논문 2023-18-17

하천 범람 및 차량 침수 가능성 예측을 통한 딥러닝 기반 차수막 자동화 시스템

(Deep-Learning-Based Water Shield Automation System by Predicting River Overflow and Vehicle Flooding Possibility)

함 승 재, 강 민 수, 정 성 우, 유 준 혁*
(Seung-Jae Ham, Min-Su Kang, Seong-Woo Jeong, Joonhyuk Yoo)

Abstract : This paper proposes a two-stage Water Shield Automation System (WSAS) to predict the possibility of river overflow and vehicle flooding due to sudden rainfall. The WSAS uses a two-stage Deep Neural Network (DNN) model. First, a river overflow prediction module is designed with LSTM to decide whether the river is flooded by predicting the river's water level rise. Second, a vehicle flooding prediction module predicts flooding of underground parking lots by detecting flooded tires with YOLOv5 from CCTV images. Finally, the WSAS automatically installs the water barrier whenever the river overflow and vehicle flooding events happen in the underground parking lots. The only constraint to implementing is that collecting training data for flooded vehicle tires is challenging. This paper exploits the Image C&S data augmentation technique to synthesize flooded tire images. Experimental results validate the superiority of WSAS by showing that the river overflow prediction module can reduce RMSE by three times compared with the previous method, and the vehicle flooding detection module can increase mAP by 20% compared with the naive detection method, respectively.

Keywords : River Overflow, Vehicle Flooding, Water Shield Automation, Deep Learning

Ⅰ. 서 론

매년 여름, 태풍으로 인해 인명사고 및 차량 피해와 같은 막대한 손실이 발생한다. 올해 역시 11호 태풍 '힌남노'로 인해 수도권을 비롯한 포항, 경주 등 다수의 지역이 피해를 보았다. 태풍이 한반도에 상륙하면 갑작스러운 집중호우가 발생한다. 이때 강우량이 도시 침수 한계강우량을 초과하거나 배수가 원활히 이루어지지 않을 경우, 저지대 (지하 주차장, 반지하 등)부터 물이 차오르기 시작하고 도시 침수피해가 발생한다. 2022년 9월 6일 포항에서 지하 주차장 침수피해는 집중호우로 인해 인근 하천의 수위가 상승하면서 2m의 제방을 범람하였고, 이 범람이 원인이 되어 지하 주차장이 침수하면서 인명사고 및 차량 피해라는 결과를 낳았다 [1]. 침수피해를 방지하기 위한 방법 중의 하나는 차수막을 설치하는 것인데, 차수막은 물이 흘러들거나 스며드는 것을 방지하기 위해 쳐 놓은 판으로 침수가 예상되는 곳 입구에 설치하여 물의 유입을 방지한다. 차수막이 제대로 기능을 하려면 적절한 시점에 설치하는 것이 필요하지만, 현재 시행되고 있는 차수막 설치 방법은 사람이 직접 판단하고 수동으로 차수막을 설치해야 하고 부족한 관리 인력으로 인해 적절한 시점에 차수막이 설치되지 못하는 문제점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 딥러닝을 통해 하천 범람 및 차량 침수의 가능성을 예측하여 적절한 시점에 차수막을 설치할 수 있는 '2-stage 차수막 자동화 시스템'을 제안한다. 첫 번째 단계에서는 LSTM 기법을 통해 하천의 수위를 예측하여 각 하천의 설계 홍수위보다 수위가 높은지를 판단하고, 만약 예측된 수위가 홍수위보다 높다면 하천의 범람이 일어난다고 판단하고 각 주자창에 있는 임베디드 시스템에 신호를 보낸다. 두 번째 단계에서는 CCTV 영상을 통해 침수 상황을 실시간으로 관찰하고 사전 훈련된 YOLOv5 모델을 통해 침수 타이어가 검출되면 침수 가능성이 있다고 판단하여 자동으로 차수막이 설치된다. 이를 통해 적절한 시점에 차수막을 자동으로 설치하여 큰 재난을 방지할 수 있다.

'2-stage 차수막 자동화 시스템'에서 사용되는 YOLOv5는 객체 검출 분야에서 빠른 탐지 속도와 높은 정확도를 보여주는 딥러닝 모델이다. 이러한 딥러닝 모델은 지도학습을 통해 인식 및 예측을 진행하기 때문에, 많은 양의 데이터가 필요하다. '2-stage 차수막 자동화 시스템'에서 YOLOv5 모델은 정상 타이어와 침수된 타이어를 추론하도록 학습된다. 학습을 위한 정상 타이어 이미지는 비교적 수집하기 쉽지만

*Corresponding Author (joonhyuk@daegu.ac.kr)
Received: Mar. 13, 2023, Revised: Apr. 13, 2023, Accepted: May 2, 2023.
S. J. Ham, M. S. Kang: Daegu University(Undergraduate Student)
S. W. Jeong: Daegu University (M.S. Student)
J. Yoo: Daegu University (Prof.)
※ 본 논문은 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구 (NRF-2020R1A2C1014768)이고, 국방부 재원으로 정보통신기획평가원 지원을 받아 수행된 "이동형 모바일 환경 인공지능을 활용한 경계 감시 시스템 기술개발 (A)" 연구 결과 중 일부입니다.

