

ISSN 2287-5026 (Print)  
ISSN 2288-159X (Online)

# Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers

2026 **4** 제 63 권 4호

Vol.63, No.4 April 2026

## AI Signal Processing

- 69 S2F-CLIP: CLIP-based Adaptive Fusion of Sequence and Similarity for Short-term Action Recognition / Yeong-seok Lee and Yun-ha Park
- 78 Design and Performance Analysis of a Cross-attention Transformer Model for Single-person 3D Keypoint Detection / In-Yeong Shin and Seung-Ho Lee
- 84 Performance-improving Dimensionality Reduction with Tensor Decomposition and Integrated Positional Encoding / Hee-Yeol Lee and Seung-Ho Lee
- 91 Adaptive Class-aware Transfer Learning for Semantic Segmentation in Off-road Autonomous Driving / Je-ho Ryu, Yong-hwi Kim, SeungJoo Lee, Tae-Yoon Lim, Ho-Jung Sohn, Yong-Jin Jo, and Jihyuk Cho
- 104 Mitigating Korean Semantic Ambiguity and Improving Classification Performance via Cross-attention-based Fusion of English Multi-representations / Tae-Yoon Lee and Seung-Ho Lee
- 110 Cross-Attention Fusion for Audio-Visual Multimodal Emotion Recognition / Jeong-Yoon Kim and Seung-Ho Lee
- 117 TranAD-GAT : Improvement of Anomaly Detection Model by Simultaneous Reflection of Time and Variable Relationships in Multivariate Time Series Data / Jun-Hyeok Oh and Seung-Ho Lee

## Industry Electronics

- 125 Region-based Approach for Safe Target Tracking of Multirotor UAVs based on GPS / Jeonggeun Lim

전자공학회 논문지

2026  
4

제 63 권  
4호

IEIE

사단  
법인  
대한전자공학회

## Semiconductor and Devices

- 3 Design and Implementation of an IREE Bytecode Interpreter on RISC-V SoCs for Efficient AI Inference / Sangcheol Park, Jin-Ku Kang, and Yongwoo Kim
- 12 Design and Implementation of an IREE Compiler based RISC-V SoC Architecture for On-device AI Inference / SuHwan Park, Jin-Ku Kang, and Yongwoo Kim
- 22 Performance Evaluation of a Bandwidth-efficient Systolic Array with Adaptive Block-wise Data Reuse / Young-Jun Hwang and Young-Sik Kim
- 29 A Design of Low-power, High-resolution Capacitance-to-pulse Time Converters based on OTA-C Integration / Jae-Bon Lee, Doojin Jang, and Ji-Mann Park
- 38 A 30V APT Buck Converter to Improve Efficiency of GaN Power Amplifiers in Base-station Applications / Seong-Jun Youn, Jeonghun Kim, Min-Ju Kim, Gyujin Choi, Soo-Jin Park, So-Min Park, Sung-Uk We, and Ji-Seon Paek
- 45 High Voltage Level Selection Swtich to improve 5G BS-PA power Efficiency / Juyeon Myung, Ik-Jun Choi, Min-Ju Kim, and Ji-Seon Paek

## Computer and Information

- 53 Communication-optimized Tensor Parallelism for Efficient Multi-GPU Training of Complex-valued CNNs / Sunwoo Kim, Jane Rhee, and Myung Kuk Yoon

WWW.theieie.org

Vol.63, No.4 April 2026

The Institute of Electronics and Information Engineers (IEIE)  
Room #907, The Korea Science Technology Center The first building, 22,  
Teheran-ro 7 Gil, Gangnam-gu, Seoul, Republic of Korea



전자공학회 논문지

•이 논문집은 한국연구재단 우수등재학술지임.



# 차 례

2026년 4월

제63권 제4호

## SD / 반도체

### [ SoC 설계 ]

- 3 효율적인 AI 추론을 위한 RISC-V 기반 IREE 바이트코드 인터프리터의 설계 및 구현 ..... 박상철, 강진구, 김용우
- 12 온디바이스 AI 추론을 위한 IREE 컴파일러 기반 RISC-V SoC 아키텍처 설계 및 구현 ..... 박수환, 강진구, 김용우
- 22 적응형 데이터 재사용 기법을 적용한 대역폭 효율적 시스틀릭 어레이 아키텍처의 성능 평가 ..... 황영준, 김영식
- 29 OTA-C 적분 기반 저전력·고분해도 용량-펄스시간 변환기 설계 ..... 이재분, 장두진, 박지만

