

# 우수 관망 시뮬레이션을 활용한 맨홀 수위 예측 모델 연구

주우현<sup>1</sup>, 성은산<sup>1</sup>, 이태진<sup>2</sup>, 윤주상<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>동의대학교, <sup>2</sup>(주)브로드웨이브

joowh0207@gmail.com, ses0137112@naver.com, LTJ@broadwave.co.kr, \*jsyoun@deu.ac.kr

## A Study on a Manhole Water Level Prediction Model Utilizing Stormwater Drainage Network Simulation

WooHyun Joo<sup>1</sup>, Seong Eun San<sup>1</sup>, Taejin Lee<sup>2</sup>, Joosang Youn<sup>1\*</sup>

Dong-Eui University<sup>1</sup>, Broadwave<sup>2</sup>

### 요약

최근 국지성 호우와 같은 강수 패턴의 증가로 도심 지역의 침수 피해 사례가 보고되고 있다. 침수 발생 시 CCTV나 강우량 데이터 분석을 통해 경고 및 조치하거나 AIoT 기반 통합 서비스로 대피를 돕는 방안이 제시되고 있다. 하지만 강한 우수 상황에서 침수가 발생하면 대피할 수 있는 시간이 충분하지 않다는 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문은 침수 발생 이전에 수위를 예측하여 대피 시간을 확보할 수 있도록 맨홀의 수위를 예측하는 모델을 제안한다. 모델 학습을 위해 시뮬레이션을 통해 맨홀 수위 데이터를 확보하고, 이를 기반으로 RNN, LSTM, LSTM+Attention 모델을 학습하여 수위를 예측한다. 수위 예측 모델 평가를 위해 실제 맨홀의 수위 데이터를 사용하여 검증하였다. 실험 결과, LSTM 모델이 다른 모델에 비해 우수한 예측 성능을 보였다.

### I. 서론

최근 국지성 호우와 같은 강수 패턴의 증가로 도심 지역의 침수 피해 사례가 보고되고 있다[1]. 침수 상황 발생 시 행정안전부에서는 인명피해를 최소화하기 위하여 물이 차오르거나 하수구가 역류하면 즉시 대피를 권고한다. 최근 연구에서는 센서, CCTV, 강우량, 실시간 분석 등을 활용하여 경고 및 대피를 지원하는 방법과 AIoT 기반 통합 서비스를 통해 침수 상황을 모니터링하고 대피를 지원하는 방안이 논의되고 있다[2][3]. 그러나 기존 방식의 경우 강한 우수가 발생하면 대피할 수 있는 시간을 충분하게 확보할 수 없다는 문제가 있다[4]. 이를 해결하기 위해 침수 발생 이전에 대피 시간을 확보하려면 맨홀의 수위를 사전에 예측할 방법을 모색할 필요가 있다.

이를 위해 본 논문은 ‘우수 관망 시뮬레이션을 활용한 맨홀 수위 예측 모델’을 제안한다. 시뮬레이션을 통해 맨홀 수위 데이터를 확보하고, 이를 기반으로 RNN, LSTM, LSTM+Attention 모델을 학습하여 수위를 예측한다. 또한, 실제 맨홀 수위 데이터를 사용하여 모델의 예측 성능을 비교한다.

논문의 구성은 2장에서 SWMM을 활용한 데이터 생성 과정에 대해 서술하고, 3장에서는 학습된 예측 모델들의 결과를 비교한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

### II. 우수 관망 시뮬레이션과 데이터 세트 구축

맨홀 수위 예측 모델을 학습하기 위해 서울시 광진구 중곡 1동 일부 맨홀에 레이저 거리 센서를 설치하여 맨홀의 수위 데이터를 수집하였다. 그러나 동일한 방식을 모든 맨홀에 적용하여 데이터를 확보하는 것은 비용과 운영 측면에서 한계가 있다.

실증지역의 맨홀의 수위 데이터를 확보하기 위해 선행 연구에서 SWMM(Storm Water Management Model)을 활용하여 환경을 구성하였다[5]. 구현한 SWMM 환경의 32개의 맨홀에서 10분 간격으로 맨홀 수위 데이터를 생성하여 총 6,312,480개의 시퀀스 데이터로 활용하며,

SWMM으로 확보한 모든 맨홀 데이터만 학습 80%, 검증 10%, 테스트 10% 비율로 나누어 수위 예측 모델의 학습에 사용한다. 표 1은 구축한 데이터 세트의 구성을 보여준다. 모델의 평가를 위한 데이터 세트는 2025.06.18부터 2025.06.20.까지 실제 맨홀에서 수집한 8,021개의 데이터를 사용하였다.

