```
AICE Associate 자격인증 샘플문항
     내비게이션 주행데이터를 이용한 도착시각 예측 문제
      • 내비게이션 주행데이터를 읽어들여 데이터를 분석 및 전처리한 후 머신러닝과 딥러닝으로 도착시각을 예측하고 결과를 분석하세요.
     [유의사항]
      • 각 문항의 답안코드는 반드시 '# 여기에 답안코드를 작성하세요' 로 표시된 cell에 작성해야 합니다.
      • 제공된 시험문항 cell을 삭제하거나 답안 위치가 아닌 다른 cell에 답안코드를 작성 시 채점되지 않습니다.
      • 시험 중에는 상단의 '임시저장' 버튼을 클릭하여 저장을 해주시고, 답안 제출시에는 '최종제출' 버튼을 클릭해주시기 바랍니다.
      • 반드시 문제에 제시된 가이드를 읽고 답안 작성하세요.
      • 문제에 변수명이 제시된 경우 반드시 해당 변수명을 사용하세요.
      • 자격인증 문제에 제공된 데이터는 제 3자에게 공유하거나 개인적인 용도로 사용하는 등 외부로 유출할 수 없으며 유출로 인한 책임은 응시자 본인에게 있습니다.
      • Copy & Paste를 위한 메모장, 노션 등을 사용할 경우 부정행위로 간주될 수 있습니다.
      • 생성형 AI를 활용한 검색은 부정행위로 별도의 경고조치 없이 적발 즉시 시험 중단될 수 있습니다.
     [ 데이터 컬럼 설명 (데이터 파일명: A0007IT.json) ]
      ● Time_Departure : 출발시각
      ● Time_Arrival : 도착시각
      • Distance : 이동 거리, 단위 (m)
      Time_Driving : 실주행시간(초)
      • Speed_Per_Hour : 평균시속
      Address1 : 주소1
      • Address2 : 주소2

    Weekday : Time_Departure(출발시각)의 요일

    Hour : Time_Departure(출발시각)의 시각

    Day : Time_Departure(출발시각)의 날짜

     [데이터 컬럼 설명 (데이터 파일명: signal.csv)]
      • RID : 경로ID
      • Signaltype : 경로의 신호등 갯수
     1. scikit-learn 패키지는 머신러닝 교육을 위한 최고의 파이썬 패키지입니다.
     scikit-learn를 별칭(alias) sk로 임포트하는 코드를 작성하고 실행하세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     2. Pandas는 데이터 분석을 위해 널리 사용되는 파이썬 라이브러리입니다.
     Pandas를 사용할 수 있도록 별칭(alias)을 pd로 해서 불러오세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     3. 모델링을 위해 분석 및 처리할 데이터 파일을 읽어오려고 합니다.
     Pandas함수로 2개 데이터 파일을 읽고 합쳐서 1개의 데이터프레임 변수명 df에 할당하는 코드를 작성하세요.
      • A0007IT.json 파일을 읽어 데이터 프레임 변수명 df_a에 할당하세요.
      • signal.csv 파일을 읽어 데이터 프레임 변수명 df_b에 할당하세요.
      • df_a와 df_b 데이터프레임을 판다스의 merge 함수를 활용하여 합쳐 데이터프레임 변수명 df에 저장하세요.
         ■ 합칠때 사용하는 키(on) : 'RID'
         ■ 합치는 방법(how) : 'inner'
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
          다음 문항을 풀기 전에 아래 코드를 실행하세요.
In [ ]: import matplotlib.pyplot as plt
     import matplotlib.font_manager as fm
     plt.rc('font', family='NanumGothicCoding')
     4. Address1(주소1)에 대한 분포도를 알아 보려고 합니다.
     Address1(주소1)에 대해 countplot그래프로 만드는 코드와 답안을 작성하세요.
      • Seaborn을 활용하세요.
      • 첫번째, Address1(주소1)에 대해서 분포를 보여주는 countplot 그래프 그리세요.
      • 두번째, 지역명이 없는 '-' 에 해당되는 row(행)을 삭제하세요.
      • 출력된 그래프를 보고 해석한 것으로 옳지 않은 선택지를 아래에서 골라 '답안04' 변수에 저장하세요.(예. 답안04 = 4)
         1. Countplot 그래프에서 Address1(주소1) 분포를 확인시 '경기도' 분포가 제일 크다.
         2. Address1(주소1) 분포를 보면 '인천광역시' 보다 '서울특별시'가 더 크다.
         3. 지역명이 없는 '-' 에 해당되는 row(행)가 2개 있다.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     5. 실주행시간과 평균시속의 분포를 같이 확인하려고 합니다.
     Time_Driving(실주행시간)과 Speed_Per_Hour(평균시속)을 jointplot그래프로 만드세요.
      • Seaborn을 활용하세요.
