초록

산업 사물인터넷(IIoT)과 인공지능(AI)의 급속한 개선으로 예측정비(PDM)는 학계와 산업계 실무자 모두의 큰 관심을 끌었다.

장비가 작동할 때 전기적 속성은 본질적인 관계를 갖는다.

한편, 그들은 시간이 지남에 따라 변하고 있다. 그러나 기존 PdM 모델은 동적 작업 시스템의 속성 상호 작용과 시간 의존성을 모두 고려하지 않아 종종 제한된다.

이 문제를 해결하기 위해 본 논문은 PdM을(를) 위한 전기 시공간 그래프 컨볼루션 네트워크(Electrical-STGCN)를 제안한다.

첫째, 입력으로서 일련의 전기 기록을 취한다.

다음으로, 특성을 추출하기 위해 속성 상호 작용과 시간 종속성이 모두 설정된다.

그런 다음 추출된 형상은 예측 구성 요소에 공급된다.

마지막으로, 전기 STGCN의 출력(즉, 남은 내용연수)은 작업자가 장비 유지보수를 수행할지 여부를 결정하는 데 도움이 될 수 있습니다.

제안된 방법의 효과는 실제 사례에서 검증된다.

우리의 방법은 85.2%의 정확도와 0.9의 F1-점수를 달성하여 다른 접근 방식보다 우수하다.

인트로

데이터 중심 건강 예측 전략인 예측 유지 보수(PDM)는 운영 비용을 최소화하고, 신뢰할 수 있는 예측을 하며, 장비 상태를 개선하기 위해 대중교통[1], 제약 시스템[2], 반도체 제조[3]와 같은 다양한 분야에서 널리 사용되어 왔다. 첫째, 유지보수 활동을 수행해야 하는 시기를 결정하기 위해 거대한 데이터 스트림에 머신 러닝 알고리듬을 활용하여 운영 비용을 최소화할 수 있다. 둘째, 과거 데이터, 엔지니어링 접근 방식 및 통계적 방법을 고려하여 보다 신뢰할 수 있는 예측을 할 수 있다. 셋째, 고장을 사전에 감지할 수 있기 때문에 산업 장비의 신뢰성을 향상시킬 수 있다. 따라서, 연구는 PdM이 산업 장비의 유지보수를 위한 최첨단 선택이라는 것을 보여준다.

Industry 4.0의 맥락에서, 물리적 시스템과 디지털 시스템은 사물 인터넷(IoT), 5G/6G 기술 및 인공지능(AI)의 채택에 의존하는 새로운 PDM 솔루션을 제공하기 위해 수렴되고 있다[4]. Ayvaz와 Alpay[5]는 제조 시스템에서 IoT 기반 PdM 플랫폼을 개발했습니다. IoT 센서에서 수집된 데이터를 활용하여 제안된 플랫폼은 머신 러닝 알고리듬을 사용하여 잠재적 고장을 예측할 수 있다. Cheng 외 연구진[6]은 IoT 기술과 기계 학습을 기반으로 하는 토목 공학을 위한 데이터 기반 PdM 계획 프레임워크를 제안했다. 프레임워크는 정보 계층과 애플리케이션 계층을 포함한다. 데이터 수집 및 통합은 애플리케이션 계층이 PdM에 적용되는 동안 정보 계층에서 수행됩니다. Chen 외 연구진[7]은 데이터 전송 효율성을 개선하고, 데이터 안전성을 향상시키며, 무선 센서 네트워크에서 저장량을 줄이기 위해 전송 비용이 낮고 데이터 충실도가 높은 시공간 데이터 압축 접근 방식을 제공했다. 정보 보안은 IoT 네트워크에서 또 다른 중요한 부분이다. Lin 등[8]은 6G IoT 환경에서 개인 정보 보호 다중 목표 모델을 제안했다. IoT 및 데이터 통신에 대한 최신 연구 성과는 PdM을 위한 더 많은 솔루션을 제공한다.

