

2025年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號	100012
參展科別	工程學
作品名稱	開發影像辨識系統應用於離岸流偵測預警
得獎獎項	一等獎 美國國際科技展覽會 ISEF 耶魯科學與工程學會獎

就讀學校	高雄市立高雄女子高級中學
指導教師	朱威達 呂雲瑞
作者姓名	陳緒芊 呂益萱

關鍵詞 離岸流、影像辨識、YOLO v8

作者簡介



來自高雄女中雙語實驗班，真是個好地方，謝謝科展這條路上遇到的人，若沒有你們，我們走不到今天，不想寫得太性感，所以來介紹一下我們自己。

陳緒芊，屏東人，曾經以為只有屏東百貨公司的手扶梯是灰色的。襪子會分左右腳。認為家裡有飲水機很像辦公室。

呂益萱，高雄人，立志成為一隻貓咪，太難的話，當隻毛毛蟲也可以。左撇子寫字看起來很療癒，外加喜歡在書包上別滿徽章、留下洞洞。本人的家裡就有飲水機。

研究報告封面

2025年臺灣國際科學展覽會 研究報告

區別：南區

科別：工程學科

作品名稱：開發影像辨識系統應用於離岸流偵測預警

關鍵詞：離岸流、影像辨識、YOLO v8（最多三個）

編號：

（編號由國立臺灣科學教育館統一填列）

摘要

離岸流是海灘安全的重大隱患，台灣有30處海岸經衛星拍攝到離岸流。其發生時間和地點不定，且會迅速將人帶離岸邊，最遠約100公尺。民眾常因掙扎而體力不支，導致溺斃。為減少此類事故，本研究開發了一套離岸流偵測預警系統，構建出準確度超過95%的辨識模型。因台灣無離岸流圖庫，本研究除國外圖庫，也加入台灣GoOcean等平台的即時影像，以貼合台灣實際狀況。經影像前處理後，共約四萬張圖片和五十部影片用於訓練YOLO v8模型。當偵測到離岸流，即時透過Discord發送警報至救難中心。我們也加入人形辨識功能，若系統同時偵測到人與離岸流，則加強警戒等級，從而提升救援效率。

完成離岸流辨識系統後，我們著手開發預警功能。將辨識模型應用於各地監視器，蒐集更多離岸流資料，再先後使用YOLO v8和Transformer提取生成特徵，預測其發生，以達成預警的功能。

Abstract

Rip currents are a significant safety hazard on beaches, with 30 coastal locations in Taiwan observed to have rip currents through satellite imagery. Their occurrence time and location are unpredictable, and they can quickly carry people up to about 100 meters offshore. Many drown due to exhaustion while struggling against the current. To reduce such incidents, this study developed a rip current detection and alert system, creating a recognition model with over 95% accuracy.

Since Taiwan lacks a dedicated rip current database, this study incorporated images from foreign databases and real-time footage from Taiwanese platforms like GoOcean to better match Taiwan's conditions. After pre-processing the images, around 40,000 images and 50 videos were used to train a YOLO v8 model. When a rip current is detected, an alert is instantly sent via Discord to rescue centers. A human detection feature was also added, so if the system detects both a person and a rip current simultaneously, the alert level is raised, further enhancing rescue efficiency.

After completing the rip current recognition system, we began developing a forecasting feature. By applying the recognition model to surveillance cameras in various locations, more rip current data can be collected. Using YOLO v8 and Transformer to sequentially extract and generate features, we aim to predict rip current occurrences, achieving an early warning capability.

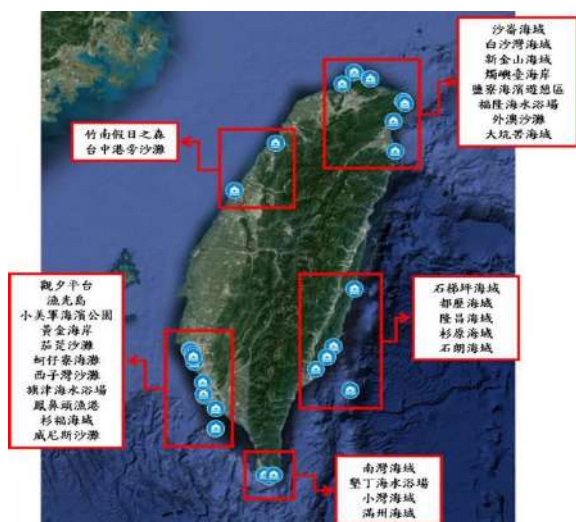
一、前言

（一）研究動機

每到酷熱的夏日，海灘成為了許多台灣人的消暑首選，吸引各地遊客觀光。然而，在這片看似平靜的海洋中，潛藏著令人擔憂的危險——離岸流。

離岸流為一股快速向外海移動的海流，受海底地形的阻礙，在初期會形成平行海岸的沿岸流，最後匯集成一或數道的離岸流，向外宣洩能量。離岸流的出現是不定時、不定點的，許多遊客在享受海浪時，並未意識到自己正面臨被捲入海外的風險。當人們發現危險並試圖回到岸邊時，往往會因體力不支導致溺水事件的發生。這種隱蔽的海流不僅威脅著遊客的安全，還可能造成無法挽回的悲劇。

根據內政部消防署的統計，近五年來，台灣平均每年有902人因溺水而受傷，海邊事故占了23%，而其中離岸流因為一般民眾不易看出，又會將遊客快速帶離海岸，因此成為溺水事件的主因。



圖（一）台灣離岸流熱區分佈
（來源：監察院審計部）



圖（二）於四月旗津實地踏查拍攝之離岸流
（來源：作者拍攝）

經過文獻探討並實地觀察後，我們發現離岸流具有以下特徵：海表面相對周圍平靜、海浪顏色較周遭深、流速快且海流移動方向向外等。綜合這些特徵，我們聯想到可以透過影像辨識開發一套自動監測離岸流的警示系統。再加入人形辨識模型，最終利用更多影像資料進行預測，達到預警效果。經過比較多種物件偵測後，我們選定YOLO v8作為我們的物件偵測模型。透過這項研究，我們期望能有效提升海灘的安全性，讓更多人享受海洋的樂趣，而不必擔心潛在的危險。

（二）研究目的

目前離岸流的識別主要仰賴救生員或民眾觀察浪花型態進行判斷，若無相關經驗者難以確認是否為離岸流，以致於忽略其中的危機。另外，離岸流的確認時常以高空俯瞰圖作為依據，並非一般民眾容易觀測的角度，也增加了辨識困難度。

本研究旨在開發一套能夠自動監測離岸流的影像辨識系統，並發展出預警功能。此系統借助海邊架設之監視器，根據我們訓練的兩種影像辨識模型（偵測與預測），判斷離岸流的形成與發生，並即時回傳警示訊息到當地救難中心，提醒民眾避免在離岸流區域活動，進一步請救生員加強對離岸流發生區域的關注，從而有效降低意外事件發生的風險。

（三）研究問題

1.找尋適合的離岸流熱區監視器

我們考量了多種海岸即時影像取得來源，最後選用國家海洋研究院GoOcean、中央氣象署等YouTube頻道全天直播的即時影像，此做法具有可全天候偵測的優勢，及以下有利於此影像辨識的條件：

（1）高角度拍攝：經與管理單位聯繫後，監視器的高度多達10~12公尺，足以構成俯瞰視角，可使模型以適當的角度辨識出離岸流的發生。

（2）即時性：畫面經由YouTube進行直播，可取得即時的海面狀況，且網路連線較穩定

（3）設於遊客較多的地區且遍及全台：本研究旨在透過離岸流預警，降低民眾戲水風險，因此在全台多個戲水聖地皆設有攝影機恰符合本研究之需求。

2.訓練離岸流偵測系統

先於多個國外圖庫及先前提到的監視器，蒐集不同角度的離岸流照片及無離岸流的海面圖片。對圖片進行前處理並分類後，取用YOLO v8的算法，以此資料庫訓練一套影像辨識模型。反覆交叉驗證以提升辨識精準度，最後透過即時下載直播進行離岸流偵測。

3.訓練離岸流預警系統

將先前提到的離岸流偵測模型套用於台灣實地監視畫面，辨識並收集離岸流形成過程的數據，將這些數據用於訓練離岸流預警模型。

4.人形辨識與警報通知

(1) 加入人形辨識系統：若標示人形的方框與辨識出離岸流的方框同時被辨識出，即發出警報於第一時間通知救難人員，盡速出動救援。

(2) 規畫警報系統：若預測到離岸流，則根據是否辨識到人形，分為三級和四級警戒；而若辨識到已形成之離岸流，同樣根據是否辨識到人形，分為一級和二級警戒。各警報皆會觸發海邊廣播系統，但會傳送不同訊息至救難中心，提供救生員不同的行為指令。

警戒分級：由於最終系統將同時包含偵測離岸流模型、預測離岸流模型兩種，我們將警戒自定義分為一到四級警戒。當偵測到離岸流時，因離岸流已經發生，為較緊急事件，故會觸發一級警戒：啟動海邊廣播系統警示民眾已發生離岸流，應即刻遠離該區海域、請求救生員依當下狀況預備救援或提供民眾即時協助；相對的，當預測到接下來可能發生離岸流的機率高於50%，雖可能發生離岸流，但尚未實際形成，為避免民眾陷入恐慌，則觸發二級警戒：啟動海邊廣播系統提醒民眾該區有發生離岸流之風險、請求救生員到當地協助疏散遊客並立警告牌。

二、研究方法及過程

(一) 研究設備與器材

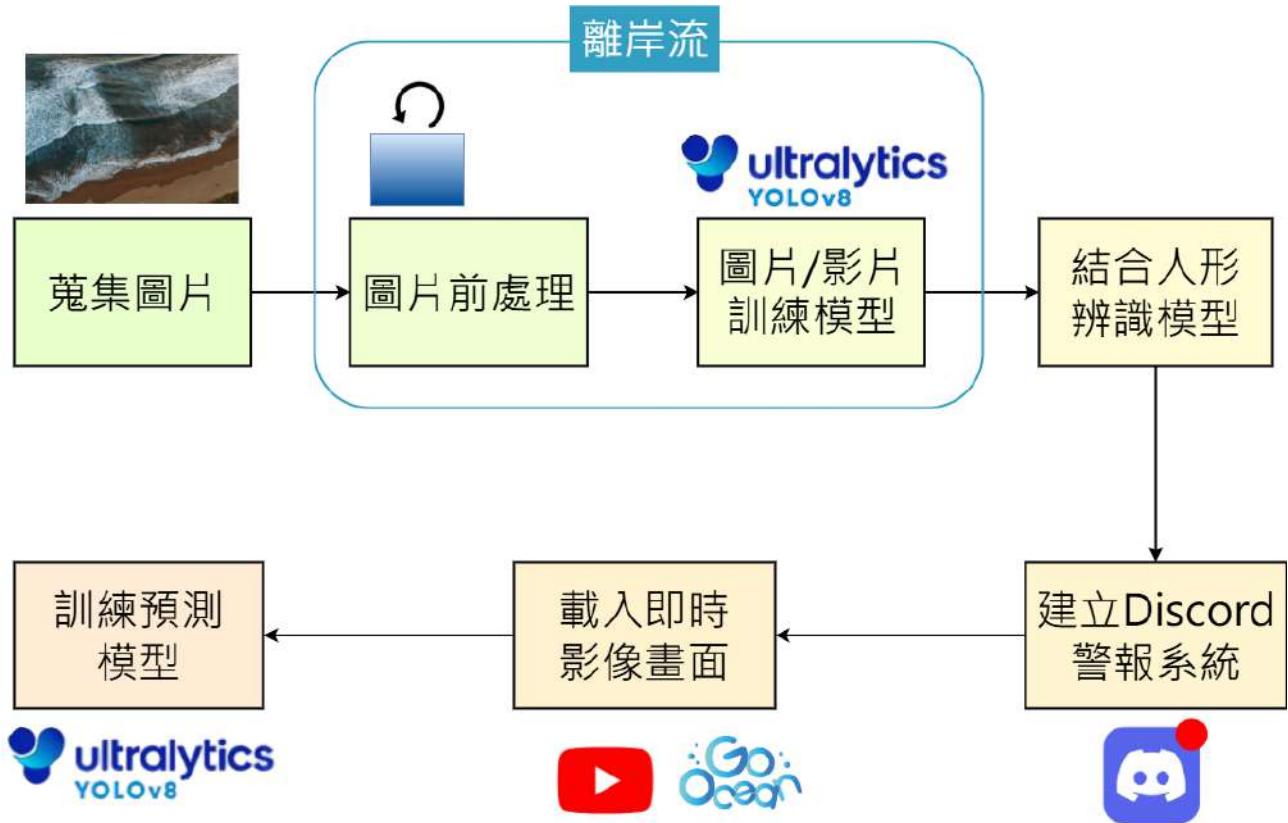
1.電腦環境

名稱	CPU	GPU
規格型號	Intel Core i9-13900KS	nVIDIA RTX A600

2.使用軟體

軟體	YOLO v8	Roboflow	Discord
應用	物件辨識模型	圖片標記	警示使用者

(二) 研究流程規畫

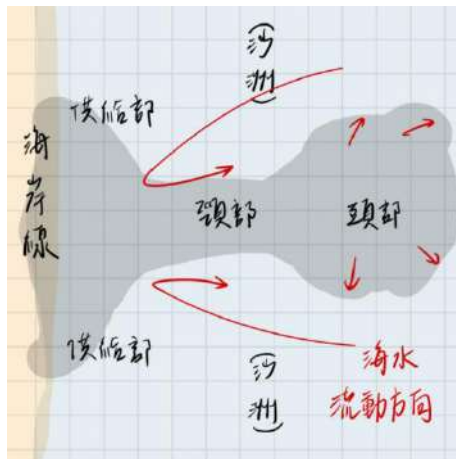


圖(三)本實驗流程圖（來源：作者電腦繪製）

圖片說明：本研究流程涵蓋有、無離岸流的影像蒐集，並經過前處理後，使用YOLO v8進行模型訓練。接著整合人形辨識模型，偵測離岸流及其周圍遊客。透過Discord建立警報系統，實現即時偵測與預警，進而提升海灘安全性，縮短救援反應時間。

