

디지털 트윈 기반의 하천 관리 및 범람 예측 시스템 성능 향상을 위한 이미지 증강 모델 연구

유연우^{1, 2}, 백명선^{1, 3}

¹한국전자통신연구원, ²이화여자대학교, ³과학기술연합학원대학교

lilaceous13@gmail.com, sabman@etri.re.kr

A Study on the Image Augmentation Model for Performance Improvement of Digital Twin-based River Management and Flood Prediction Systems

Yeonwoo Yu^{1, 2}, Myung-Sun Baek^{1, 3}

¹ETRI, ²Ewha Womans University, ³UST

요약

하천의 범람은 하천 주변 시설물 침수로 인한 재산 피해뿐만 아니라 범람을 인지하지 못한 인명의 피해 등 생명과 재산을 위협하는 중대한 자연재해이다. 최근 지속해서 증가하는 하천 범람을 효과적으로 관리하기 위해 CCTV 영상을 활용한 모니터링이 도입되어 운영 중이다. 이러한 CCTV 영상 기반의 범람을 예측하는 방법 중 하나로 딥러닝 기반 이미지 분류 모델이 활용될 수 있다. 딥러닝 기반의 분류 모델은 충분한 데이터를 활용한 학습이 수반되어야 높은 분류 성능을 도출하는 것이 가능하다. 하지만 현재까지 진행된 하천 범람 분류 모델은 하천의 범람 관련 영상 및 이미지 표본이 충분하지 않아 우수한 성능을 도출하는 것에 한계가 있었다. 본 연구는 부족한 표본을 보완할 수 있는 이미지의 증폭과 변형을 통한 데이터 가공 방법을 제안한다. 제안된 기술을 활용하면 하천 범람 예측 모델의 예측 성능을 향상할 수 있으며, 여러 하천에 일반화하여 적용할 수 있는 모델을 개발하는 것이 가능하다.

I. 서론

해를 거듭할수록 기후변화로 인해 집중 호우가 잦아지며 하천이 범람하는 횟수가 증가하고 있다. 자연재해로 인한 피해를 방지하기 위해 하천 통제소에서는 하천 수위 관측 시스템과 더불어 CCTV 모니터링을 통해 이 중으로 하천 관리에 임하고 있다. CCTV 모니터링 기반의 하천 관리는 관리자가 상주하여 범람 여부를 판단해야 하는 한계가 존재한다. 게다가 숙련된 관리자가 아닌 경우 하천의 범람 여부를 신속하게 파악하는 것이 어려워 하천 범람 정보 발령 등에 지연이 발생할 수 있다.

이러한 한계를 극복하기 위해 하천 관리시스템에 인공지능을 활용한 이미지 분류 기술이 활용될 수 있다. 인공지능 기반의 하천 범람 여부 파악 기술이 도입되는 경우, 효율적인 하천 관리 및 정보 전달 시스템이 구축되며 의사 결정에 필요한 시간을 줄여 인명 및 재산 피해를 줄일 수 있을 것이다.

기존 선행 연구에서는 총 475개의 이미지 데이터를 가공하는 이미지 전처리 기법을 강구하여 CNN 기반의 이미지 분류 모델을 제안하였고 약 85% 이상의 범람 여부 예측 정확도를 달성하였다 [1]. 그러나 475개의 이미지 데이터를 활용하여 학습 및 성능 검증을 수행하였으므로, 이미지 데이터의 개수가 적어 학습 데이터를 과잉 학습하는 Overfitting이 우려되는 문제가 발생하였다.

본 연구에서는 이와 같은 문제를 해결하고자 이미지 증강 알고리즘을 활용하여 이미지 변형을 가한 후 기존 데이터셋에 생성한 이미지를 추가하여 모델의 성능을 검증하였다.

II. 이미지 증강

이미지 증강은 Overfitting을 방지하고 딥러닝 모델의 성능을 향상시키는 효과적인 방법이다. 데이터에 변형을 가하기 때문에 모델은 다양한 구도, 조명, 노이즈 등에 더 강건하게 학습할 수 있다. AutoAugment는 Google Brain에서 2019년 개발한 이미지 증강 알고리즘으로 증강 기법을

출력하는 RNN controller를 생성하고 이를 통해 얻은 증강 기법을 학습 데이터에 적용한 뒤 모델을 학습 및 평가하여 얻은 결과물을 재학습하는 과정을 반복한다 [2]. RandAugment는 무작위하게 N개의 operation을 뽑아 M의 magnitude를 적용하는 방식의 AutoAugment 기반의 증강 알고리즘이며 데이터 증강의 연산량이 적고 적용이 단순하다는 특징을 가진다 [3]. TrivialAugment는 RandAugment와 유사하지만 1개의 operation만을 뽑으며 0과 1 사이의 magnitude를 가진다는 차이점이 있다 [4].