기존 PdM 솔루션은 통계적 접근 방식과 AI 기반 접근 방식으로 분류할 수 있다[9]. 통계적 접근법은 운영 능력 저하에 대한 명시적 수학적 모델을 설정한다. 상태 모니터링 데이터를 얻는 방법에 따라 통계적 접근법은 직접 접근법과 간접 접근법으로 더 분류할 수 있다[10]. 직접 접근 방식에는 베이지안 모델[11], 회귀 기반 모델 [12], 감마 처리 [13] 및 마르코프 기반 모델 [14]이 포함된다. 간접 접근법에는 확률적 필터링 기반 모델[15], 공변량 기반 위험 모델[16] 및 숨겨진 마르코프 모델[17]이 포함된다. 구현에는 다섯 가지 일반적인 단계, 즉 예비 데이터 분석, 상태 지표 구성, 성능 저하 모델 수립, 상태 예측 및 평가가 필요하다[18]. 통계적 모델은 성능이 우수하지만 복잡한 문제에 대한 상세한 수학적 모델을 수립하기는 어렵다. 게다가, 통계 모델은 수학적이고 기계적인 지식과 같은 전문적인 배경이 필요하기 때문에 복잡하다. 더욱이, 전문성에 대한 과도한 의존은 시간이 많이 걸리고 엄청난 양의 센서 데이터 스트림에 직면할 때 적합하지 않다.

AI 기반 접근 방식은 스마트 센서를 이용해 제조 시스템을 모니터링하고 머신러닝(ML) 알고리즘을 활용해 지능형 PdM 서비스를 제공한다. 산업 사물인터넷과 AI의 개선으로 AI 기반 접근 방식은 실시간 환경 처리, 고차원 데이터 처리, 가치 있는 통찰력 포착에 대한 통계적 접근 방식을 능가한다. AI 기반 PdM이 건강 예측에 가장 효과적이지만 몇 가지 과제가 있다. 작업 장비의 전류와 전압을 예로 들면, 이러한 전기적 속성은 본질적인 관계를 가지고 있습니다. 한편, 그들은 시간이 지남에 따라 변하고 있다. 따라서, 모니터링되는 시스템의 속성 상호 작용과 시간 의존성을 모두 고려할 필요가 있다.

그러나 기존 AI 기반 접근 방식은 산업 장비의 속성 상호 작용을 고려하지 않아 PdM 모델의 성능에 영향을 미친다. 장비가 실행되는 동안 각 속성 간에 잠재적인 상호 작용이 있습니다. PdM에 사용되는 ML 알고리듬은 물리적 속성 간의 전송 관계를 무시하면서 모니터링 데이터에서 기능을 추출하는 데 더 중점을 둔다.

또한 대부분의 AI 기반 접근 방식은 제조 시스템의 시간적 의존성에 대한 고려가 부족하여 탐지의 신뢰성이 떨어진다. 현재 상태 상태는 이전 상태의 영향을 받기 때문에 실시간 및 과거 데이터에 따라 달라집니다. 따라서 단일 기록을 통해 항상 건강 상태를 검사할 수는 없지만 비교적 긴 시퀀스의 상호 상관 관계가 필요합니다.

연구 격차를 해소하기 위해 남은 내용연수(RUL: Remaining Useful Life) 추정을 위한 전기 시공간 그래프 컨볼루션 네트워크(Electrical-STGCN)를 제안한다. 첫째, 전기 데이터는 입력으로 일관되게 수집됩니다. 둘째, 작업 시스템의 속성 상호 작용과 시간 의존성은 특징을 추출하기 위해 공간-시간 그래프 컨볼루션 네트워크에 의해 설정된다. 셋째, 기능은 RUL 추정을 위해 건강 예측 네트워크에 공급된다. 이 논문의 기고문은 다음과 같다.

1) 제조 시스템의 지능형 PdM을(를) 위해 Electrical-STGCN이 제안된다. 기존 접근 방식과 달리, 현재 상태 추정을 위해 속성 상호 작용과 시간 종속성이 모두 고려된다.

2) 그래프 기반 PdM 응용 프로그램에서 오버 스무딩을 해결하기 위해 새로운 커널 기능이 도입되었다. 대칭 정규화된 라플라시안 행렬의 0이 아닌 고유값이 가장 낮은 고유 벡터에 의해 계산된다. 우리는 또한 속성 상호 작용을 모델링하기 위한 유사성 커널 함수를 제공한다.

3) 전기-STGCN의 효과는 실제 사례에서 검증된다. 실험 결과는 우리의 접근 방식이 다른 기계 학습 접근 방식에 비해 더 나은 성능을 달성한다는 것을 시사한다.

