

ACV Final Project

LIN YU-TING, 114318058

National Taipei University of Technology, Taipei Tech lab 212

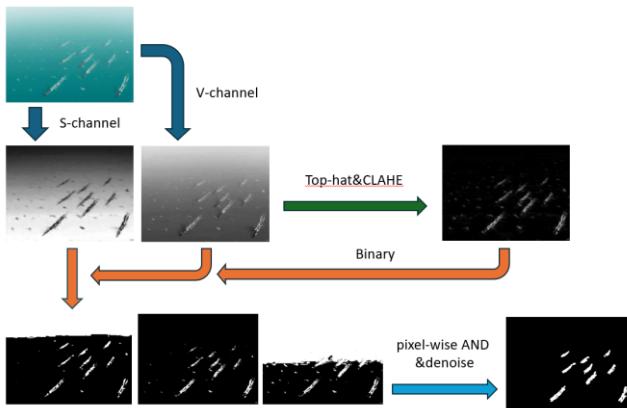
1. INTRODUCTION

本專題提出了一套整合形態學影像處理與幾何運動導引的船隻尾流偵測與追蹤系統。本研究的核心策略在於「特徵增強」與「幾何修正」。首先，我們採用形態學頂帽運算 (Top-Hat Transformation) 與限制對比度自適應直方圖均衡化 (CLAHE) 來抑制背景強光並增強尾流特徵，隨後利用多通道 HSV 閾值法提取高信心的尾流區域。針對航向預測，本研究設計了一種基於時序運動導引 (Motion-Guided) 的幾何修正機制，利用船隻在連續幀中的位移向量，有效解決了傳統主成分分析 (PCA) 中的方向歧義問題。實驗結果顯示，本系統不僅在複雜海況下展現了優異的抗噪能力，更能在高解析度影像中實現精確且即時的航向預測。

2. OUR APPROACH

2.1. 尾流偵測

這題我採用針對輸入尾流圖片產生二值化遮罩，再用遮罩產生最終物件框(bounding box)，並計算最終 IOU。而二值化遮罩產生流程如下圖一。



圖一、尾流偵測演算法 mask 計算流程

- 影像增強與前處理：**我首先將輸入圖片轉換到 HSV 色彩空間，並針對亮度通道(V-channel)進行形態學頂帽運算(Top-hat)和自適應直方圖均衡化(CLAHE)等影像強化。頂帽運算可以幫助抑制背景強光，並保留比背景亮突起物，也就是尾流。接著在進行自適應直方圖均衡化拉開尾流和圖片其他地方的對比度。
- 多通道二值化：**在影像增強完後，我針對飽和度通道(S-channel)、亮度通道(V-channel)和強化後的亮度通道分別進行影像二值化。對於飽和度通道，由於尾流呈現白色，飽和度較低，故保留像素值低於 100 的區域。對於亮度通道，我選擇保留像素值 170 以上的區域為 1。對於強化後的亮度通道，我選

擇保留像素值 50 以上的區域為 1，因為背景訊號已被抑制，所以整體數值偏低。

- 遮罩融合與後處理：**將上述三個遮罩進行逐像素邏輯交集運算 (Pixel-wise AND) 以濾除雜訊。隨後對融合後的遮罩執行兩次核大小為 3x3 的形態學膨脹 (Dilation) 以連接斷裂區域，最後利用連通分量分析 (Connected Component Analysis) 篩選雜訊，僅保留面積大於最大區塊 10% 的區域作為最終輸出。

2.2. 航向追蹤

本演算法主要分為三個階段：尾流偵測與特徵提取、時序物件匹配、以及基於運動導引的航向估計。尾流偵測我利用 2.1 章節所提的尾流偵測演算法作為前處理，並針對遮罩中的每個連通區域提取以下關鍵幾何屬性：質心(Centroid): 用於追蹤物體位置。最小外接旋轉矩形: 用於分析尾流的幾何形狀與主軸方向。

- 時序物件匹配：**為了在連續幀中追蹤同一艘船，演算法採用最近鄰搜尋 (Nearest Neighbor Search) 策略，計算當前幀(F_t)中每個物件質心(C_t)與下一幀 (F_{t+1}) 中所有物件質心(C_{t+1})之間的歐式距離。

$$d = ||C_t - C_{t+1}||$$

設定匹配閾值 (matching_threshold)，僅保留距離小於該閾值且距離最小的配對。

- 基於運動導引的航向估計：**首先根據聯通區域取得尾流的長軸方向。接著，計算相對於質心(cx, cy)的位移量(dx, dy)：

$$\begin{aligned} dx &= \lambda \cos \theta, \\ dy &= \lambda \sin \theta. \end{aligned}$$

λ 為元件的主軸。由此定義出尾流主軸上的兩個極端點。

$$\begin{aligned} P_1 &= (cx - dx, cy - dy), \\ P_2 &= (cx + dx, cy + dy). \end{aligned}$$