（三）離岸流特徵及原理

離岸流（Rip Current）是一種強勁且狹窄的海流，通常自岸邊向外流動，能將海水、漂浮物快速帶離岸邊。離岸流於海底較少障礙物的區域下更容易發生，以下針對離岸流的形成機制及其特徵作進一步分析：



圖（四）離岸流成因示意圖
（來源：作者電腦繪製）



圖（五）離岸流特徵示意圖
（來源：本研究製作）

圖片說明：當大量海水朝岸邊湧入，受海底地形影響而形成平行於海岸線的沿岸流，最後匯集成一股快速的水流向外釋放。

圖片說明：離岸流特徵包含顏色較周圍深，且因流向相反，與周圍海浪不連貫，形似斷層。

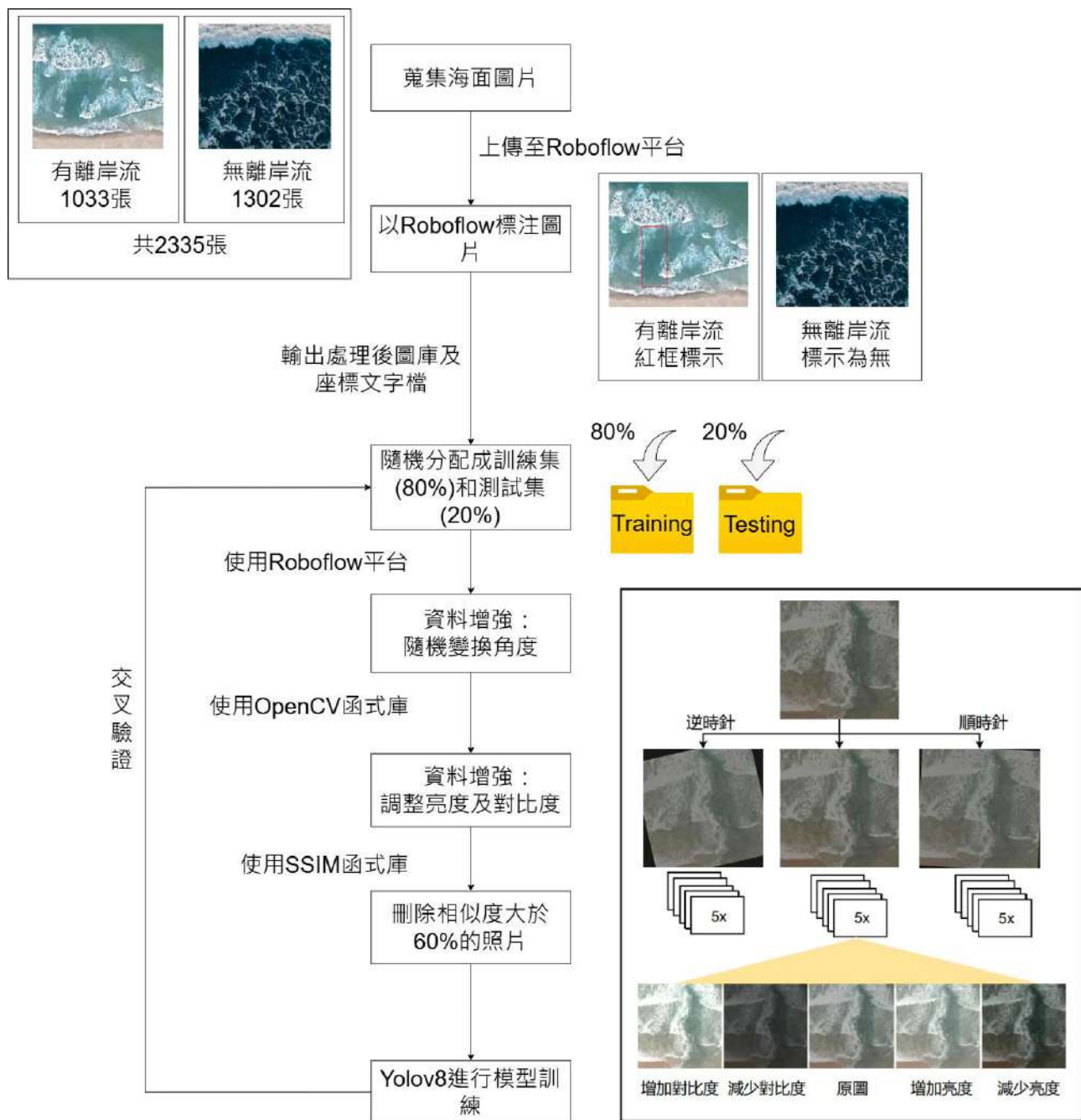
1. 形成機制：離岸流的生成主要來自波浪動力。當波浪持續湧向岸邊，受海底地形阻擋，先形成平行海岸線的沿岸流，這些湧向岸邊的海水需要一條能量釋放管道以回到海中。海流走向傾向於一條更迅速的路徑，因此這些海水會集中經過較低凹的區域，如沙洲或消波塊附近的空隙，形成快速向外的離岸流。消波塊雖設計用來減少波浪的侵蝕力量，但它們也會改變附近的水流動態，尤其在消波塊間的縫隙，可能促使水流集中並加速，從而增強離岸流的力量。

2. 地形及波浪的影響：海底地形變化、消波塊的配置及波浪能量共同影響離岸流的形成。沙洲、海底淺灘與地形低凹處，以及消波塊的人工結構，往往成為水流的集中通道，促使水流以較高速度向外排出。消波塊的設置能減少部分波浪的能量，但當波浪經過這些障礙物後，水流可能沿著消波塊的邊緣或縫隙加速，進而形成強烈的離岸流。

3. 流速與流向：離岸流的流速通常在0.5至2.5公尺/秒，根據波浪強度、地形及消波塊的分布情況而變化。流向多數與海岸垂直，將海水迅速從岸邊帶向外海。離岸流的影響範圍可達一百公尺，當水流遠離消波塊和沙洲區後，才逐漸消散。

4. 消波塊影響：雖消波塊能有效減弱波浪對岸邊的衝擊，但同時可能因為改變水流路徑，增加離岸流的強度及發生頻率。當遊客進入設有消波塊的海灘，必須特別注意其周邊水流變化，尤其是消波塊與沙洲交界處易形成強勁的離岸流。

5. 視覺辨識特徵：離岸流區域在視覺上有以下較明顯的特徵。例如，由高處俯瞰的視角下，因為海水回流時會攜帶較多沙子和沉積物，且發生區域多是海底凹陷處，其深度較深，因此該區域的水面顏色通常較深。此外，離岸流區域往往波浪較小或表面相對平靜，這是因為水流集中向外流動，導致該區域海面波動減少。也因流向不同，會和周圍海浪形成斷層般的裂流狀，如圖（五）。



圖（六）圖片前處理架構圖（來源：作者電腦繪製）

圖（六）說明：蒐集完離岸流及非離岸流圖片各約一千張後，開始進行影像前處理。我們首先在Roboflow平台將各圖片標註出特徵，再寫入程式隨機以8:2切割圖片資料集，接著進行資料增強，隨機調整角度、亮度，及對比度，最後使用SSIM函式比對圖片間的相似性，藉此刪除相似照片，完成圖片前處理，接著進入模型訓練。

（四）蒐集離岸流圖片資料庫

圖片資料的蒐集分為兩種類型，分別是無離岸流的普通海面與發生離岸流的海面。為確保模型在未來應用中能夠準確判斷，普通海面與離岸流海面的圖片數量需盡量平衡，避免因資料集比例失衡而導致模型性能下降。然而，由於離岸流圖片相對稀少，因此本研究先集中蒐集離岸流圖片，再決定普通海面圖片的蒐集數量。

經多方查詢，目前網路上可取得的離岸流圖片多來自國外資料庫，儘管台灣常發生離岸流意外，但尚無相關的專屬圖庫建置。在蒐集完國外圖庫中現有的離岸流照片後，為使模型日後能快速適應台灣監視器偵測離岸流的應用場景，本研究尋找台灣各地架設的即時監視器影像，最後選擇使用中央氣象署及國家海洋研究院Go Ocean頻道提供的監視器公開影像進行截圖，作為圖庫資料來源之一，表（1）及表（2）分別為國外各圖庫的使用圖片數以及台灣各地的監視器截圖數量。

表（1）各類圖片來源

表格說明：偵測模型圖庫來源含國外圖庫和台灣實地畫面。其中，資料集分為有離岸流及無離岸流，兩類圖片數相近，避免資料集分配不均，導致模型訓練結果過擬合。

來源 \ 圖片分類		有離岸流	無離岸流
國外圖庫 (張)	iStock	約100	約300
	Shutterstock	約200	約250
	Adobe Stock	約500	X
	Getty images	約150	X
	Pinterest	X	約250
	Photo AC	X	約150
	National Wheater Service	約50	X
	Pixabay	X	約70
台灣各地監視器 與 實地探查拍攝 (張)	中角灣	10	X
	墾丁佳樂水/南灣	X	44
	漁埕尾	X	28
	關山下海灘	X	24
	白沙灣	10	X
	花瓶岩	X	24
	風箏坪	X	23
	杉福沙灘	X	23
	中角灣	X	20
	海生館海岸	X	12
	觀夕平台	33	X
	旗津	3	12

針對監視器篩選，其條件除了位於離岸流熱區之外，也需確保其架設位置高度足夠以俯視角度觀測海岸情況，並且周圍無大規模障礙物影響判斷。最後經過多方篩選，將本研究之監視點聚焦於白沙灣、中角灣、黃金海岸、外澳沙灘、花蓮忘憂亭，與觀夕平台。

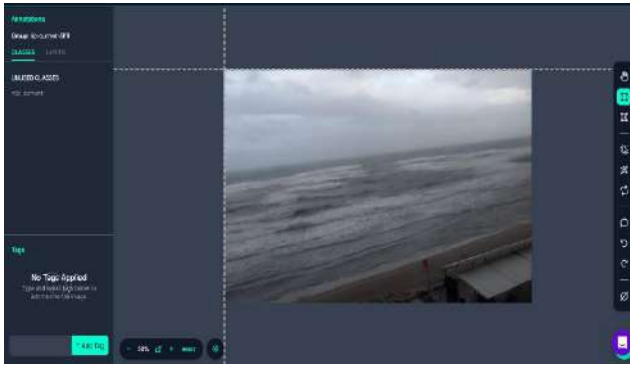
特別是白沙灣於今年（2024）暑期再度發生離岸流意外，透過新聞報導及相關影片，我們也將當時的可用數據納入本次圖庫建置中。

表（2）本研究之地區監視器畫面範例（圖片來源：截圖自Go Ocean YouTube平台）

表格說明：適用的監視器畫面，皆符合架設高度足夠俯視海面、無大型障礙物。	
觀夕平台（台南安平）	白沙灣（新北石門）
	
花蓮市忘憂亭	外澳沙灘（宜蘭頭城）
	
黃金海岸（台南安平）	中角灣（新北金山）
	

（五）圖片標示

我們使用Roboflow平台進行圖片的標示，Roboflow平台適用於多種影像辨識模型訓練的框架，其中包含YOLO v8，並且可支援多種標註方式，利於不規則形狀之離岸流完整框出，如圖（五），透過此平台，可將標註的位置數據轉換為 YOLO v8 所需的文字檔格式，助於加快並簡化本研究數據準備的過程



圖（七）平台標註畫面示意圖
（來源：截圖自Roboflow平台）



圖（八）圖片標註畫面
（來源：本研究製作）

YOLO v8所需的文字檔格式中，若標示為有離岸流，其標示的框以中央點X座標、中央點Y座標、寬、高，依序呈現四個數值。Roboflow平台輸出標註位置時會標準化其數值，可提升訓練中物體標註的一致性，簡化數據處理，如圖（五），並儲存為與圖片相同檔名的文字檔。若標示為無離岸流，則為空白檔案。本研究標示離岸流及其發生位置皆經學校多位地科老師二次確認。

檔案	編輯	檢視
1	0.77	0.70 0.46 0.35

圖（九）輸出後的標註位置文字檔（來源：本研究製作）

（六）隨機分類訓練及測試集

我們隨機將資料集切為兩部分，其圖片數量比例為8（訓練集）：2（測試集），兩者間數據不重複，此為現今影像辨識應用常見的比例。在提供充足的訓練樣本的同時，又能確保驗證集有足夠的數量來提供有效的性能評估。

訓練集的主要功能是提供數據以利模型學習。在這個階段，模型通過調整參數來最小化預測與實際標籤之間的誤差。而測試集主要功能是評估訓練好的模型的性能。通過在未見過的數據上進行測試，可以衡量模型在實際應用中的效果。如果模型在訓練集上表現良好，但在測試集上性能不佳，則可能是過擬合（overfitting）的跡象。因此，測試集也用於檢測模型是否過擬合。

1. 過擬合（overfitting）：指隨訓練次數增加，模型可準確預測測試集資料，但不能準確預測新資料。導致模型在測試時的表現過於樂觀，因為它實際上只是在記憶原有資料的特徵，而不是學習到更一般化的模式。這樣的情況會使得模型在面對新的、未見過的數據時，表現不佳。

