

Segmentation 모듈을 통한 수위 상태 예측 시스템

박민지, 박상신, 박영석, 경왕준*

(주)MJ VisionTech, (주)MJ VisionTech, (주)MJ VisionTech, *(주)MJ VisionTech
anmj8780@ph.co.kr, S__spark@ph.co.kr, yspark@ph.co.kr, *kyungwj@ph.co.kr

Water-level condition prediction system via segmentation module

MinJi Park, SangShin Park, WangJun Kyung*
Chosun Univ., *Shilla Univ.

요약

본 논문에서는 지구 온난화로 인한 기상 이변에 대응하여 홍수 및 범람 초기 단계를 빠르게 감지하기 위한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 방법용 CCTV를 활용하여 다리의 교각을 세그멘테이션하고 수위 레벨을 측정하여 홍수 위험을 예측한다. 이를 위해 딥러닝 기술을 활용하여 교각 세그먼트를 검출하고, 이를 기반으로 하여 수위 레벨과 위험 상태를 판단하는 알고리즘을 개발하였다. 실험 결과, 제안된 세그멘테이션 모듈의 경우 96.65%의 mIoU 성능을 달성하였으며 수위 상태 판단에서는 96.8%의 정확도를 보여주었다. 이를 통해 제안된 방법이 홍수 위험 예측 및 대응에 효과적인 솔루션으로서의 잠재력을 갖추고 있음을 입증하였다.

I. 서론

지구 온난화의 심화로 인해 전 세계적으로 기상이변이 발생하고 있다. 2023년 IPCC 6차 보고서[1]에 따르면, 이상기후로 인한 호우의 빈도와 강도가 증가할 것이라는 예측이 높은 신뢰도를 가지고 있으며 강수량 증가로 인해 홍수 위험이 높아질 것으로 보고되었다. 특히 한국은 2023년에 발생한 집중호우로 인한 피해가 심각하였다. 한국에서 발생한 집중 호우의 경우 짧은 시간동안 많은 비가 내리는 국지적인 강수 현상을 특징을 가지고 있다. 이러한 특징으로 인해 한순간에 홍수와 범람이 발생하였으며 이로 인해 인명피해가 야기되었다. 이러한 범람과 홍수의 피해를 최소화하기 위해서는 사람들을 대피시키며, 차량을 통제하는 초기 대응이 중요하다. 따라서 범람과 홍수의 초기 단계를 빠르게 파악하는 것이 중요해졌다. 이를 위해 CCTV를 통한 감시 시스템이 활용되고 있지만, 관제 요원의 연속적이 모니터링은 노동력 부담으로 작용한다. 이에 대한 대안으로 기술적인 방법이 꾸준히 연구되고 있다. 이전에는 센서를 기반으로 한 방법[2]과 영상 패턴 처리를 이용한 방법[3]이 주로 연구되었다. 센서를 기반으로 한 수위 측정의 경우 센서의 오류로 인한 정확도가 떨어지는 경우가 많았으며 이를 바로바로 확인할 방안이 없었다. 하지만 영상 패턴 처리를 이용한 방법의 경우 카메라를 기반으로 수위 레벨을 측정하기 때문에 오탐이 발생하더라도 CCTV 영상을 통해 곧바로 확인이 가능하다는 장점이 있다.

최근에는 고성능 컴퓨팅 장치의 발전으로 대량의 데이터를 신속하게 처리하고, 복잡한 패턴을 학습하고 예측하는 딥러닝 기술이 각광받고 있다. 이를 활용하여 CCTV 영상을 분석하고 수위 레벨을 신속하게 측정함으로써 홍수 위험을 예측하는 방법을 제안한다.

