

# 2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

주관 : 한국 철도기술 연구원

# 목차

---

1. 주제
2. 데이터 정보
3. EDA
4. 데이터 전처리
5. Modeling
6. 결과
7. 개선점
8. 활용성

## 주제 - 주제 설명

---

열차의 주행 안정성 진단에 사용되는 '탈선 계수' 예측 모델 개발

## 주제 - 평가 산식

---

- 예측 대상 시점별로 **가중치가 부여된 MAPE**를 사용
- 가중치(W)는 시점에 따라 최초 시점의 1.0001에서 마지막 시점의 1.1999까지 선형 증가
- 모델의 정상적인 예측수행으로부터 생성되지 않은 결과는 최종 무효처리

$$\text{Weighted MAPE} = \sum^n \frac{W |Y_{true} - Y_{pred}|}{|Y_{true}|} \times \frac{1}{n} \times 100$$

## 데이터 정보 - 예측 대상

---

1. YL\_M1\_B1\_W1: 좌측 전위 차륜 탈선계수
2. YR\_M1\_B1\_W1: 우측 전위 차륜 탈선계수
3. YL\_M1\_B1\_W2: 좌측 후위 차륜 탈선계수
4. YR\_M1\_B1\_W2: 우측 후위 차륜 탈선계수

## 데이터 정보 - 직선 선로, 곡선 선로

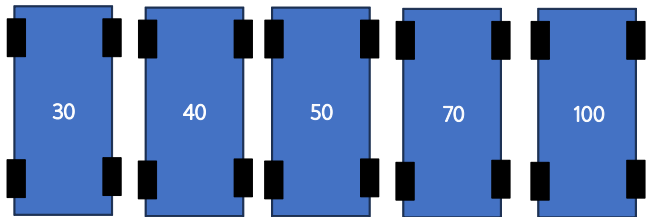
---

1. 직선 구간 s
2. 곡선 구간 c
3. 구간에 따라 데이터 제공
4. 구간에 따라 다른 센서 데이터

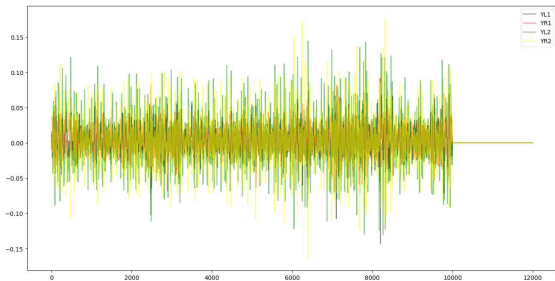
cf. [칼럼 정보 정리](#)

## 데이터 정보 - 총 예측 수

1. 직선 선로, 곡선 선로[2가지]
2. Yaw damper의 비선형제어능력 조건 : 30, 40, 50, 70, 100 [5가지]
3. 각각 4개 탈선계수[4가지] → 총 40가지



# 데이터 정보 - 데이터 구성



type	name	description
curve	Distance	거리[m]
curve	Curvature	곡률[1/km]
curve	Vertical offset	선로중심부 높이[mm]
curve	Cross level offset	캔트[mm]
straight	Distance	거리[m]
straight	Cross level irregularity	우측 선로에 대한 좌측 선로 높이차(캔트) 불규칙도[mm]
straight	Curvature irregularity	곡선에 대한 불규칙도[1/km]
straight	Lateral irregularity	수평 불규칙도[mm]
straight	Vertical irregularity	수직 불규칙도[mm]
straight	Gauge variation	선로 게이지(좌우거리차이) 불규칙도[mm]