ⓒ IEMEK J. Embed. Sys. Appl. 2023 Jun. 18(3) 133-139
ISSN : 1975-5066
http://dx.doi.org/10.14372/IEMEK.2023.18.3.133

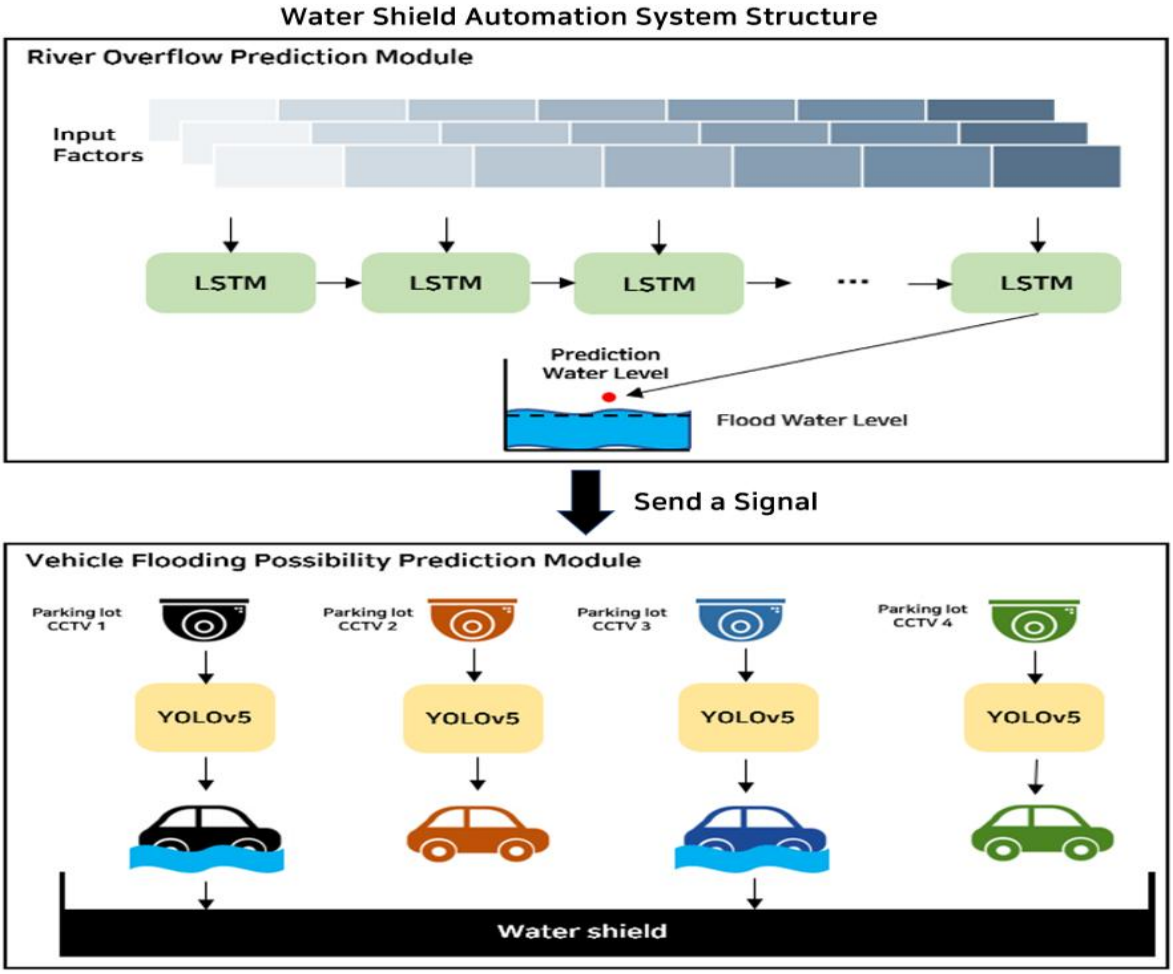


그림 1. 제안된 2-Stage 차수막 자동화 시스템의 전체 구조도
Fig. 1. 2-Stage Water Shield Automation System Structure

침수된 타이어 이미지는 수집하기가 매우 까다롭다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 정상 타이어 이미지를 이용하여 침수된 타이어 이미지를 생성하는 Image C&S (Crop&Synthesis) 데이터 증강기법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. Ⅱ장에서는 LSTM을 이용한 하천 범람 예측 관련 연구를 소개하고 Ⅲ장에서는 본 논문에서 제시하는 '2-stage 차수막 자동화 시스템'을 소개하고 데이터 부족 문제를 해결하기 위한 데이터 증강기법인 Image C&S를 소개한다. Ⅳ장에서는 '2-stage 차수막 자동화 시스템'을 구성하고 있는 하천 범람 예측 모듈과 차량 침수 예측 모듈의 성능을 평가하기 위한 실험을 진행한다. 끝으로 Ⅴ장에서는 결론을 제공한다.

Ⅱ. 관련 연구

최근 기후변화 및 지구 온난화로 인하여 호우 및 태풍 등의 자연재해 발생이 잦아짐에 따라 하천 범람으로 인해 많은 피해를 보았다. 이를 막기 위해 여러 대책 방안들이 있으며 대표적으로 센서 기반의 홍수 예측 경보시스템이 있다. 하지만 이는 정확성이 낮고 파손될 우려가 크다는 단점이 있다. 이를 보완하고자 딥러닝 기반의 LSTM 모델을 적용하여 하천의 범람 및 수위를 예측하는 연구들이 진행되고 있다 [2, 3].