### [ RF 집적회로기술 ]

- 38 기지국용 GaN PA 전력 효율 개선을 위한 30V APT Buck Converter ..... 윤성준, 김정훈, 김민주, 최규진, 박수진, 박소민, 위성욱, 백지선
- 45 5G용 BS-PA 전력 효율 개선을 위한 고전압 Level Selection Switch ..... 명주연, 최익준, 최규진, 김민주, 백지선

## CI / 컴퓨터

### [ 인공지능 및 보안 ]

- 53 복소수 합성곱 신경망의 효율적인 다중 GPU 학습을 위한 텐서 병렬화 기반 통신 최소화 기법 ..... 김선우, 이제인, 윤명국

## AISP / 인공지능 신호처리

### [ 영상 신호처리 ]

- 69 S2F-CLIP: CLIP 기반 시퀀스 및 유사도 적응적 융합을 이용한 단기 행동 인식 ..... 이영석, 박윤하
- 78 단일 사람 3D 키포인트 검출을 위한 Cross Attention 트랜스포머 모델 설계 및 성능 분석 ..... 신인영, 이승호
- 84 성능 향상을 위한 Positional Encoding을 통합한 텐서 분해 기반 차원 축소 기법 ..... 이희열, 이승호
- 91 야지 자율주행을 위한 적응형 클래스 인지 전이학습 기반의 의미론적 분할 ..... 류제호, 김용휘, 이승주, 임태운, 손호정, 조용진, 조지혁

### [ 음향 및 신호처리 ]

- 104 교차 어텐션 기반의 영어 다중 표현 융합을 이용한 한국어 의미 모호성 완화 및 분류 성능 향상 ..... 이태운, 이승호
- 110 오디오-비주얼 멀티모달 감정 인식을 위한 Cross-Attention Fusion ..... 김정윤, 이승호
- 117 TranAD-GAT : 다변량 시계열 데이터의 시간과 변수 관계 동시 반영을 통한 이상 탐지 모델 개선 ..... 오준혁, 이승호

## IE / 산업전자

### [ 신호처리 및 시스템 ]

- 125 GPS 기반 멀티로터 UAV의 안전한 목표 추적을 위한 영역 기반 접근법 ..... 임정근

논문 2026-63-4-14

# TranAD-GAT : 다변량 시계열 데이터의 시간과 변수 관계 동시 반영을 통한 이상 탐지 모델 개선

(TranAD-GAT : Improvement of Anomaly Detection Model by  
Simultaneous Reflection of Time and Variable Relationships in  
Multivariate Time Series Data)

오 준 혁\*, 이 승 호\*\*

(Jun-Hyeok Oh and Seung-Ho Lee<sup>©</sup>)

## 요 약

본 연구는 산업 제어 시스템 환경에서 발생하는 다양한 이상 패턴을 보다 안정적으로 탐지하기 위해, 시간적 패턴과 변수 간 구조 정보를 함께 고려하는 통합 모델을 제안하였다. 제안한 모델은 기존 모델들이 개별적으로 처리하던 시계열 기반 특징 학습과 변수 간 상호작용 분석을 하나의 일관된 구조 안에서 결합함으로써, 단일 관점에 의존하는 기존 접근의 한계를 보완하도록 설계되었다. SWaT 데이터셋을 기반으로 수행한 실험에서 제안 모델은 기존 방식 대비 F1-score와 ROC-AUC에서 약 3% 수준의 성능 향상을 보였다. 특히 Recall 지표가 6% 가량 개선되면서 실제 이상을 놓치는 비율이 줄어들었다. 정성적 분석에서는 장기적·단기적 이상이 혼재하는 구간이나 개별 변수만으로는 정상으로 보이는 시점에서도 복합적 패턴을 반영하여 이상 여부를 판단하는 모습을 확인하였다. 이러한 결과는 시간적 변화와 변수 간 구조 정보를 동시에 반영하는 제안 모델의 특성이 유효하게 작동했음을 보여준다. 종합적으로, 본 연구에서 제시한 접근법은 기존 모델의 구조적 제약을 보완하여 산업 공정 데이터의 복잡한 이상 패턴을 더욱 안정적으로 포착할 수 있음을 입증하였다. 향후에는 다양한 산업 환경에 대한 확장 실험, 구조 최적화 및 실시간 적용을 위한 경량화 연구 등을 통해 제안 모델의 활용 가능성을 더욱 넓힐 수 있을 것으로 기대된다.