본 논문에서는 AutoAugment, RandAugment, TrivialAugment를 사용하여 이미지를 증강하였다. AutoAugment는 파이썬 이미지 라이브러리인 PIL에서 사용되는 이미지 처리 기법(ShearX/Y, TranslateX/Y, Rotate, AutoContrast, Invert, Equalize, Solarize, Posterize, Contrast, Color, Brightness, Sharpness)과 증강 기법인 CutOut과 Sample Pairing을 추가로 사용하여 변형된 이미지를 출력한다. AutoAugment를 적용한 이미지 증강 전과 후는 다음과 같다.

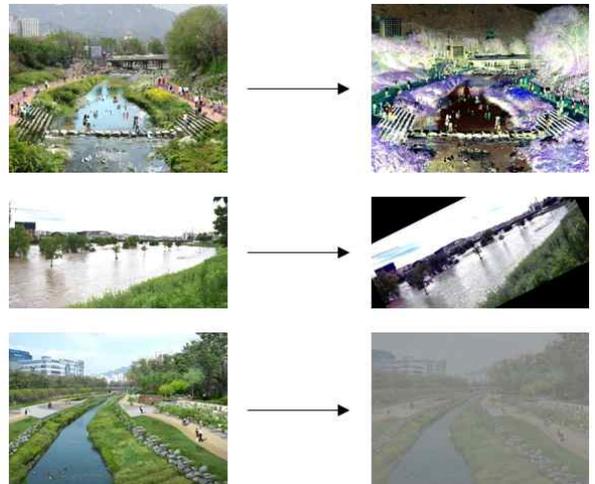


그림 1. 이미지 증강 전후 이미지 비교

III. 하천 범람 예측 분류 모델

향상된 하천 범람 예측 분류 모델을 학습하기 위해 각 모델 학습 시 총 966개의 이미지로 구성된 새로운 데이터셋을 형성하였다. 새롭게 형성된 데이터셋은 정상 하천 이미지 244개와 범람 하천 이미지 239개로 구성된 기존의 데이터셋과 이에 대응하여 형성된 증강된 정상 하천 이미지 244개와 증강된 범람 하천 이미지 239개를 병합하여 구성하였다.

- 정상 하천 이미지: 488개
- 범람 하천 이미지: 478개

구성된 학습 데이터에 다음과 같이 선행 연구와 동일한 방법과 환경으로 이미지 전처리를 수행하였다.

1. 이미지 배경 제거
2. 크기 규격화
3. 화이트 밸런스 조절
4. 객체 검출 알고리즘 적용
5. 색상 마스크를 사용하여 고채도 녹색 제거
6. 물결 질감 강조 후 경계선 추출 기법을 적용

이후 하천의 범람 여부를 구분하기 위하여 CNN을 기반의 분류 모델을 개발하였다. 분류 모델에서 사용한 CNN은 2개의 Convolution Layer와 2개의 Dense Layer로 구성하였다. Overfitting을 방지하기 위해 Convolution layer 사이와 Dense layer 사이에 각각 한 번의 Dropout을 적용하였다. 손실함수와 최적화 함수로 Cross Entropy와 Adam Optimizer을 각각 사용하였다.

IV. 성능 검증 및 기존의 하천 범람 예측 모델과의 비교

원본 이미지만으로 구성된 Original Dataset과 원본 이미지와 증강된 이미지가 병합되어 구성된 Augmented Dataset을 이용하여 이미지 분류 모델의 성능을 비교하였다. 성능 평가 지표로는 F1-score와 정확도 (Accuracy)를 사용하였으며 10번의 성능 측정을 반복하여 진행한 후 그 값의 평균을 구하였다.