정재원 외의 연구는 LSTM 모델을 통해 섬진강 수계 구례지점의 하천수위를 1, 3, 6시간 선행예측하고, 선행예측 시간에 따른 예측 정확도를 비교 분석하였다 [2]. 또한, 기존의 서포트 벡터 머신 (SVM) 모델, 다층퍼셉트론 (MLP) 모델을 적용한 결과와의 비교 분석을 통하여 LSTM 모델의 적용성을 평가하였으며 이를 통해 LSTM 모델이 다른 모델보다 우수한 예측 성능을 보여주었다. 하지만 선행 시간이 늘어날수록 예측값과 관측값의 오차가 많이 발생하는 한계점이 있다.

정성호 외의 연구는 한강 잠수교를 대상으로 LSTM 모델을 구성하고 시퀀스 길이를 1, 3, 6시간으로 변화시키고 예측 선행 시간을 6개 (1 ~ 24시간)로 구분하여 10분 단위의 잠수교 수위, 팔당댐 방류량과 한강하구 강화대교지점의 예측 조위 자료를 이용하여 실측 수위와 예측 수위와의 비교 및 분석을 수행하였다 [3]. 정재원 외의 연구와 마찬가지로 선행 시간이 길어질수록 예측 정확도는 떨어지며 오차가 증가하는 한계점이 있다.

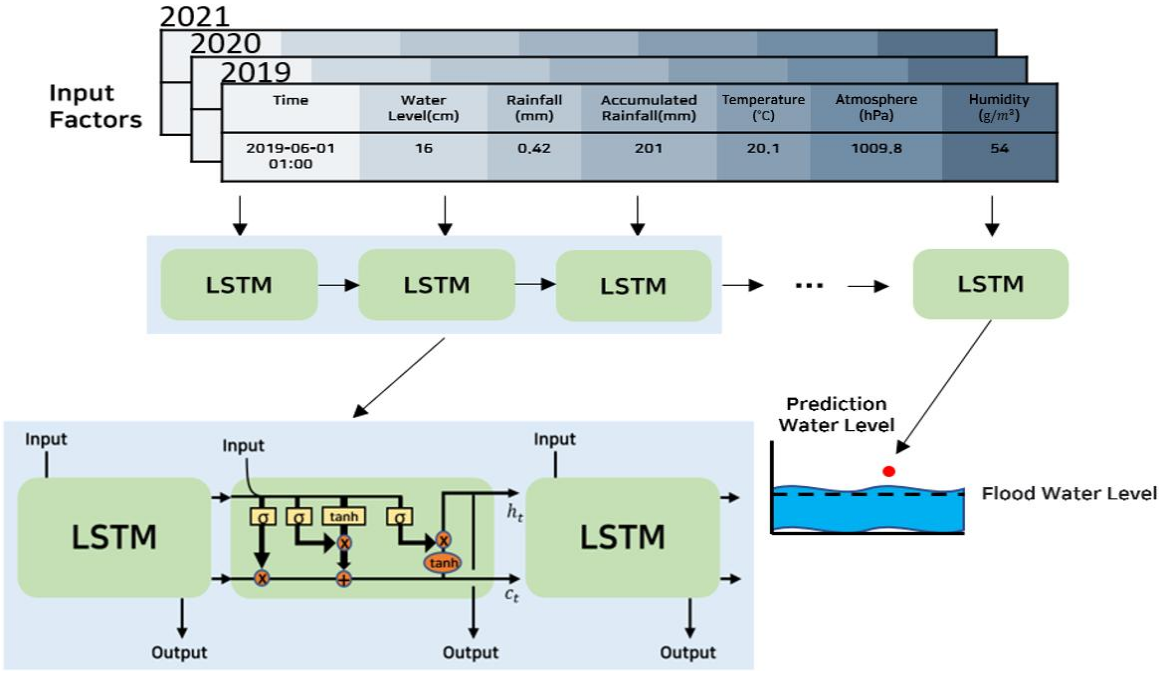


그림 2. 하천 범람 예측 모듈 구성도
Fig 2. Configuration of River Flooding Prediction Module

Ⅲ. 2-stage 차수막 자동화 시스템

그림 1에서 도시된 '2-stage 차수막 자동화 시스템'은 2개의 기능 모듈 순으로 동작한다. 먼저 도시 침수의 주요 원인 중 하나인 하천 범람을 우선으로 판단하기 위해 강수 관련 시계열 데이터를 학습시킨 LSTM 모델 기반의 하천 범람 예측 모듈을 통해 하천의 수위를 예측한다. 만약 예측된 하천의 수위가 홍수위 (Flood Water Level)를 초과한다면 이는 하천이 범람한다는 의미로, 센서를 통해 범람 예상 구역 내의 지하 주차장에 도시 침수위험 가능성에 대한 알림을 주게 된다. 알림을 받은 차량 침수 가능성 예측 모듈은 CCTV를 통해 지하 주차장에 있는 차량의 타이어를 관측하고 YOLOv5를 통해 차량의 타이어 침수 여부를 판단한다. 만약 침수된 타이어가 검출되면 지하 주차장이 침수되고 있다고 판단하여 차수막을 자동으로 올려 외부에서 유입되는 물을 막음으로써 재난을 방지할 수 있다.