## Abstract

In this study, we propose an integrated model that considers temporal patterns and inter-variable structural information together to more reliably detect various abnormal patterns occurring in the industrial control system environment. The proposed model is designed to complement the limitations of existing approaches that rely on a single viewpoint by combining time series-based feature learning and interaction analysis between variables, which were handled separately by existing models, within a single consistent structure. In experiments conducted based on the SWaT dataset, the proposed model showed a performance improvement of about 3% in F1-score and ROC-AUC compared to the existing method. In particular, as the Recall index improved by about 6%, the rate of missing out on actual abnormalities decreased. In the qualitative analysis, it was confirmed that the abnormalities were determined by reflecting complex patterns even in the section where long-term and short-term abnormalities were mixed or when only individual variables appeared to be normal. These results show that the characteristics of the proposed model that simultaneously reflect temporal change and structural information between variables worked effectively. Overall, it was demonstrated that the approach proposed in this study can more stably capture complex abnormal patterns of industrial process data by supplementing the structural constraints of the existing model. In the future, it is expected that the possibility of using the proposed model can be further expanded through extended experiments on various industrial environments, structural optimization, and lightweight research for real-time application.

**Keywords** : Multivariate time-series dataset, ICS security, Anomaly detection, TranAD, GAT

\*학생회원, \*\*평생회원, 국립한밭대학교 전자공학과(Dept. Electronic Engineering, Hanbat National University)

© Corresponding Author(E-mail : shyolee@hanbat.ac.kr)

※ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 학·석사연계ICT핵심인재양성사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2026-RS-2022-00156212).

Received : December 19, 2025

Revised : January 14, 2026

Accepted : January 21, 2026

## I. 서론

산업 공정의 디지털 통합이 가속화되면서 공정 제어 시스템(ICS)은 점점 복잡한 네트워크 환경에서 운영되고 있으며, 이에 따라 보안 위협 또한 크게 확장되고 있다. 최근 공격은 시스템 장애나 정보 유출을 넘어 공정 로직을 교란하거나 설비 동작을 변조해 물리적 피해를 유발하는 사례까지 확인되고 있어, ICS 환경에서 실시간 이상 탐지(Anomaly Detection) 모델의 필요성이 더욱 커지고 있다. ICS 데이터는 다수의 센서와 액추에이터로 구성된 다변량 시계열 구조를 가지며, 변수 간에는 비선형적 의존성과 복잡한 상호작용이 존재한다. 그러나 단일 변수나 단순 재구성 기반의 기존 탐지 방식은 이러한 구조적 특성을 충분히 반영하지 못한다.

다변량 이상 탐지 모델들이 제안되었지만, 시간적 패턴 학습에 중점을 둔 LSTM-AE<sup>[1]</sup>나 OmniAnomaly<sup>[2]</sup>는 변수 간 관계를 고려하지 못하고, 반대로 MTAD-GAT<sup>[3]</sup>은 변수 의존성을 학습하는 장점이 있으나 시간 패턴 모델링의 안정성에서 한계를 보인다. 이러한 구조적 제약은 복잡한 이상 패턴이 빈번히 발생하는 산업 환경에서 탐지 성능을 저해하는 원인이 된다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 Transformer<sup>[4]</sup> 기반 모델인 TranAD<sup>[5]</sup>의 전역·국소 시간 패턴 학습 능력과 GAT(Graph Attention neTwork)<sup>[6]</sup>의 변수 상호작용 학습을 결합한 TranAD-GAT 모델을 제안한다. 시간적·구조적 정보를 통합한 특징 표현을 구성함으로써, 산업 공정 데이터에서 나타나는 복잡한 이상 패턴을 보다 정밀하게 탐지하는 것을 목표로 한다.

## II. 본론

### 1. GAT : 변수간 상호작용 특징 추출을 위한 구조

GAT는 그래프 구조 데이터를 처리하기 위해 제안된 모델로, Attention 메커니즘을 활용하여 각 노드 간 상호작용을 학습하고 중요한 이웃 노드 정보를 반영할 수 있도록 설계되어 있다. 노드마다 상이한 중요도를 부여하는 구조는 변수 간 패턴을 정밀하게 분석해야 하는 다변량 시계열 환경에서 효과적이며, 이를 위해 본 연구에서는 다변량 시계열 윈도우 W의 변수를 노드로 설정하여 Feature 행렬 H를 구성하고 이를 입력으로 사용한다. GAT의 변수 간 관계를 추출하는 구조는 그림 1과 같다.

