#1 안녕하세요 SK AI Fellowship 4기 12번 설비의 잔여 수명 예측 과제를 맡은 다쿠야키팀의 이서윤 김서연입니다.

#2 오늘 발표에서는 먼저 과제 소개를 간단히 드리고, 과제를 진행했던 과정을 다음과 같은 순서로 말씀드리겠습니다

#3 저희 다쿠야키 팀은 AI robotics 분야의 허성민, 이준학 멘토님들과 공장의 예지 정비 솔루션을 마련하는 것을 목표로 하고 있으며, 다쿠야키 팀의 이서윤,김서연 학생의 역할분담과 멘토님들과의 활발한 교류로 연구를 진행하고 있습니다.

#4 저희가 진행하는 과제에 대한 소개를 드리겠습니다. 공정 내 기기들이 고장나기 전에 인공지능으로 기기들의 잔여 수명을 예측하여 사전에 알람을 발생해주어 스마트팩토리를 건설하여 예방 정비, 예측 정비를 이루는 것을 목표로 하고 있습니다. 잔여 수명은 RUL이라고도 부르며 Remaining Useful Life의 약자입니다. 이러한 RUL 예측은 기업과 환경에 큰 장점으로 작용합니다. 기기에 이상이 생기기 전에 RUL과 같은 기기의 상태를 먼저 예측할 수 있다면 부품 교체 정비 비용, 가동 중단 시간을 효율적으로 감소시킬 수 있습니다. 따라서 경제효과와 공장 인력의 효율적인 운영이 가능할 것으로 보입니다.

#5 SKT에서도 현재 그랜드뷰 제품을 통해 공정의 이상 감지 및 알람 대응 예지정비 서비스를 개발하고 있습니다. 저희의 연구과제는 RUL예측을 그랜드뷰 제품에 도입하여 정비/수리/교체 등 사전 계획 및 모니터링에 유연하게 대응할 수 있게 하고, 비용 절감 및 품질 향상에 도움을 주어 미래지향적 스마트팩토리 건설의 효과를 기대하고 있습니다.

#6 RUL 예측을 위해 사용한 데이터셋과 데이터 EDA를 소개드리겠습니다. 저희는 NASA의 터보펜 엔진 성능 저하 데이터셋인 CMAPSS를 사용하고 있습니다. 이 데이터셋은 CMAPSS라는 역학 모델을 사용하여 시뮬레이션을 진행한 데이터셋이며, 기기의 RUL 예측 task에 권위있게 사용되는 표준 데이터셋입니다. 이 데이터셋은 그림에서 보시듯 여러 개의 센서들이 센서 값들을 측정하고 있는 터보펜으로 제작되었습니다. 작동조건과 고장조건의 개수에 따라 FD001,FD002,FD003,FD004 총 네 가지 버전의 하위 데이터셋으로 분화되어 있습니다.

#7 먼저 FD001부터 FD004까지 raw 데이터를 시각적으로 살펴보았습니다. 랜덤으로 몇 개의 unit을 선정하여 그들의 센서값들을 plotting한 결과 작동조건이 1개인 FD001과 FD003에 비해 작동조건이 6개로 많은 FD002와 FD004는 센서값이 많이 oscillation을 하는 것을 볼 수 있습니다. 높은 난이도에도 불구하고 저희는 실제 데이터와 같이 고장조건과 작동조건이 가장 다양한, 난이도가 높은 FD004로 연구를 진행해보고 있습니다.

#8 FD004 데이터셋은 작동 조건이 6개, 고장 조건이 2개인 터보팬 데이터셋으로, 총 21개의 센서 측정값, 3개의 setting값, 248개의 unit들, 매 측정값들의 시간을 나타내는 time cycle로 이루어져 있습니다.

#9 기기의 센서 데이터에 대한 EDA 결과입니다. 저희가 사용한 FD004의 6가지 작동조건으로 그룹핑하여 RUL 흐름에 따른 센서값들을 살펴본 결과 아무 변화가 없는 센서, 상승 추세를 보이는 센서, 발산 추세를 보이는 센서, 랜덤한 모양의 복잡한 센서 총 4가지 종류로 센서들이 나타나는데, 특히 FD004의 두 가지 고장조건으로 인해 두 갈래의 추세로 센서값이 발산하는 모습을 볼 수 있습니다. 이를 통해 RUL과 연관관계를 보이는 상승 추세와 발산 추세를 띄는 센서를 RUL 예측에 사용하는 것을 좋을 것이라 생각하였고, 랜덤한 모양의 복잡한 센서 또한 추가적인 분석을 통해 feature selecting에 사용하고자 합니다.