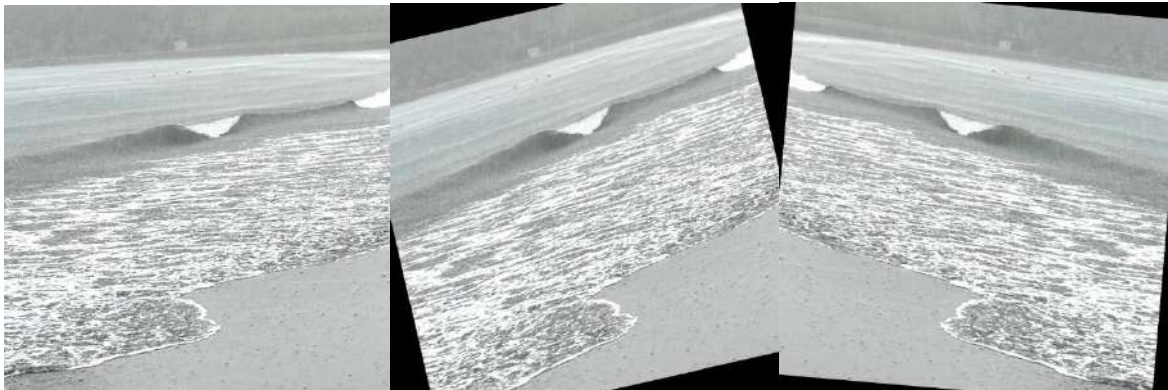
（七）資料增強（Data Augmentation）

本研究的原始資料（未經資料增強前）共有2335筆，而其中無離岸流海面共計1302張，離岸流海面1033張，這樣的數量用於深度模型的訓練實在太少。為使資料數量增加並且更加多樣化，在分出訓練集與測試集後，我們著手進行資料增強。

1. 資料增強介紹：指透過隨機調整數據（本研究之影像或影片）的亮度、對比度、方向、翻轉等，來增加額外可訓練或測試的資料。優點除了能擴大資料集數量以彌補我們有限的數據，也能使資料更加多樣化，提高模型的適用率，使本研究之模型即使遇到不同場景及天氣狀況，也能穩定、準確的偵測離岸流。

由於資料增強為透過已有數據創建更多數據，須在已隨機分配後進行。若增強後的資料與原始資料過於相似，模型可能會在訓練時過擬合。因此先進行分配，再分別進行資料增強可保持測試集的獨立性。為了有利日後應用於各地區的監視器，我們欲模擬不同拍攝視角及天氣狀況，使訓練之辨識效果不會受外界變因影響。

2. 調整角度：首先模擬不同拍攝視角，進行角度變換的隨機調整，我們利用Roboflow調整圖片角度，在此步驟，每張圖片將從一張增為三張分別為：順時針旋轉至一隨機角度、逆時針旋轉至一隨機角度，及保留原角度。



圖（十）資料增強隨機旋轉角度（來源：本研究製作）

圖（十）說明：由左到右分別是維持原角度、逆時針隨機角度、順時針隨機角度的變化

3. 調整亮度及對比度：接著將調整過角度的圖片進行二次資料增強，針對不同天氣狀況，我們採用調整亮度、對比度的方式，導入OpenCV隨機調整亮度及對比度。在此步驟後，每張圖片將從一張增為五到十張（一為保留原始亮度、對比度，其餘為改變亮度及對比度的組合）

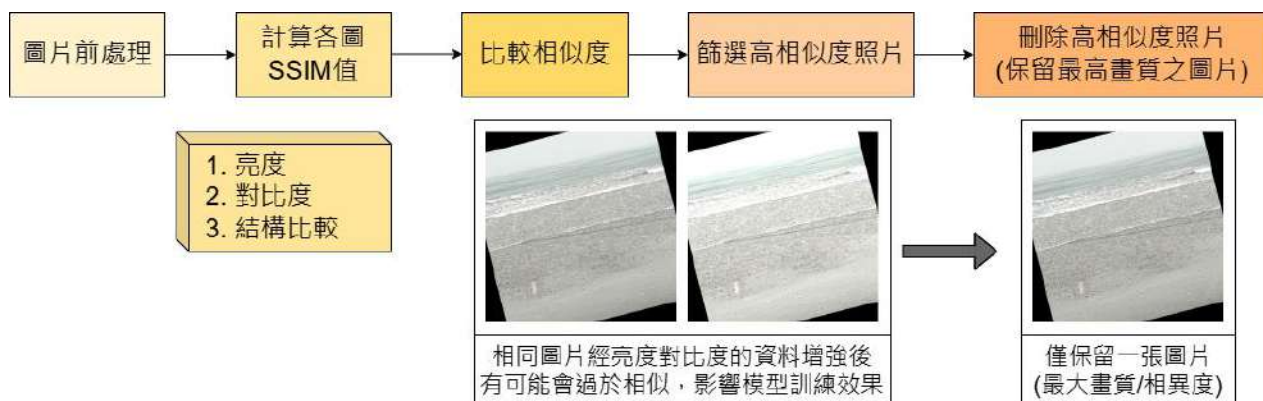
（1）OpenCV（Open Source Computer Vision Library）為一個開源的電腦視覺和影像處理庫，廣泛應用於影像辨識、物件偵測、影像增強等任務。



圖（十一）資料增強隨機調整亮度、對比度（來源：本研究製作）

圖（十一）說明：以上五張圖僅中間為原圖，其餘分別隨機調整了亮度及對比度

4. 刪除相似的圖片：為避免圖片在資料增強後過於相似，從而導致過擬合，我們導入SSIM計算圖片間的相似度，以保證圖片間存在明顯差異。



圖（十二）SSIM運作流程圖（來源：作者電腦繪製）

圖片說明：計算SSIM（結構相似性指標）時，我們分別比較圖片的亮度、對比度和結構，決定最終的相似性評估。

（1）亮度比較：目的是評估兩張圖片的平均亮度的差異。這個指標的值範圍從0到1（完全不同到完全相同）。

（2）對比度比較：對比度評估圖片亮度的變異性，使用標準差衡量對比度的差異。指標值的範圍同為0到1。

（3）結構比較：結構比較則關注圖片中的局部結構是否一致。範圍為-1到1。SSIM值整體計算是將亮度、對比度和結構三部分的結果相乘，最終值範圍在-1到1之間，1表示兩張圖片在所有結構位置完全一致，而-1則表示兩張圖片完全不相似。0常表示兩張圖片在有50%相同，剩下50%為獨立分開的結構。

若兩張圖片相似度超過六成，便會刪掉其中一張圖片後再繼續進行比對。由於調整後仍可能有照片曝光度過大或亮度過暗，因此我們手動刪除那些資料，以確保每張圖片可清晰判斷是否離岸流。

（八）利用YOLO v8進行模型訓練

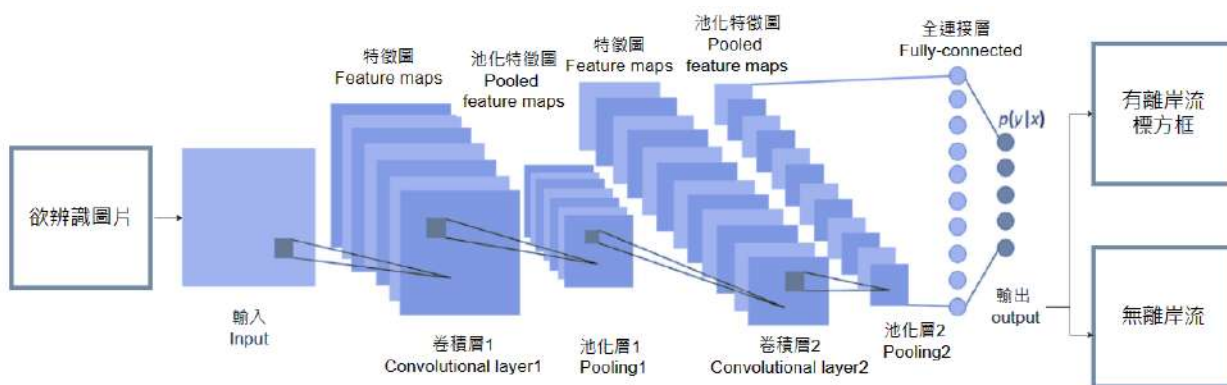
1.YOLO v8介紹：

YOLO（You Only Look Once）系列目標檢測算法自推出以來，因其卓越的效率、快速的處理速度和高準確性而獲得了廣泛的學術和應用關注。其基於卷積神經網絡（CNN）架構，通過多層卷積層進行特徵提取，有效捕捉圖像中的空間和局部特徵。

YOLO v8 在前幾個版本的基礎上進一步提升了檢測準確率，特別是在小型物體和複雜環境下的表現顯著增強，從而在各種應用場景中展現出更強的靈活性和適應性。用戶可依具體需求靈活調整模型參數和架構，滿足不同的檢測要求。與現有的影像辨識模型相比，YOLO v8具有以下優點：

(1) 處理速度快，YOLO v8 將整幅圖像劃分為網格，並對每個網格預測一定數量的邊界框。每個邊界框包含物體的位置訊息（中心點坐標、寬度和高度）以及該框內物體的信度分數。這個分數反映了該框內是否存在物體以及其類別的可信度，用此定位物體和檢測，如圖（十三）。

(2) 高準確率，YOLO v8 引入了改進的損失計算方法，使模型在訓練過程中能更快地學習到準確的邊界框回歸，從而進一步提升檢測效率。這些特性使 YOLO v8 成為當前目標檢測領域的一個重要進展。



圖（十三）YOLO v8 圖片分析原理
（來源：作者電腦繪製）

圖片說明：此為卷積神經網路的架構，YOLO v8會透過多層卷積與池化等交錯堆疊處理，將輸入的海面影像逐層轉換為特徵圖，最後經由全連接層進行離岸流的二元分類判斷。

(1) 卷積層（Convolutional Layer）：卷積層如同一個濾鏡，用於分析圖片。利用小矩形（稱作卷積核）在圖片上滑動，找到特定的樣式，如邊緣或顏色。用以提取重要的特徵，幫助模型更好地理解圖片的內容。

(2) 特徵圖（Feature Maps）：特徵圖是卷積層產生的結果，顯示不同樣式在圖片中出現的強度（明顯程度）。每個特徵圖對應一種特定的樣式，幫助模型全面理解圖片。這些特徵圖的種類和數量會隨著卷積層的增加而更多，從而讓模型能理解更複雜的圖像。使YOLO v8能夠準確地識別和定位圖片中的物體。

(3) 池化層（Pooling Layer）：池化層是縮小圖片的步驟。它會從特徵圖中挑選最重要的訊息，讓資料量變小，減少計算時長，避免因過度學習不重要的細節及雜訊，造成過擬合。

(4) 全連接層 (Fully-Connected)：全連接層是卷積網路的最後一部分，負責將卷積層和池化層提取的特徵進行整合，並輸出最終的結果，例如：離岸流的位置。每個神經元都與前一層的所有神經元相連，使模型能夠學習到更複雜的關係。

2.模型訓練過程

使用YOLO v8進行模型的訓練，我們設定此模型的準確度 (Accuracy) 在一定的訓練次數內，若效果已收斂，則停止訓練模型並輸出結果，避免過擬合。

(1) 過擬合 (Overfitting)：過擬合是指模型在訓練資料上表現良好，但在新資料上表現不佳，因為它過度學習了訓練數據，包含細節和雜訊。

重複上述訓練步驟以交叉驗證，避免因訓練集與測試集的樣本分配不均，造成過擬合的問題。本研究進行五次隨機分配訓練集與測試集，用於交叉驗證。

(九) 即時偵測

1. 即時下載監視器直播影片

本研究選用yt-dlp作為下載影片的工具，其支援YouTube的直播下載，可以達成即時的目標。由於夜間海邊遊客數較白天少，且如果持續下載並偵測會佔用過多記憶體及運算資源，影響其他系統運行的效率，故定監視器辨識時間段為日出至日落，可確保人員在此期間之戲水安全。本研究寫入程式，結合中央氣象局的每日資訊，以windows工作排程器設定下載影片時段，每日重複此循環，確保系統資源的能被充分使用、高效且即時的獲取影片。

名稱	狀態	觸發程序	下次執行時間	上次執行時間
download v...	執行中	已定義多個觸發程序	2024/10/28 下午 05:00:56	2024/10/28 上午 08:16:03
download v...	執行中	於每天 上午 10:15	2024/10/28 上午 10:15:52	2024/10/27 上午 10:15:53
download v...	執行中	已定義多個觸發程序	2024/10/29 上午 04:24:13	2024/10/28 上午 04:24:14
download v...	就緒	於每天 上午 09:29	2024/10/28 上午 09:29:39	2024/10/27 上午 09:29:41

圖 (十四) 工作排程器設定圖 (來源：本研究製作)

下載即時影片的過程中，yt-dlp會先生成臨時檔案，並以 .part 的檔案格式儲存。但YOLO v8 無法辨識此格式的影片，為了確保最終的影片檔案能被讀取、使用，需將 .part 改以 MP4 的形式，我們寫入程式使影片下載完成後即對檔案格式進行轉換，因其轉換時間極短，不影響即時警示及後續救援時間。

2.辨識並顯示結果

當yt-dlp下載直播影片的同時，警示模型以及預警模型皆會同步偵測離岸流，並將當下辨識的結果以影片呈現，若沒有離岸流，則影片僅會呈現一般直播畫面，若發現離岸流，該處則會以綠色方框標示，並且方框上方也會註明其座標位置，能快速掌握離岸流發生位置資訊。