不過傳統幾何方法僅能算出軸線斜率，無法區分方向。我利用下一幀的預測位置來解開此歧義：

$$D_1 = ||P_1 - C_{t+1}||, D_2 = ||P_2 - C_{t+1}||.$$

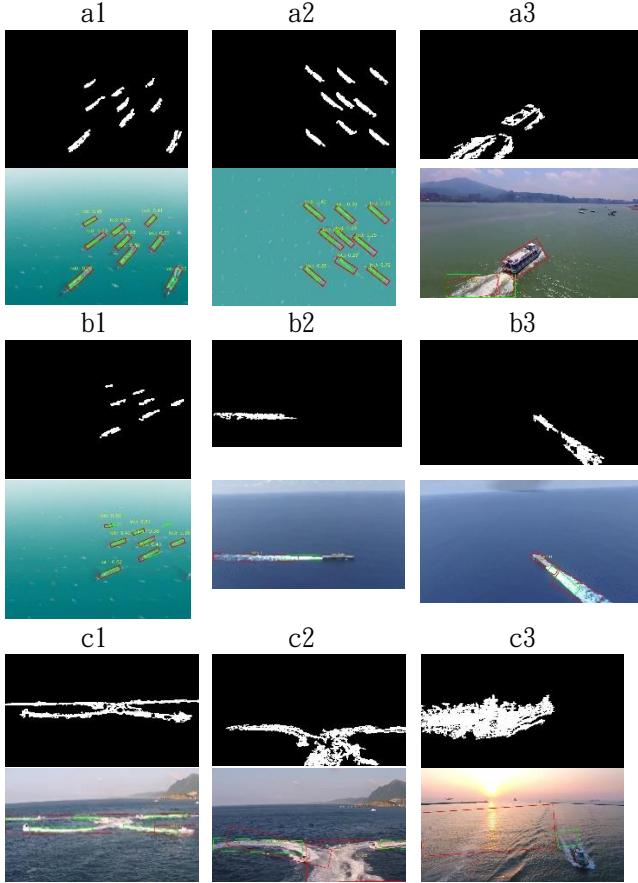
距離下一幀質心較近的極點，被視為船隻的「前方」或「行進目標點」(End Point)；另一點則為「後方」(Start Point)。

3. EXPERIMENTS

3.1. Experiment Results

圖片	IOU	Time(sec)
a1	0.31	0.011
a2	0.31	0.014
a3	0.28	0.036
b1	0.41	0.016
b2	0.10	0.030
b3	0.17	0.049
c1	0.12	0.035
c2	0.22	0.028

表一、尾流偵測實驗結果



圖二、mask 和標註視覺化結果

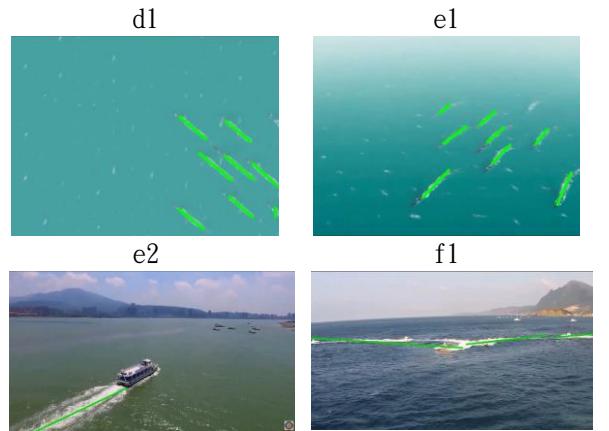
本次實驗在 google colab 環境下執行。在標準測試場景 (a1~b1) 中，本演算法取得了 IoU 0.3~0.4 的量化成績；經視覺驗證，產生的遮罩與物件框 (Bounding Box) 均能準確定位尾流區域。

在具挑戰性的場景 (b2~c2) 中，雖然 IoU 分數受限於演算法對雜訊的嚴格過濾策略而有所下降，但定性分析顯示，其遮罩仍能精確捕捉尾流的核心特徵，證明本方法在抗噪與定位上的有效性。實驗結果顯示，本演算法對於動態光照變化、多目標並存以及船隻轉向等複雜工況具有良好的魯棒性。然而，在多船尾流交錯

(Crossing Wakes) 與極端強光直射的條件下，偵測效能仍會受到顯著干擾，此為本演算法目前的限制，亦是未來優化的主要方向。

影片	解析度	平均角 度誤差	FPS	時間 (sec)
d1	640x480	17.55	71.55	3.48
e1	640x480	8.49	75.81	3.39
e2	1274x716	7.10	26.49	4.53
f1	1274x716	6.24	30.53	10.71

表二、航向角度估測結果



圖三、航向追蹤視覺化結果

本次實驗基於尾流偵測演算法進行航向追蹤，不過因為演算法計算航向基於主軸方向，所以對於轉彎的物體行徑並不能非常精確，且若物件尾流混雜可能使二值化遮罩分割失效，造成主軸方向被平均形成錯誤估計。不過可以看到以上四部影片的實驗結果皆能將誤差壓在 20 度，甚至是 10 度以下。

另外，在即時處理時間的部分。低解析度影像高達 ~70fps，遠遠超越了一般影片的 FPS，顯示其即時處理能力。且當解析度提升四倍後，還是能維持在 25~30fps，接近即時處理的效能。

4. CONCLUSION

本專題成功實作了一套不依賴深度學習的船隻尾流偵測與航向預測系統。透過結合形態學前處理 (Top-Hat 與 CLAHE) 以及基於運動導引的幾何追蹤演算法，本系統在多變光照與複雜海況下展現了良好的魯棒性。未來的改進方向將著重於解決極端光照條件和交叉尾流場景下的偵測缺失。