      • X축에는 Time_Driving(실주행시간)을 표시하고 Y축에는 Speed_Per_Hour(평균시속)을 표시하세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     6. 위의 jointplot 그래프에서 시속 300이 넘는 이상치를 발견할수 있습니다.
     가이드에 따라서 전처리를 수행하고 저장하세요.
      • 대상 데이터프레임 : df
      • jointplot 그래프를 보고 시속 300 이상되는 이상치를 찾아 해당 행(Row)을 삭제하세요.
      • 불필요한 'RID' 컬럼을 삭제 하세요.
      • 전처리 반영 후에 새로운 데이터프레임 변수명 df_temp 에 저장하세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     7. 모델링 성능을 제대로 얻기 위해서 결측치 처리는 필수입니다.
     아래 가이드를 따라 결측치 처리하세요.
      • 대상 데이터프레임 : df_temp
      • 결측치를 확인하는 코드를 작성하세요.
      • 결측치가 있는 행(raw)를 삭제 하세요.
      • 전처리 반영된 결과를 새로운 데이터프레임 변수명 df_na 에 저장하세요.
      • 결측치 개수를 '답안07' 변수에 저장하세요.(예. 답안07 = 5)
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     8. 모델링 성능을 제대로 얻기 위해서 불필요한 변수는 삭제해야 합니다.
     아래 가이드를 따라 불필요 데이터를 삭제 처리하세요.
      ● 대상 데이터프레임 : df_na
      • 'Time_Departure', 'Time_Arrival' 2개 컬럼을 삭제하세요.
      • 전처리 반영된 결과를 새로운 데이터프레임 변수명 df_del 에 저장하세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     9. 원-핫 인코딩(One-hot encoding)은 범주형 변수를 1과 0의 이진형 벡터로 변환하기 위하여 사용하는 방법입니다.
     원-핫 인코딩으로 아래 조건에 해당하는 컬럼 데이터를 변환하세요.
      • 대상 데이터프레임 : df_del
      • 원-핫 인코딩 대상 : object 타입의 전체 컬럼

    활용 함수: Pandas의 get_dummies

      • 해당 전처리가 반영된 결과를 데이터프레임 변수 df_preset에 저장해 주세요.
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     10. 훈련과 검증 각각에 사용할 데이터셋을 분리하려고 합니다.
     Time_Driving(실주행시간) 컬럼을 label값 y로, 나머지 컬럼을 feature값 X로 할당한 후 훈련데이터셋과 검증데이터셋으로 분리하세요.
     추가로, 가이드 따라서 훈련데이터셋과 검증데이터셋에 스케일링을 수행하세요.
      • 대상 데이터프레임 : df_preset
      • 훈련과 검증 데이터셋 분리
         ■ 훈련 데이터셋 label : y_train, 훈련 데이터셋 Feature: X_train
         ■ 검증 데이터셋 label : y_valid, 검증 데이터셋 Feature: X_valid
         ■ 훈련 데이터셋과 검증데이터셋 비율은 80:20
         ■ random_state : 42
         ■ Scikit-learn의 train_test_split 함수를 활용하세요.
      • RobustScaler 스케일링 수행
         ■ sklearn.preprocessing의 RobustScaler 함수 사용
         ■ 훈련데이터셋의 Feature는 RobustScaler의 fit_transform 함수를 활용하여 X_train 변수로 할당
         ■ 검증데이터셋의 Feature는 RobustScaler의 transform 함수를 활용하여 X_valid 변수로 할당
In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.
     11. Time_Driving(실주행시간)을 예측하는 머신러닝 모델을 만들려고 합니다.
     의사결정나무(decision tree)와 랜덤포레스트(RandomForest)는 여러 가지 규칙을 순차적으로 적용하면서
     독립 변수 공간을 분할하는 모형으로 분류(classification)와 회귀 분석(regression)에 모두 사용될 수 있습니다.
     아래 가이드에 따라 의사결정나무(decision tree)와 랜덤포레스트(RandomForest) 모델 만들고 학습을 진행하세요.
      • 의사결정나무(decision tree)
         ■ 트리의 최대 깊이 : 5로 설정
         ■ 노드를 분할하기 위한 최소한의 샘플 데이터수(min_samples_split) : 3로 설정
         ■ random_state : 120로 설정
         ■ 의사결정나무(decision tree) 모델을 dt 변수에 저장해 주세요.
      • 랜덤포레스트(RandomForest)
         ■ 트리의 최대 깊이 : 5로 설정
         ■ 노드를 분할하기 위한 최소한의 샘플 데이터수(min_samples_split) : 3로 설정
         ■ random_state : 120로 설정
         ■ 랜덤포레스트(RandomForest) 모델을 rf 변수에 저장해 주세요.
```

