

CCTV 실시간 침수 영상 탐지 분석을 위한 딥러닝 기반 정밀 경량화 최적화 모델 융합 기법

황채아, 최재민, 윤수연*

국민대학교, *국민대학교

hcaopen@kookmin.ac.kr, kiy9514@kookmin.ac.kr, *1104py@kookmin.ac.kr

A Deep Learning-Based Optimized Hybrid Model for Real-Time Lightweight and Precise Flood Detection in CCTV Surveillance

Chaea Hwang, Jae Min Choi, *Soo-Yeon Yoon

Kookmin Univ., *Kookmin Univ.

요약

본 연구는 CCTV 기반 실시간 침수 영상 분석 환경에서 연산 효율성과 침수 경계의 정밀도를 동시에 만족시키기 위해 YOLOv8-seg와 DeepLabv3+를 결합한 딥러닝 기반 경량화정밀화 융합 모델을 제안하고 성능을 비교·분석하였다. YOLOv8-seg를 통해 침수 영역의 위치 정보를 사전 추출하고 이를 DeepLabv3+의 가이드 정보를 활용함으로써 침수 경계의 공간적 일관성과 분할 정확도를 향상시켰다. 제안한 모델은 단일 YOLOv8-seg 대비 mIoU와 Dice 지표에서 유의미한 성능 향상을 보였으며, 약 15FPS의 처리 속도를 유지하여 실시간 CCTV 환경에서의 적용 가능성을 확인하였다. 이를 통해 도심 침수 감지의 정확도와 실시간성을 동시에 고려한 영상 관제 시스템으로의 확장이 기대된다.

I. 서론

도심 내 지하차도, 하천 및 둔치 지역에서는 이상기후로 인해 예측이 어려운 침수가 빈번하게 발생하며, 이에 따른 인명 및 사회·경제적 피해가 지속적으로 증가하고 있다[1]. 이러한 피해를 최소화하기 위해서는 침수 발생 이전 단계에서 위험을 감지할 수 있는 실시간 영상 기반 모니터링 기술이 요구된다.

기존 침수 감지 연구는 수위계·IoT 센서 또는 침수 차량·인물 탐지와 같은 객체 중심으로 수행되어, 침수 면적의 공간적 분포와 물 경계에 대한 정밀한 분석에는 한계가 있었다. 특히 실시간 CCTV 환경에서는 연산 효율성과 분할 정확도를 동시에 만족시키는 모델 설계가 핵심 과제로 남아 있다. 이에 본 연구는 탐지 기반 모델과 세그멘테이션 모델을 결합한 융합 구조를 제안하여, 침수 영역의 위치 정확도와 경계 정밀도를 동시에 향상시키고 실제 도시 영상 관제 환경에 적용 가능한 사전 침수 경보 시스템으로의 확장 가능성을 제시한다.

Encoder-Decoder 구조를 결합해 넓은 수용 영역을 확보함으로써, 복잡한 도시 환경에서도 침수 영역을 정밀하게 분할할 수 있는 모델이다[2].

차량과 구조물 등 복잡한 객체가 포함된 침수 영상에서 픽셀 단위의 경계 추정에 강점을 보이지만, 고해상도 특징 맵 생성으로 인한 연산 부담으로 실시간 CCTV 환경에 단독 적용에는 한계가 있다[3].

2.2 YOLOv8-seg 기반 실시간 세그멘테이션

YOLOv8-seg는 객체 탐지와 세그멘테이션을 단일 네트워크에서 동시에 수행하는 end-to-end 구조의 모델로, 실시간 처리를 고려한 경량화 설계를 특징으로 한다. Anchor-free 탐지 헤드와 효율적인 feature aggregation 구조를 통해 다양한 객체 크기에 대해 안정적인 예측과 빠른 추론 속도를 제공한다[4].

이러한 특성으로 YOLOv8-seg는 실시간 영상 처리에는 유리하지만, 침수 경계와 같이 미세 영역의 정밀 세그멘테이션에는 한계를 보인다.

II. 본론

III. 실험방법

2.1 DeepLabv3+ 기반 정밀 세그멘테이션

CNN 기반 세그멘테이션 모델인 DeepLabv3+는 Atrous Convolution과

본 연구에서는 실시간 CCTV 환경에서 침수 영역의 위치 추정과 침수 경계 정밀도를 동시에 고려하기 위해 YOLOv8-seg와 DeepLabv3+를

순차적으로 적용하는 2단계 세그멘테이션 구조를 설계하였다.

3.1 YOLOv8-seg 기반 위치 가이드 생성

첫 번째 단계에서는 YOLOv8-seg 모델을 활용하여 입력 이미지에서 침수 영역의 위치 정보를 탐지하고, 이에 대한 초기 세그멘테이션 마스크를 생성한다.

본 연구에서는 YOLOv8-seg가 생성한 출력 마스크를 침수 영역의 공간적 분포를 나타내는 위치 가이드 정보로 정의하고, 이를 후속 단계의 정밀 세그멘테이션 모델에 입력으로 제공하였다. 이를 통해 전체 이미지가 아닌 침수 가능 영역에 대해 집중적인 픽셀 단위 분할이 이루어지도록 유도하였다.

3.2 DeepLabv3+ 기반 가이드 세그멘테이션

두 번째 단계에서는 DeepLabv3+ 모델을 적용하여, 침수 영역에 대한 픽셀 단위 정밀 세그멘테이션을 수행한다. 본 연구에서는 연산 효율을 고려하여 입력 이미지를 상대적으로 저해상도로 처리하고, 3.1 단계에서 생성된 YOLOv8-seg 기반 침수 영역 가이드 마스크를 함께 활용하였다.