표 1. 데이터 세트 구성

| 학습(80%)    | 검증(10%)  | 테스트(10%) |
|------------|----------|----------|
| 5,049,984개 | 631,248개 | 631,248개 |

### III. 맨홀 수위 예측 모델

맨홀 수위 예측 모델은 시계열 데이터 학습에 적합한 RNN, LSTM, LSTM+Attention 알고리즘을 사용하여 학습을 진행했다. RNN과 LSTM은 셀 100개로 EarlyStopping을 적용하여 각각 52 epoch, 40 epoch만큼 학습을 진행했으며, LSTM+Attention은 셀 100개에 LSTM 레이어 뒤에 Attention 레이어를 추가하여 16 epoch만큼 학습을 진행했다. 각 모델은 출력 레이어에서 3개의 값을 출력하도록 하여 10, 20, 30분 후 수위를 출력하도록 하였다. 모델의 검증은 평균 제곱 오차(MSE), 평균 절대 오차(MAE), 결정계수(R<sup>2</sup>)로 평가하였다.

#### 1) RNN 모델

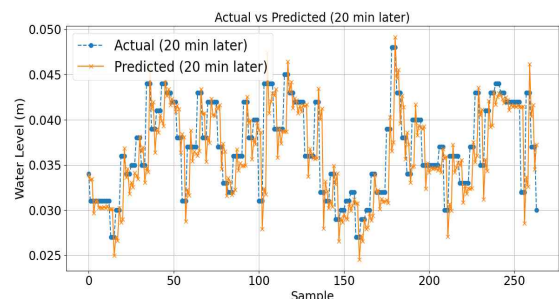


그림 1. RNN 모델의 20분 후 예측값과 실제 수위 값

그림 1은 RNN 모델에서 가장 좋은 결정계수 지표를 보인 20분 후 예측값과 실제 수위 값을 나타낸다. 수위 예측 모델의 예측값이 평균 절대 오차값 0.0101m만큼 실제 수위 값보다 낮게 예측하는 모습을 보이며, 최대 오차는 약 0.0122m로 다른 모델에 비해 가장 낮은 값을 보였다.

## 2) LSTM 모델

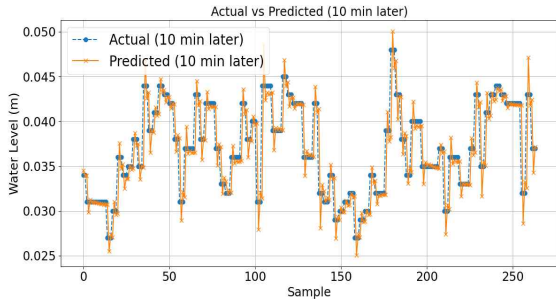


그림 2. LSTM 모델의 10분 후 예측값과 실제 수위 값

그림 2는 LSTM 모델의 10분 후 맨홀 수위 예측값과 실제 맨홀의 수위 값을 비교하였다. RNN 모델에 비해 오차가 약 1.51배 더 작지만, 수위는 평균 절대 오차값 0.0067m 낮게 예측하였다. 그리고 최대 오차는 약 0.0125m로 RNN 모델의 예측값보다 약 0.0024m 높은 값을 보였다.

## 3) LSTM+Attention 모델

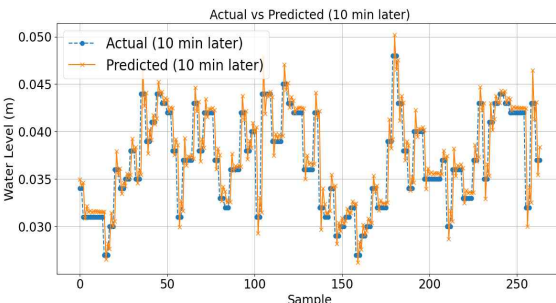


그림 3. LSTM+Attention 모델의 10분 후 예측값과 실제 수위 값

그림 3은 LSTM+Attention 모델의 10분 후 예측값과 실제 수위를 비교한 결과를 나타낸다. 해당 모델은 평균 절대 오차값이 0.01m 높게 예측하였으며, 최대 오차는 0.0125m로 LSTM 모델과 근사한 값을 보였다.