II. 본론

본 논문에서는 지차체에서 운영하는 방법용 CCTV를 활용하여 수위 레

벨 측정 알고리즘을 제안한다. 기존 CCTV를 활용한 수위 측정의 경우 수위계에서 수면의 높이를 측정하는 방식으로 주로 이루어졌다[4]. 하지만 이 경우 수위계와 이를 바라보는 CCTV를 추가적으로 설치해야 하며, 수위계가 희미해진 경우 정확도가 떨어지는 문제가 존재하였다. 하지만 현재 기존에 설치된 방법용 CCTV를 활용하여 수위를 측정할 경우 비용적인 문제를 절감할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 방법용 CCTV를 통해 바라본 교각을 검출하여 수위 레벨의 위험도를 측정하는 방식을 제안한다. 전체적인 흐름도는 그림1와 같다.



그림 1 수위 레벨 감지 흐름도

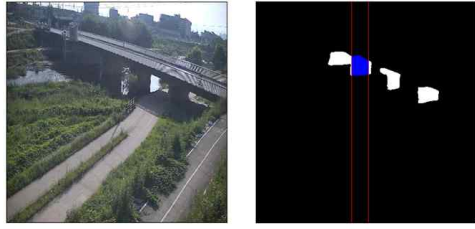
우리는 다리의 교각을 세그멘테이션하기 위한 모델로 Unet[5]을 사용하였으며 Backbone으로 EfficientNet[6]을 사용하였다. 해당 모델에서 학습할 때 Segmentation에서 주로 쓰이는 Dice Loss와 Focal Loss를 결합하여 Loss function으로 사용하였다.

$$L_D = 1 - \frac{2 \times |X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$

$$L_F = -\alpha \times (1 - p_t)^\gamma \times \log(p_t)$$

L_D 는 Dice Loss이며 L_F 는 Focal Loss이다. Dice Loss의 X 와 Y 는 각각 모델에서 예측된 세그먼트를 나타내는 이진 마스크와 실제 세그먼트를 나타내는 이진 마스크이다. Focal Loss에서 p_t 는 모델의 예측 확률을 뜻하며 α 는 클래스의 불균형을 조절하는 역할을 하게 된다. 최종적으로 사용된 Loss는 아래와 같다.

$$L = L_D + L_F$$



(a) 입력된 이미지 (b) 검출된 세그멘테이션

그림 2 세그멘테이션 모듈에 입력된 이미지와 결과

딥러닝 모듈을 통해 검출된 다리의 교각 세그먼트 중 주변 환경에 의해 가려지지 않는 교각을 사전에 설정해 둔다. 그림2의 경우 검출된 교각 중 미리 설정된 ROI와 겹치는 부분을 파란색으로 표현하였다. 설정된 교각에서 추출된 세그먼트에서 수위 레벨 측정을 위한 연산을 하게 된다.

수위 레벨 측정의 경우 아래의 수식으로 진행된다.

$$L_w = \frac{R_r - R_m}{R_r} \times 100$$

L_w 의 경우 측정된 수위 레벨을 뜻하며, R_r 과 R_m 은 각각 사전에 정의된 ROI(Regions of Interesting)과 세그멘테이션 모델로 검출된 다리 교각의 영역을 뜻한다. 위의 수식으로 측정된 수위 레벨은 Normal(일반), Warning(경고), Danger(위험)으로 총 3단계의 상태로 나뉘며 기준은 아래와 같다.

$$state = \begin{cases} Normal & \text{if } x < 0 \\ Warning & \text{if } 50 \leq x < 65 \\ Danger & \text{otherwise} \end{cases}$$

우리는 수위감지 모듈의 성능을 테스트하기 위해 실제 지자체에서 운영 중인 CCTV에서 장마 기간 동안 1시간 간격으로 총 940장의 이미지를 수집하였다. 이 이미지들은 보행로와 수위를 기준으로 일반, 경보, 위험 상태로 분류하였다. 보행로가 잠기면 위험 상태로, 잠기기 직전이라면 경보 단계로 정의하였다. 수집된 이미지 중 659장은 학습 데이터셋으로 187장은 검증 데이터셋으로 사용하였다. 딥러닝 모듈의 경우 5 에포크 동안 학습 되었고, 테스트 데이터셋에서 96.65%의 mIOU를 달성하였다.

