2. 기존 연구 리뷰

2.1절에서는 고장 진단 및 예측 분야의 전반적인 연구 동향을 서술하며 2.2절에서는 DTW를 활용한 연구 사례 일부를 소개한다. 2.3절에서는 본서와 활용하고자 하는 알고리즘이 겹치는 사례들을 접근법 위주로 분석했으며 본 연구의 차별점을 함께 기술한다. 앞서 살펴본 논문들을 아래의 Table1에 표의 형식으로 정리하였다.

2.1 고장 진단/예측 관련 연구 동향

고장 진단 및 예측 분야의 연구는 시스템의 건전성을 유지 및 관리하기 위해 꾸준히 진행되어왔으며, 그 중 RUL을 예측하기 위해선 결함/열화 특성을 추출하고 상태를 정확히 진단할 수 있어야 했다.

상태를 진단할 때 고장 진단 기술은 고장물리 모델을 이용하여 상태를 진단하는 모델 기반 방법(Model-based)과 건전성 인자들을 수집한 후 데이터에 기반하여 진단하는 데이터 기반 방법(Data-Driven)으로 나눌 수 있으며, 시스템 복잡성 증가로 인해 물리 모델에 기반한 고장 메커니즘 파악이 어려워지면서 데이터 기반 방법을 활용한 연구의 비율이 점차 증가하는 추세이다. [1]

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Author**  **(year)** | **Type** | **Subject** | **Approach** | **Algorithm** | **Experimental**  **Environment** | |
| Chae et al.,2021[3] | Prediction | Bearing | Model-based  Data-Driven | CNN(Convolutional  Neural Networks) | Simulation |
| Choi et al., 2021[4] | Prediction | Turbofane  Engine | Data-Driven | DAPROG(Data Augementarion Prognostics) | C-MAPSS  (Simulation) |
| Bruno et al.,2017[5] | Diagnosis | EPS | Data-Driven | DTW, k-NN(k-nearest Neighbors) | UFPA  (Simulation) |
| Kwon et al., 2017[6] | Prediction | CVD(Chemical Vapor Deposition) | Data-Driven | DTW, k-NN,RNN(Recurrent Neural Networks) LSTM(Long Short Term Memory networks) | Simulation |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

Table 1 Classification of Diagnosis/Prognosis Studies

고장관련 데이터와 경험이 누적되면서 고장을 미리 예측하고 시스템의 RUL을 추정하려는 시도들 또한 늘어났으나 양질의 열화 상태 데이터를 얻는 데에 많은 시간과 비용이 듦으로[2] 이를 극복하고자 물리 모델에 기반하여 노이즈를 제거하거나 시뮬레이션 기법 또는 데이터 증강기술을 사용하여 양을 늘리는 사례들이 존재했다.

* 1. DTW 기반 고장 진단/예측 연구 사례

Chae *et al.*(2021) [3]는 본래의 신호 데이터를 얻는 과정에서 발생되는 노이즈의 영향을 극복하기 위해 물리 모델에 기반하여 노이즈를 제거한 뒤 데이터 기반의 CNN(Convolutional Neural Network) 기법을 활용하여 잔여 수명을 예측하는 방법을 제시했다.

Choi *et al.* (2021) [4]는 데이터 기반 접근법의 한계로 수명 데이터가 불충분 할 시 예지 정확도가 떨어지는 점을 지적하며, 가상 수명 데이터를 생성하고 유사도에 기반해 잔여수명을 예측하는DAPROG(Data Augmentation Prognostics)를 집중적으로 다루었다

DAPROG는 데이터의 길이에 상관없이 매핑이 가능한 DTW의 장점을 활용하여 가상 수명데이터를 생성한 선형 회귀식에 기반하여 RUL을 예측했다.

* 1. DTW 관련 연구 접근법 비교 분석

k-NN알고리즘과 DTW알고리즘을 주로 활용하여 이상 패턴 혹은 고장 패턴을 분류하여 진단하거나 DTW 알고리즘을 통해 고장 발생 시점을 예측하여 잔여 유효 수명을 예측하는 기존 사례들이 다소 존재했다.

Bruno *et al.* (2017)[5]은 전력 전송시 발생하는

전기단락과 같은 고장 유형을 진단 및 모니터링하여 EPS(Electric Power Systems)이 안정적으로 유지되도록 DTW거리 기반의 K-NN알고리즘을 사용했다.

해당분야에서 기존에 사용되던 FBSC(Frame Based Sequences Classification)와 비교했으며, EPS의 단락 결함이 유형마다 크기가 달라 전처리 과정에서 많은 계산 비용을 초래한다는 단점을 상쇄하고자,

유클리드 거리는 동일한 시간 간격에서 두 시퀀스를 비교하지만 DTW거리는 시간 간격에 상관없이 두 시퀀스 모양의 유사한 정도에 따라 비교할 수 있다는 장점이 있어 k-NN의 새로운 계산 방식으로 채택하여 유사도에 기반해 단락 유형을 분류 및 진단했다.