표 1. 기존 모델과 증강된 데이터 기반 모델의 성능 비교

	Original Dataset	Original+ AutoAug.	Original+ RandAug.	Original+ TrivialAug.
F1-Score	0.8277	0.8591	0.8815	0.8981
Accuracy	0.8299	0.8593	0.8820	0.8980

표 1은 AutoAugment, RandAugment, TrivialAugment 기법으로 이미지를 증강시켜 학습한 모델의 성능을 나타낸다. F1-Score는 AutoAugment 적용 시 0.8591, RandAugment 적용 시 0.8815, TrivialAugment 적용 시 0.8981로 기존 모델 대비 약 3%에서 7%가량 향상되었다. Accuracy는 AutoAugment 적용 시 0.8593, RandAugment 적용 시 0.8820, TrivialAugment 적용 시 0.8980으로 기존 모델과 비교하여 약 3%에서 7%가량 향상되었다.

세 이미지 증강 모델 중 TrivialAugment를 적용한 이미지셋으로 모델을 학습하였을 때 두 성능 지표에서 가장 탁월한 성능을 보였다.

V. 분류 모델 확장 및 성능 측정

분류 모델의 성능을 개선하고자 기존의 CNN 모델에 RNN을 결합하여 모델을 확장하였다. 결합한 RNN 모델은 하나의 은닉 계층으로 구성하였으며 손실함수와 최적화 함수로 Cross Entropy와 Adam Optimizer을 사

용하였다. 두 모델을 각각 구성하고 학습한 후 입력 데이터를 CNN 모델과 RNN 모델에 순차적으로 전달하여 최종 출력값을 도출한다.

본 모델을 사용하여 이미지 분류 성능을 다시 비교하였다. 이전 실험에서 가장 뛰어난 평가 지표 결과를 보인 TrivialAugmented Dataset을 이용하여 제안된 모델의 성능을 F1-Score와 정확도(Accuracy)를 사용하여 측정하였으며 10번의 성능 측정을 반복한 뒤 그 평균을 구하였다.

표 2. 기존 모델과 제안된 모델의 성능 비교

	F1-Score		Accuracy	
	CNN	+RNN	CNN	+RNN
Original+ TrivialAug.	0.8981	0.9123	0.8980	0.9124

표 2는 TrivialAugment 기법을 활용하여 증강된 이미지 데이터셋을 사용하여 학습한 새로운 모델의 성능과 동일한 데이터셋을 기존 모델에 학습시킨 결과를 비교한 것을 나타낸다. 제안한 모델을 사용했을 시 F1-Score는 0.8981에서 0.9123으로 약 1.5%가량 향상되었으며 Accuracy도 0.8980에서 0.9124로 1.5%가량 향상되었음을 알 수 있다.

제안한 데이터셋과 모델을 사용하였을 경우 기존의 데이터셋과 모델을 사용하여 구축한 하천 범람 예측 분류 모델 대비 8% 이상의 F1-Score와 Accuracy 향상을 보인다.

VI. 결론

본 논문에서는 하천 범람 예측 모델 성능 평가 시 이미지 데이터의 수가 부족하여 Overfitting이 발생하는 문제점을 해결하고자 CNN과 RNN을 결합한 분류 모델을 구축하였고 이미지 생성 및 증강을 적용하여 모델의 예측 성능과 일반화 성능을 개선하고자 하였다. 제안된 방법을 통해서 범람 예측 성능을 향상하고 다양한 하천 관리 시스템에 적용할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 100% 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022-0-00545, (2세부) 지능형 디지털 트윈 연합 객체 구성 및 데이터 프로세싱 기술 개발)

참고 문헌

- [1] S. Han and M. Baek, "A Study on the Image Preprocessing Method and Classification Model for Development and Performance Improvement of Digital Twin-based River Flood Forecasting System", Korea Energy Conference 2023, pp. 85-86, Aug. 2023.
- [2] E. D. Cubuk, B. Zoph, D. Mané, V. Vasudevan and Q. V. Le, "AutoAugment: Learning Augmentation Strategies From Data," 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 113-123, June 2019.
- [3] E. D. Cubuk, B. Zoph, J. Shlens and Q. V. Le, "Randaugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space," 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), pp. 3008-3017, June 2020.
- [4] S. G. Müller and F. Hutter, "TrivialAugment: Tuning-free Yet State-of-the-Art Data Augmentation," 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 754-762, October 2021.