Graph-based Time-Series Anomaly Detection: A Survey and Outlook

https://arxiv.org/pdf/2302.00058v3

0. Introduction

- 시계열 이상탐지는 산업, 금융, 교통, 헬스케어 등 다양한 영역에서 시스템의 안정성과 효율성을 유지하기 위해 필수적인 기술이다.
- 최근에는 시계열 데이터 내의 복잡한 상호 의존성을 효과적으로 표현하기 위해 그래프 구조를 활용하는 접근이 주목받고 있다.
- 본 논문은 그래프 기반 시계열 이상탐지의 연구 동향을 종합적으로 정리하고, 기술적 분류, 주요 과제, 실제 응용 사례 및 향후 연구 방향을 제시한다.

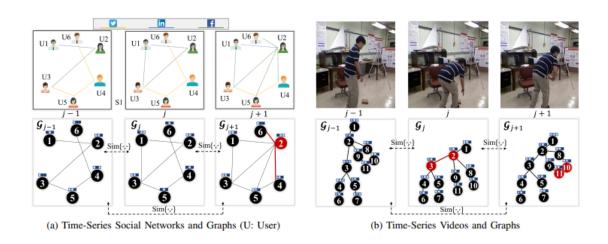
1. Overview

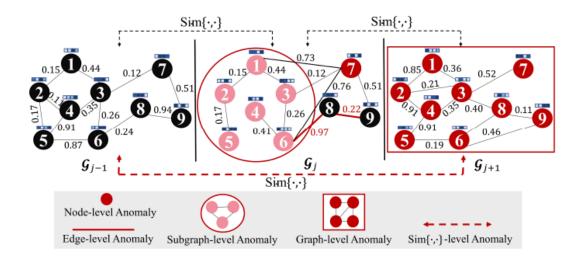
- 그래프 기반 시계열 이상탐지는 시계열 데이터의 시공간적 관계를 그래프 형태로 모델 링하여, 노드 간 상관성을 이용해 이상을 탐지하는 방법이다.
- 기존의 통계적 또는 딥러닝 기반 방법이 시간 축 정보에 집중했다면, 그래프 접근은 공간 적 의존성(Spatial Dependency) 과 시간적 의존성(Temporal Dependency) 을 통합적으로 다룬다.
- 연구는 크게 정적 그래프(static), 동적 그래프(dynamic), 그리고 하이브리드(hybrid) 구조로 구분된다.
- GNN, Graph Transformer, Spatio-temporal Graph 모델 등이 대표적으로 사용된다.

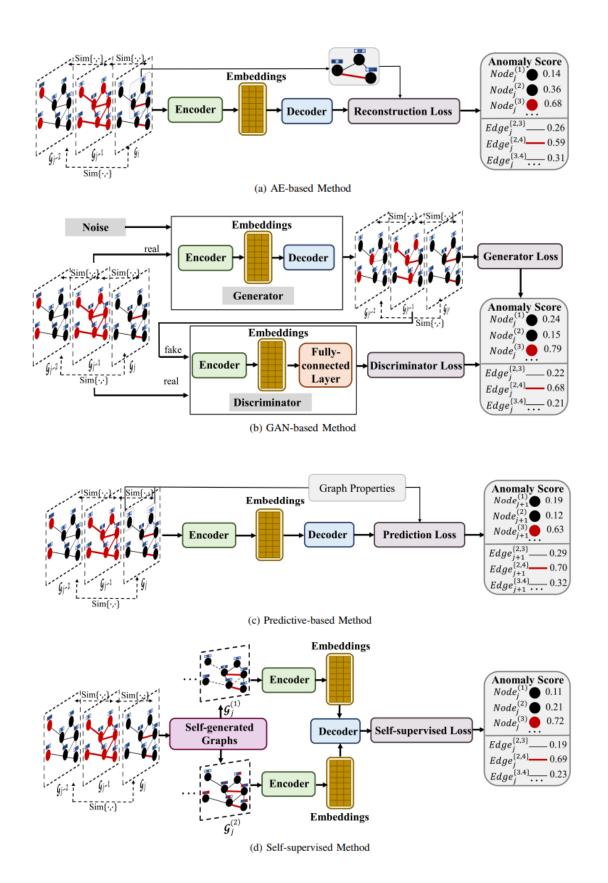
2. Challenges

- 그래프 구조 정의의 모호성: 실세계 데이터에서 노드와 엣지를 어떻게 정의할지 명확하지 않음.
- 대규모 그래프의 계산 복잡도: 노드 수가 많을수록 GNN의 학습 및 추론 비용이 급격히 증가함.
- 레이블 부족 문제: 이상 탐지용 라벨 데이터가 제한적이므로 지도학습 적용이 어려움.
- 시간적 변화(Temporal Drift): 시간에 따라 관계가 변하는 동적 패턴을 반영하기 어려움.
- 해석 가능성 부족: 모델이 이상을 탐지한 이유를 설명하기 어려워 실무 적용에 제약이 있음.

3. Taxonomy of Methods







• Static Graph Models: 고정된 노드·엣지 관계를 사용하여 시계열 간 상호작용을 모델링.