#10 저희는 RUL 예측에서 SOTA라고 알려진 RVE Recurrent Variational Encoder 구조를 선정하였습니다. 이 모델을 선정한 이유는 타 딥러닝 모델 구조에 비해 난이도가 특히 높은 FD002, FD004에서 뛰어난 RUL 예측 성능을 보였고, 타 모델과 달리 데이터의 분포, 즉 잠재공간을 시각화해볼 수 있기 때문에 딥러닝 모델임에도 사람의 언어로서 설명력이 좋을 수 있다고 생각하여 이 모델을 Baseline으로 선정하게 되었습니다.

#11 RVE 모델은 VAE, 변이 추론 인코더 구조 기반에서 약간 변형시켜 Regressor를 붙인 형태의 모델입니다. RVE는 크게 Encoder와 Regressor로 나눠볼 수 있으며 Encoder에서는 기기의 시간에 따른 센서데이터를 압축하여 잠재공간 즉 데이터의 분포를 학습합니다. Regressor에서는 Encoder에서 학습한 결과를 통해 시계열 데이터인 RUL, 잔여수명을 예측하게 됩니다. 기존 Paper에서는 CMAPSS 데이터셋의 설비 내부의 모든 Unit에 대해 동일한 모델 학습 및 전처리를 적용하였고, 단순 한 시점의 RUL의 RMSE를 최소화하는 것을 목표로 연구되었습니다.

#12 저희는 이 모델을 이용하여 1차와 2차 두가지 방향성으로 연구를 진행하였습니다. 1차 시도에서는 더 효율적, 최적화된 RUL 예측을 위해 모델을 튜닝하여 RMSE를 더 감소시키고자 하였습니다. RUL 예측 시 얼마나 시계열 데이터를 많이 볼 지를 결정하는 window length, 센서값의 smoothing 강도, 모델 학습 시 Epoch의 수 등을 변경하여 학습을 시도하였고, 다음과 같은 조건을 통해 RMSE를 미세하게 향상시킬 수 있었습니다.

#13 또한 해당 모델의 최적의 Learning Rate를 찾기 위해 loss가 가장 큰 폭으로 감소하는 Learning Rate 값을 찾아 학습을 진행해보았습니다. 하지만 기존 논문에서 제시한 learning rate와 크게 다른 값이 아니었으며 새로운 learning rate를 적용하였을 때에 RMSE 역시 2정도 증가한 모습으로 크게 개선되지 않았습니다.

#14 따라서 모델 튜닝이 아닌 RVE 모델 구조를 변경해보고자 시도해보았습니다. VAE와 GAN을 함께 사용한 구조에서 RUL 예측이 성공적이었다는 선례를 발견하여 기존 RVE 모델에 GAN 구조를 추가해보고자 하였습니다. 레퍼런스를 찾는 것이 쉽지는 않았지만, 현재 멘토님들과 GAN의 장점인 HI 생성 능력까지 이용하여 해당 구조를 적용시키는 것을 시도해보고 있습니다.

#15 여러 시도들과 기회가 있었지만 단순 RMSE만을 낮추기 위한 1차 시도에서는 눈에 띄는 RMSE 개선 결과가 없었습니다. 그래서 저희는 초심으로 돌아가 처음 주목했던 스마트팩토리 구축에 주목하였습니다. 저희의 최종 목표인 예측 유지보수는 설비 고장이 발생하기 전에 설비의 상태를 예측하여 알람을 주고, 사전에 유지보수를 계획하고 실행할 수 있도록 하여 비용 및 고장의 빈도, 가동 중지 시간을 감소시키는 것이 목표입니다. 따라서 실제로 이러한 유지 정비에 쓰이려면 기존 모델을 어떤 식으로 변화를 주어야 할 지를 고민해보았습니다.

실제 공정은 Setting값마다 특성이 상이할 것인데, 기존 모델은 이를 고려하지 않고 설비의 모든 Unit을 한번에 학습하고 있습니다. 또한 Unit 별로 센서데이터를 보고 마지막 time cycle에서의 RUL 값만을 출력하여 그 때 주어진 정답과 비교를 통해 RMSE 수치를 낮추는 데에만 집중하고 있습니다. 기존의 모델 방식을 그대로 채용한다면 실제 공정처럼 Setting마다 가진 특성을 살리기 어렵고, 전체적인 설비의 생애를 파악하기도 어려워 언제 비정상이 시작되는 지 알 수 없기 때문에 적절한 알람 및 유지 정비 솔루션을 제공하기가 어렵습니다.