Kwon *et al.* (2017) [6]은 위와 동일하게 DTW거리 계산 방식을 채택한 k-NN알고리즘을 사용하였으나, 이상 패턴 분류에 대한 정보가 없는 데이터에 이를 적용하여 정상과 비정상을 분류하는 시도를 하였다.

잔여 수명을 추정하고자 하는 target데이터를, 기존에 EOL(End of Life)시점이 알려된 reference수명 데이터와 DTW방식에 의거해 매핑하여 가장 유사도가 높은 패턴을 찾아냈다. 유사한 두 시계열 데이터는 그만큼 optimal warping path 선형성이 강하다는 특성을 띄었으며 이를 이용한 선형 회귀식을 세웠다.

target의 열화속도에 맞춘 가상의 수명 데이터가, 매핑된 reference 데이터를 참고하여 생성되기에 데이터 증강의 효과를 불러오며 이 가상의 수명 데이터를 통해서 잔여 수명 까지 예측할 수 있게 하였다.

기존에 DTW를 활용하던 여타 대부분의 사례들과 달리 본 연구에서는 DTW를 직접적으로 부품의 잔여 수명을 예측하는데에 활용한다는 점에서 차별점이 존재한다.

해당 분야의 지식을 이용해 신호 발생원에서 측정되는 시계열 데이터를 물리적인 특성을 고려한 변환법을 적용해 전처리 하고 잔여수명을 예측하던 기존 연구들은 전문 지식의 획득과 적절한 활용 및 매개변수 설정이 필수적이었으나, 전문가가 아닌 경우 각종 임계값을 설정하는데 한계가 있다.

본 연구에서는 온전히 데이터 모델에 기반을 두어 잔여수명을 예측하며 별도의 매개변수 설정 및 전처리 과정이 특별히 존재하지 않기에 관련 배경 지식 획득 및 처리에 애로가 있는 경우에 빠르게 적용할 수 있다.

감사의 글

This work was supported by the Technology Innovation Program (10083633, Development on the big data analysis technology and business service for connected vehicles) funded By the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE, Korea).

References

1. An, D.W. and Choi, J.H., 2016, Research Trends and Challenges in failure prognosis Technology, *Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers,* 56(11), pp. 46-49.
2. Lee, J.W., Jeon, H.S. and Kwon, D.I., 2016, Trend and Analysis of Research in Domestic and Foreign Fault Diagnosis Field, *Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers,* 56(11), pp. 37-40.
3. Sun, G.C., Min, K.B., Jun, K and Suk, J.B., 2021, Remaining Useful Life Prediction of Bearings

using Denoising CNN for Time-Series Data, *Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers Reliability Section Spring Conference,* pp. 18-18.

1. Hwang, C.H., Kim Y.M., Kim C.H., and Kim J.M., 2011, Fault Detection and Diagnosis of Induction Motors using LPC and DTW Methods,

*The Korean Society Of Computer And Information,* pp. 141-147.

3. Kim, S.H., Choi, H.I., Rhee,Y.W. and Jang,S.W., 2011, Efficient Dynamic Time Warping Using 2nd Derivative Operator, *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 16(2), pp.61-69

4. Lee, J.H. and Bae, H., 2007, Fault Detection and Diagnosis of Faulty Bearing an d Broken Rotor Bar of Induction Motors Based on Dynamic Time Warping, *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, 31(1), pp. 95-102

5. Kwon, S.H., Ahn, M.J. and Lee, H.C., 2017, Data clustering via K-NNDD by DTW distance and a proposed process anomaly pattern classification model utilizing RNN LSTM, *Journal of the Korean Society of Industrial Engineering’s Fall Conference*, pp. 1604-1626

6. Choi, J.H., An, D.W. and Gang, J.H., 2011, A Survey on Prognostics and Comparison Study on the Model-Based Prognostics**,** *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 17(11), pp.1095-1100

7. Kim, S.G., Choi, J.H. and An, D.W., 2017, Feature Extraction for Bearing Prognostics based on Frequency Energy, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems,* 16(2), pp. 128-139

8. Kim, D.H., Kim. S.J., Kim, W.S., Kim, C.M., 2020, A Generative Adversarial Network based Data Generating for Estimation of Remaining Life Distribution in Gas Pipes*, Journal of Korean Institute of Intelligent Systems,* 30(1), pp. 80-85

9. Kim, S.J., Choe, B.H., Kim, W.S., 2017, Prognostics for Industry 4.0 and Its Application to Fitness-for-Service Assesment of Corroded Gas Pipelines, *The Korean Society for Quality Managment,* 45(4), pp. 649-664

10. .Jung, S.J., Hur, J.W., 2020, Deep Learning Approaches to RUL prediction of Lithium-ion Batteries, *Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers*, 19(12), pp.21-27