1. 하천 범람 예측 모듈

하천 범람 예측 모듈은 하천의 수위를 예측하여 홍수예보 발령의 기준이 되는 홍수위보다 높아진다면 하천이 범람한다고 판단하고 차량 침수 가능성 예측 모듈에 알람을 주는 LSTM (Long Short-Term Memory) 기반의 모듈이다.

딥러닝 모델인 RNN (Recurrent Neural Network)은 순차적으로 나타나는 시계열 데이터를 반영하는데 있어 효과적인 딥러닝 구조이다. RNN은 시계열 데이터를 훈련하고 예측하는데 최적화되어 있으나, 관련 정보와 그 정보를 사용하는 지점이 먼 경우 과거 정보를 현재 작업에 연결하기가 어려워 장기의존성 (Long-Term Dependency) 문제를 일으킨다 [4]. 이러한 문제를 해결하기 위해 LSTM 모델이 제안되었다 [5]. LSTM 기법은 주가 예측 [6], 일사량 예측 [7], 주행 모드 인식을 통한 자율 주행 [8], 행동 패턴 예측 [9] 등 다양한 분야에 사용되고 있고 특히 하천 범람 예측에서 좋은 성능을 보이고 있다.

초기의 하천 범람 예측 연구는 시간 (h), 강우량 (mm), 누적 강우량 (mm/h), 수위 (cm)로 4가지를 LSTM 모델의 입력 인자로 사용하여 진행되었고 실험 결과, 실제 정답 데이터와의 오차율인 RMSE (Root Mean Square Error)이 0.01로 매우 낮았다. 하지만 단 한 번의 홍수피해가 큰 재난을 불러일으키기 때문에 정확도를 더 향상할 필요가 있다. 정확도를 향상하기 위해서 초기 연구에서 사용한 4가지 정형 자료의 기본 입력 인자 (시간, 강우량, 누적 강우량, 수위)들을 포함한 다른 인자값도 필요하다고 판단되었다. 강수의 주요 원인에는 여러 가지가 있는데 기온에 따라 상승류가 발생하여 비구름을 생성할 수 있고, 강수량은 저온에서는 상대습도에 민감하며, 고온에서는 지표 가열에 의한 열대류가 극한 강수의 주요 원인이라는 연구를 근거로 3가지 인자 (시간당 기온, 습도, 기압)를 추가하였다 [10, 11]. 따라서 그림 2에 도시되어있는 것처럼 입력값으로는 시간, 수위, 강우량, 누적 강우량, 습도, 기압, 기온의 시계열 인자값들을 사용하는 하천 범람 예측 모듈을 제안한다. LSTM 모델에는 여섯 개의 셀 (Cell)이 사용되었으며, 이 각각의 셀 (Cell) 안에 여러 개의 게이트 (Gate)가 존재하고 이는 체인 형태를 이루며 Cell State를 보호하고 제어한다. 게이트는 망각 (Forget Gate Layer), 입력 (Input Gate Layer), 출력 (Output Gate Layer) 게이트로 나눌 수 있다.

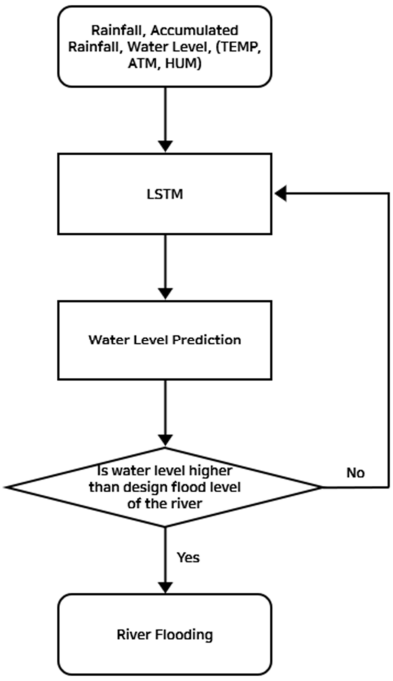


그림 3. 하천 범람 예측 알고리즘 순서도
Fig 3. River Overflow Prediction Algorithm Flowchart

그림 3은 하천 범람 예측 알고리즘의 순서도를 도시한 것이다. 시계열 데이터셋을 입력값으로 받아서 LSTM 모델을 통해 수위 예측을 하고, LSTM 모델이 예측한 수위를 기준치인 설계 홍수위와 대조하여 하천의 범람 가능성 여부를 판단한다.

2. 차량 침수 가능성 예측 모듈

제안된 차량 침수 가능성 예측 모듈은 그림 4와 같이 CCTV에서 전달된 이미지를 이용해 YOLOv5에서 타이어와 침수된 타이어를 검출하고 만약 침수된 타이어가 검출되면 현재 침수 진행 중이라고 판단하여 차수막이 작동하도록 신호를 보내고 검출이 되지 않으면 지속적으로 '차수막 자동화 시스템'이 동작하도록 설계되었다.

