

## HVAC 시스템의 이상 탐지를 위한 Transformer 기반 딥러닝 기법

박창준<sup>○</sup>, 박준휘<sup>\*</sup>, 김남중<sup>\*\*</sup>, 이재현<sup>\*\*\*</sup>, 곽정환(교신저자)<sup>\*\*</sup>

<sup>○</sup>한국교통대학교 교통·에너지융합학과,

<sup>\*</sup>한국교통대학교 AI·로봇공학과,

<sup>\*\*</sup>한국교통대학교 소프트웨어학과,

<sup>\*\*\*</sup>한국교통대학교 컴퓨터공학과

e-mail: cjp128@a.ut.ac.kr<sup>○</sup>, jgwak@ut.ac.kr<sup>\*\*</sup>

## Transformer Based Deep Learning Techniques for HVAC System Anomaly Detection

Changjoon Park<sup>○</sup>, Junhwi Park<sup>\*</sup>, Namjung Kim<sup>\*\*</sup>, Jaehyun Lee<sup>\*\*\*</sup>, Jeonghwan Gwak(Corresponding Author)<sup>\*\*</sup>

<sup>○</sup>Dept. of IT·Energy Convergence, Korea National University of Transportation,

<sup>\*</sup>Dept. of AI-Robotics Engineering, Korea National University of Transportation,

<sup>\*\*</sup>Dept. of Software, Korea National University of Transportation,

<sup>\*\*\*</sup>Dept. of Computer Engineering, Korea National University of Transportation

### ● 요약 ●

Heating, Ventilating, and Air Conditioning(HVAC) 시스템은 난방(Heating), 환기(Ventilating), 공기 조화(Air Conditioning)를 제공하는 공조시스템으로, 실내 환경의 온도, 습도 조절 및 지속적인 순환 및 여과를 통해 실내 공기 질을 개선한다. 이러한 HVAC 시스템에 이상이 생기는 경우 공기 여과율이 낮아지며, COVID-19와 같은 법정 감염병 예방에 취약해진다. 또한 장비의 과부하를 유발하여, 시스템의 효율성 저하 및 에너지 낭비를 불러올 수 있다. 따라서 본 논문에서는 HVAC 시스템의 이상 탐지 및 조기 조치를 위한 Transformer 기반 이상 탐지 기법의 적용을 제안한다. Transformer는 기존 시계열 데이터 처리를 위한 기법인 Recurrent Neural Network(RNN)기반 모델의 구조적 한계점을 극복함에 따라 Long Term Dependency 문제를 해결하고, 병렬처리를 통해 효율적인 Feature 추출이 가능하다. Transformer 모델이 HVAC 시스템의 이상 탐지에서 RNN 기반의 비교군 모델보다 약 1.31%의 향상을 보이며, Transformer 모델을 통한 HVAC의 이상 탐지에 효율적임을 확인하였다.

**키워드:** 트랜스포머(Transformer), 이상 탐지(Anomaly Detection), 공기조화 시스템(HVAC System), 딥러닝(Deep Learning), 순환 신경망(Recurrent Neural Network)

### I. Introduction

Heating, Ventilating, and Air Conditioning(HVAC)시스템은 난방(Heating), 환기(Ventilating), 공기조화(Air Conditioning)를 제공하는 공기 조화 시스템으로 실내 환경의 온도 및 습도를 적절히 조절하고, 실내에 존재할 수 있는 유해한 오염물질, 알레르기 유발물질 등을 제거하거나 감소시키며, 실내에 축적된 이산화 탄소와 같은 불필요한 가스들을 배출하는 기능을 수행한다. 최근 COVID-19와 같은 법정 감염병 유행에 따라 공기 중 바이러스 입자를 효과적으로 걸러내어 대규모 감염병 확산을 방지하는 HVAC 시스템의 중요성이 더욱 강조되고 있다. 이러한 HVAC 시스템에 문제가 발생하는 경우 감염병 예방에 취약해질 수 있으며, 장비의 과부하를 유발하거나, 고장을 일으켜

시스템의 효율성 저하 및 에너지 낭비를 초래한다. 따라서 본 논문에서는 Transformer[1] 모델과 One Class Learning 기법의 적용을 통해 기존 Recurrent Neural Network(RNN)[2] 기반 모델의 순환구조로 인한 Long Term Dependency 및 순차적인 연산으로 인한 한계를 극복하고 병렬처리를 통해 더욱 빠른 분석이 가능하게 함으로써, Transformer 기반 HVAC 시스템 이상 탐지에 효율적임을 확인한다.