（十）訓練並加入人形辨識模型

本研究在完成離岸流辨識模型後，考量救援緊急性，加入人形辨識模型，除了幫助本系統細分自定義之警戒等級，區分不同情況的急迫程度，亦可使救生員減少判讀人員位置的時間。若偵測到離岸流的同時，也偵測到人形，則立即啟用海邊廣播提醒當地遊客遠離該區海域，避免人員捲入離岸流中被帶離。

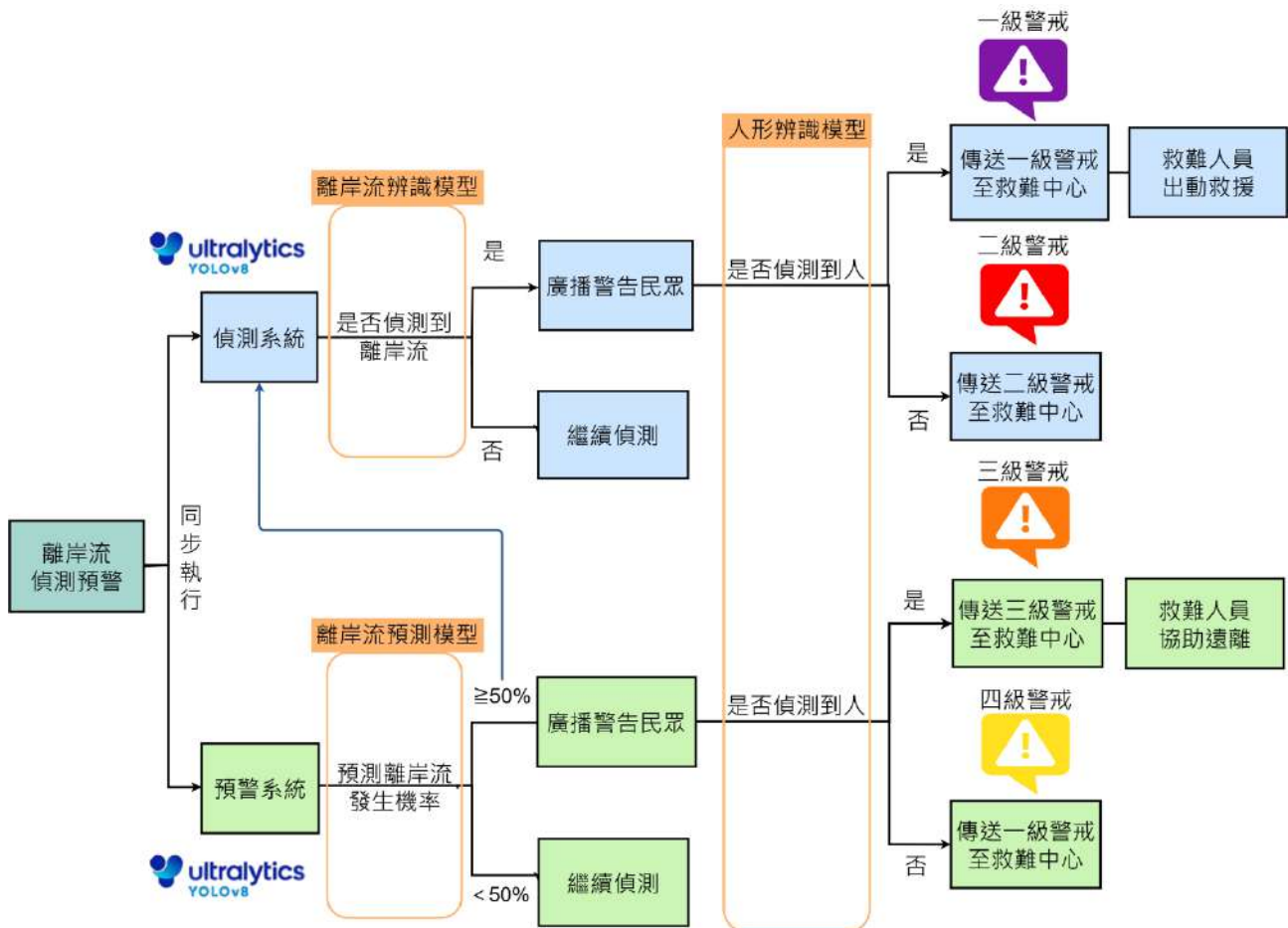
我們用以訓練模型的圖庫源自Roboflow平台，我們除了選擇包含人在海中的圖片，還加入了海面上不同類型的非人之物體資料，如浮標、海洋生物等，以期減少模型將海上物體誤判為人的機會，再經資料增強，共得11,593張圖片，最後使用YOLO v8訓練人形辨識模型。

表（3）人形辨識模型圖庫來源

表格說明：此表紀錄人形辨識的各類別之圖片數，其中圖片皆篩選自Roboflow平台上的公開資料庫，來源名稱為該資料庫之作者名。			
來源 \ 類別	有人形	無人形	
wilson_xu_weixuan-outlook-com	X	766	
eunjae	X	650	
study-gqpxf	X	40	
admobnattapong-rt	334	X	
3yp-30h5i	129	X	
yolo-6h3ko	302	X	
allab-31yng	744	X	

（十一）傳送警訊

系統整合YOLO v8兩模型，分別為偵測與預警，透過即時偵測和機率預測來評估離岸流風險。結合人形辨識模型，依據不同危險程度，分為四級警戒機制，並相應採取從即時救援到協助疏散等應變措施。



圖（十五）離岸流偵測預警架構圖（來源：作者電腦繪製）

圖片說明：預警系統與偵測系統同步進行影像辨識，搭配人形辨識持續偵測，設計了四個不同等級的警戒機制，區分警戒程度的嚴重性。系統會根據不同情境觸發相應等級的警戒，並傳送相應的警訊至救難中心。在最嚴重的情況下，救難人員會立即出動救援；較輕微的情況則可能只需要協助民眾遠離危險區域。

當模型偵測到離岸流，可透過即時結果呈現的影片看出離岸流發生位置，且同時若有民眾在該區，人形辨識系統亦會框出遊客位置，方便救生員辨明，而結合發送警訊的機制能節省人力，並有效縮短救援時間，故本研究透過撰寫程式及串聯Discord的傳訊功能，當模型發現離岸流形成趨勢或即將形成時，程式會即刻透過警訊系統，告知救難中心。

警訊內容包含離岸流發生地點、時間、當下的離岸流及人形辨識情況之截圖，如圖（十六）所示。將請求出動救生員協助遊客遠離或是預備救援等。

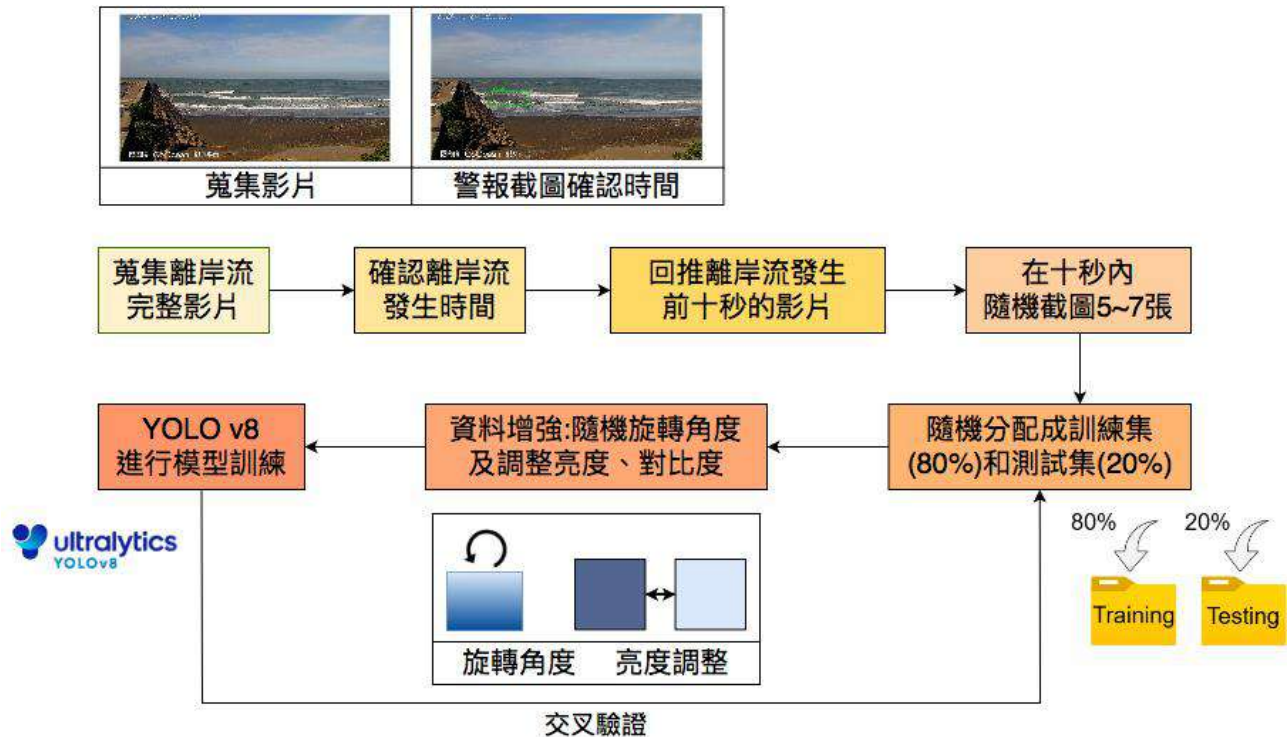


圖（十六）發生離岸流時警報範例（來源：截圖自Discord平台）

圖片說明：警報系統傳送通知，並說明目前離岸流狀態，救難人員可由監視器畫面截圖確認地點及是否有人受困。

（十二）離岸流預測模型--YOLO v8

為了訓練離岸流預測模型，我們將先前訓練完成的離岸流辨識系統實用於各地的即時影像。我們依警訊顯示的時間及地點，回溯至該影片離岸流發生的前10秒，透過程式使影片隨機截圖五至七張，供預測模型訓練使用。蒐集完離岸流形成前的圖庫樣本後，經隨機分配訓練集（80%）與測試集（20%），再進行資料增強，分別隨機調整角度及亮度對比度，共得到380張照片，最後以YOLO v8進行預測模型訓練。



圖（十七）建構離岸流預測模型之流程圖（來源：作者電腦繪製）

圖片說明：圖（十七）為離岸流預測模型的訓練過程。首先收集海岸影片，經過確認離岸流發生時間後，結合海氣象資料來尋找離岸流發生的規律，再將資料集分成訓練集（80%）和測試集（20%），並進行資料增強。最後使用YOLO v8模型進行訓練。

1. 原始資料蒐集方式步驟

（1）套用辨識模型尋找離岸流：將先前訓練完成之偵測模型，套用於台灣各離岸流熱區監視器畫面，尋找並框示出離岸流位置。

（2）確認離岸流發生時間：在Discord 平台上查看警報系統回傳的警訊內容，根據其時間、地點，回溯尋找該影片。下方圖（十八）為將離岸流辨識模型套用於實地監視器之結果示意圖，我們自方框出現的時刻，向前回推（0~-3 秒）為離岸流形成過程圖，可用於預測模型訓練中的「離岸流形成過程」類別中；而離岸流結束後（4~5 秒），其圖片亦可放入預測模型訓練中的「非離岸流形成過程」類別中。



圖（十八）離岸流從形成到結束之完整過程示意圖（觀夕平台）（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（十八）的先後關係呈現的分別為離岸流被框示出的形成過程及形成結束。

（3）截圖離岸流形成過程：我們寫入程式，並設定在離岸流發生前十秒開始至離岸流發生的前一秒內，隨機截圖五至七張，避免因兩圖片截圖時間相近，海流畫面過於相似。我們令模型及程式重複上述步驟，已完整蒐集了2024年十月份的影像數據。

本實驗使用到的離岸流熱區監視器畫面來源為以下地點及數量：

表（4）預測模型使用之圖片數量

表格說明：訓練用資料集皆取自監視器影片截圖與先前訓練辨識模型之既有圖庫。其中，蒐集圖片時仍保持正、負例兩類別的圖片資料數相近。

地點 \ 圖片分類	離岸流形成過程的圖片	非離岸流形成過程的圖片
觀夕平台	41	42
白沙灣	28	18
花蓮市忘憂亭	16	33
外澳沙灘	18	28
黃金海岸	12	24
中角灣	64	37
既有圖庫	X	20

上述採用之監視器地點，即為先前統整出監視器角度合適的離岸流熱區，並且除了監視器之截圖影像，我們也加入既有圖庫（用於訓練偵測模型的圖庫）資料，用更多元的圖片提高模型訓練的一般性，有益於未來實際運用在各海域的預測。

2. 標註圖片

為使模型能細部學習離岸流形成過程的區塊特徵，當標註圖片時，我們會參考辨識模型框出的離岸流位置，框出形成前相同區域之海面，以供模型學習。



圖（十九）辨識模型框出的離岸流位置圖
（來源：本研究製作）



圖（二十）標註出相同位置之圖片
（來源：本研究製作）

圖片說明：兩張圖為離岸流發生當下畫面及發生前，右圖時間先於左圖。
圖（十九）中離岸流已完整形成；而圖（二十）則為參考前者標註的預測模型用圖片。

（十三）分析離岸流生成時之海（氣）象資料

在蒐集預測模型之樣本圖片時，我們固定從離岸流形成前十秒開始，隨機截圖五至七張，直至離岸流完整形成的前一秒。但為了蒐集到更多樣本數以優化模型，我們欲向前回推至最初期開始形成離岸流的圖片。