본 논문에서는 침수를 판단하기 위해 차량 타이어를 이용한다. 차량의 타이어는 정해진 규격이 있고, 장소에 따른 제약사항도 적으며 CCTV 영상에서 쉽게 찾을 수 있기 때문이다. 차량 타이어로 침수를 판단하는 기준은 침수차로 판단되는 기준을 사용한다 [12]. 일반적으로 승용차의 엔진 공기 흡입구는 타이어의 절반 정도 높이에 있고, 차량 흡입구에 물이 들어가면 엔진과 변속기가 심각한 손상을 입을 수 있다. 이러한 이유로 물 높이가 타이어의 절반 이상이면 침수차로 판명되며 차량에 심각한 손상을 입게 된다.

따라서 '2-stage 차수막 자동화 시스템'에서의 침수 판단 기준을 타이어의 전체 높이 비율을 1로 보았을 때 침수가 시작되는 최소치를 0.1로 지정하고, 차량 침수가 시작되는 0.5를 최대치로 지정하였다.

YOLO (You Only Look Once) 모델은 one-stage 객체 탐지모델의 가장 대표적인 모델로서 빠른 속도로 객체를 검출하는 것이 특징이다 [13]. 최근에 제안된 YOLOv5 모델은

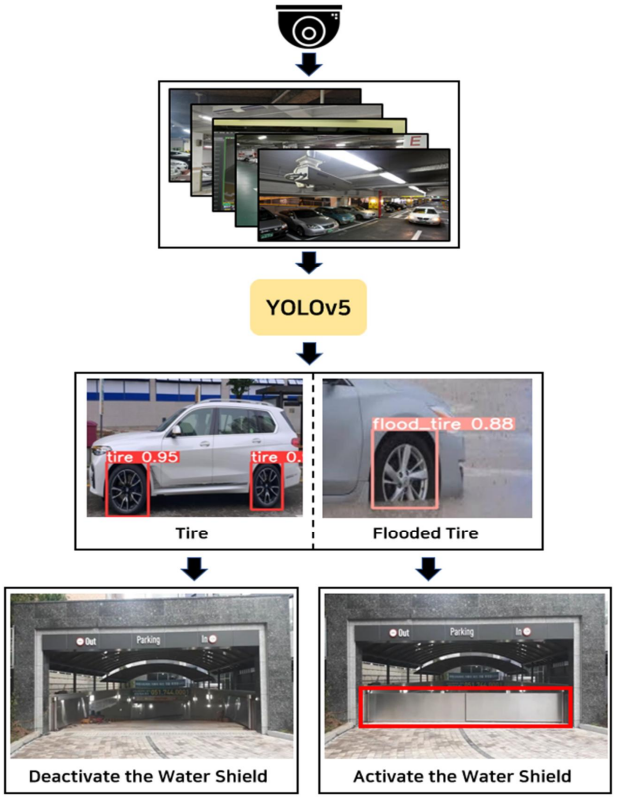


그림 4. 차량 침수 가능성 예측 모듈 구조도
Fig. 4. Structure of Vehicle Flooding Possibility Prediction Module

이미지의 특징을 추출하는 백본 (Backbone) 모델을 CSPN (Cross Stage Partial Networks)로 변경하여 처리 시간을 획기적으로 감소시켰고 이미지의 특징을 혼합 및 결합하는 넥 (Neck)부분을 추가하여 low-level의 특징 정보를 손쉽게 high-level로 전달하여 더 정확한 지역화 성능을 달성할 수 있게 되었다. '2-stage 차수막 자동화 시스템'에서는 YOLOv5 모델을 이용하여 타이어와 침수된 타이어 객체를 검출한다.

데이터 증강은 데이터 수가 적을 때 딥러닝 모델의 성능 향상을 위해 활용하는 대표적인 기법이다. YOLOv5 모델의 학습을 위해 수집하기 어려운 침수된 타이어 데이터를 image C&S 데이터 증강기법을 통해 확충한다.

Image C&S 데이터 증강기법은 그림 5와 같이 먼저 사전에 수집한 이미지의 타이어가 있는 부분만을 잘라낸다 (crop). 그다음에 잘라낸 타이어 이미지 부분에 설정된 침수 비율 (0.1~0.5) 만큼 다양한 물 이미지를 합성시켜 침수된 타이어와 비슷한 특징을 가질 수 있도록 데이터를 생성 (synthesis)한다.

Ⅳ. 실험 및 평가

제안된 '2-stage 차수막 자동화 시스템'의 실증을 위해 하천 범람 예측 모듈의 수위 예측 성능 평가 및 차량 침수 가능성 예측 모듈의 데이터 증강에 따른 객체 검출 성능 평가를 진행했다.