수위 레벨을 통한 상태 판단에서, 테스트 이미지 94장 중 82장은 일반 상태, 5장은 경보 상태, 7장은 위험 상태로 구성하였다. 수위 상태 판단에서 본 논문에서 제안한 알고리즘은 6장을 위험 상태로, 7장을 경보 상태를 판단하였으며, 나머지는 모두 일반 상태로 판단하였다. 3장을 제외한 모든 이미지는 정확하게 분류하여 96.8%의 정확도를 보여주었다. 그림 3의 경우 실제 테스트 데이터셋에 대한 결과이다.

III. 결론

본 논문에서는 세그멘테이션을 통한 수위 레벨 측정과 상태 판단에 대한 알고리즘을 제안하였다. 일반적인 수위 측정과 달리 제안한 알고리즘은 물 수면의 위치를 측정하는 방식이 아닌, 다리의 교각을 검출하여 수위 레벨을 측정하고 상태를 판단하는 방식을 제안하였다. 제안된 방식에서 수위 교각의 mask의 경우 96.65%의 mIOU를 보여주었으며, 상태 판단의 경우 96.8%의 정확도를 보여주었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘이 일정한 수준의 성능을 보여주었으나, 데이터셋이 다양하지 않았다는 한계가 존재한다. 따라서 추후 연구에서는 보다 다양한 환경에서 수집된 데이터를 기반으로 한 데이터셋을 구축하여 알고리즘의 일반화 능력을 높힐 필요가 있다. 이를 통해 알고리즘의 실용성과 적용 가능성을 더욱 강화할 수 있을 것으로 기대된다.

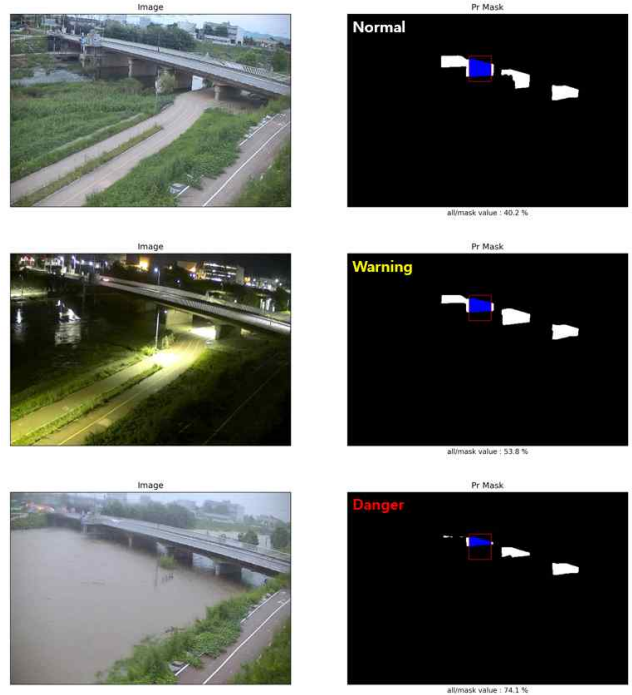


그림 3 상태 판단 결과

참고 문헌

- [1] IPCC "AR6 Synthesis Report: Climate Change 2023", 2023, (<https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>)
- [2] Mamun, Abdullah-Al, et al. "Use of wireless sensor and microcontroller to develop water-level monitoring system." Indian Journal of Science and Technology (2014): 1321-1326, 2014.
- [3] Lo, Shi-Wei, et al. "Visual sensing for urban flood monitoring." Sensors 15.8 (2015): 20006-20029, 2015
- [4] Qiao, Guangchao, Mingxiang Yang, and Hao Wang. "A water level measurement approach based on YOLOv5s." Sensors 22.10 (2022): 3714, 2022
- [5] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." Medical image computing and computer-assisted intervention - MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18. Springer International Publishing, 2015.