為深入了解離岸流形成的可能原因及影響因素，我們與國家海洋研究院的研究員進行線上訪談，經過討論，針對離岸流具有流速快且流向不同於周遭海浪等，決定以相關海氣象資料進行統整，搭配離岸流發生時間，找出離岸流發生前有明顯、規律變動的因素，以此作為離岸流開始形成的關鍵。未來在蒐集離岸流形成過程的圖片時，便可參考該項海氣象因素變動的時刻，回溯至更初期的影片片段，獲取更多資料進行訓練。

1.海（氣）象資料取用來源

我們聯繫國家海洋研究院的離岸流相關研究員，該人員同時也是Go Ocean的頻道管理人，於是向其取得台灣各離岸流熱區觀測到的海（氣）象資料。

2.資料時間

我們取得了2024年十月份的全時段海洋資訊（風速、浪高、波浪週期等）後，透過先前訓練完成的辨識模型取得離岸流發生時間點，以該時間為基準，搜尋前一時間段的海（氣）象資料，進行各變因的統計分析。

三、研究結果與討論

（一）專有名詞解釋

1. 二元混淆矩陣：用來評估分類模型表現的工具，四個象限分別由實際正向、實際負向、預測正向、預測負向組成，如圖（二十一）所示。
2. IoU（Intersection Over Union）：代表偵測的物件區域與真實物件區域「交集」除以「聯集」，如圖（二十二）所示。

$$IoU = Area^{Union} / Area^{intersection}$$

其數值介於0~1，若兩區域完全重疊則結果為1，反之為0。而當 $IoU \geq 0.5$ 模型即將認定此 bounding box 為 TP（True Positive），反之則為 FP（False Positive）。

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

圖（二十一）二元混淆矩陣
（來源：作者電腦繪製）



圖（二十二）預測邊界框及實際邊界框示意圖
（來源：本研究製作）

圖片說明：二元混淆矩陣是一種評估分類模型準確性的工具，分為實際情況和預測辨識結果，可展示模型預測結果的正確和錯誤分類數量。

圖片說明：IoU的計算為紅、粉色區域的交集（藍色區域）除以聯集（面積總和）。紅色為實際邊界框；粉色為預測邊界框。

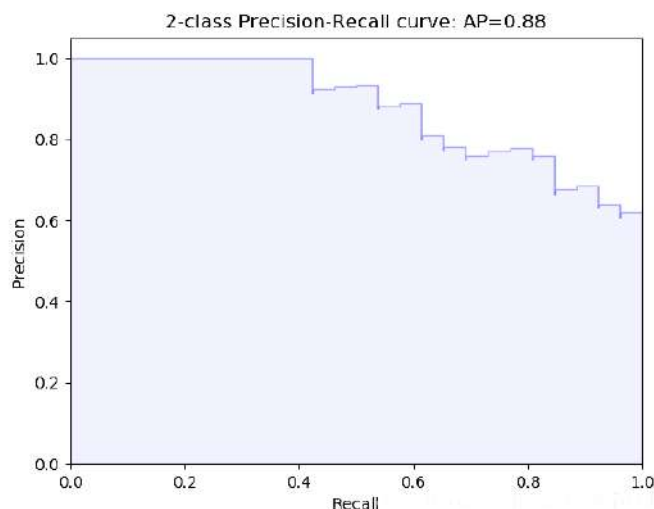
3. 準確率（Precision）及召回率（Recall）：由二元矩陣又可以將Precision定義為模型判斷正確的情況中，實際為正例的樣本；Recall定義為實際的正例中，模型判斷正確的樣本。

以下為Precision及Recall的計算公式：

$$Recall(召回率) = TP / (TP + FN)$$
$$Precision(準確率) = TP / (TP + FP)$$

若影像辨識結果之 Precision 高，則代表模型在預測為正向時更謹慎，錯誤率較低，缺點是可能會漏掉一些正例樣本；Recall 高，則代表模型能捕捉更多的正例樣本，缺點是可能會包含更多錯誤的預測，即假正例，圖（二十一）之FP區域。

故訓練模型時希望兩者皆高且平衡，將其繪製成PR曲線，而PR曲線底下面積便是接著第五點會說明的AP值。



圖（二十三）PR 曲線（藍色區域即為AP值）（來源：本研究製作）

4. F1-score：為更直接得知模型最終效果是否良好，常用平衡指標 F1-Score表示並判斷，F1-Score是 Precision 和 Recall 的調和平均數，用來衡量二者的綜合表現，以下為其公式表示。

$$F1\text{-score} = 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall)$$

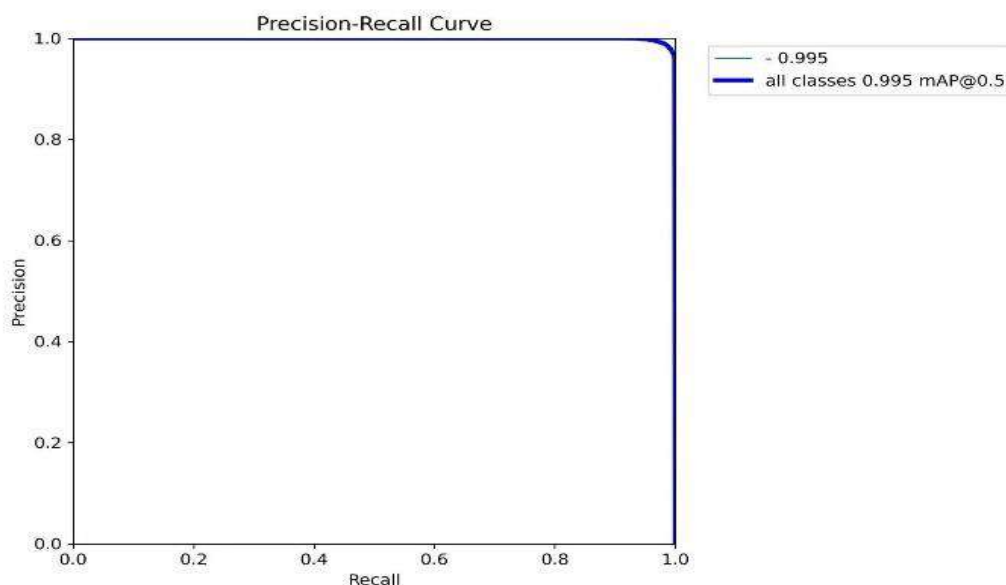
5. AP（Average Precision）：提供衡量模型在特定任務上的整體表現，尤其是對於 Precision和Recall之間的平衡。即PR曲線下面積，若AP表現良好，曲線會接近右上角。公式如下所示

$$AP = \int_0^1 Precision(r) dr$$

6.信心值（Confidence）：表示模型對於偵測目標屬於某一類別的確定程度，數值範圍從0到1，越接近1代表模型越確信該偵測結果是正確的。信心值可以用來過濾不確定的偵測結果，提高模型的準確度和偵測效果。

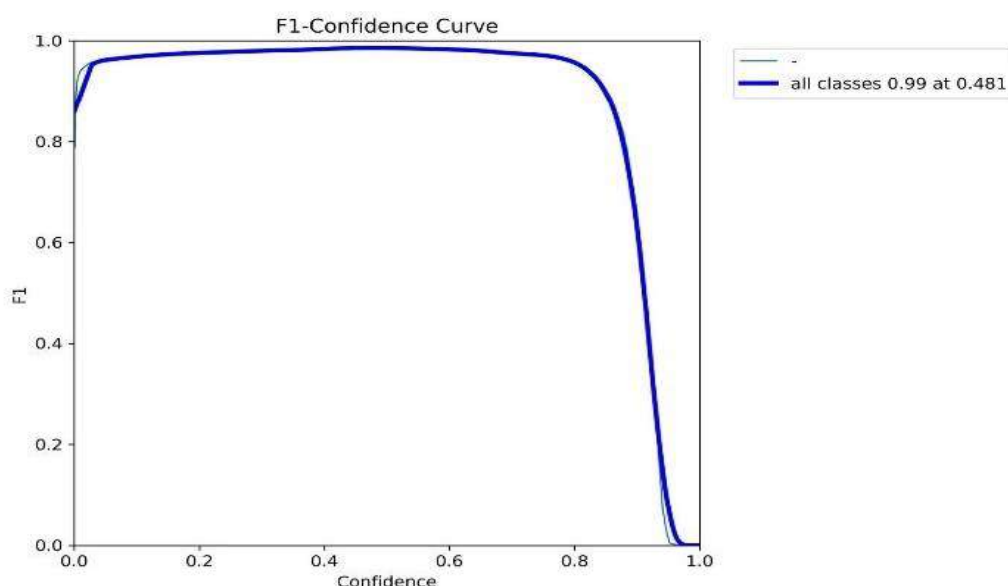
（二）離岸流辨識模型之數值結果呈現

目前本研究已完成辨識模型訓練，經過五次交叉驗證，五次的準確率均達99%，且F1值表現良好，如下圖所示。基於這些結果，可以判斷本研究所建立的離岸流圖片辨識模型具備良好的成效。在後續測試中，將該模型應用於其他包含離岸流及非離岸流的影片中，模型也能準確辨識出影片中是否有離岸流的現象。



圖（二十四）辨識模型之PR 曲線結果（來源：本研究製作）

圖片說明：曲線維持在接近1.0的高精確率水平直到召回率接近1.0才有輕微下降。



圖（二十五）辨識模型之F1-Confidence 曲線結果（來源：本研究製作）

圖片說明：從圖形可以觀察到，當信心值較低時，F1分數快速上升並維持在較高水平，約0.95。這樣的曲線特徵表明模型在進行預測時具有很強的穩定性，能夠在較寬的信心值範圍內保持優異的性能。

（三）離岸流影像辨識模型之圖片結果分析

我們在蒐集圖片的過程中，已取得多樣化的圖片類別，後又經資料增強，嘗試模擬不同天氣、監視器的畫面，創建出豐富的資料庫，使訓練出的模型於不同場景下皆可成功判別出離岸流的發生位置。

以下是從模型辨識出的結果資料集中，挑選並進一步分析的圖片與說明：

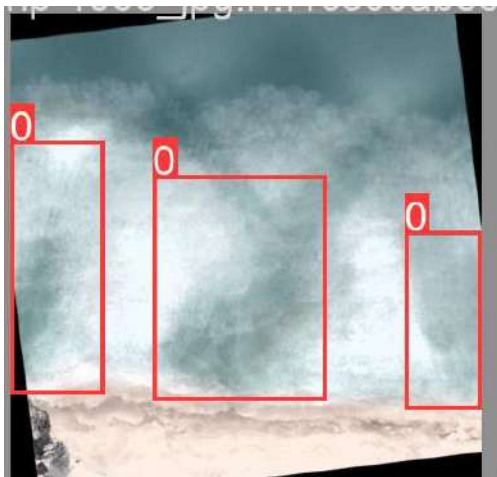


圖（二十六）辨識縱向角度之離岸流
（來源：本研究製作）

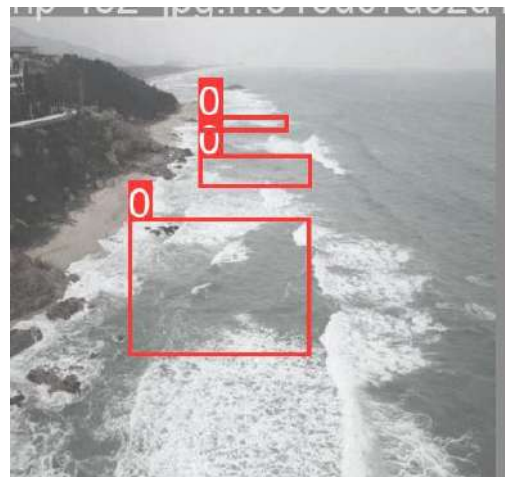


圖（二十七）辨識橫向角度之離岸流
（來源：本研究製作）

圖片說明：在訓練階段時，本實驗圖庫便加入大量隨機調整角度之多樣化圖片，以確保各鏡頭視角下皆不影響辨識效果。由上兩張圖分別是縱向及橫向的離岸流，可看出本研究模型能辨識出不同方向的離岸流。



圖（二十八）經旋轉角度且有多個離岸流之樣本
（來源：本研究製作）



圖（二十九）不同距離之離岸流
（來源：本研究製作）

圖片說明：兩側的離岸流位置未被完整拍攝，無法顯示完整離岸流形態，但本模型仍正確判斷離岸流位置。可成功辨識之原因為實驗初期蒐集圖片時，考量到鏡頭無法每次都完整拍攝離岸流，故我們加入許多離岸流只有離岸流局部特徵的圖片。

圖片說明：圖（二十九）中偵測出了由遠到近的三個離岸流，表明本模型凡鏡頭能捕捉到的範圍，即使距離較遠，亦能正確判斷。



圖（三十）小尺度的離岸流
（來源：本研究製作）



圖（三十一）大尺度的離岸流
（來源：本研究製作）

圖片說明：於圖（三十）和圖（三十一）可看出不同離岸流大小及其框取範圍，顯示本模型不受離岸流大小影響，從小區域到大範圍發生的離岸流都能辨識正確，並且框出完整的離岸流範圍。



圖（三十二）與周圍海面色差較小之離岸流
（來源：本研究製作）



圖（三十三）調高亮度及對比度的離岸流
（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（三十二）中離岸流與周圍海面色差較小、不易察覺，本模型仍可以成功辨識出，說明本模型可以判斷難以肉眼辨識的離岸流。

