산학협력 캡스톤설계 최종보고서

프로젝트 명 : 이상신호 감지시스템 알고리즘의

고도화

지도 교수 : 컴퓨터정보공학 학부 박철수 교수

팀 원: 컴퓨터정보공학 학부 김영태(팀장)

컴퓨터정보공학 학부 김대희

2022. 6.



캡스톤설계 최종보고서

프로젝트 명			이상신호 감지시스템 알고리즘의 고도화		
YouTube URL		-			
GitHub URL		-			
SW등록번호		-			
지도교수	성 명		박철수		
팀 구성	성	명	학 번	Email	
	김영태(팀장)		2016722074	youngtae6302@naver.com	
	김대희(팀원)		2016722056	eogml9707@naver.com	

목 차

- 1. 프로젝트의 개요
 - 가. 배경 및 필요성
 - 나. 목표
 - 다. 개발 내용
- 2. 프로젝트의 내용
 - 가. 설계 및 개발의 내용
 - 나. 역할 분담
 - 다. 최종 결과물
- 3. 프로젝트의 활용 및 기여가. 프로젝트 결과물의 활용나. 프로젝트 결과물의 기여
- 4. 프로젝트의 향후 계획
- 5. 참고문헌

1. 프로젝트의 개요

가. 배경 및 필요성

이상치 탐지란 정상신호와 구분되는 이상신호를 탐지하는 것을 말합니다. 최근 인 공지능의 급격한 발달로 기존의 전문가의 경험에 의존하던 전통적인 이상 탐지 방 식에서 탈피하여 다양한 머신러닝 기법들이 등장하고 있습니다. 이러한 기법들은 다양한 분야에서 사용되고 있는데 그중 의료 등의 분야에서 이상치를 찾는 것은 매 우 중요한 문제일 것입니다.

나. 목표

다변량 시계열 데이터에서의 anomaly detection 알고리즘을 찾고 dataset에 맞게 최적화한다. 이를 위해 다양한 이상치 탐지 알고리즘들을 학습하고, 실제 데이터셋에 맞춰 적절한 알고리즘을 변형 적용한 모델을 제작해 활용한다.

다. 개발 내용

다변량 시계열 데이터에서의 anomaly detection을 수행하기 위해 Graph

Convolution Network 모델을 사용한다. 우리가 사용하는 모델은 일반적인 GCN의 변종인 STGCN으로 Spatial-Temporal GCN의 약자이다. 해당 모델은 데이터의 시간적 공간적 특성을 고려한 모델로서 각 feature들간의 상관관계를 중요시하는 GCN모델에 시공간적 상관관계에 대한 고려를 추가했다. 해당 모델의 동작을 위해 먼저 sequence data인 multivariate time-series data를 Graph형태의 구조화된 데이터로 변형한다. 그 후 shape를 바꾼 데이터를 모델에 넣어 연산을 수행한 뒤 anomaly를 탐지한다.

2. 프로젝트의 내용

가. 설계 및 개발의 내용

1) 개념 설계 (구조 설계)

다음은 뒤에서 설명할 Electrical - STGCN 알고리즘의 동작과정을 나타낸 Pseudo code 입니다.

Algorithm 1 Pseudo-code of the training procedure Input: Raw data and the maximum training epoch E_{max} Output: Electrical-STGCN model 1: Initialize the parameters of the Electrical-STGCN 2: while $e < E_{max}$ do Transform X_{τ} to spatio-temporal graph G_{τ} 3: 4: Compute A_{sim} and A_{ϕ_1} using the kernel functions Normalize the A_{sim} , A_{ϕ_1} , and V_{τ} 5 Conduct attribute interactions by equation (15) 6: Conduct temporal dependency (Fig. 6(a)) 7: Calculate RUL using the HPN (Fig. 6(b)) 8: Update the parameters of the Electrical-STGCN gif model convergence then 10: Return the Electrical-STGCN 11: end if 12: 13: end while

이번 프로젝트에서 구현할 알고리즘은 위 E-STGCN의 구조에서 동작과정의 큰 틀을 따와 제작할 예정입니다.