이 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. 섹션 II는 PdM 작업에서 일반적으로 사용되는 ML 알고리즘에 대한 문헌 검토를 제공한다. 섹션 III는 제안된 방법을 설명한다. 실험과 분석은 섹션 IV에 제시되어 있다. 마지막으로 결론과 향후 작업은 V 섹션에서 논의됩니다.

섹션2: 문헌리뷰

남은 내용연수(RUL)는 일정 기간 작동 후 시스템의 남은 사용수명을 말합니다. 높은 신뢰성이 요구되는 제조 시스템에서 정확한 RUL 추정은 중요하다. 데이터 분석을 통해 예측 결과를 개선하기 위해 다양한 ML 알고리듬이 PdM에 사용된다. 이러한 알고리듬은 지원 벡터 머신(SVM), K-평균, 앙상블 학습(EL) 및 인공 신경망(ANN)의 네 가지 주요 범주로 분류될 수 있다.

SVM은 높은 정밀도로 인해 분류 및 회귀 작업에 대해 잘 알려진 감독 알고리듬이다[19]. Susto 외 연구진[20]은 SVM 모델을 활용하여 반도체 제조에서 장비의 결함 있는 작동과 결함 없는 작동을 분리했다. 본 연구에서는 3671건의 기록을 수집, 분석한다. 제안된 모델은 몬테카를로 교차 검증(MCCV)을 통해 훈련되고 실제 생산 데이터 세트에서 테스트된다. Li 외 연구진[21]은 네트워크 속도를 높이고, 중단을 방지하고, 안전성을 높이기 위해 철도 네트워크의 결함 감지를 위한 SVM 모델을 제안했다. 이 작업에서는 대량의 과거 데이터, 고장 데이터, 날씨 데이터 및 유지보수 데이터를 사용하여 트럭 성능 경보를 예측한다. SVM의 유망한 결과에도 불구하고 몇 가지 단점이 있다. 첫째, 유지보수 활동 수행 여부를 결정할 때 시간적 의존성이 부족하다. 둘째, 예상치 못한 중단에 따른 비용을 추정하기 어려운 복잡한 조건에서는 최적화가 어렵다.

K-평균은 우수한 성능과 이해하기 쉽다는 이유로 작업을 클러스터링하기 위해 널리 사용되는 비지도 알고리듬이다[22]. 이는 표본이 서로 "가까이" 있는 K 군집을 찾는 것을 목표로 하며, 따라서 "멀리" 표본은 변칙으로 간주될 수 있다. Uhlmann 외 연구진[23]은 선택적 레이저 용해 공작 기계에서 결함 탐지를 위한 K-Means 알고리듬을 제안했다. 본 연구에서는 플랫폼 온도, 산소 비율 및 프로세스 챔버 압력을 수동으로 선택합니다. 제안된 모델은 네 가지 목표 조건을 식별할 수 있다. K-평균은 구현하기 쉽지만 몇 가지 단점이 있습니다. 첫째, 군집 수를 결정하는 것은 어렵다. 둘째, 순서에 따라 달라진다. 즉, 데이터 입력 순서는 최종 결과에 변화를 줄 것이다. 셋째, 서로 다른 데이터 정규화 전략도 최종 결과에도 영향을 미칩니다.

EL 알고리듬은 많은 약한 분류기를 생성하고 이들을 통합하여 더 나은 결과를 형성한다[24]. EL의 두 가지 유명한 알고리즘은 랜덤 포레스트(RF)와 AdaBoost이다. Canizo 외 연구진[25]은 풍력 터빈의 고장을 예측하기 위해 RF 알고리즘을 사용하는 클라우드 배치 빅 데이터 아키텍처를 제시했다. 이 작업에서는 상태 및 작동 데이터가 수집되고 상태 데이터만 선택됩니다. 이 프레임워크를 채택한 후 한 회사의 생산성이 3% 증가했다는 것은 이미 입증되었다. Li 외 연구진[26]은 사이버 물리 시스템에서 이상 탐지를 위해 무작위 투영과 AdaBoost 알고리듬을 결합한 새로운 비볼록 원형 1종 분류 알고리듬을 제안했다. 본 연구에서는 임의 치수의 이상 징후를 감지하기 위해 무작위 투영을 사용하고 AdaBoost를 사용하여 투영의 적절한 방향을 적응적으로 선택합니다. 제안된 방법은 인공 데이터 세트와 실제 데이터 세트를 모두 사용하여 평가되며 결과는 유망하다. 우리가 아는 한, EL은 PdM에서 가장 많이 사용되고 비교되는 ML 알고리듬 중 하나이다. 그러나 몇 가지 단점이 있는데, 예를 들어 실제로 복잡하고 계산하는데 시간이 많이 소요된다.