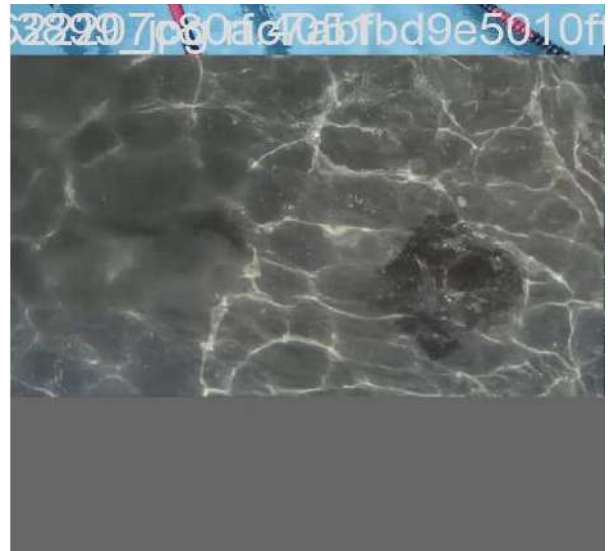
圖片說明：圖（三十三）為資料增強後的圖片，模擬晴天、午後光線充足的情況，其可能導致拍攝畫面過曝，此時本模型亦可辨識出離岸流。

（四）人形辨識模型結果分析

為使模型可於偵測離岸流的當下，同步確認周圍海域是否有遊客，使救難人員可盡速提供救援，我們加入了海中含有不同物體的圖片，如海洋生物。而本模型可區別出人與其他物體的不同，減少因誤判引起不必要的恐慌。最終，本研究之人形辨識模型的AP值達80.1%的高準確率，實際套用影片後也可辨識並框出人形範圍。



圖（三十四）成功辨識海中的人
（來源：本研究製作）

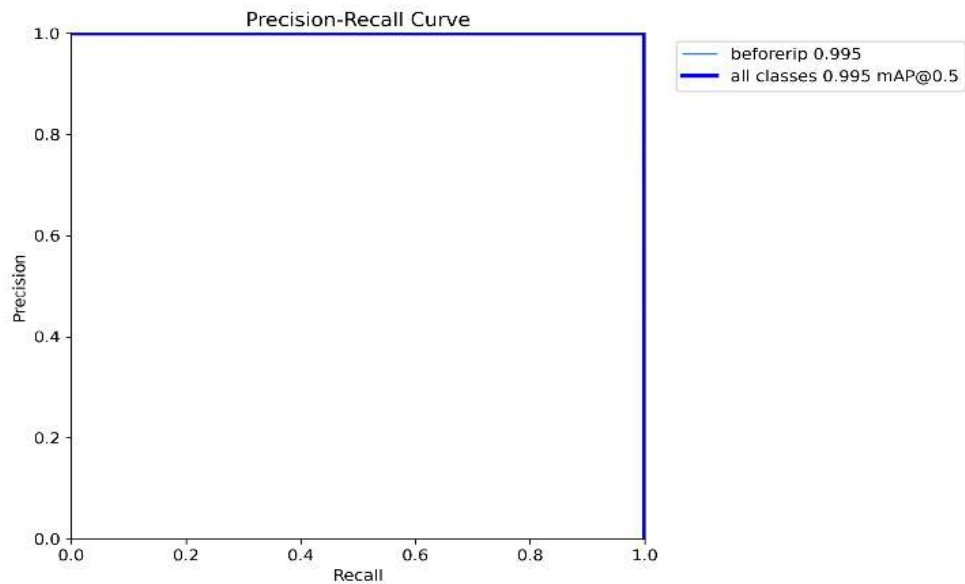


圖（三十五）沒有將海中生物誤判成人
（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（三十四）中可看出本模型能在海中辨識出人形，並且在圖（三十五）中可顯示出模型並未將海洋生物誤認成人形。

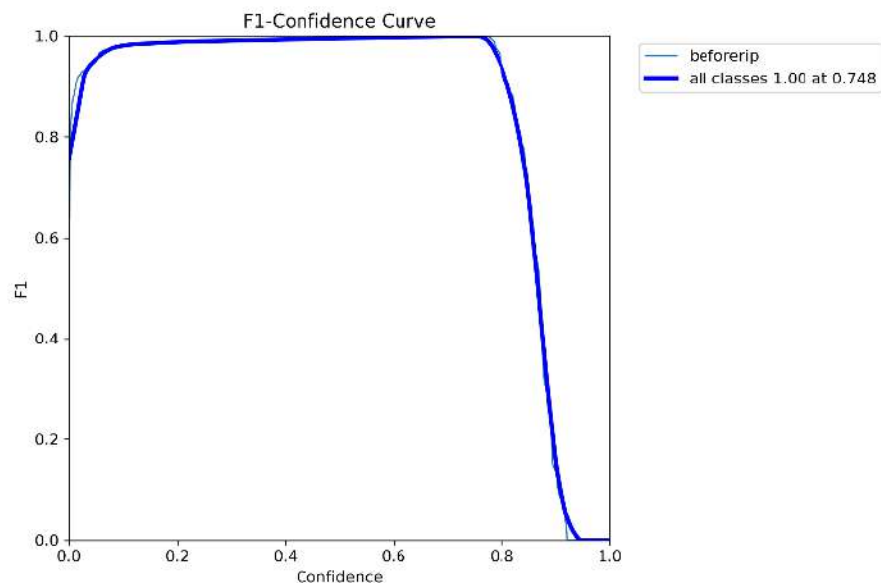
（六）離岸流預測模型數值結果呈現

目前本研究已完成預測模型訓練，經過五次交叉驗證，五次的準確率均達99%，且F1值表現良好，如下圖所示。基於這些結果，可以判斷本研究所建立的離岸流預測模型具備良好的成效。



圖（三十六）預測模型之PR曲線結果（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（三十六）中曲線極貼近右上，其結果幾近完美。



圖（三十七）預測模型之F1值曲線結果（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（三十七）在較寬的信心值範圍內保持優異的表現。

（七）離岸流預測模型圖片結果分析

在蒐集離岸流形成過程的圖片時，我們已從辨識模型偵測到的離岸流影片中，回溯並截圖出多樣化的圖片類別，後又經資料增強，嘗試模擬不同天氣、角度監視器的畫面，使訓練出的預測模型在不同場景下皆可成功預判出離岸流可能發生的位置。

以下是從預測模型辨識出的結果資料集中，進一步挑選、分析的圖片與說明：



圖（三十八）完整辨識出離岸流形成的位置
（來源：本研究製作）



圖（三十九）辨識出邊緣形成中的離岸流
（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（三十八）是標準可判別出離岸流形成中的圖片範例，而圖（三十九）是在邊緣形成中的離岸流，而本模型亦可判別正確，並精確辨識其位置。



圖（四十）大尺度離岸流
（來源：本研究製作）

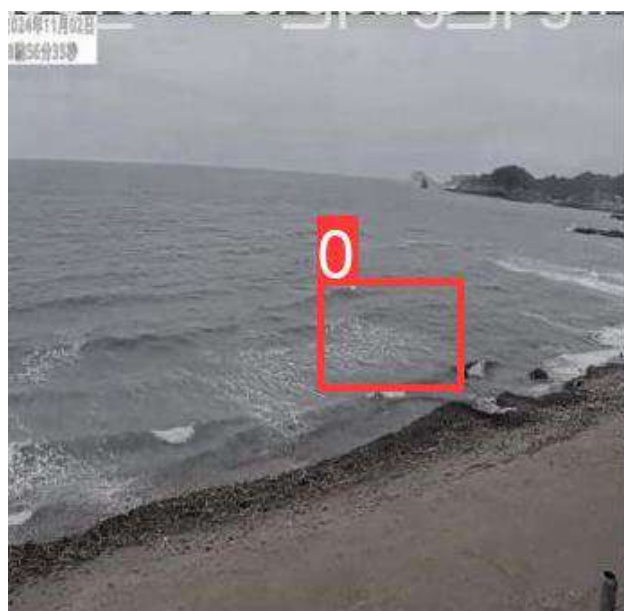


圖（四十一）平靜海面無離岸流形成跡象
（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（四十）可顯示本模型遇到大尺度離岸流時，不會因其離岸流特徵較細節而無法辨識，仍可標示出形成中的離岸流位置；圖（四十一）則為平靜海面之圖片，而模型亦不會誤判其為離岸流形成中的樣本。



圖（四十二）預測方框稍有偏差
（來源：本研究製作）



圖（四十三）辨識出標示範圍稍小的離岸流
（來源：本研究製作）

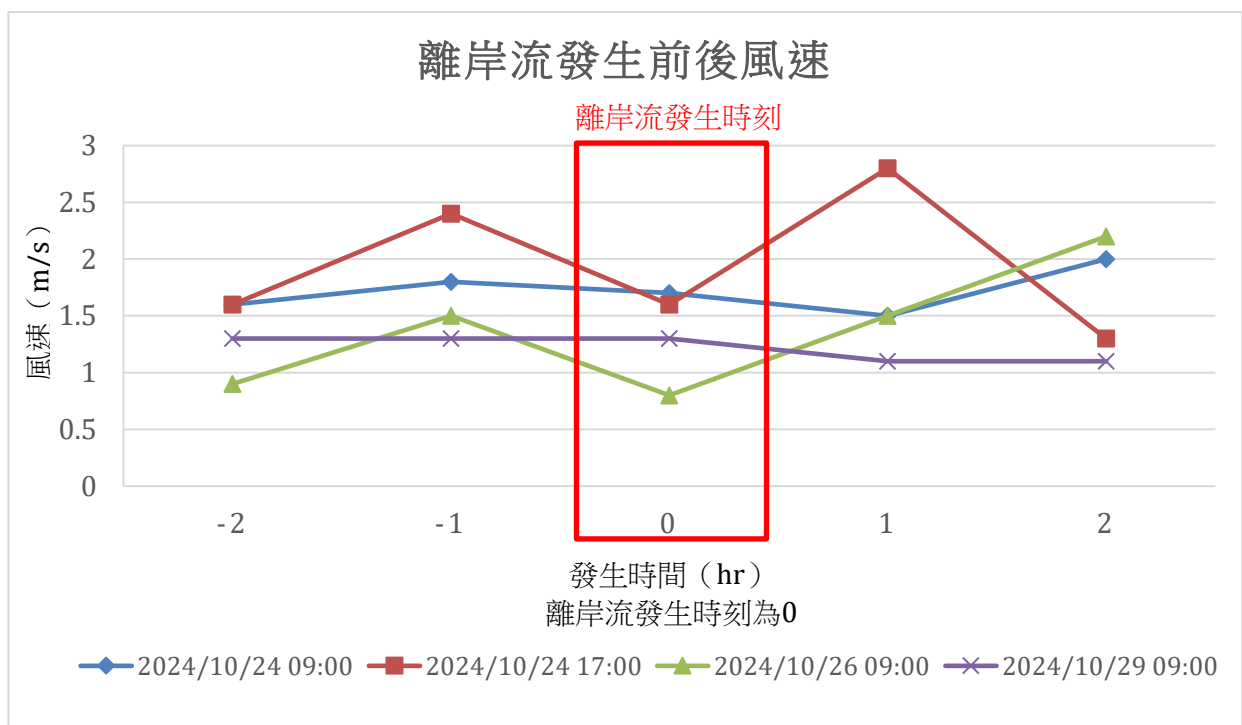
圖片說明：圖（四十二）和圖（四十三）中，模型皆成功辨識出形成中的離岸流位置，前者標示框僅有些微偏左，後者則是框示範圍較小，但上述兩者皆不會阻止模型預測出離岸流的形成。

（六）離岸流預測模型優化中—海（氣）象資料分析

為優化預測模型，我們決定增加訓練的資料數量，透過統整海（氣）象資料，欲找出可能和離岸流發生成因相關的海氣象因素。一旦找到某一因素的變化規律，便可在未來蒐集離岸流預測模型的影片截圖時，搭配離岸流發生時間，觀察、回溯該因素的規律從何時間點開始產生，以此作為可開始截圖的時間點，能夠使模型學習形成過程更初期的海面特徵。

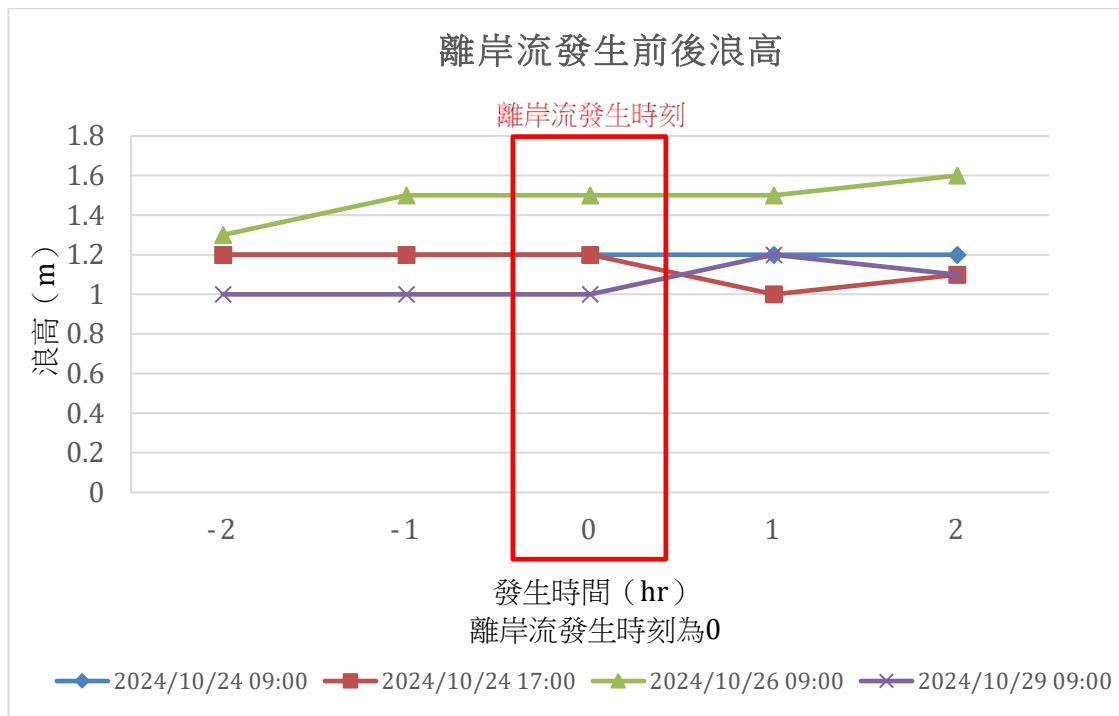
1. 離岸流發生前後之海（氣）象因素統整：

- （1）選擇討論因素：針對各樣因素中，我們挑選測資較多且穩定的海氣象資訊進行統整討論，其中包含風速、浪高、波浪週期，及陣風風速四項。統計各時間點數據後，我們從資料中挑選四個時間點，並於以下分析其資料。
- （2）風速與陣風風速的定義：風速每次測量為十分鐘，最終測值為十分鐘內風速的平均值；陣風風速相對風速短時，為測量當下之風速。