- 그 흐름은 다음과 같습니다.
- 1. 수집된 데이터셋 입력
- 2. 입력한 데이터를 그래프기반 데이터로 변환
- 3. 그래프의 각 노드의 특성행렬 및 인접행렬과의 연관성 행렬 계산
- 4. 계산한 행렬들을 이용하여 알고리즘의 main sequence 진행
- 5. 모델의 파라미터 업데이트

2) 상세 설계 (기능 설계)

현재 E-STGCN을 참고하여 새로운 GNN알고리즘을 제작하려 하고 있습니다. 지금까지 설계된 부분은 위에 설명한 알고리즘구조의 큰 틀 밖에 없습니다.

나. 역할 분담

성명	역할		
김영태(팀장)	프로젝트의 모델의 코드를 작성한다. 트레이닝 데이터셋을 통한 모델의 훈련 결과를 분석한다, STGCN 모델의 파라미터		
	분석하고 최적화 방법을 모색한다.		
김대희(팀원)	프로젝트의 모델코드를 작성한다, 해당 모델에 맞는 데이터 셋의 구조와 각 특성들간의 상관관계를 분석한다, 데이터셋 을 모델의 구조에 맞게 변환하는 작업을 수행한다.		

다. 최종 결과물

저희 팀은 위와 같은 논문들을 찾아보며 다양한 알고리즘들중 하나를 선택하여 머신러닝 모델을 구현할 준비를 하는중입니다. 현재 저희가 주목한 알고리즘은 GNN구조를 활용한 STGCN알고리즘입니다.

STGCN은 시간적, 공간적 특성을 모두 고려한다는 특징이 있어서 다변량 시계열 데이터셋을 분석하기에 적합하다고 생각했습니다.

STGCN의 활용사례와 작동 원리는 다음 논문에서 찾을 수 있었습니다.



IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL INFORMATICS, VOL. XX, NO. XX, XXXX 2021

Electrical-STGCN: An Electrical Spatio-Temporal Graph Convolutional Network for Intelligent Predictive Maintenance

Yuchen Jiang , Pengwen Dai , Pengcheng Fang , Ray Y. Zhong , Member, IEEE, and Xiaochun Cao , Senior Member, IEEE

Abstract—With the rapid improvement of Industrial Internet of Things (IIoT) and artificial intelligence (AI), predictive maintenance (PdM) has attracted great attention from both academia and industrial practitioners. When equipment running, the electrical attributes have intrinsic relations. Meanwhile, they are changing over time. However, existing PdM models are often limited by a lack of considering both attribute interactions and temporal dependency of the dynamic working system. To address the problem, this paper proposes an Electrical Spatio-Temporal Graph Convolutional Network (Electrical-STGCN) for PdM. Firstly, it takes a sequence of electrical records as input. Next, both attribute interactions and temporal dependency are established to extract features. Then, the extracted features are fed into a prediction component. Finally, the output of the Electrical-STGCN (i.e., Remaining Useful Life) can help the workers decide whether to carry out equipment maintenance. The effectiveness of the proposed method is verified in real-world cases. Our method achieves 85.2% Accuracy and 0.9 F1-Score, which are better than the other approaches.

Index Terms—Industrial Internet of Things, artificial intelligence, predictive maintenance, temporal dependency, attribute interactions streams to determine when maintenance activities should be conducted. Secondly, it can make more reliable predictions by considering historical data, engineering approaches, and statistical methods. Thirdly, it can improve industrial equipment reliability because faults could be detected before happening. Thus, research shows that PdM is a state-of-the-art choice for maintenance of industrial equipment.