0 ~ 2500  
탈선계수 존재

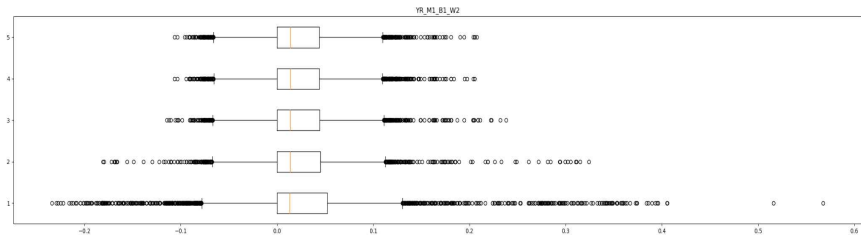


2500 ~ 2999.75  
탈선 계수 없음



## 1. 'yaw damper'에 따른 탈선계수의 분포

'yaw damper' 값이 낮을수록 분포가 넓고 이상치가 많이 발생하는 것을 확인



# 데이터 전처리 - 직선, 곡선 모델 공통 추가 변수(1)

---

## 1. yaw damper 변수 생성

- 카테고리 데이터인 yaw damper에 따라 탈선계수 예측

## 2. 총가속도 변수 생성

- 탈선계수에 가속도가 큰 영향을 주기 때문에 추가

## 3. 좌우 프레임의 횡가속도 변수 생성

- 탈선 계수에 위치 좌우 횡가속도 차가 영향을 주기 때문에 추가
- 좌우 프레임의 가속도 차이를 활용하여 차량의 균형과 조향 특성을 분석 가능
- 프레임 가속도 차이 = (좌측 프레임 가속도) - (우측 프레임 가속도)

## 데이터 전처리 - 직선, 곡선 모델 공통 추가 변수(2)

---

### 4. 차륜 수직하중을 수직 가속도로 나눈 관계 변수 생성

- 차륜 하중과 프레임 수직 가속도 관계 = 프레임 수직 가속도 / 해당 프레임 위치의 차륜 수직하중
- 프레임 수직 가속도 = 좌/우측 전위 대차 프레임 수직 가속도 + 좌/우측 중앙 대차 프레임 수직 가속도 + 좌/우측 후위 대차 프레임 수직 가속도
- 해당 프레임 위치의 차륜 수직하중 = 좌/우측 전위 차륜 수직하중 + 좌/우측 중앙 차륜 수직하중 + 좌/우측 후위 차륜 수직하중

### 5. 좌우 엑슬박스(변속기) 횡가속도 차이 변수 생성

- 좌우 횡가속도 차가 탈선계수에 영향을 고려하여 추가

# 데이터 전처리 - 곡선 모델 추가 변수

## 1. 선로 중심부 높이 변화 변수

- 곡선 선로 데이터에서 중심부 높이 변화가 탈선계수에 영향이 있을 것이라는 가정에 추가
- 선로 중심부의 높이 변화 = 캔트 × 곡률
- 수식 :  $\Delta H = C \times r$   
(  $\Delta H$  : 선로 중심부의 높이 변화,  $C$  : 캔트 값 (단위 : mm),  $r$  : 곡률 값 (단위 : 1/km) )

## 2. 기차의 편향력 변수

- 기차의 편향력이 탈선계수에 영향이 있을 것이라는 가정에 추가한 변수 현재 데이터에서는 기차의 질량은 알 수 없으나 동일한 기차이기 때문에 질량을 동일하게 1로 가정하여 계산
- 기차의 편향력 = (기차의 질량) × (캔트 × 곡률)<sup>2</sup>
- 수식 :  $F = m \times (C \times r)^2$   
(  $F$  : 기차의 편향력,  $m$  : 기차의 질량,  $C$  : 캔트 값 (단위 : mm),  $r$  : 곡률 값 (단위 : 1/km) )

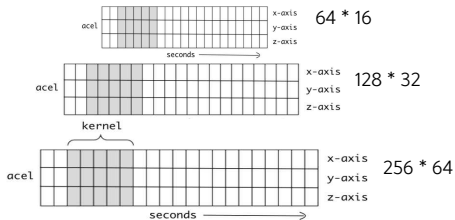
# Modeling

---

- 총 2개의 모델을 사용
  1. Straight Model
  2. Curve Model
- 선로에 따라 주어진 선로 데이터가 달라 나누는 것이 효과적
- Output : Input 다음 0.25m의 4개 탈선 계수를 예측

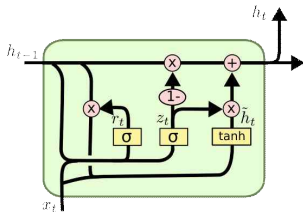
# Modeling – 구조

- 1d-CNN



- 3계층 :  $F(\text{filters}) * K(\text{kernel\_size})$
- Input (-1, 28, 61)
- AveragePooling : 평균값을 취해 차원을 축소

