

# 패치 기법 기반 시계열 트랜스포머를 활용한 하천 수위 예측

임주완, 이재구\*  
국민대학교

\*jaekoo@kookmin.ac.kr

## River Water Level Prediction using Patch-based Time Series Transformer

Juwan Lim, Jaekoo Lee\*  
College of Computer Science, Kookmin University

### 요약

장마철 집중 호우로 인한 홍수는 매년 막대한 인명 및 재산 피해를 초래한다. 이에 따라, 하천 수위 관측을 통한 사전 대비와 효율적인 재난 관리 체계는 필수적이다. 하지만 현재까지 하천 수위 예측 분야에서는 수문학 모델을 적용하거나 LSTM(Long Short Term Memory) 기반의 간단한 심층 신경망을 활용하는 것에 그쳤다. 따라서 본 연구에서는 시계열 예측 과업에서 최고 성능을 달성한 패치(patch) 기법 기반 트랜스포머 모델 PatchTST를 통해 보다 효과적이고 정확한 하천 수위 예측 모델을 제안하였다. 실험 결과, PatchTST를 활용하여 잠수교의 수위를 예측했을 때 0.0040의 MSE(Mean Square Error) 평가 지표를 달성하며, LSTM 기반 심층 신경망보다 수위 예측에 더 효과적임을 증명하였다.

### I. 서론

장마철 집중 호우로 인한 홍수는 매년 인명과 재산 피해를 초래하며, 이로 인한 피해 금액은 막대하다[1]. 홍수로 인한 피해는 주거지와 생활 기반 시설뿐만 아니라 주변 환경에도 부정적인 영향을 미치기 때문에 홍수 예측과 관리는 피해 최소화를 위한 중요한 과업이다. 따라서 정확한 하천 수위 예측을 통한 사전 대비와 효율적인 재난 관리 체계의 구축이 필요하다.

최근 하천 수위 예측 분야에서는 심층 신경망 기반 시계열 예측 모델을 활용한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[2, 3]. 그러나 대부분의 연구는 LSTM(Long Short Term Memory)[4] 모델 중심의 방법론에 국한되어 있다.

LSTM[4]은 시간 특성을 반영하여 미래 시점의 값을 예측하는 데 효과적이지만, 입력 시퀀스(sequence)의 길이가 길어질수록 국소적인 시간 특성만 반영하는 한계점을 갖는다. 반면, 최근 시계열 예측 과업에서 최고 성능을 달성한 PatchTST[5]는 시퀀스를 패치(patch)단위로 나누어 트랜스포머[6] 인코더의 입력으로 사용하기 때문에 국소적인 시간 특성뿐만 아니라 전역적인 시간 특성을 반영할 수 있는 장점이 있다.

따라서 본 논문에서는 PatchTST[5] 모델을 하천 수위 예측 과업에 적용하여 기존 LSTM[4] 기반 예측 모델보다 더 효과적이고 정확한 예측 성능을 달성하고자 하였다.

### II. 본론

PatchTST[5]는 [그림 1]에서 볼 수 있듯이,  $V$ 개의 변량(variable)과 과거 윈도우(look-back window)  $L$ 를 갖는 시계열  $x$ 를 입력으로 받아  $T$  길이만큼의 예측 시계열  $\hat{x}$ 를 출력하는 구조이다. 가장 먼저 시계열  $x$ 는 인스턴스 정규화(instance normalization)[5]을 통해 정규화되며, 이는 시간에 따른 시계열 데이터의 분포 변화에 강건성을 유지하기 위함이다. 인스턴스 정규화 이후, 패칭(patching)을 통해 시계열을  $P$  길이를 갖는  $N$ 개의 토큰

(token)으로 분할하여  $x_p$ 를 생성한다. 이때 패칭은 각 시계열 토큰이 일정 시간 간격이 겹치도록 하는 슬라이딩 윈도우(sliding window) 방식으로 적용한다. 패칭이 완료되면, 각 패치 토큰들은 projection 층(layer)을 통해 트랜스포머[6] 인코더의 차원  $D$ 로 투영된 뒤 위치 인코딩(positional encoding)을 적용하여 위치 정보를 추가하는 임베딩(embedding) 과정을 거친다. 임베딩 이후  $x_d$ 는 트랜스포머[6] 인코더를 통과하며, 패치 단위로 쪼개어진 토큰끼리 어텐션(attention) 연산을 수행한다. 이때, PatchTST[5]는 변량 간 어텐션 연산을 병렬적으로 수행하는 CI(Channel-Independence)[5] 방식을 사용한다. 본 연구에서는 하천 수위 예측에 필요한 변량 간 상관관계를 학습하기 위해,  $x_d$ 의 텐서(tensor) 차원을  $(V \cdot D) \times N$ 으로 설정하여 변량 간 정보를 혼합하는 CM(Channel-Mixing)[5] 방식을 구현하여 적용했다.