## 4) 모델별 평가

표 2는 RNN, LSTM, LSTM+Attention 알고리즘으로 학습한 모델의 10, 20, 30분 후 평가 결과를 도시하였다.

표 2. 모델별 평가 지표 결과 비교

| 모델(예측 시점)               | MSE     | MAE     | R <sup>2</sup> |
|-------------------------|---------|---------|----------------|
| RNN(10min 후)            | 0.0164m | 0.0653m | -0.3477        |
| RNN(20min 후)            | 0.0006m | 0.0101m | 0.9427         |
| RNN(30min 후)            | 0.0164m | 0.0654m | -0.3507        |
| LSTM(10min 후)           | 0.0004m | 0.0067m | 0.9602         |
| LSTM(20min 후)           | 0.0006m | 0.0086m | 0.9498         |
| LSTM(30min 후)           | 0.0007m | 0.0105m | 0.9371         |
| LSTM+Attention(10min 후) | 0.0007m | 0.0100m | 0.9360         |
| LSTM+Attention(20min 후) | 0.0007m | 0.0102m | 0.9361         |
| LSTM+Attention(30min 후) | 0.0009m | 0.0113m | 0.9235         |

RNN으로 학습한 모델은 다른 모델에 비해 가장 낮은 평가 지표를 보였으며, 20분 후 예측 결과에서만 다른 시간대에 비해 높은 성능을 기록했다. LSTM 모델은 전반적으로 가장 우수한 성능을 보였지만, 예측 시간이 길어지면 결정계수 값이 평균 1.21%씩 낮은 값을 보였다.

LSTM+Attention 모델은 LSTM 모델보다 모든 지표값이 낮았지만, 예측 시간이 길어져도 결정계수 값의 하락 폭이 평균 0.67%로 다른 모델에 비해 작게 나타났다. Attention 레이어를 적용했을 때 LSTM 모델 대비 성능이 낮게 나타난 것은, SWMM으로 확보한 데이터의 단순한 특성으로 인해 LSTM+Attention 모델에서 과적합이 발생했기 때문으로 보인다.

모델의 성능을 비교한 결과, 수위 차이가 0.0125m로 작고 모든 성능 지표에서 우수한 결과를 보인 LSTM 모델이 수위 예측에 적합한 모델로 판단된다.

## IV. 결론

본 논문에서는 SWMM을 활용하여 맨홀의 수위 데이터를 확보하고, 세 가지 모델(RNN, LSTM, LSTM+Attention)을 학습하여 수위 예측 성능을 비교 및 분석하였다.

평가 지표(평균 제곱 오차, 평균 절대 오차, 결정 계수)를 사용하여 비교한 결과, LSTM기반 모델이 가장 좋은 성능을 보였으며, 이를 통해 시물레이션 기반 수위 예측 모델의 활용 가능성을 보였다. 침수 발생 이전에 수위를 예측하여 대피 시간을 확보할 수 있는 기반을 마련하였다.

추후 연구에서는 실제 맨홀 수위 데이터를 확보하고, 학습 및 검증을 진행하여 예측 모델의 성능 변화를 분석하고자 한다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 중소벤처기업부의 기술개발사업[RS-2025-02317519]의 지원에 의한 연구임

## 참고 문헌

- [1] Yoon, S. K., and Choi, H. S., "Improvement Measures for Ordinances and Legal Systems in Accordance with Enforcement of Urban Flood Prevention Act in Seoul," The Seoul Institute, 2024.
- [2] Choi, J., and Jang, Y., "A Study on Urban Inundation Situation Awareness and Risk Detection," Proceedings of KIE/KORMS/KSS Spring Joint Conference, pp. 3389-3395, 2025.
- [3] Song, Y. G., Shin, B., Jang, Y., and Kang, J. K., "AIoT-Based Urban Flood Prediction Model Utilizing LoRa Mesh Network," Proceedings of the 2025 KICS Spring Conference, vol. 29, no. 1, pp. 32-34, 2025.
- [4] Kim, K. B., Kim, J. S., and Yoon, S. E., "A Numerical Modeling of Surcharged Manhole Flow with the Consideration of the Energy Loss Coefficient," Journal of the Korean Society of Civil Engineers, vol. 33, no. 2, pp. 521-528, 2013.
- [5] Joo, W. H., Seong, E., Lee, T., Lee, G., and Youn, J., "Study on Water Level Inference Model in Urban Areas Using Urban Watershed Stormwater Drainage Simulation and LSTM Algorithm," Proceedings of KSCI Conference 2025, pp. 13-16, 2025.