생물학적 뉴런에서 영감을 받은 ANN은 고차원 데이터 처리, 귀중한 특징 추출, 실시간 환경 처리 등의 이유로 PdM 작업에 널리 사용되어 왔다. 올건과 세렌[27]은 엔진 이상 예측을 위해 아파치 스파크 프레임워크에서 순환 신경망(RNN)의 일종인 장단기 메모리(LSTM) 네트워크를 제공했다. 이 작업에서는 21개의 물리적 속성이 수집되고 그 중 10개가 입력으로 수동으로 선택된다. 정확도는 제안된 모델의 신뢰성을 나타낸다. 게이트 순환 장치(GRU)로 알려진 RNN의 또 다른 변형은 게이트 수가 적기 때문에 LSTM보다 구현이 매우 간단하다. 루 외 연구진[28]은 RUL 예측을 위해 자동 인코더 게이트 반복 단위(AE-GRU) 모델을 제안했다. 이 작업에서 중요한 기능은 자동 인코더에 의해 추출된 다음 GRU로 공급된다. AE-GRU는 RUL을 예측하는 데 있어 정확도가 높다. 에시엔과 지안네티[29]는 스마트 공장의 순차적 예측 문제를 위한 심층 컨볼루션 LSTM(ConvLSTM) 아키텍처를 제안했다. 본 연구에서는 금속 캔 바디메이커 기계의 내부 속도 데이터를 입력으로 활용하고 슬라이딩 윈도우 방식을 사용한다. 효과는 실제 데이터로 입증된다. Wang 외 연구진[30]은 기계 예언을 위한 시간 컨볼루션 네트워크(TCN)를 제안했다. 본 연구에서는 상태 모니터링 데이터를 RUL 추정에 직접 사용한다. 장 외[31]와 왕 외[32]는 항공기 엔진의 RUL을 추정하기 위해 시공간 그래프 신경망(STGCNN)을 제안했다. 그들은 공간 학습에 대한 그래프 컨볼루션 네트워크와 시퀀스 학습에 대한 시간 컨볼루션 네트워크를 구축했다. 확립된 시공간 그래프 구조는 RUL 추정의 성능을 향상시킬 뿐만 아니라 시스템을 정확하게 모델링할 수 있다. 그러나 그래프 기반 네트워크는 과도한 평활화의 문제를 가지고 있다.

요약하면, SVM, K 평균 및 EL의 공통적인 단점 중 하나는 작업 시스템의 시간적 의존성이 부족하다는 것이다. 현재의 건강 상태는 이전의 건강 상태에 영향을 받기 때문에 단일 기록으로 건강 상태를 결정하는 것은 덜 신뢰할 수 있다. RNN은 시간적 특징을 추출하는 데 더 중점을 두고 다른 속성 간의 잠재적 전송 관계를 무시하여 속성 의존성 정보의 손실을 초래한다. 그래프 기반 방법은 과도한 평활화 문제에 직면한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 전기적 STGCN을 사용하여 RUL 추정을 위한 작업 시스템의 속성 상호 작용과 시간적 종속성을 모두 고려한다. 또한, 우리는 오버 스무딩 문제를 해결하기 위해 새로운 커널 함수를 설계한다.

섹션3: 방법설명 THE PROPOSED ELECTRICAL-STGCN

1. 데이터 수집

PdM 응용 프로그램을 지원하기 위해 제조 회사의 수평 가공 센터에서 데이터를 수집했습니다.

3상 회로 배선도는 그림 1과 같다.

원시 전기 데이터는 산업 장비에 부착된 스마트 센서에 의해 수집된다. 데이터 전처리 후 제안된 알고리듬에 의해 현재 건강 상태가 추정되어 작업자가 장비 유지보수를 수행할 수 있도록 지원한다. 실제 3상 회로 내에서 고전류 및 고전압을 직접 측정하는 것은 위험하다. 따라서 A상, B상, C상을 담당하는 3개의 상호 인덕터를 이용하여 고전압과 고전압을 각각 저전류 및 저전압으로 변환한다. 또한, 차단기의 기능은 작업자와 장치의 안전을 보장하기 위해 전류 및 전압 과부하를 방지하는 것입니다.