• 위의 2개의 모델에 대해 fit을 활용해 모델을 학습해 주세요. 학습 시 훈련데이터 셋을 활용해 주세요. In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.

12. 위 의사결정나무(decision tree)와 랜덤포레스트(RandomForest) 모델의 성능을 평가하려고 합니다. 아래 가이드에 따라 예측 결과의 mae(Mean Absolute Error)를 구하고 평가하세요.

• 성능 평가는 검증 데이터셋을 활용하세요. • 11번 문제에서 만든 의사결정나무(decision tree) 모델로 y값을 예측(predict)하여 y\_pred\_dt에 저장하세요. ● 검증 정답(y\_valid)과 예측값(y\_pred\_dt)의 mae(Mean Absolute Error)를 구하고 dt\_mae 변수에 저장하세요. • 11번 문제에서 만든 랜덤포레스트(RandomForest) 모델로 y값을 예측(predict)하여 y\_pred\_rf에 저장하세요. • 검증 정답(y\_valid)과 예측값(y\_pred\_rf)의 mae(Mean Absolute Error)를 구하고 rf\_mae 변수에 저장하세요. • 2개의 모델에 대한 mae 성능평가 결과을 확인하여 성능좋은 모델 이름을 '답안12' 변수에 저장하세요. ■ 예) 답안12 = 'decisiontree' 혹은 답안12 = 'randomforest'

In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.

다음 문항을 풀기 전에 아래 코드를 실행하세요.

In [ ]: import tensorflow as tf from tensorflow.keras.models import Sequential, load\_model from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation, Dropout, BatchNormalization from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint from tensorflow.keras.utils import to\_categorical tf.random.set\_seed(1)

13. Time\_Driving(실주행시간)을 예측하는 딥러닝 모델을 만들려고 합니다. 아래 가이드에 따라 모델링하고 학습을 진행하세요.

• Tensorflow framework를 사용하여 딥러닝 모델을 만드세요. • 히든레이어(hidden layer) 2개이상으로 모델을 구성하세요. • dropout 비율 0.2로 Dropout 레이어 1개를 추가해 주세요. • 손실함수는 MSE(Mean Squared Error)를 사용하세요. • 하이퍼파라미터 epochs : 30, batch\_size : 16 으로 설정해 주세요. • 각 에포크마다 loss와 metrics 평가하기 위한 데이터로 x\_valid, y\_valid 사용하세요. • 학습정보는 history 변수에 저장해 주세요.

In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.

In []: # 여기에 답안코드를 작성하세요.

14. 위 딥러닝 모델의 성능을 평가하려고 합니다.

Matplotlib 라이브러리 활용해서 학습 mse와 검증 mse를 그래프로 표시하세요.

• 1개의 그래프에 학습 mse과 검증 mse 2가지를 모두 표시하세요. • 위 2가지 각각의 범례를 'mse', 'val\_mse'로 표시하세요. • 그래프의 타이틀은 'Model MSE'로 표시하세요.

• X축에는 'Epochs'라고 표시하고 Y축에는 'MSE'라고 표시하세요.

1번부터 14번까지 모든 문제를 풀었습니다. 수고하셨습니다. '최종제출 및 종료'를 클릭하셔서 답안을 제출해 주시기 바랍니다.