
2023 제1회 철도 인공지능 경진대회



주최 : 한국철도기술연구원

주관 : 인공지능팩토리

한국철도 999

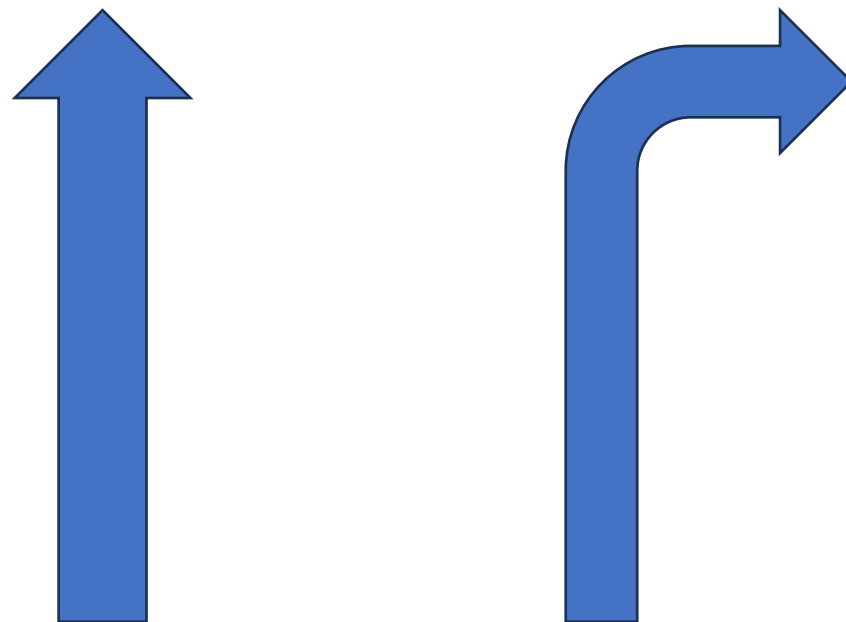
이운문, 윤용완, 장성준, 정은찬

1. EDA
2. 데이터 전처리
3. Modeling
4. 결과
5. 개선점
6. 활용성

EDA_ 직선 선로, 곡선 선로

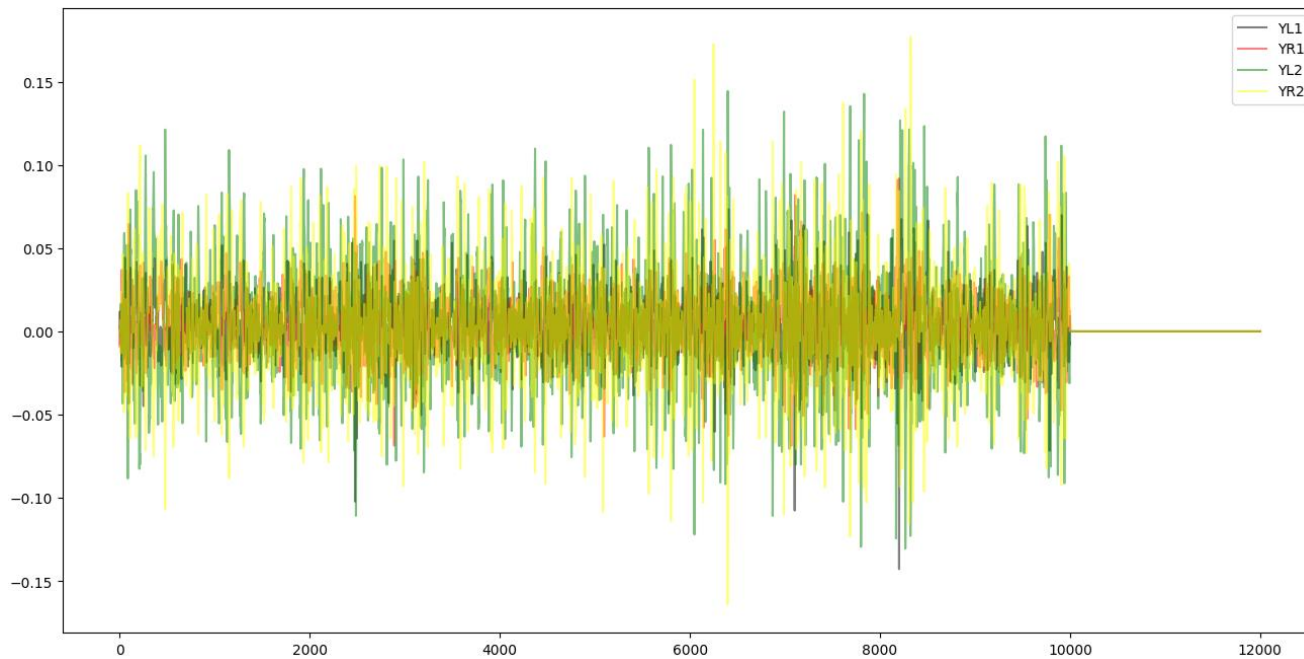
2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