마지막으로, 트랜스포머[6] 인코더의 출력값  $z_p$ 를 flatten 연산과 선형(linear) 층을 통해, 길이  $T$ 를 갖는 예측 시계열  $\hat{x}$ 를 얻는다.

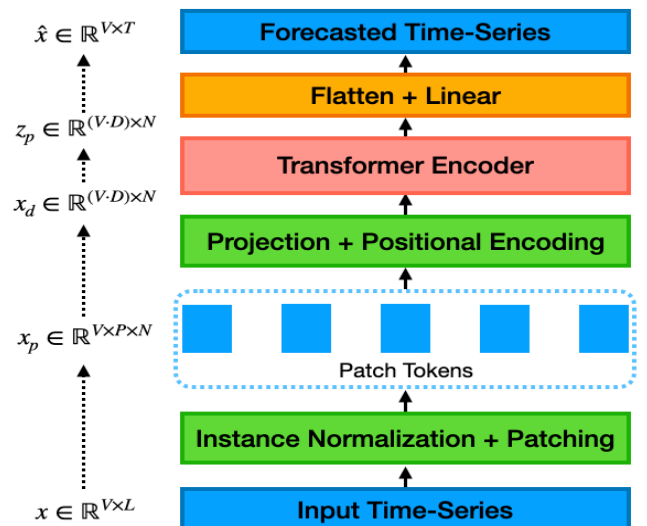


그림 1. PatchTST[5] 구조

표 1. 잠수교 수위 예측 결과

Model	Dataset	MSE(↓)	MAE(↓)	RSE(↓)
PatchTST[5]	All	0.0040	0.0271	0.0517
	Rain Fall	0.0054	0.0297	0.0600
LSTM[4]	All	0.0058	0.0346	0.0622
	Rain Fall	0.0137	0.0594	0.0956

III. 실험

실험에 사용한 데이터는 2017년 1월 1일 00시 00분부터 2022년 12월 31일 23:50까지, 10분 단위로 수집한 잠수교 수위(m)와 대곡교 강수량(mm), 팔당댐 방류량(m<sup>3</sup>/s) 그리고 강화대교의 예측 조위(cm)이다. 예측 조위는 바다누리해양정보서비스(<http://www.khoa.go.kr/>)에서, 예측 조위를 제외한 나머지 데이터는 한강홍수통제소(hrfco.go.kr)에서 수집하였다. 잠수교의 수위에 직접적인 영향을 미치는 요인으로서 강수량은 잠수교 인근에 위치한 대곡교 관측소에서 측정된 강수량을 사용하였고, 팔당댐의 방류량과 강화대교의 예측 조위는 감소하천으로 분류되는 한강의 특성을 반영하기 위해 사용하였다[2]. 데이터는 총 315504 시점(time step)이며 훈련, 검증, 시험 집합은 전체 데이터를 기준으로 7:1:2 비율로 분할하였다.

예측에 필요한 과거 윈도우 길이  $L$ 은 36 시점, 예측해야 할 시간 길이  $T$ 는 6 시점으로 설정하여 6시간의 관측 데이터를 입력으로 받아 미래의 1시간을 예측하도록 하였고, 모델의 정확도를 측정하기 위해 MSE(Mean Square Error), MAE(Mean Absolute Error), RSE(Root Square Error) 평가지표를 사용하였다. 평가 대상은 잠수교의 수위이고 댐의 방류량, 예측 조위, 강수량과 같은 변량은 예측 평가 대상에서 제외하였다.

[표 1]은 강수량과 잠수교의 수위로만 구성된 데이터인 경우(Rain Fall)와, 팔당댐 방류량과 예측 조위까지 포함하였을 경우(All)에 따른 각 모델의 시험 집합에 대한 예측 성능을 나타낸다. [표 1]에서 볼 수 있듯이, PatchTST[5]가 모든 변량을 포함하여 학습했을 때 MSE, MAE, RSE가 각각 0.0040, 0.0271, 0.0517로 가장 높은 예측 성능을 나타낸다. 또한 강수량과 잠수교의 수위만으로 학습한 PatchTST[5]가 모든 변량을 포함하여 학습한 LSTM[4]보다 모든 평가지표에서 앞선 성능을 보여주었다. 반면 LSTM[4]은 모든 변량을 활용했을 때 MSE, MAE, RSE 평가지표에서 0.0058, 0.0346, 0.0622를 기록하며 준수한 예측 성능을 보였지만, 강수량과 수위만을 활용했을 때 MSE 평가지표를 기준으로 0.0137을 기록하며 최대 136% 성능이 하락하였다.