- Dynamic Graph Models: 시점별로 관계를 업데이트하며 시간에 따른 변화 반영.
- Hybrid Architectures: 그래프 기반 표현과 Transformer, Autoencoder, RNN 등을 결합.
- Graph Construction Strategies:
 - 。 상관계수, 거리, 인접 행렬 기반
 - 학습 가능한 그래프(learnable adjacency matrix)
 - Attention 기반 유사도 계산
- Anomaly Scoring Mechanisms:
 - 예측 오차 기반 (Forecasting Error)
 - 재구성 손실 기반 (Reconstruction Loss)
 - o 잠재 표현 이상도 (Latent Space Deviation)

4. Applications / Case Studies

- 산업 설비 진단: 센서 네트워크 데이터를 그래프로 구성하여 장비 이상 조기 탐지.
- 교통 네트워크 분석: 도로 교차로를 노드로, 이동 경로를 엣지로 모델링해 교통 이상 탐지.
- 금융 거래 모니터링: 거래 간 관계를 그래프로 표현하여 비정상 패턴 식별.
- 헬스케어 모니터링: 생체신호 간 상호작용을 분석해 건강 이상 조기 감지.
- IT 인프라 운영(AIOps): 서버 간 종속성을 반영한 장애 감지 및 이상 로그 탐지.

5. Results & Comparisons

| Category | Method | Year | Learning Task | Data Type | Evaluation Metric | Application |
|----------------------|-------------------|------|-----------------|----------------------|------------------------|---------------------------------|
| AE- based | DeepSphere [71] | 2018 | Graph | Signals, Videos | Kappa Statistics, RMSE | Various Real-world Applications |
| | OmniAnomaly [77] | 2019 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Industrial Applications |
| | DVGCRN [26] | 2022 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Industrial Applications |
| | GReLeN [75] | 2022 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Water System and Server Machine |
| | GANF [27] | 2022 | Node | Signals | AUC | Water System, Highway Traffic |
| | CAN [99] | 2023 | Graph | Signals | Prec, Rec, F1 | Water System, Soil Moisture |
| | TSAD-C [79] | 2024 | Graph | Signals | F1, Rec, APR | Various Biomedical Applications |
| GAN- | CCG-EDGAN [83] | 2021 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Industrial Applications |
| | HAD-MDGAT [84] | 2022 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Signal Applications |
| based | STGAN [25] | 2022 | Node | Signals | Rec | Traffic Data |
| | RegraphGAN [100] | 2023 | Edge | Users' observed data | AUC | Social Networks, Cyber Security |
| Predictive- based | SEDANSPOT [88] | 2018 | Edge | Edge Streams | Prec, Rec, F1 | Social Networks |
| | GCLNC [92] | 2019 | Node | Videos | AUC | Real-world Videos |
| | MTAD-GAT [86] | 2020 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Industrial Applications |
| | Midas [89] | 2020 | Edge | Edge Streams | AUC | Social Networks |
| | GDN [53] | 2021 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Water System |
| | GTA [28] | 2021 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Water System |
| | Eland [91] | 2021 | Graph | Users' observed data | Prec, AUC | Social Networks |
| | Series2Graph [90] | 2022 | Sub-graph | Signals | Accuracy | Various Industrial Applications |
| | WAGCN [54] | 2022 | Graph | Videos | AUC | Real-world Videos |
| | FuSAGNet [85] | 2022 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Water System |
| | MST-GAT [101] | 2023 | Node | Signals | Prec, Rec, F1 | Various Industrial Applications |
| | AddGraph [95] | 2019 | Edge | Users' observed data | AUC | Social Networks |
| | TADDY [96] | 2021 | Edge | Users' observed data | AUC | Social Networks, Cyber Security |
| | CRFAD [97] | 2021 | Graph | Videos | AUC | Real-world Videos |
| Self- | CAAD [102] | 2021 | Graph | Videos | AUC | Real-world Videos |
| supervised | EEG-CGS [55] | 2023 | Node, Sub-graph | Signals | Prec, Rec, F1 | Seizure Analysis |
| | mVSG-VFP [56] | 2023 | Graph | Signals | Prec, Rec, F1 | Vehicle Failure Prediction |
| | IVAD [98] | 2023 | Edge, Graph | Videos | AUC | Real-world Videos |
| | STGA [103] | 2023 | Graph | Videos | AUC | Real-world Videos |

- 그래프 기반 접근법은 전통적 RNN, LSTM, Transformer 기반 모델보다 다변량 시계 열의 상호 의존성을 더 잘 포착하는 경향을 보임.
- 특히 복잡한 네트워크 구조(예: 교통, IoT)에서는 동적 그래프 모델이 높은 탐지 정확도 를 달성함.
- 그러나 학습 비용이 높고, 실시간 탐지 효율성은 여전히 개선이 필요함.
- 벤치마크 데이터셋으로는 SWaT, WADI, PEMS, MSL, SMD 등이 자주 사용됨.

6. Insight / Future Directions

- Adaptive Graph Learning: 데이터 변화에 따라 그래프 구조를 실시간으로 학습·업데 이트하는 방법 연구.
- Self-Supervised Learning: 라벨 없이 강건한 표현을 학습하는 비지도 방식 확산.
- Explainable AI: 이상 탐지 결과의 근거를 시각적·언어적으로 설명할 수 있는 모델 개발 필요.
- Cross-domain Generalization: 서로 다른 도메인에서도 재학습 없이 적용 가능한 모델 연구.
- Scalable & Real-time Detection: 대규모 그래프에서도 효율적인 실시간 이상탐지를 위한 최적화 기술 개발.