

# Experiments

## 1. 데이터셋 및 전처리 (Dataset & Preprocessing)

- **Source Data:** 해상 선박 이미지 및 라벨 데이터셋 활용.
- **Data Split:** 전체 데이터의 80%를 학습(Train), 20%를 검증(Val) 데이터로 분할.
- **Normalization:** 모든 이미지는  $640 \times 640$  해상도로 리사이즈 및  $0 \sim 1$  사이의 값으로 정규화.

## 2. 극한 환경 시뮬레이션 (Heavy Storm Simulation)

현실적인 폭풍우 환경을 재현하기 위해 학습 및 평가 단계에서 '**Heavy Storm Mode**' 노이즈 증강을 적용했습니다.

- **Noise Bank 기법:** CPU 병목을 줄이기 위해 수백 가지의 물보라(Water Spray) 패턴과 가우시안 노이즈(Gaussian Noise)를 미리 생성하여 메모리에 적재(Caching).
- **On-the-fly 증강:** 학습 시 매 프레임마다 무작위로 패턴을 선택하고, 이미지와 겹합(Blending)하여 가시성이 극도로 제한된 상황을 실시간으로 시뮬레이션.
- **독립적 노이즈 적용:** 연속된 프레임( $t-1, t$ )에 서로 다른 노이즈를 적용하여, 모델이 노이즈 자체를 객체의 움직임으로 오인하지 않도록 강하게 훈련.

## 3. 비교 모델 구성 (Experimental Groups)

두 모델 간의 공정한 비교를 위해 동일한 파라미터 설정을 유지했습니다.

- **대조군 (Baseline): YOLOv8s (3-channel RGB)**
  - RGB 이미지만을 사용하여 학습.
- **실험군 (Proposed): Two-Stream YOLO (5-channel RGB + Flow)**
  - RGB Stream: YOLOv8s 백본 활용.
  - Flow Stream: YOLOv8n 백본 활용

## 4. 학습 프로토콜 (Training Protocol)

- **Optimizer:** AdamW (Learning Rate: 0.001, Weight Decay:  $1e-4$ )
- **Epochs:** 20 Epochs (Early Stopping 및 Best Model Save 적용)
- **Loss Function:** YOLOv8 Detection Loss (Box, Class, DFL)

- **Hardware:** NVIDIA 3090(24GB), AMP(Automatic Mixed Precision)를 통한 연산 가속.

## 5. 평가 지표 (Evaluation Metrics)

- **정량적 평가:**
  - **mAP50:** 폭풍우 노이즈 상황에서의 객체 검출 정확도.
  - **FPS (Frames Per Second):** 실시간 구동 가능 여부 확인.
- **정성적 평가:**
  - **Inference Video:** 실제 영상 데이터에 Heavy Storm 노이즈를 입혀 시각적인 탐지 성능 및 박스 안정성(Stability) 비교.

## 6. 데이터 유출 방지 (Zero-Leakage Policy)

- 미래 프레임의 정보가 현재 인퍼런스에 영향을 주지 않도록, 반드시 과거( $t-1$ )와 현재( $t$ ) 프레임만을 사용