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



EDA_ 데이터 구성

2023 제1회 철도 인공지능 경진대회



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

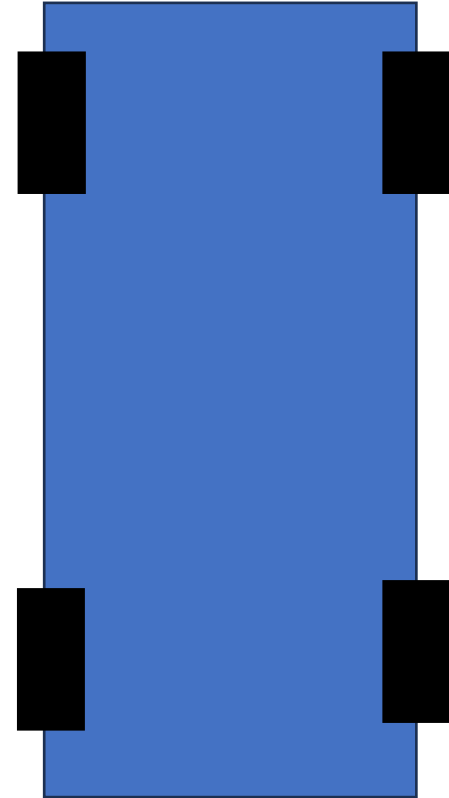


2500 ~ 2999.75
탈선 계수 없음

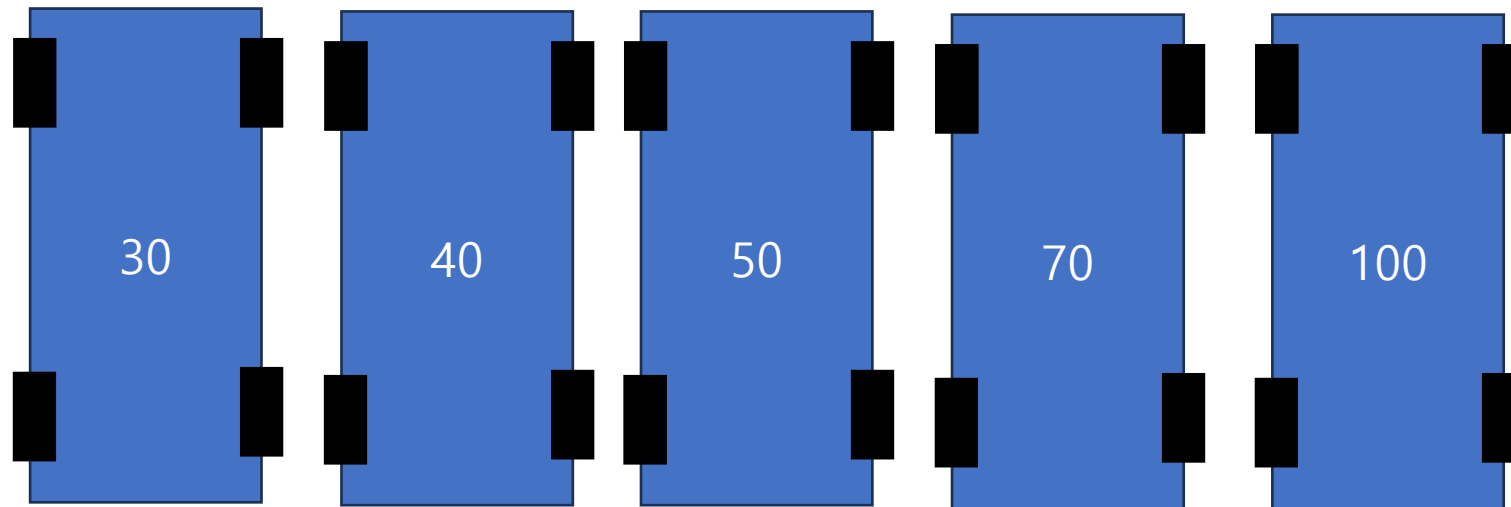
EDA_ 예측 대상

2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

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



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



1. yaw damper 변수 생성

- 카테고리 데이터인 yaw damper에 따라 탈선계수 예측

2. 총가속도 변수 생성

- 탈선계수에 가속도가 큰 영향을 주기 때문에 추가한 변수

3. 좌우 프레임의 횡가속도 변수 생성

- 탈선 계수에 위치 좌우 횡가속도 차가 영향을 주기 때문에 추가한 변수
- 좌우 프레임의 가속도 차이를 활용하여 차량의 균형과 조향 특성을 분석할 수 있다.
- 프레임 가속도 차이 = (좌측 프레임 가속도) - (우측 프레임 가속도)

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 = 좌측 전위 대차 프레임 수직 가속도 + 좌측 중앙 대차 프레임 수직 가속도 + 좌측 후위 대차 프레임 수직 가속도 (또는 우측 프레임의 경우)
- 해당 프레임 위치의 차륜 수직하중 = 좌측 전위 차륜 수직하중 + 좌측 중앙 차륜 수직하중 + 좌측 후위 차륜 수직하중 (또는 우측 프레임의 경우)

5. 좌우 엑슬박스 횡가속도 차이 변수 생성

- 탈선계수의 위치 좌우 횡가속도 차가 영향을 주기 때문에 추가한 변수

1. 선로 중심부 높이 변화 변수

- Curve의 lane 데이터에서 중심부 높이 변화가 탈선계수에 영향이 있을 것이라는 가정에 추가한 변수
- 선로 중심부의 높이 변화 = 캔트 × 곡률
- 수식 : $\Delta H = C \times r$
(ΔH : 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 한 기차이기 때문에 질량을 동일하게 1로 가정하여 계산함
- 기차의 편향력 = (기차의 질량) × (캔트 × 곡률)²
- 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))