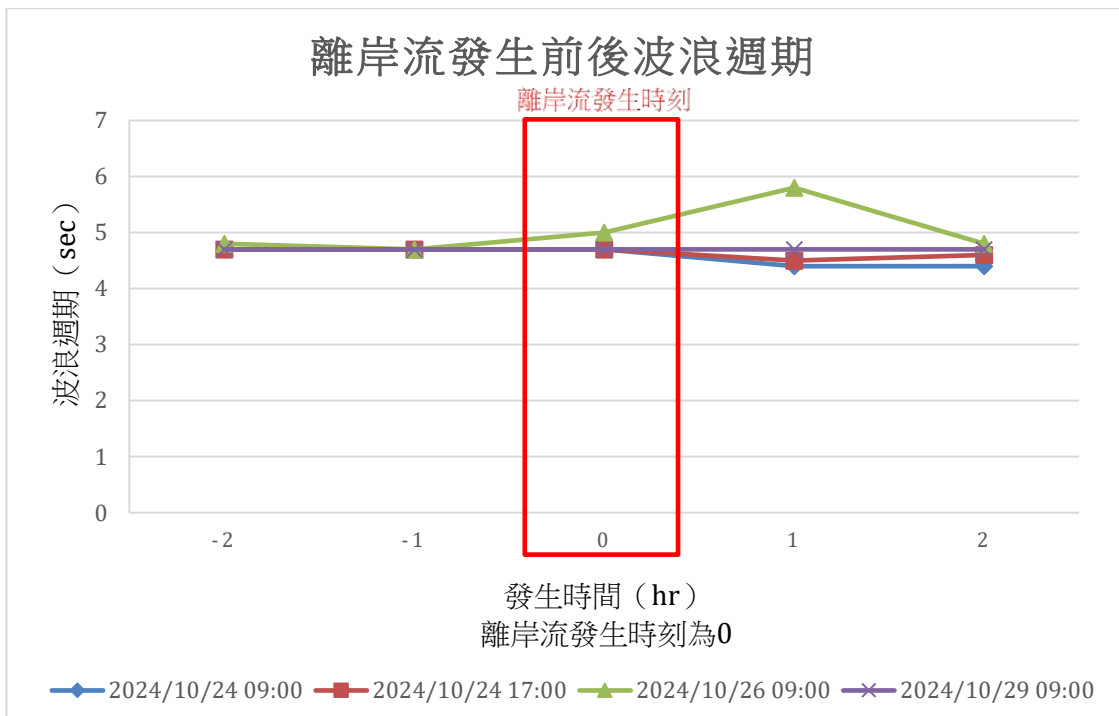
圖（四十四）離岸流發生前後風速折線圖（來源：本研究製作）

圖片說明：圖（四十四）中顯示在離岸流發生前後一小時，可看出規律為風速先減弱後增強，離岸流發生的時間為風速的最低點。



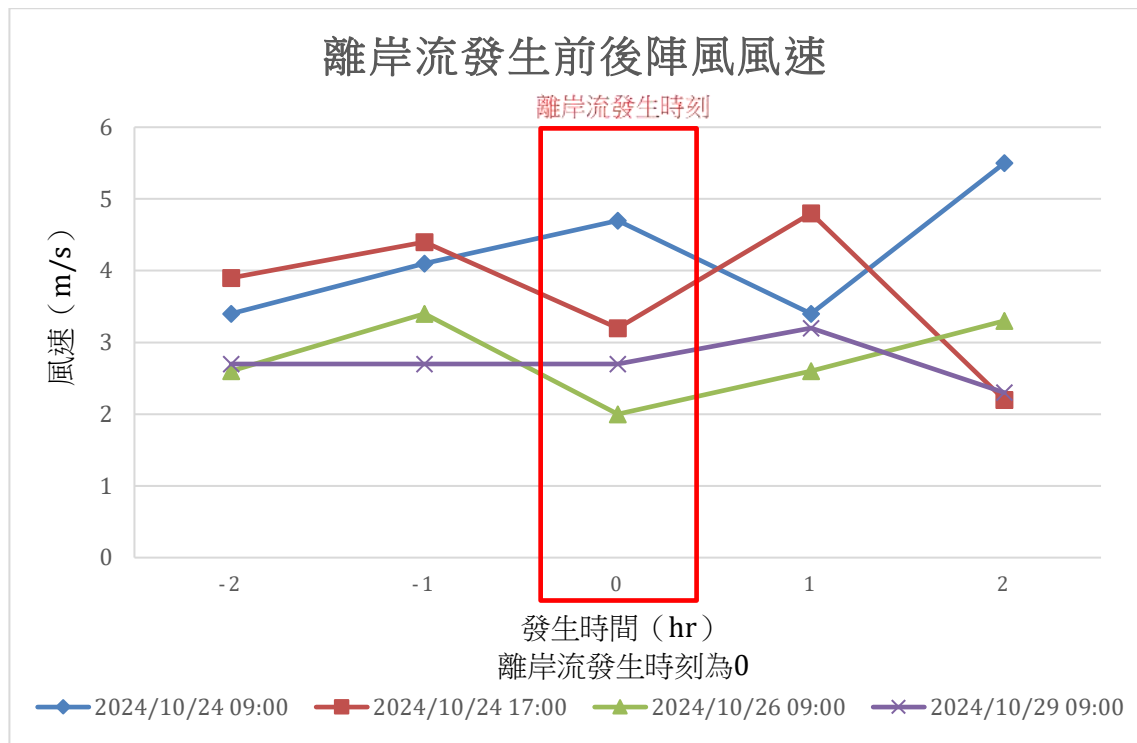
圖（四十五）離岸流發生前後浪高折線圖（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（四十五）中可知，在離岸流發生前，除10月26日 9:00線是略有增加，其餘皆保持平穩，並無發生明顯變化。



圖（四十六）離岸流發生前後波浪週期折線圖（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（四十六）可看出離岸流發生前後的波浪週期並無明顯起伏，甚至是完全相同，故我們推測離岸流成因/影響因素和波浪週期並非密切相關。



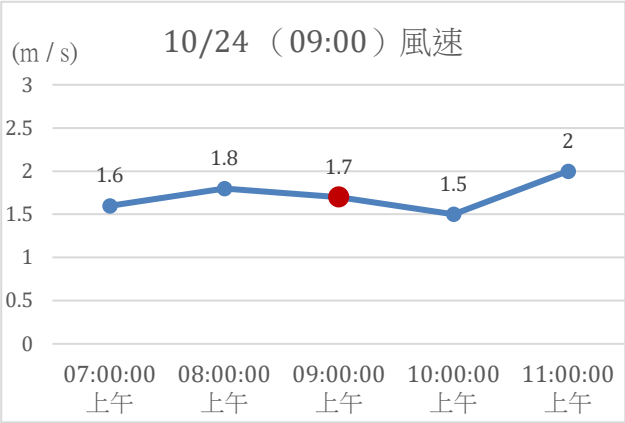
圖（四十七）離岸流發生前後陣風風速折線圖（來源：本研究製作）

圖片說明：離岸流發生前，圖（四十七）中10月24日 17:00及10月26日 9:00兩線可看出先升後降的規律，但其他兩線並無明顯的先升後降趨勢。

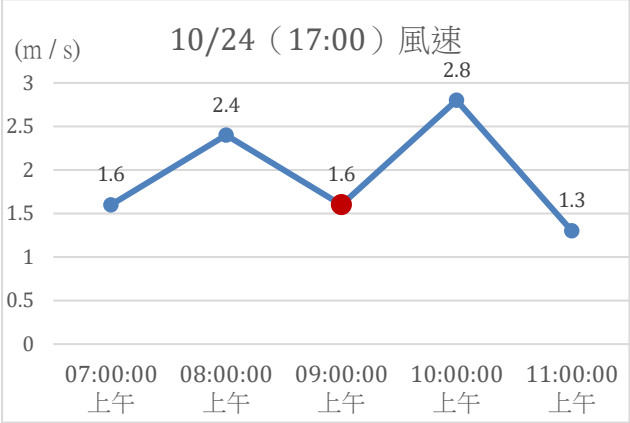
（3）統整討論：從風速折線圖可看出在離岸流發生前，其變化具有一定規律，故於下方第二點會進行細部討論；浪高及波浪週期並未在折線圖上呈現明顯規律，變化不一且趨於平緩，故將此二項排除在影響離岸流的可能變因中，不進行深入討論；由於陣風風速的規律並不明確，因此目前不會進行後續的細部討論，未來會進一步蒐集更多資料以確認其是否具有規律。

2. 細部討論離岸流發生前的風速規律變化：

針對規律變化較明顯的風速，我們進行深入探討，圖中紅點標示處為離岸流發生的時間區間。

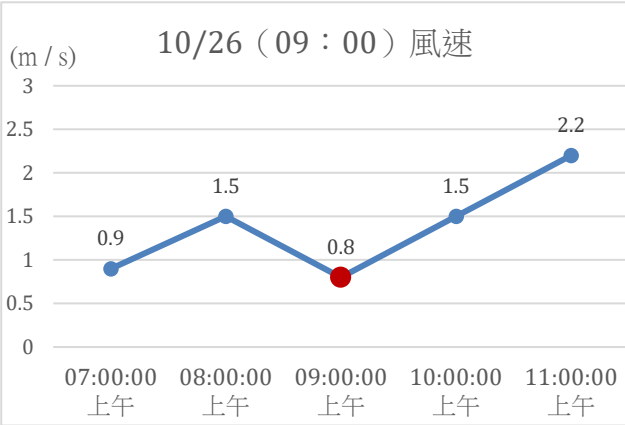


圖（四十八）離岸流發生前後風速
（2024年10月24日09:00）
（來源：本研究製作）

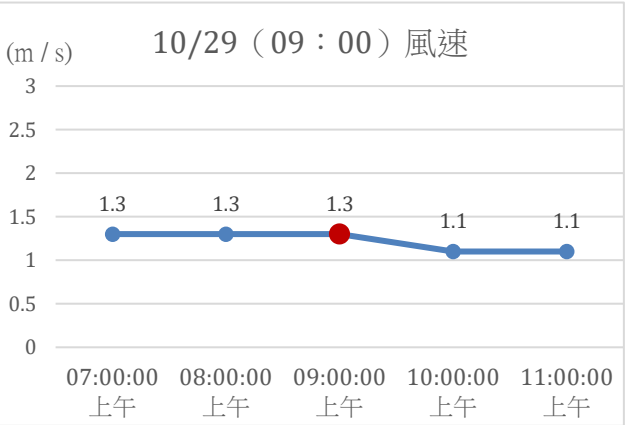


圖（四十九）離岸流發生前後風速
（2024年10月24日17:00）
（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（四十八）可看出在離岸流發生前的兩小時，風速變動不大，但仍可看出規律為風速先增強後減弱	圖片說明：圖（四十九）中，同樣在離岸流發生前兩小時可看出風速先增強後減弱，且變化起伏大。
--	--



圖（五十）離岸流發生前後風速
（2024年10月26日09:00）
（來源：本研究製作）



圖（五十一）離岸流發生前後風速
（2024年10月29日09:00）
（來源：本研究製作）

圖片說明：由圖（五十）可看出當時整體風速偏弱，同樣變化起伏的，可看出風速先增後減。	圖片說明：圖（五十一）較難看出與前三張圖相同的變化規律，整體風速較平緩。
---	--------------------------------------