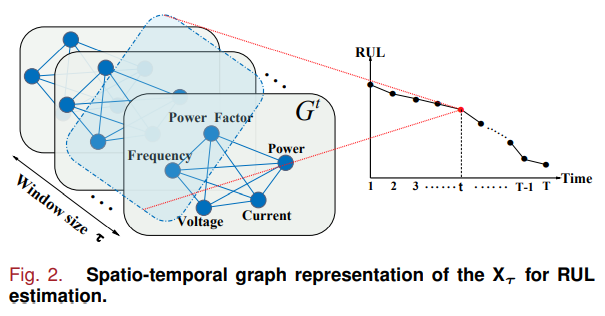
데이터 세트는 서로 다른 워크피스를 처리하는 동안 R2F(Run-to-Fail) 정책을 사용하여 10개의 유지보수 사이클로 구성되며 샘플링 속도는 50Hz이다. 처음 8번의 유지보수 주기 동안 작업 과정에서 이상이 발생했습니다. 마지막 두 가지 유지보수 주기에서는 장비가 오프 작업 상태일 때 무작위 이상 징후가 포착되었습니다. 각 유지관리 주기의 세부사항은 표 I에 제시되어 있습니다.

no.kth는 각 MC에서 관찰되는 이상입니다. 총 34394개의 레코드가 있으며 각 레코드에는 15개의 속성이 포함되어 있습니다. 각 신호의 데이터 범위, 평균 값 및 표준 편차(예: 속성)는 표 II에 나와 있습니다. 건강 상태(즉, RUL)는 이러한 기록에 따라 계산됩니다. RUL이 사전 정의된 경보 임계값 ξ,에 도달하면, 이는 시스템의 유지보수가 필요하다는 것을 의미합니다 [33].

1. 문제 공식화 및 데이터 변환

Remaining Useful Life: RUL

We take X t → Gt as an example to explain how to organize Xτ into Gτ .



G t = (V t , Et , A t ) 로 표현 가능, V는 정점, E는 간선, A는 인접한 행렬임

t가 변할 때 속성 값이 다른 반면 Gt의 토폴로지는 동일하게 유지된다는 것을 주목할 필요가 있다. 또한 Gt를 완전히 연결(즉, Et = 1)하여 서로 다른 정점 간의 잠재적 상호 작용을 모델링한다. 두 개의 꼭짓점이 서로 얼마나 강하게 상호 작용하는지를 모델링하기 위해, 우리는 각 etjk에 대한 커널 함수에 의해 계산되는 값 atjk를 부착한다. atjk는 가중 인접 행렬 At로 구성된다.

1. Kernel functions

의 커널 함수를 디자인한다.

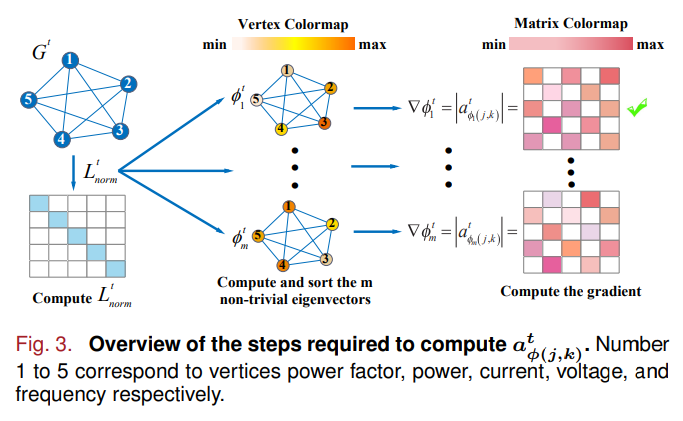
 앞의 것은 t시점에서 두 정점의 유사도를 나타내는 인접 행렬이고, 뒤의 것은 과도한 normalize를 줄이기 위해 대칭 정규화된 라플라시안 행렬의 0이 아닌 고유값이 가장 낮은 고유 벡터에 의해 계산된다. 마지막으로, 각 Gt에서 메시지 전달을 위해 이들을 결합한다.