#16 따라서 저희는 RMSE만을 낮추기 위해 단순히 어떤 모델을 튜닝, 혹은 변경하는 것 뿐 아니라 실제 공정에서 엔진 교체, 기기 가동 시간 등을 결정할 때 필요한 RUL 예측에 대해 고민을 하였고, 단순 RMSE만이 낮다고 좋은 모델이 아닐 수도 있고, Unit이 어떻게 죽어가는지에 대한 양상에 대해서도 집중할 필요가 있다고 결정하였습니다. 따라서 저희는 현재 모델과 다르게 time cycle의 흐름에 따라 설비의 전체 생애에서의 RUL을 예측하여 Setting 별 양상을 확인하고, 비정상이 시작되는 시점과 그 때의 RUL 값인 threshold를 탐구하여 비정상이 나타나기 전에 설비를 더 잘 관리할 수 있도록 2차 방향성을 잡게 되었습니다.

#17 따라서 기존의 마지막 시점 RUL 예측 출력 방식에서 모든 시점 RUL 예측 방식으로 변경하고, 한 시점에 대해서만 RMSE를 측정하던 방식에서 벗어나 전체 시간에 대해 매 time cycle마다 RMSE를 측정하여 그 평균을 성능 지표로 사용하였습니다. 이렇게 RUL에 대한 자세한 양상을 확인하고, 알람을 울릴 Threshold 등 실제 예지 정비 솔루션을 마련하고자 하였습니다.

#18 기존과 달리 모든 시점에 대해 RUL을 예측한 결과입니다. 보시는 것은 12개의 unit의 time cycle에 따른 RUL 예측 결과 그래프이며, 주황선은 저희 모델의 예측값, 파란선은 정답 RUL을 나타냅니다. 전체 구간에 대한 RMSE는 62.52로 기존 모델의 한 시점 예측에 비해 증가하였고,

#19 또한 저희팀은 알람이 울리는 Threshold 일 때 기기의 time cycle인 t 시점에 집중하였습니다. 왜냐하면 비정상으로 들어서는 시점은 공정 가동에 있어 중요한 시점이기 때문입니다. 저희 모델은 센서값을 기반으로 RUL을 예측하기 때문에 센서에 이상이 생기는 t시점부터 RUL이 감소합니다. 따라서 어느 Threshold 값이 가장 최적의 값일지 모델을 여러 경우의 수로 학습해보고, 센서값에 이상이 생기기 시작하는 t 시점 이후부터 RMSE 성능평가를 하도록 모델을 개선시켰습니다. 다음은 4가지 Threshold의 경우의 수일 때의 모델 성능 평가 결과입니다.

#20 알람을 줄 RUL Threshold를 150,125,100,75 로 지정해본 결과 다음과 같은 RMSE 결과가 나왔습니다. Threshold가 150일 때의 결과,(3초 쉬고)

#21 Threshold가 125일 때의 결과(3초쉬고)

#22 Threshold가 100일 때의 결과(3초쉬고)

#23 Threshold가 75일 때의 결과입니다.

#21(으로 다시 돌아가서) 각 Threshold 마다 비정상이 시작되는 시점 t를 빨간색 선으로 표시하였는데, 그래프에서 보시듯 저희 모델이 특히 t시점 이후, 즉 비정상이 시작되는 지점부터 결과를 잘 예측하는 것을 볼 수 있습니다. 이렇게 기존 모델의 방향인 마지막 한 시점의 RMSE를 수치적으로만 낮추는 것에서 더 나아가 비정상이 시작되는 t시점을 파악해 다시점 예측이었음에도 기존 Baseline 모델의 RMSE 62.52에서 최대 17.78 정도로 낮추며 효용성이 좋은 기기 수명 확인을 가능케 할 수 있었습니다.

#24(향후계획) 저희는 6월부터 8월까지 다음과 같은 과정을 거쳐 RUL 예측 과제를 수행하고 있습니다. 방향성을 잡는 것이 쉽지 않았지만 멘토님들과 팀원간의 교류를 통해 타개할 수 있었던 것 같습니다. 앞으로도 다음과 같은 새로운 시도를 통해 성능을 향상시키고 예지정비 솔루션 마련에 기여하고자 합니다.

#25 Feature selecting이란 RUL 예측 모델에 input으로 들어가는 데이터에 대한 엔지니어링 과정입니다. 현재 저희는 FD004 데이터의 다섯개의 센서와 threshold 등 여러 파라미터를 적용하고 있습니다. 이러한 input feature에 대해 분석을 하고 선별을 하여 RUL 예측을 더 원활하게 하고자 합니다.

#26 특히 input feature 중 RUL을 예측하는 데 큰 기여를 하는 sensor값에 대한 분석을 두 가지 더 진행하여 적절한 센서를 선별하고 있습니다. FD004의 setting값으로 나눈 6가지 작동조건에 기인하여 센서값을 확인해본 결과 같은 센서라도 setting조건에 따라 다른 추세를 보임을 확인하였습니다. 따라서 저희는 setting 조건별로 학습을 다르게 시켜 6개의 custom한 모델을 제작하고자 합니다. 또한 sensor와 RUL 간의 관계를 분석하고 적절한 센서를 선별하여 RUL을 더 잘 설명하는 모델을 제작하고자 합니다.