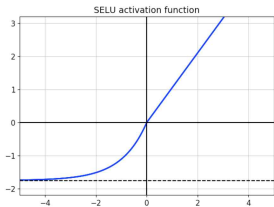
- LSTM



- hidden layer : 12
- FC : 100
- output : (-1, 4)

# Modeling – Activation

- SELU (Scaled Exponential Linear Unit)



$$\text{selu}(x) = \lambda \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ \alpha e^x - \alpha & \text{if } x \leq 0 \end{cases}$$

- Self-normalization을 유도하는 활성화 함수
- 평균과 분산이 0으로 수렴
- 음수가 입력되어도 업데이트 가능

# Modeling – Optimizer

---

- Nadam(Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation)

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \left( \beta_1 \hat{m}_t + \frac{(1 - \beta_1)g_t}{1 - \beta_1^t} \right)$$

- NAG + Adam
- Adam에 적용한 모멘텀 기법을 NAG로 변경
- Adam보다 더 빠르고 정확하게 전역 최소값 탐색 가능



# Modeling – Fit & Validation



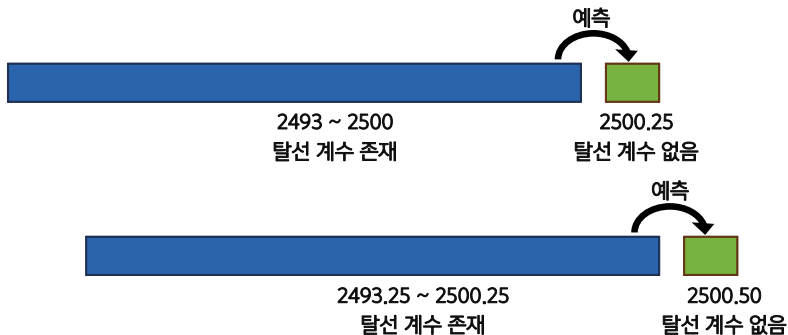
- **validation split**

Train Set의 뒤 500 rows(125m)를 나누어 학습

- **ReduceLROnPlateau**

val\_loss(MAE)가 3번 이상 증가하지 않으면 최소  $1e-6$ 까지 0.2씩 감소

# Modeling – Predict



- 이전 7m의 데이터를 통해 다음 0.25m의 탈선계수를 예측
- 이를 반복하여 최종 2999.75m까지 채워나감

# 결과

- 장려상 수상
- 이전 7m로 다음 0.25m의 탈선계수를 예측한 뒤, 그 다음 0.25m는 예측한 값을 포함한 7m로 예측 진행
- activation을 ReLU, Swish, SELU, 그리고 optimizer를 SGD, Adam, Nadam로 변경하여 성능을 측정한 결과, activation이 **SELU**, optimizer가 **Nadam**일 때 예측 성능이 가장 좋았음

Activation	Optimizer	Public	Private
SELU	Nadam	79.12	<b>78.68</b>
	Adam	<b>78.72</b>	92.95
	SGD	88.35	95.78

# 개선점

---

1. 추후 선로 데이터를 포함하지 않고 damper 별 데이터만 가지고 모델을 만들 경우 하나의 모델로 다음 구간의 탈선계수를 예측할 수 있는 모델을 개발할 수 있을 것으로 기대
2. 구간을 7m 간격으로 두었지만 다양한 실험을 통해 더욱 최적화된 구간을 구할 필요가 있어 보임
3. 열차의 실제 속력 칼럼 추가, 기차 폭, 곡선 저항 등 추가적인 데이터가 주어진다면 오차를 더 줄일 수 있을 것으로 기대
4. 각 모델마다 총 61개의 column을 학습하였기 때문에 column을 줄이면 경량화 된 모델을 사용할 수 있을 것으로 기대

# 활용성

---

1. 모델이 가볍기 때문에 적용이 용이하고 최적화 작업으로 추가적인 모델 경량화가 가능할 것으로 기대
2. 곡선, 직선 선로에 동일한 데이터가 주어질 경우 선로 종류를 범주형 변수로 추가하여 하나의 모델로 통합이 가능
3. 실시간 데이터 학습이 가능하기 때문에 지속적인 모델의 정확도 향상이 가능