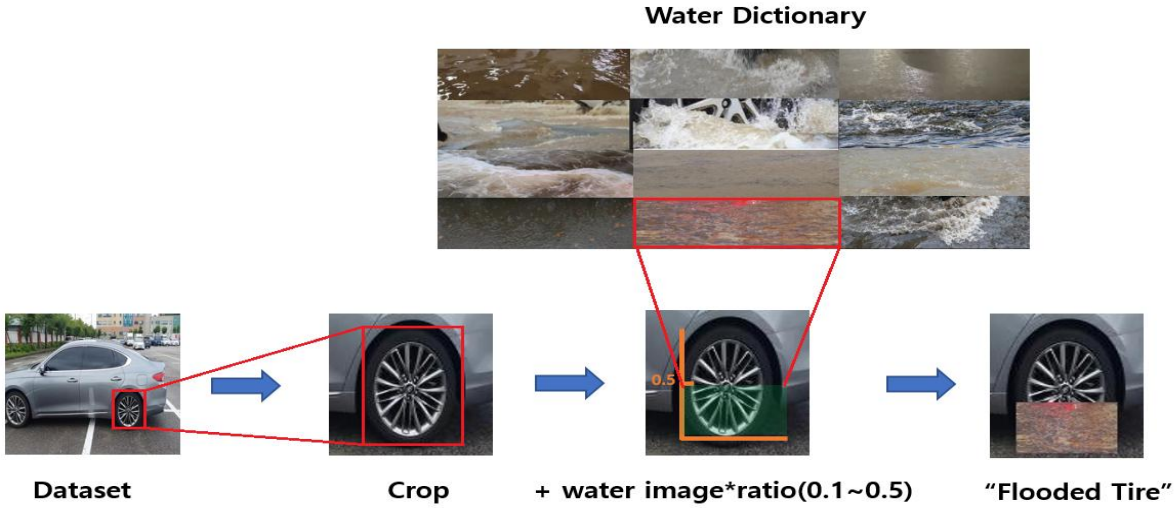


그림 5. 데이터 증강 과정 "Image C&S"
Fig. 5. Data Augmentation Process "Image C&S"

표 1. 학습용 컴퓨터의 사양과 개발 소프트웨어 환경.
Table 1. Specification of Computer and Software for Development.

CPU	AMD RYZENTM 7 1700 8-Core 3.0 GHz
GPU	GeForce RTX 2080 TI
Memory	8GB
OS	Linux (Ubuntu 16.04.6 LTS)
Development Language	Python 3.8.10

1. 실험 환경

본 실험에서 딥러닝 학습을 위해 사용한 하드웨어와 소프트웨어 환경은 표 1에 제시하였다. 하천 범람 예측 모듈 성능 평가를 위한 실험 환경으로는 LSTM 모델의 시퀀스 길이는 3, 6, 9로 증가시키면서 실행하였으며 학습률은 0.0005, iteration (step)은 6000 (300)으로 하였으며 입력데이터와 은닉층의 크기는 6, 출력데이터의 크기는 1로 하였다. 차량 침수 가능성 예측 모듈 성능 평가를 위한 실험 환경으로는 하이퍼-파라미터로는 16의 배치 크기와 0.1에서 0.001까지 점진적으로 감소하는 학습률 그리고 IoU 임곗값으로 0.5를 적용하였고 학습은 50 epochs를 수행하였다.

2. 데이터 수집 및 전처리

본 논문에서는 하천 범람 예측 모듈의 성능을 입증하기 위해 경북 포항시 북구 죽장면 지동리의 논골교 수위와 강우량 데이터를 바탕으로 LSTM 기반의 예측 모델을 수립하였다. LSTM 기반의 예측 모델을 수립하기 위해서는 강수 관련 데이터가 준비되어야 하는데, 이는 공공데이터포털[14]을 통해 수집하였다. 수집된 데이터셋은 여름철 하천수위, 강우량, 누적 강우량, 시간, 날씨 (기온, 습도, 기압)에 대하여 2019년부터 2022년까지 06월 01일에서 09월 30일까지 한 시간 간격의 11709개의 시계열 데이터를 수집하였다. 학습 데이터셋은 2019년에서 2021년까지의 시계열 데이터 8782개를 구성하였고, 테스트 데이터셋은 2022년 06월 01일에서 09월 30일까지의 한 시간 간격의 2927개의 시계열 데이터로 구성되어 있다. 각각의 데이터는 범위 차이가 크므로, 데이터의 최대값을 1, 최솟값을 0으로 두는 최소 최대 (Min Max) 스케일링 방법을 통하여 전처리하였다.

차량 침수 가능성 예측 모듈은 image C&S 데이터 증강 기법의 성능을 입증하기 위해 데이터 증강 비율에 따른 실험을 진행하였다. 제안하는 방법의 학습 및 평가를 위해 웹 데이터 크롤링 기법을 이용하여 지하 주차장에 들어갈 수 있는 소형, 중형 차량의 이미지 100장을 수집하였다. 웹 데이터 크롤링 기법은 Python 코드를 통하여 진행하였으며 소형, 중형 차량의 이미지가 있을 법한 사이트의 URL을 사용하여 특정 키워드를 입력한 뒤 이미지를 저장하여 저장된 이미지들을 라벨링하는 작업을 거쳐서 데이터셋으로 활용하였다. 웹 크롤링 기법뿐만이 아니라 스마트폰을 통해 직접 촬영한 이미지를 더하여 침수되지 않은 타이어가 포함된 평가 이미지 156장, 침수된 타이어가 포함된 평가 이미지 156장을 수집하였다. 학습 이미지는 원본 이미지 412장에 image C&S 데이터 증강기법을 이용하여 0.1~0.5의 비율로 한 번씩 증강한 1X Dataset (2,472장)과 다섯 번씩 증강한 5X Dataset (10,712장)을 이용하여 실험을 진행하였다.