GAT의 노드 feature 행렬  $h_i$ 는 선형 변환을 통해 공통 임베딩 공간벡터  $z_i = Wh_i$ 로 변환되며, 노드 쌍( $i, j$ )

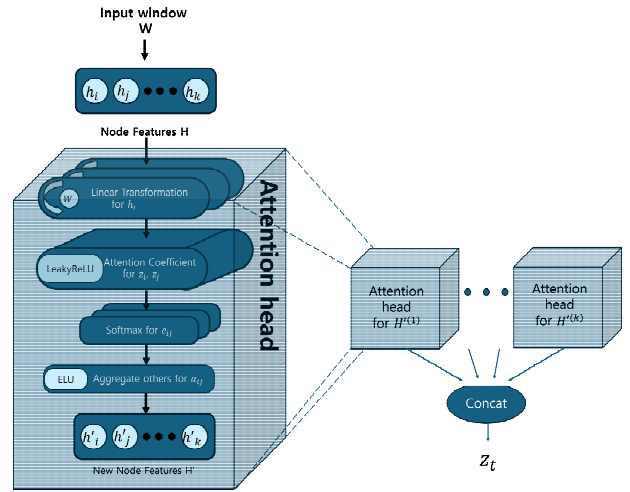


그림 1. GAT 모델의 구조도

Fig. 1. structure of GAT model.

의 상호작용 중요도는 Attention 계수  $e_{ij}$ 로 계산된다.  $e_{ij}$ 에 대한 LeakyReLU<sup>[7]</sup> 수식 (1)은 다음과 같다.

$$e_{ij} = \text{LeakyReLU}(a^T [z_i \| z_j]) \quad (1)$$

이후 Attention 계수  $e_{ij}$ 는 Softmax<sup>[8]</sup> 정규화를 통해 가중치  $\alpha_{ij}$ 를 도출하게 된다. 이는 변수 간 관계 강도를 나타내며  $\alpha_{ij}$ 에 대한 수식 (2)는 다음과 같다.

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in N(i)} \exp(e_{ik})} \quad (2)$$

이를 기반으로 이웃된 공통 임베딩 공간 벡터  $z_j$ 와 가중합한 새로운 노드 feature 행렬  $h'_i$ 이 도출되며  $h'_i$ 에 대한 ELU<sup>[9]</sup> 수식 (3)은 다음과 같다.

$$h'_i = \text{ELU}\left(\sum_{j \in N(i)} \alpha_{ij} z_j\right) \quad (3)$$

Multi-head Attention을 사용함으로써 다양한 관점에서 구조적 정보를 종합한 표현  $Z_t$ 가 생성된다.

이에 대한 수식 (4)는 다음과 같다.

$$Z_t = \parallel_{k=1}^K H'{}^{(k)} \quad (4)$$

이를 통해 기존 시계열 기반 분석만으로는 파악이 어려운 변수 간 관계성 정보를 보다 세밀하게 반영할 수 있다.

### 2. TranAD : 전반적 시계열 특징 추출을 위한 구조

TranAD는 Transformer 기반 모델로 Complete

Sequence  $C$ 와 Input Window  $W$ 를 입력으로 받아 다변량 시계열 데이터의 전역(global)·국소(local) 시간 패턴을 동시에 학습하는 이상 탐지 모델이다. 이때, Complete Sequence는 전체 시계열의 장기 패턴을, Input Window는 최근 시점의 미세 변화를 반영한다. 두 입력은 각각 Encoder와 Window Encoder로 전달된다. 다음 그림 2는 TranAD 모델의 구조도이다.

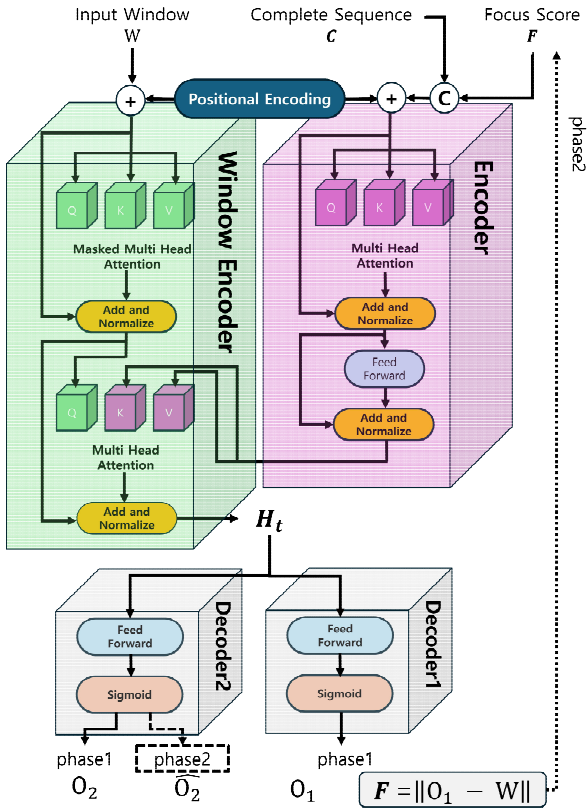


그림 2. TranAD 모델의 구조도  
Fig. 2. structure of TranAD model.