### II. Experiment

실험을 위한 데이터셋으로 실제 지하철도에 적용되어있는 HVAC 시스템의 온도 데이터를 추출하여 사용하였다. 전체 데이터를 총

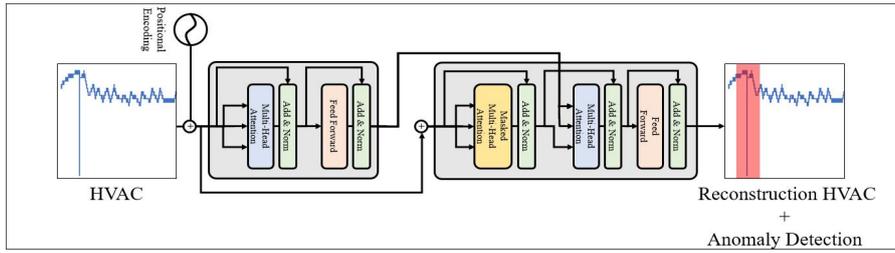


Fig. 1. Transformer 기반 Anomaly Detection 모델의 전체 구조

60초 간격으로 평균 낸 후 36개씩 슬라이싱 하여 500개의 정상 데이터를 생성해 Transformer 및 비교군인 RNN, Gated Recurrent Unit(GRU)[3], Long Short-Term Memory(LSTM)[4] 기반 Autoencoder(AE) 모델의 One Class Learning을 진행하였으며, HVAC 데이터에 노이즈를 추가한 100개의 비정상 데이터를 생성하여 각 모델의 Test를 진행하였다.

### III. Proposed Method and Results

제안된 Transformer 모델은 학습을 진행하기 위해 기존 시계열 데이터를 임베딩 한 후 위치 임베딩 값을 더하는데, 이러한 과정은 입력된 시계열 데이터의 각 토큰에 위치 정보를 추가함으로써 시계열 성능을 잃지 않고 병렬처리를 가능하게 한다.

Transformer의 Encoder는 임베딩된 데이터를 Multi-Head Self Attention(MHSA) 블록(1)에 입력하여 HVAC 데이터의 Feature를 추출한다. MHSA 진행 시 임베딩된 Sequence의 요소들은 일정 개수로 쪼갠 후 각 Head에 입력하여 Self-Attention을 진행하고, 병합되는 과정을 거침으로써 여러 개의 Head를 통해 많은 Context를 병렬적으로 학습할 수 있도록 하며, Self-Attention(2)의 Query(Q), Key(K), Value(V) 연산을 통해 Sequence 내 모든 토큰 간의 관계도를 계산해 입력된 데이터의 전역적인 Feature를 추출한다. 이후 Feed-Forward Neural Network(FFNN)(3)에 입력함으로써 추출한 관계도에 대한 학습을 진행한다.

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h) W^O \quad (1)$$

*where*  $\text{head}_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) V \quad (2)$$

$$\text{FFNN}(x) = \max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2 \quad (3)$$

Transformer의 Decoder는 Encoder에 입력된 것과 같은 HVAC 데이터를 입력받은 후 MHSA를 추가적으로 진행하는데 이때, 입력받은 시계열 데이터의 미래 정보를 마스크하여 과적합을 방지하고 일반화 성능을 높인다. 이후 Encoder에서 계산된 Q, K와 Masked-MHSA를 통해 계산된 V를 사용해 Feature를 추출하여 FFNN에 입력함으로써 재구성 방법을 통한 One Class Learning을 구현한다.

이후 Transformer의 최종 출력된 값을 입력된 값의 픽셀별 오차를 구한 후 임계치를 통해 이상 영역을 탐지하였다.

Table 1.은 Transformer 모델 및 비교군 모델의 성능을 정리한 테이블이다. Transformer 모델이 RNN 기반 AE의 최고 성능 모델인 LSTM AE보다 약 1.31%의 성능 향상을 보이며, 이는 Self-Attention을 기반으로 하는 Transformer 모델이 기존 Recurrent 기반 모델의

문제점을 완화함에 따라 HVAC 데이터의 이상 탐지에 효율적임을 시사한다.

Table 1. Transformer 및 각 비교군 모델의 이상 탐지 성능

	RNN AE	GRU AE	LSTM AE	Transformer
<b>Accuracy</b>	0.8746	0.8913	0.8942	<b>0.9073</b>

### IV. Conclusions

본 논문에서는 HVAC의 효율적인 이상 탐지를 위한 Transformer 모델의 적용을 제안하였다. 기존 Recurrent를 기반으로 하는 시계열 모델들의 한계를 MHSA 블록을 통해 극복하였으며, 각 비교군과의 성능 비교분석을 통해 실제 HVAC 데이터에서 더욱 강인한 성능을 보임을 확인하였다. 추후 다변량 데이터의 이상 탐지가 가능한 Transformer 모델을 설계 및 연구할 예정이다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the Institute of Information & Communications Technology Planning & Evaluation (IITP) grant funded by the Korean government (MSIT) (No. 2014-3-00077).

## REFERENCES

- [1] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. Gomez, L. Kaizer and I. Polosukhin, "Attention is All You Need," *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, Vol. 1, pp. 5999-6009, December 2017.
- [2] J. T. Connor, R. D. Martin and L. E. Atlas, "Recurrent Neural Networks and Robust Time Series Prediction," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 2, pp. 240-254, March 1994.
- [3] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, "Long shot-term memory," *Neural computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, December 1997.
- [4] K. Cho, B. V. Merrihenboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, and Y. Bengio, "Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation," *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1724-1734, October 2014.