가이드 마스크는 침수 영역이 존재할 가능성이 높은 공간 정보를 사전에 제공함으로써, DeepLabv3+가 침수 경계와 같은 세밀한 영역에 집중하여 분할을 수행하도록 한다.

IV. 실험결과 및 성능평가

4.1 실험 환경 및 데이터

본 논문에서는 Urban Flood Inundation Area Detection[4]에서 제공하는 벤치마크 데이터셋 중 1600 규모의 데이터셋을 사용하였다. 해당 데이터셋은 도심 환경에서 발생하는 다양한 침수 상황을 포함하고 있으며, 조명 변화, 배경 복잡도, 침수 깊이 및 형태의 차이를 반영한 이미지로 구성되어 있다.

4.2 평가 방법

모델 성능 평가는 침수 영역 세그멘테이션의 정확도와 실시간 처리 가능성을 함께 고려하기 위해 다음의 지표를 사용하였다.

- **mIoU**: 예측된 침수 영역과 정답 영역 간의 평균 중첩 정도
- **Dice**: 침수 영역 분할 유사도를 측정하는 지표
- **FPS**: 초당 처리 가능한 프레임 수

실험은 YOLOv8-seg 단일 모델과 본 논문에서 제안하는 YOLO+ DeepLabv3+ 구조를 동일한 데이터셋 환경에서 적용하여 수행하였으며, 각 모델의 분할 정확도와 추론 속도를 중심으로 비교 분석을 진행하였다.

4.3 실험 결과

[표 1]은 YOLOv8-seg 모델 1버전과 제안하는 DeepLabv3+에 가이드 마스크 결과를 활용한 제안 모델의 성능을 비교한 결과를 나타낸다.

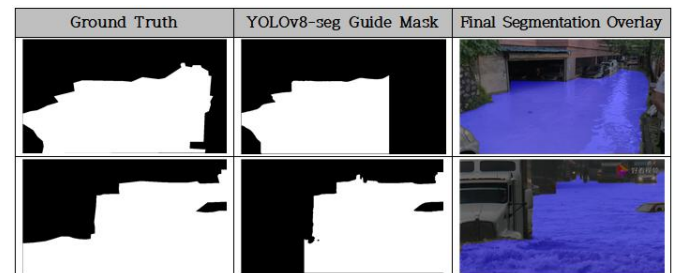
YOLOv8-seg는 비교적 높은 처리 속도(FPS 28.61)를 보였으나, 침수 영역의 정밀한 경계 추출 측면에서는 mIoU 0.82, Dice 0.88로 나타났다. 반면, YOLOv8-seg 기반의 위치 가이드 정보를 DeepLabv3+에 적용한 제안 방법은 단독 YOLOv8-seg 모델 대비 mIoU 0.91, Dice 0.95로 침수 영역 분할 성능이 향상되었으며, FPS는 15.36으로 감소하였다.

[표 1] 모델 성능평가 비교 결과

| Model | mIoU | Dice | FPS |
|------------------|------|------|-------|
| Yolov8-seg(l) | 0.82 | 0.88 | 28.61 |
| Yolo+ Deeplabv3+ | 0.91 | 0.95 | 15.36 |

[그림 1]은 두 개의 테스트 이미지에 대해 Ground Truth(정답 데이터), YOLOv8-seg Guide mask, Final Segmentation Overlay를 비교한 정성적 결과를 보여준다.

[그림 1] 모델 과정별 물 영역 검출 비교 결과



YOLOv8-seg 단독 세그멘테이션 결과에서는 침수 영역의 대략적인 위치는 검출되지만, 물 경계의 빛 반사나 차량 및 구조물과 같이 물과 유사한 색상을 갖는 객체의 영향으로 인해 침수 영역의 일부가 누락되는 경향을 보인다.

V. 결론

본 연구에서는 도심 침수 상황에서 CCTV 영상을 활용한 침수 영역 세그멘테이션 정확도 향상을 위해 YOLOv8-seg와 DeepLabv3+를 결합한 2단계 파이프라인을 제안하고, 단일 모델 대비 성능을 비교·분석하였다. 실험 결과, 제안한 방법은 YOLOv8-seg를 통해 추출한 침수 영역의 위치 가이드 정보를 활용함으로써 침수 영역의 경계 표현과 공간적 일관성을 효과적으로 개선하였으며, mIoU와 Dice 지표에서 유의미한 성능 향상을 확인하였다. 처리 속도는 단일 모델 대비 감소하였으나, 평균 약 15FPS 속도를 유지하였으며, 이는 CCTV가 상황에 따라 15~60FPS 수

준의 영상 스트림을 활용한다는 점을 고려할 때 정확도와 실시간성 간의 균형을 충족하는 실용적인 대안이 될 수 있다. 이처럼 실시간 환경에 적합한 경량화 된 모델을 통해 침수 발생 시 도로 및 하천 주변의 침수 범위를 보다 정밀하게 인식하고, 침수 상황에 대한 신속한 대응을 효과적으로 지원할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2022년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음.(2022-0-00964)

참 고 문 헌

- [1] 경남신문, "국지성 집중호우, 인명피해 없도록 대비를," 2025.
Available:
<https://www.knnews.co.kr/news/articleView.php?idxno=1465612>.
- [2] L. Chen et al, "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," in Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018, .
- [3] P. Li, J. Zhou and X. Xu, "Real-Time Image Semantic Segmentation Based on Improved DeepLabv3 Network," Big Data and Cognitive Computing, vol. 9, (6), pp. 152, 2025. .
- [4] F. Xue et al, "Urban Flood Inundation Area Detection using YOLOv8 Model," Water Resour. Manage., pp. 1-18, 2025. .