커널 함수를 설계할 때, L2 노름에 의해 측정된 거리를 사용할 수 있다. 그러나 정점이 가까운 정점에 의해 더 많은 영향을 받는 경향이 있다는 것은 직관에 반한다. 이 문제를 해결하기 위해 L2 노름의 역법을 사용하여 다음과 같이 정의된 꼭짓점 간의 유사성을 측정한다.

텍스트, 손목시계, 시계, 게이지이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

또 다른 우려는 대부분의 그래프 신경망에서 표현이 무작위 보행의 정지 분포와 동등한 평균 평형에 도달하는 경향이 있기 때문에 여러 번의 컨볼루션 후 정점 표현이 지나치게 부드러워진다는 것이다. 이 문제를 해결하기 위해, 우리는 그림 3과 같이 대칭 정규화된 라플라시안 행렬의 0이 아닌 고유값을 갖는 고유 벡터 δt1을 사용한다.



먼저, 다음과 같이 공식화된 Et 및 도 행렬 Dt를 사용하여 대칭 정규화된 라플라시안 행렬 Lt 노름을 계산한다.



D. Electrical-STGCN realization

그림 5에서 보는 바와 같이, 전기-STGCN은 시공간 그래프 컨볼루션 네트워크(STGCN)와 건강 예측 네트워크(HPN)의 두 가지 주요 구성요소로 구성되어 있다. STGCN은 전기적 시퀀스의 그래프 표현에 대해 시공간 컨볼루션 연산을 수행하여 특성 Vα를 추출하며, 이는 관찰된 레코드의 속성 상호 작용 및 시간 의존성을 포함한다. HPN은 Vα를 입력으로 사용하여 작업 시스템의 RUL을 추정합니다. 제안된 전기-STGCN과 전통적인 시공간 컨볼루션 신경망[32] 사이에는 두 가지 주요 차이점이 있다. 첫째, 제안된 전기 STGCN은 atsim(j,k) 및 at ≤1(j,k) 커널 함수와 완전히 다른 방식으로 전기 데이터 시퀀스의 그래프 표현을 구성한다. 둘째, STGCN을 넘어서 건강 평가를 위해 HPN이 추가된다. 전기-STGCN을 구현하려면 세 가지 단계가 필요합니다.

1) Data normalization. The first step is to normalize Asim, Aφ1 ∈ R τ×5×5 computed by equation (3) and equation (5).

2) Spatio-temporal graph convolution. 시공간 그래프 컨볼루션을 수행한다. 출력특징 Vτ ∈ R τ×5×3은 관찰된 전기적 시퀀스의 속성 상호 작용과 시간 의존성을 모두 포함한다. 첫째, 우리는 스택 Gα의 각 Gt에서 속성 상호 작용을 수행하며, 이는 다음과 같이 정의된다. 텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

Γ은 하이퍼 파라미터이고, A t sim and A t φ1은 prior으로 t시점에서 다른 특성 사이의 잠재적 상호작용에 대한 prior. 셋째, 그림 6(a)에 표시된 시간적 잔류 블록에 Vfα를 공급하여 작업 시스템의 시간적 종속성을 설정한다.

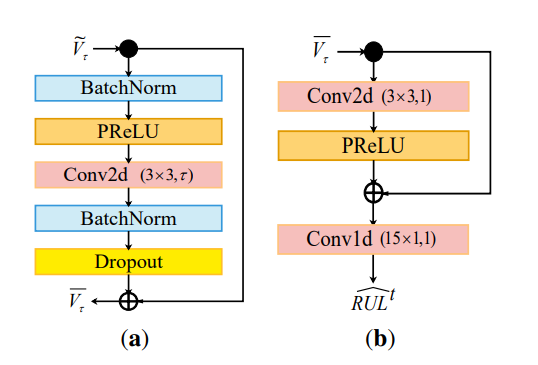
알고리즘

텍스트이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

에포크)

1. 데이터 시퀀스 X를 구조화된 그래프 데이터로 변환 (Gt)
2. Kernel func를 사용해 Asim과 Aφ1을 구함 (각각 인접행렬과의 유사도 행렬, 라플라시안 행렬의 고유값)
3. 위 두 행렬과 Vt를 normalize함 (Vt는 노드(feature)의 정보)
4. 컨볼루션 연산을 진행
5. 4의 과정을 통해 나온 결과를



