1. 논문 선정 동기

기존 실습에서 FCN의 경계 구별 및 다중 스케일 적응성 부족, UNet의 고정 커널 한계, Deeplab의 작은 객체 정보 손실 및 CrackNet의 잦은 지역 특징 누락을 경험했습니다. 이 문제를 해결하고자 다중 스케일 어텐션, 스킵 연결, 공간 어텐션의 필요성을 인지했습니다. 이에 Axial Attention, Spatial Branch를 통한 위치 정보 유지 등 문제를 해결할 수 있는 SeaFormer++ 논문을 선정했습니다.

2. 제출 모델 설명 및 구조적 개선

제출 모델은 MobileNetV2 백본, CBAM, Dual ASPP, UNet 디코더를 결합하여 SeaFormer++의 핵심 아이디어를 구현했습니다. 이는 단순한 하이퍼파라미터 변경이 아닌, 모듈 추가 및 로직 변경을 통한 명확한 구조적 개선입니다.

MobileNetV2로 효율성을 확보하고, 기존 커널 한계를 극복하고자 Dual ASPP 모듈을 도입했습니다. 이는 다양한 팽창률 컨볼루션을 통해 다중 스케일 지역 및 컨텍스트 특징을 포착하며, 특히 두 개의 인코더 단계(f1, f2)에 ASPP를 적용하여 정보 활용을 극대화했습니다.

또한, SeaFormer++의 Axial Attention을 **CBAM 모듈의 채널 및 공간 어텐션**으로 대체했습니다. 각 인코더 단계에 CBAM을 적용하여 **중요 영역에 집중**함으로써 특징 표현을 강화했습니다.

마지막으로, UNet 스타일 디코더는 스킵 연결로 고해상도 특징을 융합하며, 특히 dec2 디코더 블록이 두 개의 ASPP 출력(a2, a3)을 통합하도록 설계하여 정보 융합의 다양성을 높였습니다.

이러한 **구조적 개선**을 통해 모델은 기존 기본 구조 대비 **0.1 이상의 IOU 성능 향상**을 달성했습니다.