한편, [그림 2]에서 볼 수 있듯이 2022년 5월 16일부터 2022년 10월 2일까지 잠수교 수위의 실제 값과

PatchTST[5]의 예측값을 시각화하여 비교해본 결과, 해당 시점의 모든 구간에서 PatchTST[5]의 예측 성능이 뛰어난 것을 정성적으로 알 수 있다. 특히, 7월부터 9월 까지 여름철 장마 기간에 의해 잠수교의 수위가 급격하게 변동하는 구간에서도 성공적으로 예측한 것을 볼 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 시계열 예측 분야에서 최고 성능을 달성한 PatchTST[5] 모델을 활용하여 잠수교의 수위 예측 과업에 적용하였고, 기존 LSTM[4] 기반의 예측 모델보다 더 효과적이고 정확한 예측 모델을 제안하고자 하였다.

실험 결과, PatchTST[5]에 CM 방식을 활용하여, 잠수교 수위 예측에 대하여 기존 LSTM[4] 방법론보다 더 높은 성능을 달성하였다. 이를 통해 홍수 예측과 관리를 위한 보다 정확하고 효과적인 모델을 제안하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.RS-2022-00167194, 미션 크리티컬 시스템을 위한 신뢰 가능한 인공지능)

참고 문헌

- [1] 김한술, "2020년 홍수 피해 주민들에 총 1483억원 배상", "경향신문", 2022, <https://m.khan.co.kr/national/national-general/article/202203221434001#c2b>
- [2] 정성호, et al., "딥러닝 기반 LSTM 모형을 이용한 감소하천 수위 예측.", 한국수자원학회논문집, pp. 1207-1216, 2018.
- [3] 박귀만, et al., "딥러닝을 이용한 하천 유량 예측 알고리즘.", 한국전자통신학회 논문지, pp. 1239-1248, 2021.
- [4] Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber., "Long short-term memory.", Neural computation, pp. 1735-1780, 1997.
- [5] Nie, Yuqi, et al., "A Time Series is Worth 64 Words: Long-term Forecasting with Transformers.", International Conference on Learning Representations, 2022.
- [6] Vaswani, Ashish, et al., "Attention is all you need.", Advances in neural information processing systems, 2017.

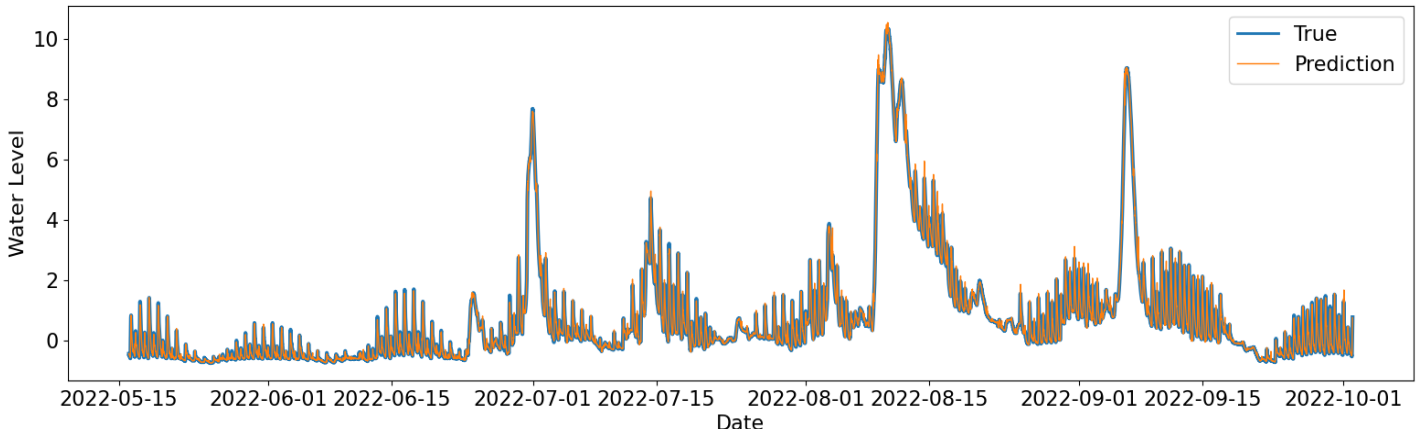


그림 2. 2022년 5월 15일 ~ 2022년 10월 1일 잠수교 수위 실제 값과 PatchTST[5] 예측 결과