#27 또한 CMAPSS에서 더 새롭게 출시된 NCMAPSS 데이터 또한 분석하여 더 많은 표본에서 모델학습 및 EDA를 진행하여 RUL 예측을 더 다양하게 도전해보고자 하며, 모델 성능 향상 측면에서도 기존에 진행하고 있었던 GAN 등을 통한 모델 구조 변경, 기존 모델 최적화, 새로운 SOTA 모델 추가 탐색 등 RUL 예측 모델링 최적화와 성능 향상에도 힘을 가할 예정입니다.

#28 최종적으로는 저희의 RUL 예측 과제가 SKT 그랜드뷰 제품에 적용시킬 수 있을만큼 예지 정비 솔루션 마련을 성공적으로 마치고 싶습니다.

#29 앞으로도 열정적으로 연구를 진행하는 다쿠야키 팀이 되기를 다짐하며 발표를 마치겠습니다. 감사합니다.

예상질문

1. Time cycle이 뭔가요? – 기기를 한번 가동하는 시간을 말하며 1일일수도, 10분일수도, 1달일수도 있습니다. CMAPSS에서는 명시되진 않았으나 시간의 흐름을 나타내는 index처럼 사용하는 값입니다.
2. setting값이 뭔가요? setting값을 설정하는 기준이 뭔가요? - setting값은 CMAPSS에서 말하는 기기의 작동 조건을 나타내는 값입니다. CMAPSS 참조 문헌에 따르면 FD001,003은 작동조건이 1가지이고, FD002,004는 작동조건이 6가지라고 명시되어 있습니다. 따라서 baseline 모델인 RVE 역시 FD002,004의 setting값을 round 처리하여 6가지 작동조건을 표현하는 정도로 사용하였습니다. 이렇게 나눈 6가지의 조건에 따라 데이터 전처리 단계에서 scaler를 다르게 적용하여 작동조건에 최적화된 센서값 표준화를 진행합니다. 저희는 이 setting도 의미가 있을거라 생각하여 추후에 setting값 6가지에 따른, 또는 더 많은 grouping을 진행해 setting별로 모델을 custom 하게 만들 계획이 있습니다.
3. Threshold를 왜 하필 150,125,100,75 로 했나요? – 우리 모델은 센서값을 기반으로 RUL을 예측. 센서가 정상일 때는 RUL이 감소하지 않음, 그런데 센서 중 뭔가가 고장나기 시작하면 RUL이 감소하기 시작함. 그 시점이 바로 비정상이다. 따라서 우리 모델 예측결과는 건강한 초반에는 평탄한 RUL 모습을 보이고, 이상이 생겼을 때부터 RUL이 감소하는 양상인 것이라고 생각. 근데 그 평탄할 때의 RUL이 대부분의 unit에서 150~100 사이였음. 그래서 우리도 100~150 사이 값들로 임의로 비정상의 theshold를 적용해봄. 그래서 앞으로 우리도 이 부분에 대해 관심이 있어서 비정상이 시작되는 시점을 예측하는 task나 기기의 전체 생애 중 초반과 후반에 이상탐지와 RUL 예측을 모두 사용해보는 방향성도 도메인적인 지식을 더 공부한 후 도전해볼 예정이다.

앞쪽은 어차피 못 맞추니까 앞쪽에는 healthy에서 unhealthy 까지만 탐지를 하고, unhealthy부터는 우리 RVE 모델을 돌려서 RUL을 정확하게 예측하게 하겠다.. 를 향후계획에

1. RMSE만 낮추는 게 중요한게 아니라면서 왜 2차시도에서 t시점 이후에 – 우리 모델은 센서값을 바탕으로 예측을 하니까 정상인 초반부분은 RUL이 평탄하게 변하지 않는다. 그래서 이 때 RMSE를 낮추는 건 의미가 없다. 우리는 RMSE를 낮추려고 threshold를 구한 게 아니다. 실제 알람을 주는 시점인 threshold를 연구한 것이다. = 실제 예지정비 솔루션을 위한 threshold를 찾기 위한 과정이었고, 비정상이 시작되는 시점을 예측하는 task나 기기의 전체 생애 중 초반과 후반에 이상탐지와 RUL 예측을 모두 사용해보는 방향성도 도메인적인 지식을 더 공부한 후 도전해볼 예정이다.
2. RMSE가 뭔가요? Root Mean Squared Error의 약자로, 기기의 정답 잔여수명과 우리 모델의 예측 잔여수명 사이의 오차에 제곱평균의 제곱근을 구한 것입니다. 간단하게 기기의 잔여수명의 정답과 저희 모델 예측값 사이의 오차라고 이해하시면 됩니다.
3. 현재 사용하고 있는 센서 – s\_3,4,7,11,12