

開放集船舶目標識別競賽主題說明

(一) 緣由

- **問題說明：**高解析度距離輪廓像（HRRP）可提供目標的結構特徵，但散射點之間會互相干擾，透過傳統演算法不易萃取特徵資訊。另敵方的軍艦、新型船隻數據並不在已知資料庫中，不該被辨識為已知船隻的其中一種，而是歸類為未知船隻。
- **解決方案：**以 AI 技術從 HRRP 資訊中提取船隻的重點特徵，達成目標辨識功能並區分出未知船隻。
- **預期效益：**透過 AI 技術辨識出最有價值的船隻進行攻擊，減少飛彈發射前需要人工框選攻擊範圍的時間。利用開放集識別（OSR）技術可將未取得數據的船隻辨識為未知類別，並依此建立新的資料庫。

(二) 競賽方式

- **資料集提供與規劃：**

資料集類型	提供階段	數量與說明
訓練集	初審	數量 70% (不包含 X 類別)
驗證集	初審	數量 20% (含相對少量 X 類別)
測試集	複審	數量 10% (含相對大量 X 類別，於指定測試時間提供)

- **資料格式與規模：**
 - 特徵格式：高解析度距離輪廓像（HRRP）
 - 資料規模：已知類別（A~F）各 5,000 筆；未知類別（X）約 7,000~12,000 筆。
- **輸出目標類別定義：**
 - A (0): Tank
 - B (1): Cargo
 - C (2): Bulk Carrier
 - D (3): Passenger
 - E (4): Fishing
 - F (5): CoastGuard
 - X (6): Unknown

(三) 開發環境及條件

- 軟體與模型條件：
 - 程式語言：Python 3.10
 - 模型框架：TensorFlow 2.13.0 / PyTorch 2.2.0
 - 模型輸入格式：HRRP (特徵數據)
- 驗證設備環境（高速運算伺服器規格）：
 - CPU：Intel Core i7-8700 以上
 - GPU：NVIDIA GeForce RTX 3060 以上
 - 作業系統：Windows 11 或 Ubuntu 22.04.5 LTS

(四) 評分標準

1. 所有類別平均 F1 score

- 說明：計算精確率與召回率的調和平均數。可有效避免類別數量不平均時，因故意去猜數量較多的類別而產生虛假的準確率 (Accuracy)。
- 計算方式：分別計算七種類別 (A~F 與 X) 的 F1 score 再進行平均，最終採用所有類別的平均 F1 score。

2. AUROC (真/偽陽性率關係曲線面積)

- 說明：開放集題目會受到未知類別信心度門檻的影響，僅透過 F1 score 只能評估單一門檻時的模型分類能力。因此同時採用 AUROC 評估模型整體分類能力。
- 計算方式：將六類結果重新分為兩群：已知 (A~F) 與未知 (X)，分別計算 AUROC，最終採用兩群的 AUROC 平均。

3. 運算量調整係數 (Factor_eff)

- 說明：本模型未來將部署到嵌入式平台（如 KL730），必須謹慎考量模型複雜度，限制模型運算量於指定門檻內。
- 參考 KL730 規格換算參數 (A = 10.00 GFLOPs, B = 16.67 GFLOPs)：

運算量條件 (FLOPs)	調整分數係數 (Factor_eff)	說明
FLOPs $\leq$ 10.00 GFLOPs ($\leq$ A)	1.0	完全採計不扣分
10.00 GFLOPs < FLOPs $\leq$ 16.67 GFLOPs (A ~ B)	1.0 ~ 0.8	改為線性調整評分數值
FLOPs > 16.67 GFLOPs (> B)	0	造成過度負擔，不予採用