TranAD는 phase 기법을 통해 모델의 학습이 진행된다. phase 1은 1차 복원 단계로, Encoder와 Window Encoder를 통해 시간 특징을 추출한다. 두 인코더가 산출한 특징은 Decoder 1과 Decoder 2로 전달되며, 여기서 각각 1차 복원 값  $O_1$ 과 보조 복원 값  $O_2$ 가 생성된다. phase 1에서는 두 복원 값에 대한 재구성 오차(reconstruction loss)가 계산되며 다음 수식 (5)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} L_1 &= \|O_1 - W\|_2 \\ L_2 &= \|O_2 - W\|_2 \end{aligned} \quad (5)$$

이때, Decoder 1에서 계산되는  $L_1$ 는 Focus Score  $F$

를 결정하는 기준이 된다.

phase 2는 Self-conditioning 기반 복원 단계로, phase 1에서 산출된 Focus Score  $F$ 가 Complete Sequence  $C$ 와 결합되어 새로운 입력이 구성된다.  $F$ 에 대한 수식은 다음 수식 (6)과 같다.

$$F = \|O_1 - W\|_2 \quad (6)$$

이는 잠재적 이상 영역을 강조하는 목적을 가지며, 모델이 해당 영역의 복원 오차를 더욱 민감하게 반영하도록 한다. 이때 Focus score  $F$ 는 초기에  $\vec{0}$ 으로 설정되는데, 이는 초기 입력 size값을 맞추어 주는 역할을 수행하기 위함이다. 이후 Decoder 2는 최종 복원 값  $\hat{O}_2$ 를 산출한다. phase 2에서도 복원 값에 대한 두 손실이 계산되며, phase 2 loss는 다음 수식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned} L_1 &= \underset{\text{Decoder1}}{\text{minimize}} \| \hat{O}_2 - W \|_2 \\ L_2 &= \underset{\text{Decoder2}}{\text{maximize}} \| \hat{O}_2 - W \|_2 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 phase 2의  $L_1$ 은 Decoder 1이 입력과 가까운 복원을 수행하도록 유도하여 정상 패턴 모델링을 수행하게 하며,  $L_2$ 는 Decoder 2가 입력과 일정 부분 차이가 발생하도록 하여 이상탐지에 대한 민감도를 증폭하는 역할을 수행한다. phase 1, 2에서 나온 loss들을 기반으로 학습에 쓰일 최종 loss를 도출하게 되는데 이는 다음 수식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} L_1 &= \epsilon^{-n} \|O_1 - W\|^2 + (1 - \epsilon^{-n}) \| \hat{O}_2 - W \|^2, \\ L_2 &= \epsilon^{-n} \|O_2 - W\|^2 - (1 - \epsilon^{-n}) \| \hat{O}_2 - W \|^2 \end{aligned} \quad (8)$$

최종 loss는 학습 과정에서 Epoch  $n$ 이 증가할수록 phase 2의 Self-conditioning의 비중이 높아져, 초기에는 단순 복원 중심이지만 후반에는 미세한 이상 탐지에도 강인한 모델로 학습될 수 있도록 한다.

### 3. 제안 모델: TranAD-GAT

본 연구에서 제안한 TranAD-GAT 모델은 다변량 시계열 데이터의 시간적 패턴(Temporal Pattern)과 변수 간 구조적 관계(Inter-variable Dependency)를 동시에 학습함으로써 복잡한 이상 패턴을 더욱 정밀하게 확인할 수 있는 모델 구조다. 다음 그림 3은 제안 모델의 구조도이다.

입력은 TranAD와 마찬가지로 전체 시계열  $C$ 와 국소 윈도우  $W$ 로 구성되며, 국소 윈도우  $W$ 는 TranAD

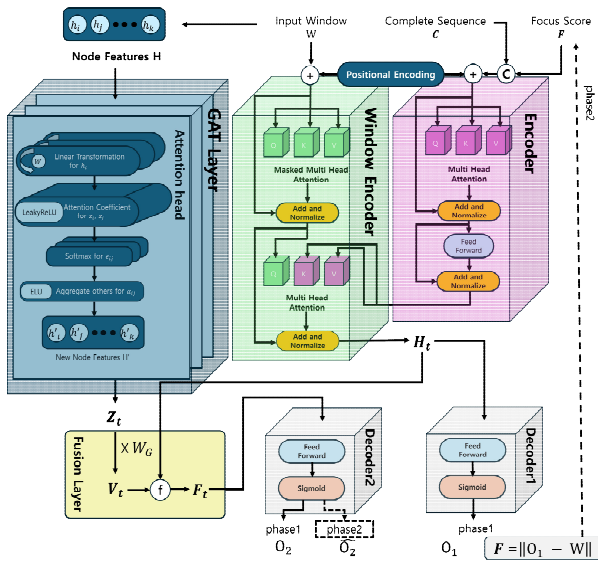


그림 3. 제안 모델의 구조도

Fig. 3. structure of the proposed model.