의 a에 넣어 temporal dependency를 수행함

1. 5의 결과를 b(HPN)에 넣어 RUL을 계산함
2. 모델의 파라미터를 업데이트하고 수렴할 때까지 반복함

섹션4: 실험 및 분석

C. 다른 ML알고리즘과의 비교

SVM, K-Means, RF, LSTM, GRU, ConvLSTM 및 TCN을 전기-STGCN과 비교한다. 혼란 매트릭스를 기반으로 한 정확도, 정밀도, 리콜 및 F1-점수는 10배 교차 검증을 통해 달성된다. 또한 유의 수준 0.05의 Wilcoxon 서명 순위 테스트는 전기-STGCN과 다른 경쟁업체 간의 유의한 차이를 비교하는 데 활용된다. 실험에서 가우스 커널은 SVM에 사용된다. K-평균의 군집 번호는 2로 설정됩니다. RF의 추정기 수는 20으로 설정됩니다. LSTM과 GRU에서 hidden state ht와 window size θ의 치수는 각각 16과 8로 설정된다. ConvLSTM의 커널 크기는 3으로 설정됩니다. 실험 결과와 Wilcoxon 부호 순위 테스트는 표 V에 나와 있습니다.

일반적으로 작업 시스템의 시간적 의존성을 고려하여 RNN 기반 모델(즉, LSTM, GRU 및 ConvLSTM)이 SVM, K-평균 및 RF보다 성능이 우수하다. 특히, RF는 20개의 약한 분류기를 생성하고 더 나은 결과를 형성하기 위해 함께 집계하기 때문에 SVM 및 K-평균보다 성능이 우수하다. 속성 상호 작용과 시간 의존성을 모두 고려할 때, 전기-STGCN은 최상의 성능을 발휘한다. 정확도, 정밀도 및 F1-점수 측면에서 SVM 및 K-평균을 능가합니다. 정확도와 F1-점수 면에서 RF, GRU, TCN, ConvLSTM보다 우수하다. 그러나 LSTM과 Electrical-STGCN 사이에는 큰 차이가 없습니다. LSTM은 짧은 MC에서 잘 수행되고, 전기-STGCN은 긴 MC에서 더 잘 수행된다. 이유는 Electrical STGCN이 시간 의존성 외에도 속성 상호 작용을 고려하기 때문에 시스템을 더 잘 모델링할 수 있다. 그림 9와 같이, Electrical-STGCN은 전류 RUL을 추정하는데 1.68 ms가 소요된다. Electrical-STGCN은 예측 시간 면에서 다른 경쟁자를 능가할 수는 없지만, 실시간으로 실행할 수 있다. 계산 비용은 주로 전기 데이터 시퀀스의 인접 행렬을 수행하는 데 의존한다.

섹션5: 결론

본 논문은 제조 시스템의 지능형 PDM을 위한 전기-STGCN을 제안한다. 실험을 하는 동안 서로 다른 창 크기와 커널 함수가 성능에 어떤 영향을 미치는지 자세히 알 수 있다. 전기-STGCN의 효과는 실제 사례에 의해 입증된다.

이 작업으로부터 몇 가지 핵심 관찰이 도출된다. 첫째, 작업 시스템의 가장 관련성이 높은 상태 모니터링 데이터를 포함하는 최상의 창 크기가 존재한다. 최상의 시간 의존성을 사용함으로써, 우리는 시스템에 대한 신뢰할 수 있는 모델을 확립할 수 있다. 또한 수집된 속성 간에는 잠재적인 전송 관계가 있습니다. 더 나은 성능을 달성하기 위해서는 속성 의존성을 설정하는 것이 중요하다.

앞으로의 작업은 주로 두 가지 측면에 집중될 것이다. 첫째, Electrical-STGCN에서 그래프 주의 메커니즘을 사용하여 자동으로 최종 결과에 가장 많이 기여하는 속성에 더 높은 가중치를 할당하는 것이 흥미로울 수 있다. 다른 작업 조건에서 이상 징후를 포착하는 데 도움이 될 수 있습니다. 둘째, 속성을 더 높은 차원에 매핑하는 방법을 검색할 가치가 있다. 그것은 전기-STGCN의 일반성을 향상시킬 수 있다.