데이터 전처리_Train & Validation

2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

Train	valid	Test
0 ~ 2375 탈선 계수 존재	2375 ~ 2500 탈선 계수 존재	2500 ~ 2999.75 탈선 계수 없음

- Standard Scaler

Train Set를 표준화하기 위해 Standard scaler를 사용

- validation split

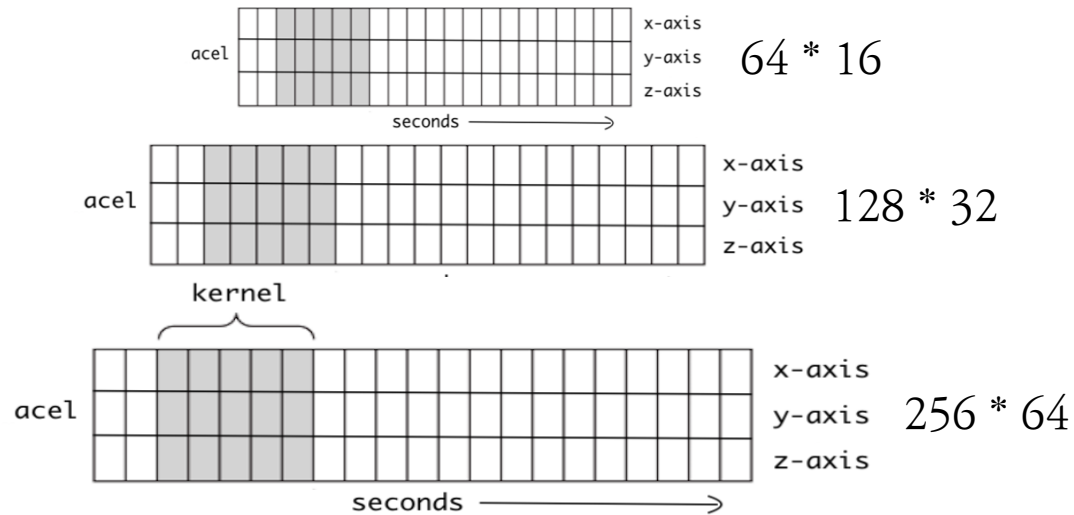
Train Set의 뒤 500 rows(125m)를 나누어 학습

- 총 2개의 모델을 사용
 1. Straight Model
 2. Curve Model
- 선로에 따라 주어진 선로 데이터가 달라 나누는 것이 효과적
- Input : 7m 간격, 61개의 feature
- Output : Input 다음 0.25m의 4개 탈선 계수를 예측

Modeling _ 모델 구조

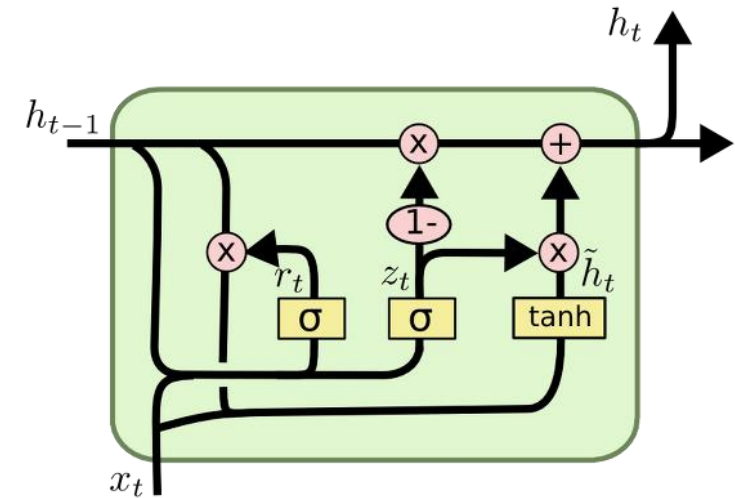
2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

- 1d-CNN



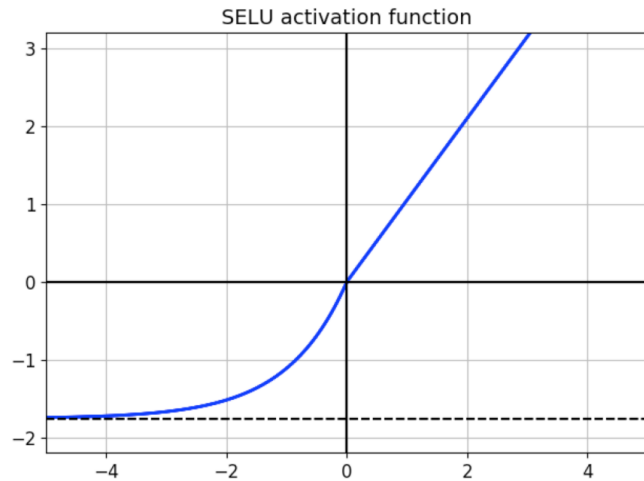
- 3계층 : $F(\text{filters}) * K(\text{kernel_size})$
- Input (-1, 28, 61)
- AveragePooling : 평균값을 취해 차원을 축소

