國釜山港

釜山港務局於 2021 年啟動綠色智慧海港計畫,著重於各項平台整合,例如結合航商與漁業的航商與漁業資訊整合平台,蒐集港口設施數值並將港口設施資訊數位化,進而發展出提升港口管理效率的智慧海港物聯網整合及營運技術,都是韓國目前刻正執行中的智慧港口重點發展項目。

四、新加坡港

新加坡於 2015 年宣布採用船運交通管理系統(VesselTraffic Management System)負責分析新加坡全島的港口及附近水域交通,找出潛在的繁忙水域,新加坡海事局也計畫在海港內使用全自動貨櫃拖車及船運數據分析等 AI 分析。

五、參考文獻

2022「港區運輸效能研討會」新聞報導

https://finance.ettoday.net/news/2205713

楊鈺池。智慧港口來臨與挑戰。

http://www2.nkust.edu.tw/~hgyang/plm-cd02.pdf 。

蔡絢麗、林婷如、張志清 (2019)。創新科技在航運及港埠經營上之應用。 http://www.mq.org.tw/upload/journal/prog/b18df6eb 20200819.pdf

Hanseatic Transport Consultancy (2020) • Reduction of CO2-Emissions ejected by Heavy-Duty-Vehicles •

http://www.hafen-hamburg.net/mails/smooth-ports-report.pdf 。

段人豪、彭成煥 (2021)。臺灣港群智慧港口的 發展規劃及建設。

http://www.cie.org.tw/cms/JournalFiles/11003 chapter04.pdf •

Smart Shipping Process •

https://www.portofrotterdam.com/en/to-do-port/futureland/smart-shipping-process

5G 智慧海港應用案例介紹一韓國釜山港打造綠色智慧海港(2022)。

https://5gsmart-trans.org.tw/index.php/article/readfull/6/10 •

I2PANEMA •

https://www.hamburg-port-authority.de/de/hpa-360/smartport/its-projekte#c8539 •

丹麥

https://www.sea-intelligence.com/press-room/122-global-liner-performance-report-2021-fy

馬克・萊文森(2022) 吳國卿 (譯) (2021)

貨櫃與航運: 搶船、搶港、搶貨櫃, 你上船了嗎? 貨櫃推動的全球。臺北市:八旗。(Marc Levinson, 2006)

Xiangyu Zhou , Zhengjiang Liu , Fengwu Wang , Yajuan Xie and Xuexi Zhang

---Using Deep Learning to Forecast Maritime Vessel Flows

Noureen ZafarID, Irfan UI Haq

--- Traffic congestion prediction based on Estimated Time of Arrival

資料來源:

台灣各港出港船舶載貨頓數長條圖

https://data.motcmpb.gov.tw/ListFolders/Document/106888?name=106888

臺灣港棧服務網進港船舶表

https://tpnet.twport.com.tw/IFAWeb/Function? RedirUrl=/IFAWeb/Reports/In PortShipList