3. 하천 범람 예측 결과 분석

표 2는 본 연구에서 실험한 데이터의 입력데이터 인자별 오차 지표인 RMSE의 값을 나타낸다. 시퀀스 길이가 9일 때보다 3일 때의 RMSE의 값이 낮은 것을 확인할 수 있었으며, 또한 기본 입력 인자를 사용하여 수위를 예측한 것보다 강수의 주요 원인 인자들을 추가하여 예측한 것의 RMSE

표 2. 데이터의 입력 인자별 성능평가지표
Table 2. Evaluation Metrics by input factors of data

Input Factors	RMSE
Rainfall, Accumulated Rainfall, Water Level	0.01
Rainfall, Accumulated Rainfall, Water Level, (TEMP, ATM, HUM)	0.003

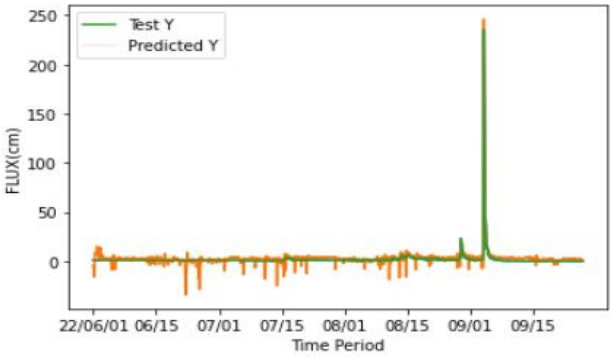


그림 6. LSTM을 사용하여 나온 수위 예측 결과
Fig. 6. Result of Water Level Prediction using LSTM

값이 낮은 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 정확도가 상승하였다고 판단할 수 있다. 2022년 06월 01일에서 09월 30일까지의 시계열 데이터를 테스트 데이터셋으로 사용하여 수위를 예측한 결과 RMSE는 0.003으로 매우 낮은 오차율을 보였고 기존 대비 오차를 약 3배 감소시켰다. 특히 그림 6과 같이 2022년 09월 06일의 하천제방의 높이인 2m를 초과하여 실제 큰 피해를 줄 수 있는 하천의 수위를 예측할 수 있었고 이를 통해 효과적으로 하천 범람 예측이 가능하다는 것을 입증하였다.

4. 차량 침수 예측 결과 분석

표 3은 본 연구에서 실험한 3가지 데이터셋과 3가지 YOLOv5 모델별 mAP 값을 나타낸다. mAP가 가장 높게 나온 YOLOv5 S-5X 데이터셋은 굵은 글씨로 표시하였다. 먼저 Original 데이터셋은 침수된 타이어를 제대로 검출하지 못하기 때문에 최소 54.5%의 mAP를 기록하였다. 5X 데이터셋은 데이터 증강기법을 통해 침수된 타이어에 대한 특징을 학습하였기 때문에 YOLOv5 S 모델에서 74.3%의 mAP로 Original 데이터셋과 비교하여 20%의 높은 성능향상을 기록하였다. 3가지 YOLOv5 모델을 비교하였을 때 Small 모델이 모든 데이터셋에 대해서 성능이 가장 좋았다. Medium과 Large 모델의 경우 복잡도가 낮은 작업에서 많은 수용영역을 가져 학습이 제대로 이루어지지 않기 때문으로 분석된다. YOLOv5 S-5X 데이터셋이 YOLOv5 S-1X 데이터셋보다 침수된 타이어의 증강 된 데이터가 많아 다양한 특징들을 학습하였기 때문에 2.2% 더 높은 성능을 기록한 것으로 분석된다. 그림 7은 Image C&S 증강기법을 사용하여 YOLOv5를 학습시킨 뒤 침수된 차량의 타이어를 검출한 결과이다.

표 3. 모델 및 데이터셋 별 객체 검출 평가지표
Table 3. Evaluation Metrics of object detection by model and dataset

YOLOv5	Original	1X Dataset	5X Dataset
YOLOv5 S	56.2	72.1	74.3
YOLOv5 M	55.0	70.6	68.5
YOLOv5 L	54.5	71.4	66.7

그림 7. YOLOv5를 사용하여 침수된 차량의 타이어 검출
Fig. 7. Using YOLOv5 to detect tires on flooded vehicle

V. 결 론

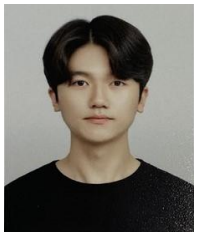
본 논문에서는 침수 예측의 정확도 향상을 위해 두 단계로 나누어 침수를 예측하였다. 하천 범람을 우선적으로 예측한다. 이후 CCTV 영상에서 딥러닝 기술을 활용하여 침수 상황을 파악하고 차수막을 자동으로 설치하는 '2-stage 차수막 자동화 시스템'을 제안하였다. 하천 범람 예측의 정확도 향상을 위해 강수 발생 주요 원인 요소들을 입력 인자로 추가하여 LSTM 모델을 학습하였고, RMSE를 약 3배 감소시켰다. 이를 통해 낮은 오차율로 하천의 수위를 예측하여, 하천 범람 여부를 판단할 수 있다. 한편으로 '2-stage 차수막 자동화 시스템'에서 사용된 딥러닝 모델학습을 위한 침수된 타이어 데이터는 수집하는데 많은 비용이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 데이터를 다양한 물 이미지를 합성하는 image C&S 데이터 증강기법을 통해 획득하였다. 이에 대한 실험 결과로 데이터 증강기법을 사용하기 전과 비교하여 20%의 높은 성능향상을 기록하여 그 실효성과 우수성을 입증하였다.