Encoder와 GAT Layer에 동시에 전달된다. 먼저 TranAD Encoder는 국소 윈도우  $W$ 와 전체 시계열  $C$ 로부터 전역적, 지역적 시점의 정보가 반영된 은닉  $H_t$ 를 생성한다. 동시에 GAT Layer는 국소 윈도우  $W$ 를 입력으로 받아 각 변수(feature)를 노드로 구성하고, 변수 간의 상호의존성을 어텐션 계수로 학습한다. GAT Layer를 통해 도출된 변수 임베딩  $Z_t$ 는 Fusion Layer를 통해 선형 투영 행렬  $W_G$ 를 거친  $V_t = W_G Z_t$ 로 도출되어 TranAD Encoder의 표현과 size가 동일한 잠재 차원으로 매핑된다. 이후  $H_t$ 와  $V_t$ 를 통해 concat된 후 선형 변환이 수행되어 최종 표현인  $F_t$ 를 도출한다. TranAD-GAT 도출된 최종 표현  $F_t$ 에 대한 전체 과정은 다음 수식 (9)와 같다.

$$\begin{aligned}
 H_t &= \text{Encoder}_{\text{TranAD}}(C, W), \\
 Z_t &= \text{GATLayer}(W), \\
 V_t &= W_G Z_t, \\
 F_t &= \text{FusionLayer}(V_t, H_t)
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

제안된 모델인 TranAD-GAT은 TranAD와 동일한 phase 기법을 통해 학습이 진행된다. 모든 phase 과정에서 Fusion Layer를 통해 도출된 표현  $F_t$ 는 Decoder 2로 TranAD Encoder에서 도출된 표현  $H_t$ 는 Decoder 1로 들어가게 되며 각각의 phase에 대한 loss 및 복원 값을 도출하게 된다. 이와 같은 TranAD와 GAT의 구조적 흐름과 TranAD의 phase 학습을 통해 기존 방식에 비해

시간적 변수적 정보를 모두 고려한 더욱 안정적인 이상 탐지 결과를 기대할 수 있다.

### III. 실험

#### 1. 데이터 셋

본 연구의 TranAD-GAT 모델 성능을 실험하기 위해 실제 산업 제어 시스템 기반의 SWaT(Secure Water Treatment)<sup>[10]</sup> 데이터셋을 사용하였다. 해당 데이터셋은 싱가포르 SUTD(Singapore University of Technology and Design)의 iTrust 연구센터에서 구축한 실제 물 정화/처리 플랜트 시스템을 기반으로 구성되었으며, 총 51개의 센서 변수로 이루어진 51차원 시계열 데이터를 포함하고 있다. 학습을 위한 Trainset은 총 496,800개의 정상 데이터 샘플로 구성되었고, Testset은 총 499,919개의 데이터 샘플로 이루어져 있으며, 공격 데이터가 포함되어 있다.

#### 2. 실험 환경

모든 실험은 Ubuntu 20.04, PyTorch 기반 환경에서 수행되었으며, NVIDIA RTX A5000 GPU와 Intel Xeon Silver CPU, 128GB RAM 환경을 사용하였다. 파라미터는 Adam<sup>[11]</sup> optimizer, learning rate  $1e-3$ , batch size 128, epoch 20으로 설정하였다.

#### 3. 학습 및 평가 방식

본 연구에서는 SWaT 데이터셋의 Trainset을 활용하여 모델을 학습하고, Testset을 통해 성능을 평가하였다. 학습 시에는 평균제곱오차(MSE)<sup>[12]</sup>를 기반으로 한 재구성 손실을 사용하였으며, 제안한 모델에 사용된 TranAD의 구조적 특성에 따라 두 단계의 재구성 과정이 연속적으로 적용되는 self-conditioning 방식의 이중 손실 체계를 유지하였다.

평가 단계에서는 모델이 산출한 anomaly score를 활용하여 이상 여부를 결정하였다. anomaly score의 임계값(threshold)은 데이터 분포의 상위 극단값을 통계적으로 추정하는 Peak-Over-Threshold(POT)<sup>[13]</sup> 기법을 이용해 자동으로 설정하였다. POT는 이상 점수 중 극단값의 분포를 분석하여 데이터 특성에 적응적인 동적 임계값을 산출하는 방식이다.