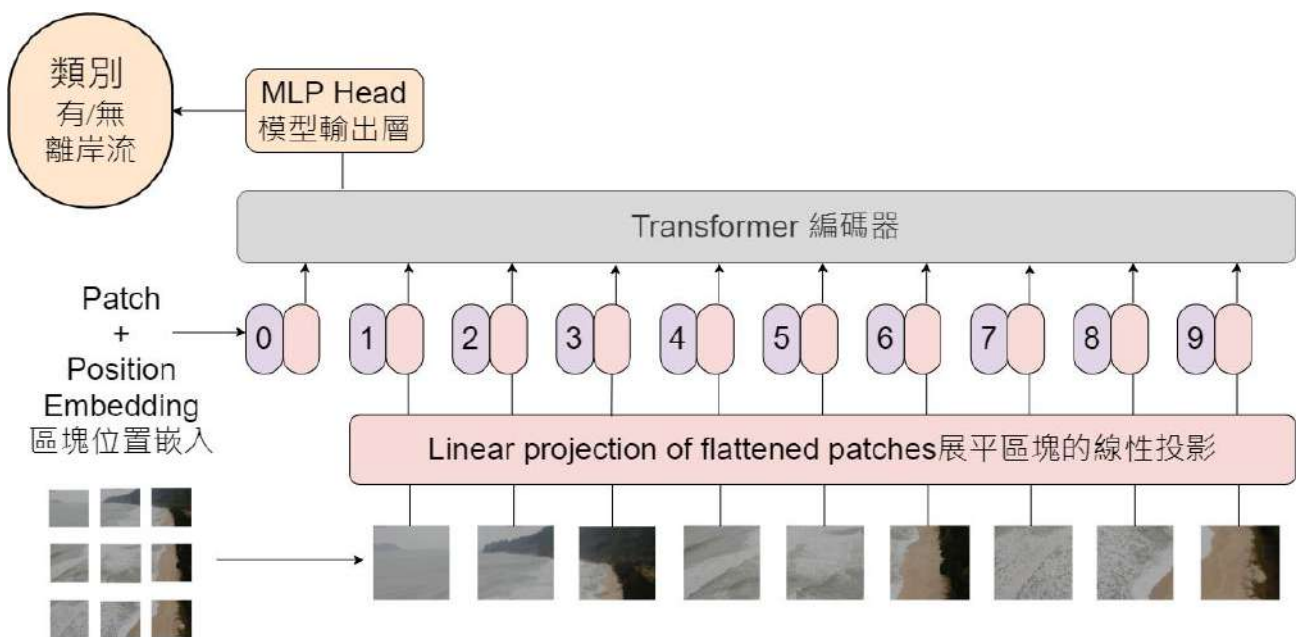
由上圖可看出，離岸流發生期間風速有相似的變化：先增後減。即使10月29日曲線較緩和，也於離岸流發生後有些微下降的趨勢。我們可以藉由此特徵，結合離岸流辨識系統提供的離岸流發生時間，更準確的推斷離岸流生成時刻，截取該時段影片，進一步增進預測模型的準確率。

（七）離岸流預測模型優化中—Transformer

在完成精準度達99%的YOLO v8預測模型訓練後，本實驗正進一步使用Transformer（同YOLO v8，為一種目標偵測算法）優化預測模型。YOLO v8 及Transformer兩種算法皆對細節掌握度高，可分析複雜背景下的目標特徵。而YOLO v8 的主要優點是能快速掌握圖形特徵，對即時偵測有所助益；Transformer 則擅長處理有時序性的影像，能幫助分析離岸流形成過程的變化。兩者對於離岸流預測的效果相輔相成，除了計算時間短，可更注意時間內海面的變化，完善預測離岸流的發生。

1. Transformer介紹

Transformer透過自注意力機制處理影片的時空關係，此機制為將每個畫面分割後計算區域間的關聯性。模型觀察水流變化、波浪形態等視覺特徵的變化，擷取離岸流的關鍵特徵進行預警判斷。



圖（五十二）Transformer運作原理
（來源：作者繪製）

圖片說明：訓練模型先將海岸影片分割成小區塊後，依序透過 Transformer 架構處理各區塊間的空間關聯，最後輸出判斷結果，確認照片中是否存在離岸流現象。

2. Transformer預測模型優化方向

基於上述Transformer運作原理，我們未來將使用其算法進行有時序性的模型優化，持續蒐集大量影片資料以供模型學習多樣化資料

四、結論與應用

（一）結論

離岸流為台灣海灘安全的重要議題之一，本研究開發一套即時離岸流影像辨識系統，搭配人形辨識後與即時警報串聯，可直接應用於台灣各離岸流熱區之監視器，並提供救難中心從海邊廣播到警訊通知的一套完整救援措施，期望降低離岸流引發溺水意外的風險，提升遊客戲水安全。

1. 本研究使用台灣各地監視器即時影像（含照片與影片）、實地踏查拍攝之照片，及國外圖庫，成功以YOLO v8訓練出一套離岸流即時影像辨識系統，其精準度達95%以上，且經測試模擬，在不同拍攝角度和光線下，本實驗模型皆可準確辨識，並框出離岸流完整範圍。
2. 考量救援行動爭分奪秒，本系統加入人形辨識，當救難中心收到框出的離岸流位置截圖時，可同時看見遊客或遇難者被框出，不須救生員人眼辨認，以期縮短救援時間。
3. 本研究之警報系統透過Discord串聯實現，可連接辨識模型端及救難中心，達到即時警示之目的，當模型偵測到離岸流，系統會即刻傳送警訊至Discord的聊天室中，並且依照自定義之一級二級警戒條件，觸發不同內容之警訊傳送至救難中心，並啟動海邊廣播系統提醒民眾遠離該區，避免捲入離岸流之中。
4. 本研究在完成即時辨識離岸流功能後，預警模型精準度也達95%以上，現階段除了已透過套用先前辨識模型於各離岸流熱區之監視器，蒐集到30部離岸流從生成到結束之完整影片，並統整各海（氣）象資料以協助確認離岸流形成開始時間外，未來將以Transformer能有效處理時序性影片的特點持續優化預測模型，使其能在離岸流發生前提供一地離岸流的發生機率，避免人員因離岸流傷亡。

（二）應用

本研究之離岸流影像辨識系統分為偵測及預測兩種模型，除了加入人形辨識，也串聯警報系統，並提供一套警戒分級相應之配套措施。可實際應用在近海救生領域，因其為自動且即時的偵測及預測系統，可協助救難中心節省人力、確認海況及維護遊客安全，達到本研究之目的：開發離岸流影像辨識系統，應用於各海域離岸流偵測預警，提高遊客戲水安全，降低其造成的溺水事件。

五、參考文獻

- 1.C.C.Lo. (2017, August 24). *Yolo - you only look once* 介紹. Medium. <https://medium.com/@c.c.lo/yolo-%E4%BB%8B%E7%B4%B9-4307e79524fe>
- 2.Frank. (2013, July 28). 海邊戲水 先來認識「離岸流」. 環境資訊中心. <https://e-info.org.tw/node/87433>
- 3.Hobson, M. (2024, July 3). *What causes a rip current-and how can you spot one?*. Environment. <https://www.nationalgeographic.com/environment/article/rip-currents-explainer>
- 4.Huang, T. (2018, September 4). *Medium*. Medium. <https://chih-sheng-huang821.medium.com/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-%E7%89%A9%E4%BB%B6%E5%81%B5%E6%B8%AC-you-only-look-once-yolo-4fb9cf49453>
- 5.James, Y. (2021, June 26). *[資料分析&機器學習] 第5.1講：卷積神經網絡介紹(convolutional neural network)*. Medium. <https://medium.com/jameslearningnote/%E8%B3%87%E6%96%99%E5%88%86%E6%9E%90-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%AD%B8%E7%BF%92-%E7%AC%AC5-1%E8%AC%9B-%E5%8D%B7%E7%A9%8D%E7%A5%9E%E7%B6%93%E7%B6%B2%E7%B5%A1%E4%BB%8B%E7%B4%B9-convolutional-neural-network-4f8249d65d4f>
- 6.Mike ku. (2020, June 21). *[Python爬蟲教學]Python網頁爬蟲結合Discord打造自動化訊息通知服務*. Learn Code With Mike. <https://www.learncodewithmike.com/2020/06/python-line-notify.html>
- 7.Yu, J., & Slinn, D. N. (2003). Effects of wave-current interaction on Rip currents. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 108(C3). <https://doi.org/10.1029/2001jc001105>
- 8.簡彤莞、葉名恩、余妍昕. 運用於火災預警之自動巡航無人機影像監測系統. (2024). 國立臺灣科學教育館.
- 9.Tseng, C. H. (2017, September 12). 初探卷積神經網路. *In Search of Gods*. <https://chtseng.wordpress.com/2017/09/12/%E5%88%9D%E6%8E%A2%E5%8D%B7%E7%A9%8D%E7%A5%9E%E7%B6%93%E7%B6%B2%E8%B7%AF/>

附錄

一、訪談紀錄

（一）訪問國家海洋研究院的賴○○研究員

1. 主要目的：訪問離岸流形成時的海氣象相關因素，並詢問是否能取得各離岸流熱區的海（氣）象資料及完整影片。

2. 主要問題及收穫

（1）目前是否有研究確立了離岸流形成時特徵：

賴研究員表示，目前學術界對於離岸流形成過程的海（氣）象特徵尚未有定論，可透過統整資料深入探討。後續賴研究員提供我們多測站資料，亦為本研究海（氣）象資料來源。

（2）能否提供近期完整的離岸流熱區監視器直播影片：

由於賴研究員為台灣海洋研究院Go Ocean平台的管理員，因此能提供我們完整的十月份影像資料，但因記憶體有限，只會保留一個月內的資料。研究員後續會繼續和我們聯絡，給予我們未來月份的數據，但今年九月前的資訊則無法追溯取得。

（3）協助釐清雷達遙測資料對離岸流影像辨識是否有幫助：

我們透過第二點提及的張研究員手中取得南灣相關的雷達遙測資料，於是進而向賴研究員詢問該資料的應用必要性，賴研究員表示雷達遙測項目當時由他主導，他相當清楚計畫過程，認為資料內容對離岸流研究並較不相關，建議我們先以海（氣）象資料作為主要統整對象。

（二）訪問國家實驗研究院海洋科技中心的張○○研究員

1. 主要目的：詢問目前對於離岸流辨識的方式，請求聯繫漁民進行田調已深入了解離岸流發生實際情況

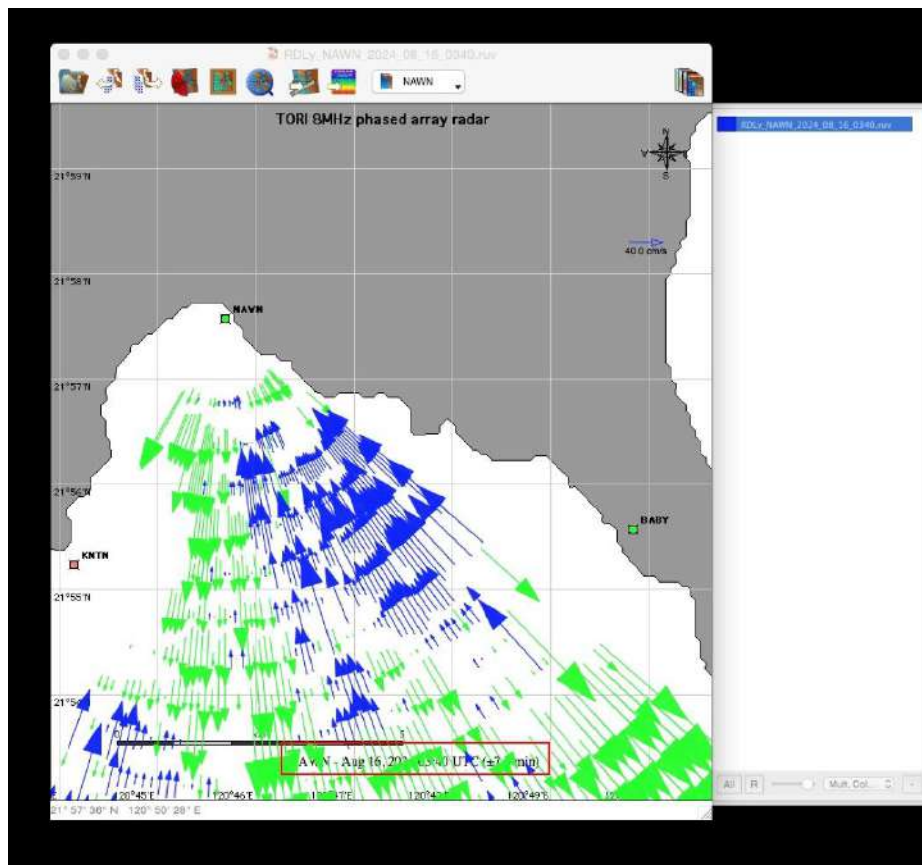
2. 主要問題及收穫：

（1）目前研究院對於離岸流發生是否有預測的方法：

張研究員表示，目前研究院並無專案項目關注離岸流形成的特徵及成因，但有相關影片可以提供，需上網提交申請單。（目前正在申請中）

（2）台灣海洋科技研究中心是否對離岸流有相關資料能參考並使用：

張研究員認為目前最相關的研究項目為雷達遙測項目，主要是在南灣測站，經查詢，發現一些與正常波浪流向相反的海流方向，如下方圖（五十三）所示，提供給我們。（後經賴研究員協助辨認，認為此非離岸流，僅是海流轉向的過渡期，故本研究仍著重海氣象資料的統整）



圖（五十三）南灣測站雷達遙測資料
（來源：台灣海洋科技研究中心）

（三）電話詢問成○大學水利及海洋工程學系的董○○教授

1. 主要目的：取得更多可用的海面影片，用以增加離岸流預測模型的資料
（目前已透過其研究生取得相關影片）

【評語】 100012

1. 本研究開發了一套離岸流偵測預警系統，構建出準確度超過 95% 的辨識模型。 值得鼓勵！
2. 建議應該針對如何標記與訓練辨識模型進行說明。
3. 建議應該針對如何提升辨識模型準確率等進行說明。
4. 建議應針對預警與發生之離岸流, 進行差異比較。
5. 雖然透過亮度、對比、旋轉等方式，得到更多訓練範本，成功訓練有一定可信度的模型，期待未來能透過此模型，得到更多的影像，持續回饋訓練模型，期能使正確性與泛用性持續提高。
6. 所開發技術可偵測的能力和影像範圍、影像解析度、天候、資料變異性（海浪樣態）等的關連性，可有進一步的研究。