References

[1] 최병성, "포항 참사 진짜 원인, 처참한 현장에 남은 결정적 증거," 오마이뉴스, 2022년 9월 30일 자.
[2] J. W. Jung, H. L. Mo, J. H. Lee, Y. H. Yoo, H. S. Kim, "Flood Stage Forecasting at the Gurye-Gyo Station in Sumjin River Using LSTM-Based Deep Learning Models," Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation, Vol. 21, No. 3, pp. 193-201, 2021 (in Korean).

[3] S. H. Jung, H. S. Cho, J. G. Kim, G. H. Lee, “Prediction of Water Level in a Tidal River Using a Deep-learning Based LSTM Model,” Journal of Korea Water Resources Association, Vol. 51, No. 12, pp. 1207-1216, 2018 (in Korean).
[4] Y. Bengio, P. Frasconi, P. Simard, “The Problem of Learning Long-term Dependencies in Recurrent Networks,” In IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 3, pp. 1183-1188, 1993.
[5] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.
[6] J. J. Jung, J. Y. Kim, “A Performance Analysis by Adjusting Learning Methods in Stock Price Prediction Model Using LSTM,” Journal of Digital Convergence, Vol. 18, No. 11, pp. 259-266, 2020 (in Korean).
[7] B. K. Jeon, K. H. Lee, E. J. Kim, “Development of a Prediction Model of Solar Irradiances Using LSTM for Use in Building Predictive Control,” Journal of the Korean Solar Energy Society, Vol. 39, No. 5, pp. 41-52, 2019 (in Korean).
[8] E. H. Kim, A. Oh, “Automated Vehicle Research by Recognizing Maneuvering Modes Using LSTM Model,” The Journal of the Korea Institute of Intelligent Transportation Systems, Vol. 16, No. 4, pp. 153-163, 2017 (in Korean).
[9] J. H. Choi, G. T. Hwang, S. J. Lee, “Behavior Pattern Prediction Algorithm Based on 2D Pose Estimation and LSTM from Videos,” IEMEK J. Embed. Sys. Appl., Vol. 17, No. 4, pp. 191 - 197, 2022 (in Korean).
[10] A. Dai, K. E. Trenberth, T. R. Karl, “Effects of Clouds Soil Moisture, Precipitation, and Water Vapor on Diurnal Temperature Range,” Journal of Climate, Vol. 12, No. 8, pp. 2451-2473, 1999.
[11] S. K. Min, S. W. Son, K. H. Seo, J. S. Kug, S. I. An, Y. S. Choi, J. H. Jeong, B. M. Kim, J. W. Kim, Y. H. Kim, J. Y. Lee, M. I. Lee, “Erratum to: Changes in Weather and Climate Extremes over Korea and Possible Causes: A Review,” Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences, Vol. 51, No. 3, pp. 291-291, 2015 (in Korean).
[12] 이호근, “[이호근 교수의 자동차이야기]‘카 히스토리’ 통해 침수차인지 반드시 확인해야,” 소비자경제, 2022년 8월 30일 자.
[13] Ultralytics, YOLOv5 [Internet] https://github.com/ultralytics/yolov5
[14] 공공데이터포털, 한국수자원공사_우량수위 관측정보, https://data.go.kr/data/3074802/openapi.do

Seung-Jae Ham (함 승 재)



2018~School of Artificial Intelligence at Daegu University (Undergraduate student)

Field of Interests: Deep Learning, Text Detection, Natural Language Processing
Email: hamyy71@naver.com

Min-Su Kang (강 민 수)

2018~School of Artificial Intelligence at Daegu University (Undergraduate student)

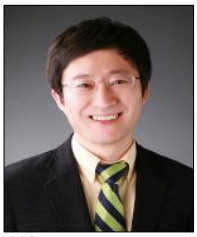
Field of Interests: Deep Learning, Text Detection, Database
Email: kangminsu12@naver.com

Seong-Woo Jeong (정 성 우)

2021 School of Artificial Intelligence from Daegu University (B.S.)
2021~Department of IT Convergence Engineering at Daegu University (M.S.)

Field of Interests: Deep Learning, Computer Vision, Text Recognition
Email: learningsteady0j0@gmail.com

Joonhyuk Yoo (유 준 혁)



1993 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH (B.S.)
1995 Electrical and Electronic Engineering from POSTECH (M.S.)
2007 Computer Engineering from University of Maryland at College Park, MD USA (Ph.D)
2009~Department of Artificial Intelligence at Daegu University (Prof.)

Career:
1995~2000 Embedded System Engineer, Samsung Co. Ltd.
2005~2007 Embedded Software Engineer, NASA CREAM
2008~2009 Research Professor, Korea University

Field of Interests: Machine Learning, Computer Vision, On-Device AI, Cyber-Physical Systems
Email: joonhyuk@daegu.ac.kr