#### IV. 실험 결과 및 고찰

##### 가. 정량적 평가

제안한 모델의 성능은 Precision, Recall, F1-score, ROC-AUC 지표를 사용하여 정량적 평가를 수행하였다. 비교 대상으로는 다변량 시계열 이상탐지 모델인 OmniAnomaly, MTAD-GAT, TranAD 모델을 포함하였다. 표 1에는 제안 모델과 기존 모델 간의 정량적 성능 비교 결과를 제시하였다.

실험을 통해 제안된 TranAD-GAT 모델은 기존 모델이 가지는 시계열 중심 패턴 인식 한계를 보완하고, 동시에 변수 간 구조적 연관성까지 반영하여 전체적인 성능이 향상됨을 확인하였다. F1-score와 ROC-curve 지표 모두 기존 모델 대비 대략 3.0% 향상된 수치를 보여, 정확도와 민감도 사이의 균형이 우수한 모델임을 확인하였다. Precision은 기존 모델보다 감소하였으나, Recall이 약 6.0% 증가하여 실제 이상을 놓치지 않는 탐지 능력이 개선되었음을 보였다.

표 1. 제안된 모델의 성능 비교표  
Table 1. Performance comparison table of the proposed model.

Model	F1-score↑	Precision↑	Recall↑	ROC-AUC↑
TranAD <sup>[4]</sup>	81.51	97.60	69.97	84.62
OmniAnomaly <sup>[2]</sup>	81.31	97.82	69.57	84.67
MTAD-GAT <sup>[3]</sup>	81.09	97.18	69.57	84.64
<b>The proposed model</b>	<b>84.30</b>	<b>95.48</b>	<b>75.46</b>	<b>87.46</b>

##### 나. 정성적 평가

정성적 평가는 SWaT 데이터셋의 Testset의 전체 timestamp에서 100,000초 분량의 동일 시간대의 timestamp를 지닌 서로 다른 3개의 센서에 대한 모델의 이상 탐지 그래프를 통하여 평가하였다.

첫 번째와 두 번째 그래프는 수질 성분 분석 센서이며 세 번째 그래프는 차압 센서이다. 다음 그림 4는 제안된 모델의 이상 탐지 결과 그래프이다.

탐지 결과 정상 구간을 이상 구간으로 탐지하는 False Positive가 확인되었으나 넓은 범위 시간대의 Attack과 짧은 범위 시간대의 Attack 모두 이상을 놓치지 않는 탐지 능력을 보여주었다. 또한, 특정 변수의 Attack 시간대에서 정상 시간대로 보이는 구간임에도 타 변수와의 관계가 반영되어 이상 탐지를 수행했음을

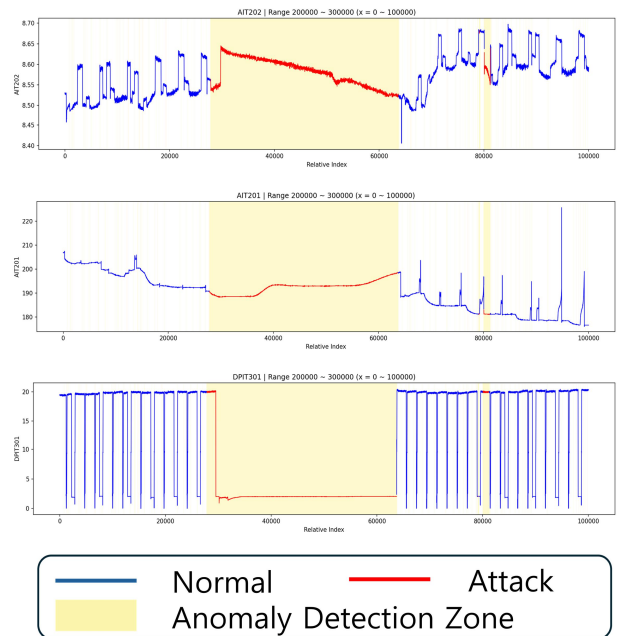


그림 4. 제안된 모델의 이상 탐지 결과 그래프  
Fig. 4. Anomaly detection results graph of the proposed model.

확인하였다. 이를 통해 실제 산업 제어 시스템 환경에서 나타나는 장단기적 이상 패턴과 다변량 동시 이상 패턴을 더욱 안정적으로 탐지할 수 있는 모델임을 검증하였다.