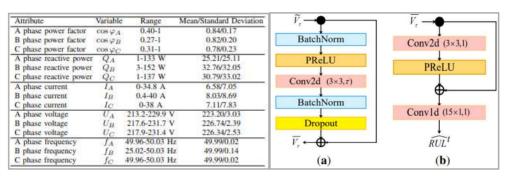
In the context of Industry 4.0, physical and digital systems are converging to provide novel PdM solutions, which are relied on the adoption of Internet-of-Things (IoT), 5G/6G technology, and artificial intelligence (AI) [4]. Ayvaz and Alpay [5] developed an IoT-based PdM platform in a manufacturing system. By utilizing the data collected from the IoT sensors, the proposed platform can predict potential failures using machine learning algorithms. Cheng et al. [6] proposed a data-driven PdM planning framework for civil engineering based on IoT technology and machine learning. The framework contains an information layer and an application layer. Data collection and integration are conducted in the information layer while the application layer is applied for PdM. To

Electrical-STGCN_An_Electrical_Spatio-Temporal_Graph_Convolutional_Network_for_Intelligent_Predictive_

Maintenance

산업용 사물 인터넷을 뜻하는 IIOT (Industrial_Internet_of_Things) 분야에서 기기의 고장을 정비하기위해 GNN 구조를 활용한 머신러닝 모델이 많이 사용되고 있습니다.

이때 논문에 나온 Electrical - STGCN 알고리즘을 활용한 머신러닝 모델을 이용하면, 기기의 남은 수명인 RUL을 측정하여 기기가 고장나기 전 미리 정비를 마치는 예측정비를 수행할 수 있습니다.



△ 이때 사용하는 데이터는 전압, 전류등 기기의 전기적 속성들이 밀접한 상관관계를 가지고 시간 에따라 변해가는 다변량 시계열 데이터라 할 수 있습니다.

다음은 다른 STGCN 기반의 모델을 만들때 참고하기위해 학습한 Electrical - STGCN 알고리즘의 동작과정입니다.

- 1. 산업장비에 부착된 스마트 센서로 데이터 수집
- 2. 데이터 시퀀스 X를 구조화된 그래프 데이터로 변환 (Gt)
- 3. Kernel func를 사용해 Asim과 Aφ1을 구함 (각각 인접행렬과의 유사도 행렬, 라플라시안 행렬의 고유값)
- 4. 위 두 행렬과 Vt를 normalize함 (Vt는 노드(feature)의 정보)
- 5. 컨볼루션 연산을 진행
- 6. 이전 과정을 통해 나온 결과를 a(temporal residual block)에 넣어 temporal dependency를 수 행함
- 7. 6. 의 결과를 b(HPN)에 넣어 RUL을 계산함
- 8. 모델의 파라미터를 업데이트하고 수렴할 때까지 반복

3. 프로젝트의 활용 및 기여

가. 프로젝트 결과물의 활용

프로젝트의 진행 방식이 프로젝트 모델의 알고리즘 자체를 먼저 제작해두고 이를 데이터셋에 맞춰 조정하여 모델을 만드는형식이므로 프로젝트 데이터셋 뿐만 아니라 기타다양한 분야에도 같은 방식으로 프로젝트 알고리즘을 적용하여 활용가능할것으로 생각합니다.

이번 프로젝트에서 만들어 사용할 알고리즘은 GNN기반 알고리즘 이므로 데이터셋의 각특성끼리의 연관성이 짙은 분야에서 특히 잘 활용할 수 있을것입니다.

나. 프로젝트 결과물의 기여

- 오픈소스SW에 대한 기여
 - _
- SW등록에 대한 기여

_

4. 프로젝트의 향후 계획

현재까지의 과제수행 단계는 모델을 제작하고 있지 않고 여러 anomaly detection 모델들 중 어떤 모델이 적절할지 찾아보았고, 여러 모델들 중 STGCN 모델로 노선이 잡혀있는 상황입니다. 따라서 저희는 해당 STGCN모델을 구현해 보고, 해당 모델에 맞게 data의 shape를 변형할 필요가 있습니다. 현재까지 의 과제수행이 적절한 모델을 찾고, 또 머신러닝에 대해 공부하느라 조금 늦어진 감이 있습니다. 따라 서 종강 이후 빠르게 모델을 구현해 보며 모델을 수정해보고 또 적절한 파라미터를 찾는 등의 노력이 필요할 것입니다.

5. 참고문헌

-Electrical-STGCN_An_Electrical_Spatio-Temporal_Graph_Convolutional_Network_for_Intelligen t_Predictive_Maintenance

-Graph Neural Networks for Anomaly Detection in Industrial Internet of Things