- LSTM



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

- 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

- 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 최소값을 찾을 수 있음

Modeling _ Fit & Validation

2023 제1회 철도 인공지능 경진대회

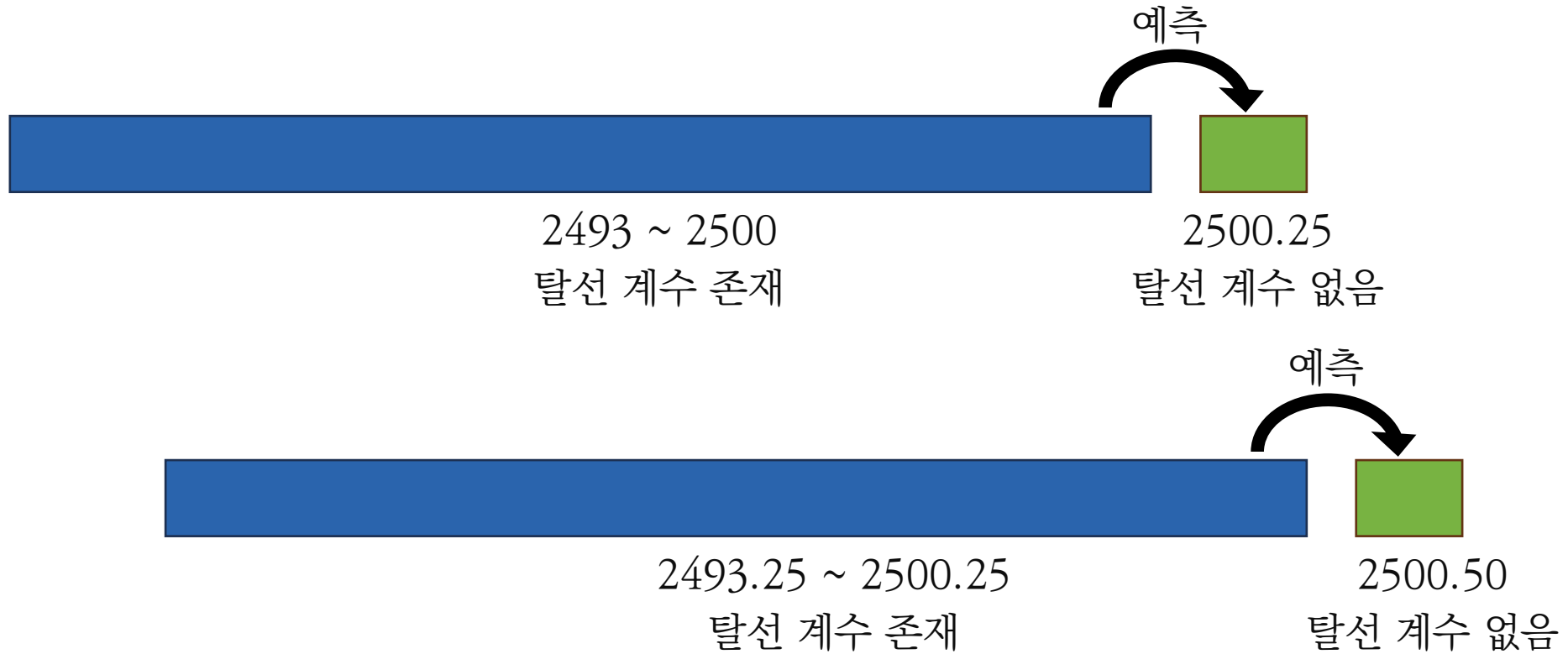
Train	valid	Test
0 ~ 2375 탈선 계수 존재	2375 ~ 2500 탈선 계수 존재	2500 ~ 2999.75 탈선 계수 없음

- 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 감소하도록 함



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

1. 이전에 몇 m구간을 볼 것인가 다양한 실험을 진행하였고(3m, 5m, 7m, 10m) 그 중 7m가 가장 좋은 성능을 보임
2. activation을 relu, swish, selu, 그리고 optimizer를 SGD, Adam, Nadam로 변경하여 성능을 측정한 결과, activation이 selu이고 optimizer가 Nadam일 때 예측 성능이 가장 좋았음

0812_cnn_1d_7m_cnn_filter_16_valid_best_reset_idx_Nadam	79.1202129점	78.681525점
0812_cnn_1d_7m_cnn_filter_16_valid_best_reset_idx	78.7225034점	92.9546642점

최종 점수 : 78.681525점 (5위)

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 속도 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

1. 모델이 가볍기 때문에 적용이 용이하고, 최적화 작업으로 추가적인 모델 경량화가 가능할 것으로 기대됨.
2. 두 모델이 같은 Input Shape를 가지기 때문에, 곡선, 직선 선로에 동일한 데이터가 주어진다면, 선로 종류를 범주형 변수로 추가하여 하나의 모델로 통합이 가능.
3. 실시간 데이터 학습이 가능하기 때문에, 지속적인 모델의 정확도 향상이 가능.

Q & A