#### IX. 결 론

본 연구는 기존 이상 탐지 기법에서 나타난 구조적 한계를 보완하기 위해 서로 다른 학습 특성을 지닌 구조를 통합한 모델을 제안하였다. 제안된 모델은 단일 관점에 기초한 탐지 기법이 놓치기 쉬웠던 다양한 형태의 이상 신호를 포착할 수 있도록 설계되었으며, 실험 결과 전반적인 탐지 성능이 기존 방법들보다 향상되는 경향을 확인하였다. 특히 실제 이상을 놓치는 경우가 줄어들어 실질적인 탐지 안정성이 강화되었다는 점에서 의미가 크다.

분석 과정에서도 모델의 특성이 보다 분명하게 드러났다. 공격 발생 양상이 일정하지 않은 구간에서도 비교적 일관된 이상 탐지가 이루어졌으며, 개별 변수만으로는 정상으로 보이는 구간에서도 복합적 패턴을 바탕으로 이상 여부를 판단하는 모습이 확인되었다. 이는 제안된 접근이 부분적 단서를 활용하는 기존 방식보다 데이터 전반의 구조적 정보를 통합적으로 반영함으로써 나타난 결과로 해석된다. 또한 넓은 범위의 이상 구간

과 짧게 분절된 이상 구간 모두에서 탐지 실패가 감소한 점은 실제 산업 환경에서 요구되는 신뢰성 향상과 직결된다.

이러한 결과를 종합하면, 본 연구에서 제안한 기법은 기존 모델이 가진 구조적 제약을 보완함으로써 복잡한 산업 데이터의 다양한 이상 패턴을 보다 안정적으로 탐지할 수 있음을 확인하였다. 향후에는 다양한 산업 환경에 대한 확장 검증과 구조 자동화, 실시간 처리를 위한 경량화 연구 등을 통해 적용 가능성을 더욱 넓힐 수 있을 것으로 기대된다.

## REFERENCES

- [1] P. Malhotra, L. Vig, G. Shroff, and P. Agarwal, "Long Short Term Memory Networks for Anomaly Detection in Time Series," in Proc. of the 23rd European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning (ESANN), 2015.
- [2] S. Su, Y. Zhao, F. Liu, and G. Liu, "OmniAnomaly: Unsupervised Anomaly Detection for Multivariate Time-Series Data," in Proc. of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2019, pp. 1624–1630.
- [3] P. Veličković, G. Cucurull, A. Casanova, A. Romero, P. Liò, and Y. Bengio, "Graph Attention Networks," in Proc. of the International Conference on Learning Representations (ICLR), 2018.
- [4] A. Vaswani et al., "Attention is All You Need," in Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2017, pp. 5998–6008
- [5] S. Tuli, S. C. Brunet, A. Jennings, and N. R. Jennings, "TranAD: Deep Transformer Networks for Anomaly Detection in Multivariate Time Series Data," in Proc. of the 31st International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2022, pp. 3434–3440.
- [6] P. Veličković, G. Cucurull, A. Casanova, A. Romero, P. Liò, and Y. Bengio, "Graph Attention Networks," in Proc. of the International Conference
- [7] A. L. Maas, A. Y. Hannun, and A. Y. Ng, "Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models," in Proc. of the 30th International Conference on Machine Learning (ICML) Workshop on Deep Learning for Audio, Speech and Language Processing, 2013.
- [8] J. S. Bridle, "Training stochastic model recognition algorithms as networks can lead to maximum mutual information estimation of parameters," in Proc. of the 2nd International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 1989, pp. 211–217.
- [9] D. A. Clevert, T. Unterthiner, and S. Hochreiter, "Fast and Accurate Deep Network Learning by Exponential Linear Units (ELUs)," in Proc. of the 4th International Conference on Learning Representations (ICLR), 2016.
- [10] A. Goh, K. Adepur, M. Tan, and Z. Mathur, "A Dataset to Support Research in the Design of Secure Water Treatment Systems," in Proc. of the International Conference on Critical Information Infra structures Security (CRITIS), pp. 88–99, 2016.
- [11] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," in Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015.
- [12] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006, pp. 141–143.
- [13] S. Coles, An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values, Springer, 2001, pp. 74–90.

## 저 자 소 개



오 준 혁(학생회원)  
2025년 국립한밭대학교  
전자공학과 학사 졸업.  
2025년~현재 국립한밭대학교  
전자공학과 석사과정.

<주관심분야: 신호처리, 딥러닝>



이 승 호(평생회원) - 교신저자  
1986년 한양대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
1989년 한양대학교 전자공학과  
석사 졸업.  
1994년 한양대학교 전자공학과  
박사 졸업.

1994년~현재 국립한밭대학교 전자공학과 교수  
<주관심분야: 영상신호처리, 딥러닝, AR>